

Algoritmos Genéticos e Elementos Finitos na Síntese de Dispositivos Fotônicos

Autor: Davi Correia

Nível: Mestrado

DMO/FEEC/UNICAMP

Orientador: Hugo Enrique Hernández-Figueroa

Dissertação de Mestrado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da UNICAMP, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e Computação.

Área de Concentração: Telecomunicações

Comissão Examinadora:

Hugo Enrique Hernández Figueroa - DMO/FEEC/UNICAMP-Presidente

Antônio José Martins Soares - Universidade de Brasília, UnB

Gina Maira Barbosa de Oliveira - Universidade Presbiteriana Mackenzie

Rui Fragassi Souza - DMO/FEEC/UNICAMP

Edson Moschim - DSIF/FEEC/UNICAMP

Data de Defesa: 22/03/2002

Para minha filha

Agradecimentos

- Ao Prof. Hugo, pela sua competência e sua excelente orientação tanto profissional quanto pessoal.
- À minha mãe, meus irmãos e meus amigos, pela paciência.
- À FAPESP pelo apoio financeiro.

Resumo

Desenvolveu-se um código numérico baseado em Algoritmos Genéticos e esquemas de análise modal baseados no Método dos Elementos Finitos, visando a síntese de dispositivos fotônicos. A primeira aplicação diz respeito à síntese de perfis de fibras ópticas com dispersão deslocada cuja curva de dispersão cromática na faixa de interesse fosse o mais plana possível e próxima de zero. Tal comportamento é importante para aumentar a taxa de transmissão da fibra. Três diferentes perfis foram otimizados utilizando o programa desenvolvido e os resultados se mostraram superiores a perfis anteriormente publicados. Uma segunda aplicação foi a síntese de um polarizador passivo. Esse tipo de polarizador garante a rotação de modos TE e TM sem a necessidade de um dispositivo ativo ou anisotrópico. É necessário que o guia que compõe o polarizador seja altamente assimétrico para que a taxa de conversão TE/TM seja alta. Além disso, é importante obter dispositivos curtos, capazes de realizar tal conversão em um comprimento pequeno, favorecendo a miniaturização e, portanto, sua posterior integração. Os resultados foram bastante encorajadores, superando os resultados até então publicados.

Abstract

We developed a numerical code based on Genetic Algorithm and modal analysis scheme based on Finite Element Method to optimize photonic devices. The first application of our program was in dispersion-flattened fiber synthesis. Those fibers should have a shift dispersion curve in such a way that the chromatic dispersion in the desired band be as flat as possible. This behavior is important to increase the transmission rate. Three different profiles were tried and the results are superior than the previous published ones. A second application was the passive polarization converter. This converter can guarantee a TE/TM mode rotation without an active device or anisotropic media. It is necessary that the converter's waveguide be as asymmetric as possible, so the TE/TM conversion rate can be high. On the other hand, it is important to obtain short devices, so that the integration can be facilitated. Once more, the results were excellent, overcoming the ones published until now.

Sumário

1	Introdução	1
2	Algoritmos Genéticos	4
2.1	Revisão Bibliográfica	4
2.2	Inspiração Biológica	5
2.3	Por que Algoritmos Genéticos?	7
2.4	Terminologia	9
2.5	Algoritmos Genéticos Simples	10
2.6	Simulação de um Algoritmo Genético Simples	15
2.7	Conclusão	20
3	Perfis com Curva de Dispersão Plana	21
3.1	Revisão Bibliográfica	21
3.2	Elementos Finitos Unidimensionais	25
3.3	Algoritmos Genéticos na Síntese de Perfis de Dispersão Plana	26
3.4	Resultados	31
3.4.1	Perfil W	31
3.4.2	Análise de Sensibilidade	32
3.4.3	Perfil Triangular	33
3.4.4	Perfil <i>Linear Chirp</i>	34
3.5	Conclusão	35

4	Polarizador Passivo	37
4.1	Revisão Bibliográfica	37
4.2	Teoria de Polarizadores Passivos	39
4.3	Algoritmos Genéticos em Polarizadores Passivos	43
4.4	Resultados	45
4.4.1	Análise de Sensibilidade	48
4.5	Fabricação (MOCVD)	51
4.5.1	Reações Químicas Básicas	51
4.5.2	Precisão	52
4.6	Conclusão	52
5	Conclusão	53
A	Formulação Elementos Finitos Vetorial 2D	55
A.1	Método de Galerkin	58
B	Arquivos de Entrada para o Programa de Análise Vetorial 2D (Anibal)	62
B.1	Arquivo de Entrada para o Malhador Hm	62
B.2	Arquivo de Entrada para o Programa de Delimitação de Fronteiras Bops	64
B.3	Arquivo de Entrada para o Programa de Análise Modal Anibal	65

Lista de Figuras

2.1	Seleção proporcional representada por uma roleta com áreas proporcionais às suas aptidões relativas	12
2.2	Seleção por torneio, onde os vencedores de cada torneio serão selecionados	13
2.3	Cruzamento do tipo simples, em um único ponto, gerando dois filhos . . .	14
2.4	Mutação aleatória atuando em um dos genes.	14
2.5	Diagrama de blocos de um otimizador genético simples	15
2.6	Gráfico da função $x \sin(10 \pi x) + 2$	16
2.7	Evolução do melhor e da média da população para a Equação (2.3) sem o uso de elitismo.	18
2.8	Evolução do melhor e da média da população para a Equação (2.3) com o uso de elitismo.	19
3.1	Perfil de índice de refração W	22
3.2	Perfil de índice de refração triangular.	23
3.3	Perfil de índice de refração <i>Linear Chirp</i>	24
3.4	Variáveis do perfil W.	29
3.5	Variáveis do perfil triangular.	30
3.6	Curvas de dispersão (D) ótimas, publicada em [17] e utilizando AG. . . .	31
3.7	Ilustração esquemática da variação a partir do perfil ótimo	32
3.8	Curvas de dispersão (D) do perfil ótimo e de um resultado vizinho	33
3.9	Curva de dispersão (D) para o perfil triangular ótimo.	34

3.10	Curva de dispersão (D) para o melhor resultado por Algoritmo Genético e para [19]	35
4.1	Efeito do corte no campo elétrico em um polarizador passivo.	40
4.2	Geometria em corte do Polarizador	40
4.3	Superposição de x (linha contínua) e y (linha pontilhada), componentes do primeiro modo da estrutura. Parâmetros: $W= 1,4 \mu \text{ m}$, $h = 0,8 \mu \text{ m}$, $\theta = 46^\circ$, $n_g = 3,44$ e $n_s = 3,235$	46
4.4	Superposição de x (linha contínua) e y (linha pontilhada), componentes do segundo modo da estrutura. Parâmetros: $W= 1,4 \mu \text{ m}$, $h= 0,8 \mu \text{ m}$, $\theta = 46^\circ$, $n_g = 3,44$ e $n_s = 3,235$	47
4.5	Campo residual dado pela soma das componentes x do primeiro e segundo modos. Sua amplitude é de apenas 0,03 do valor da soma das componentes y . Parâmetros: $W= 1,4 \mu \text{ m}$, $h= 0,8 \mu \text{ m}$, $\theta = 46^\circ$, $n_g = 3,44$ e $n_s = 3,235$	48
4.6	Comportamento da razão Hx/Hy com a variação do ângulo para a estrutura $W=1,4 \mu \text{ m}$, $h= 0,8 \mu \text{ m}$, $n_g = 3,44$ e $n_s = 3,235$	49
4.7	Comportamento do comprimento de acoplamento com a variação do ângulo para a estrutura $W=1,4 \mu \text{ m}$, $h= 0,8 \mu \text{ m}$, $n_g = 3,44$ e $n_s = 3,235$	50

Lista de Tabelas

3.1	Parâmetros usados nos AG para o problema de dispersão.	26
3.2	Valores máximos e mínimos das variáveis mostradas na Fig. 3.4.	29
3.3	Valores máximos e mínimos das variáveis mostradas na Fig. 3.5.	30
3.4	Valores máximos e mínimos das variáveis referentes à Fig. 3.3.	30
4.1	Parâmetros usados nos AG para o problema de polarizadores passivos. . .	43
4.2	Intervalos de busca das variáveis mostradas na Fig. 4.2	44
4.3	Novos limites para os intervalos, baseados no primeiro resultado	45

Capítulo 1

Introdução

Atualmente, as idéias de Darwin e Mendel de que a vida em suas diversas formas evolui por seleção natural e adaptação controlada pela sobrevivência dos indivíduos já estão amplamente divulgadas. Com isso, surge a idéia de se tentar implementar em computadores os operadores utilizados pela natureza e aplicá-los a problemas de otimização em engenharia.

Na última década, a popularização de Algoritmos Genéticos (AG) em diversas áreas do conhecimento mostrou-se cada vez mais maior. Problemas que se encontravam sem solução na área de otimização, de reconhecimento de padrões e de controle robótico, entre outros, foram resolvidos com resultados surpreendentemente bons pela aplicação de AG. Parece cada vez mais claro que os AG se tornarão parte importante dentro das ferramentas computacionais [1].

Na área de eletromagnetismo, AG ganham cada vez mais espaço. Desde o começo da década de 90 eles são utilizados na síntese de antenas. Recentemente, foram aplicados a problemas de síntese de filtros, de espalhamento inverso e amplificadores [2]. Atualmente, várias conferências internacionais da área dedicam pelo menos uma sessão aos AG. Também chegaram a ser utilizados em redes de comunicações ópticas. A síntese de dispositivos fotônicos, no entanto, não havia até hoje recebido a mesma atenção.

O enfoque principal deste trabalho não é, no entanto, em AG. Os AG utilizados

são bastante simples, sem qualquer operador sofisticado. A intenção do trabalho é no desenvolvimento de ferramentas de síntese de dispositivos fotônicos.

Este trabalho apresenta a aplicação inédita de AG em dois diferentes problemas de síntese de dispositivos fotônicos. Para cada caso, utilizamos um programa de análise distinto desenvolvido anteriormente pelo grupo de pesquisa coordenado pelo Prof. Hugo Hernández-Figueroa.

Esta dissertação está dividida da seguinte forma:

O segundo capítulo apresenta como AG podem facilmente ser implementados. Nele, os operadores simples de um AG estão ilustrados e um problema bastante simples é resolvido por meio de AG. Também são feitas comparações entre os diferentes tipos de operadores e suas limitações.

O terceiro capítulo mostra uma aplicação inédita de AG para a síntese de perfis com dispersão plana. O objetivo principal é o de sintetizar perfis de índice de refração cuja curva de dispersão na faixa de interesse seja a mais plana possível. Para este caso, utilizou-se um programa de análise baseado em elementos finitos unidimensionais, desenvolvido previamente pelo grupo. A resolução desse problema é importante para se obter altas taxas de transmissão na fibra óptica. Este rendeu também a primeira publicação relevante deste trabalho.

O quarto capítulo mostra uma outra aplicação, também inédita, com dificuldade de solução mais elevada. Nele, utilizou-se essencialmente o mesmo AG, mas passou-se a utilizar um código de análise baseado em elementos finitos vetoriais, pois ambas as componentes de campo são necessárias. Neste capítulo, polarizadores passivos, sem a necessidade de anisotropia ou componentes ativos, foram sintetizados. Os resultados também se mostraram promissores e em breve serão submetidos a revistas especializadas.

A conclusão apresenta sugestões para futuros trabalhos e faz um resumo da importância do método desenvolvido e suas limitações.

Os **apêndices** mostram alguns tópicos estudados que foram importantes para o desenvolvimento da dissertação e os arquivos utilizados na análise.

Capítulo 2

Algoritmos Genéticos

2.1 Revisão Bibliográfica

Ainda que as idéias por trás dos Algoritmos Genéticos (AG) datem do final da década de 50 [3], os AG como conhecemos hoje foram criados por John Holland nos anos 60 e desenvolvidos por seu grupo de pesquisa até meados dos anos 70 [4].

Ao contrário da abordagem até então utilizada de se usar AG para resolver problemas específicos, Holland passou a estudar formalmente os fenômenos de adaptação, naturais ou artificiais, com o propósito de incorporar estes mecanismos de adaptação a ambientes computacionais. Ele apresentou os AG como uma abstração da evolução biológica, tendo como inovações significativas a utilização conjunta de operadores de recombinação, inversão e mutação e de um número elevado de indivíduos em cada geração [5].

Um dos alunos de Holland, David Goldberg, que inicialmente se mostrava interessado em resolver problemas de encanamento de gás natural, passou a ser, depois de sua tese de doutorado, um dos grandes responsáveis pela popularização dos AG. Em 1989, após uma série de simulações, ele publicou um livro, cujo prefácio é do próprio Holland, que até hoje ainda é uma das principais referências, especialmente para a comunidade envolvida com problemas de eletromagnetismo [1].

Na área de eletromagnetismo, os AG foram inicialmente utilizados com sucesso

no começo da década de 90 [6]. Em antenas, onde os códigos de análise, por serem mais antigos, já estavam suficientemente testados, começam a aparecer os primeiros artigos nessa mesma época [7]. A partir de então, inúmeros trabalhos foram publicados, dentre os quais três se destacam por apresentar uma abordagem geral das aplicações de AG em eletromagnetismo [8]-[10]. Nesses trabalhos, são apresentados de forma abrangente os mais diversos usos de AG, bem como exemplos e resultados. A teoria básica, desenvolvida em [1] também é apresentada nesses trabalhos.

Apenas no final da década 90 os principais trabalhos de AG em eletromagnetismo foram compilados em um livro e editado por dois dos principais autores dessa área na década, Eric Michielssen e Yahya Rahmat-Samii [2]. Ainda que apresente aplicações como filtros e espalhamento inverso, a maior parte do livro é de fato voltada para aplicações em antenas.

Na área de síntese de perfis e dispositivos fotônicos, o primeiro trabalho só foi apresentado em 2001 [11],[12]. Isto deveu-se à complexidade dos métodos numéricos disponíveis para óptica. Apenas com um programa de análise confiável seria possível a utilização de AG. Durante a década de 90, enquanto florescia a pesquisa em AG para antenas, o foco de pesquisa na área de métodos numéricos em óptica ainda era em ferramentas de análise confiáveis. Apenas quando um programa suficientemente robusto fosse desenvolvido seria possível se aplicar AG. Este problema só foi resolvido em 1999 [13].

2.2 Inspiração Biológica

A compreensão de como mecanismos evolutivos e genéticos atuavam na natureza de forma a beneficiar os mais adaptados só começou a ser elucidada quando Gregor Mendel, em 1866, atacou o problema por meio do cruzamento de ervilhas. Ele concentrou-se em poucas características contrastantes, como cor e textura, desenvolveu um programa controlado de cruzamentos e sugeriu que os fenômenos observados fossem devidos ao que hoje conhecemos por *genes*.

Essa foi, sem dúvida, a explicação mais próxima da realidade dada até então. Faltava ainda explicar como esses genes atuavam. No entanto, o trabalho de Mendel foi esquecido e apenas em 1900, após sua morte, é que ele foi resgatado. Curiosamente, ele foi usado por criacionistas— críticos da evolução, que acreditam na criação divina dos seres vivos— para combater a Teoria da Seleção Natural, apresentada por Charles Darwin em 1859 [14].

O que Darwin propôs em sua teoria foi que a evolução, nesta época já amplamente divulgada dentro da comunidade científica mas ainda sem explicação convincente, atuava através da seleção natural. Este processo, aliado à diversidade genética, eliminava da população os indivíduos menos adaptados, favorecendo aqueles mais adaptados a um determinado ambiente. O trabalho de Darwin pode ser resumido da seguinte forma [5]:

- 1) Os filhos tendem a ser em maior número que os pais.
- 2) O número de indivíduos de uma espécie de uma geração para outra permanece constante.
- 3) Dos itens acima, conclui-se que haverá competição pela sobrevivência.
- 4) Dentro de uma mesma espécie, os indivíduos apresentam pequenas diferenças, muitas delas presentes nos respectivos pais.
- 5) O princípio da seleção natural indica que os indivíduos cujas variações se adaptaram melhor ao ambiente terão mais chances de sobreviver e se reproduzir.

Em 1930, um grupo de renomados cientistas da área de evolução e genética promoveu o que se conhece por Síntese Moderna, que pela primeira vez reuniu as idéias de Darwin e Mendel para uma explicação mais completa do processo evolutivo. Ao aceitar que características genéticas poderiam ser herdadas e propagadas e que a mutação poderiam acrescentar a variabilidade ao sistema, assim como a reprodução sexuada, a variabilidade necessária para a seleção natural atuar estava explicada [15].

A seleção natural é, portanto, o mecanismo para a preservação de pequenas variações genéticas nos organismos, responsáveis por sua maior adaptabilidade. Ela é altamente probabilística e atua essencialmente sobre o indivíduo, ainda que sua resultante possa se manifestar na espécie. E a espécie é o beneficiário final de todo processo evolutivo.

Este último fator, de ser a espécie o principal beneficiário do processo ainda que este atue sobre os indivíduos, foi a principal inspiração para o uso do princípio da seleção natural em problemas que não estariam, a princípio, relacionados com a Biologia, sendo a "espécie" o dispositivo desejado. A aplicação de um processo evolutivo resultaria em dispositivos "melhor adaptados", ou seja, de desempenho elevado, mesmo que a princípio se tenha apenas dispositivos de desempenho baixo e/ou médio.

2.3 Por que Algoritmos Genéticos?

A escolha do método de otimização mais adequado para cada problema depende fortemente do seu tipo. Para problemas lineares com restrições lineares, programação linear parece o mais adequado. Se o problema puder ser decomposto em diferentes estágios, o mais adequado seria programação dinâmica. Para problemas não-lineares com restrições lineares ou não lineares, o melhor seria a escolha de um método de otimização não-linear. Outros métodos também surgiram recentemente na área da Pesquisa Operacional (PO), tais como Busca Tabu e *Simulated Annealing*. Por que então se escolher AG?

Para a PO de forma geral, ainda que para determinados tipos de problemas os AG sejam menos eficientes que métodos específicos, eles são amplamente utilizados por sua: 1)versatilidade; 2)robustez; 3)simplicidade; 4)eficiência.

1) Versatilidade: AG são capazes de lidar com diferentes tipos de problemas sem grandes mudanças no programa principal. Para o programa, é transparente a forma como é calculada a função custo (*função fitness*). Como não necessita de in-

formações adicionais da função, pode facilmente ser usado para diferentes funções.

- 2) **Robustez:** Ainda que apresentem uma taxa de convergência apenas boa, pois não se pode garantir a obtenção do máximo, são normalmente robustos o bastante para convergirem para a **região** de máximo.
- 3) **Simplicidade:** A relativa simplicidade, comparada com os demais métodos de otimização, também foi uma das grandes responsáveis pela escolha de AG em diferentes áreas. Tanto a simplicidade de entendimento do processo quanto de programação devem ser destacadas.
- 4) **Eficiência:** Os resultados, obviamente, também fazem parte das características importantes. De nada adiantaria as demais características se os resultados não fossem animadores. E eles são! Com AG usando apenas os operadores básicos, problemas de complexidade média podem ser resolvidos.

Para problemas de eletromagnetismo, podemos ainda acrescentar uma característica que torna os AG ainda mais eficiente: AG não fazem exigência de derivadas, continuidade ou qualquer informação adicional da função. Em problemas de eletromagnetismo, fazer qualquer exigência no que diz respeito a natureza da função restringiria bastante a capacidade de busca. Por outro lado, métodos tradicionais, como Newton, Gradiente e Gradiente-Conjugado, não só fazem exigências pesadas (derivadas de até terceira ordem contínuas) em relação à função quanto serão tão mais eficientes quanto melhor se comportar a função, no que diz respeito às suas derivadas de primeira, segunda e terceira ordem.

Além de normalmente não apresentarem continuidade nas derivadas de mais alta ordem, as funções que se trabalha em eletromagnetismo apresentariam um alto custo computacional para aqueles que necessitassem do cálculo de suas derivadas. Ainda que isso fosse feito, outro problema que se apresentaria seria a impossibilidade de se aplicar o mesmo programa a outro problema, uma vez que o programa estaria baseado em derivadas da função.

2.4 Terminologia

Como AG se utilizam de uma terminologia importada da Biologia, especialmente da área de Evolução, é importante se definir os principais termos, a serem utilizados daqui por diante.

Genes: Parâmetros a serem otimizados. Assim como na evolução natural, formam o bloco básico de uma otimização por meio de AG. No caso de codificação binária (mais comum), os genes são formados por alelos (bits).

Cromossomo: Uma solução possível do problema. É formado por um conjunto de genes. Em cada um estarão representados todos os parâmetros a serem otimizados.

População Inicial: Um conjunto finito de cromossomos. A partir desta população os AG tentarão evoluir para uma melhor solução do problema. Normalmente, as melhores soluções desta população inicial ainda se encontram muito longe de uma solução razoável.

Gerações: Populações consecutivas de cromossomos. A partir da população inicial, sucessivas gerações de cromossomos serão geradas, analisadas, cruzadas e propagadas ou descartadas.

Pais: A partir da população inicial, pares de cromossomos (pais) serão escolhidos. Suas características serão combinadas gerando novos cromossomos filhos.

Filhos: A partir dos pais e através do processo de cruzamento genético, uma população de filhos é gerada, substituindo os pais na próxima geração.

Cruzamento: Tendo sido escolhidos os dois pais, há uma mistura em seus códigos genéticos. Na forma mais comum, cruzamento simples, sorteia-se um ponto qualquer no cromossomo e troca-se os genes a partir daquele ponto, gerando assim dois filhos.

Mutação: De forma aleatória, escolhe-se um gene e se altera alguma característica sua. Para representação binária do cromossomo, inverte-se o valor do bit. Obviamente,

a probabilidade associada a este operador é baixa, do contrário teríamos uma procura essencialmente aleatória.

Função de adaptação (custo): É a função objetivo, que define o foco da otimização. Cada indivíduo na população deve possuir um valor de função de adaptação (também conhecida na literatura por função *fitness*). Essa função será a responsável pela ligação entre o problema físico e o Algoritmo Genético.

2.5 Algoritmos Genéticos Simples

Um Algoritmo Genético simples pode ser dividido em representação, inicialização, reprodução e renovação.

A) *Representação:* Para que se possa confinar em um computador o problema físico que se atacará, define-se como a estrutura deve ser representada na forma de um código que o AG possa trabalhar. Deverão estar representadas todas as soluções que possam ser interessantes no processo de busca, ou pelo menos toda a região de interesse. Obviamente, mais de um tipo de representação é possível, com números inteiros, reais ou binários. O AG mais simples utiliza codificação binária (2.1). Nela, a nossa variável x irá assumir valores entre x_{min} e x_{max} . Utilizando o mesmo princípio para as demais variáveis, tem-se uma série de bits X representando toda a estrutura física.

$$x = x_{min} + \frac{x_{max} - x_{min}}{2^{N_x} - 1} \sum_{j=0}^{N_x-1} b_j^x 2^j \quad (2.1)$$

onde b_j^x são os N_x bits que descrevem x com $j = 0, \dots, N_x - 1$. Outras codificações também são possíveis, como código de Gray e espaçamento não-uniforme, mas apresentariam uma complexidade maior para serem implementadas.

Finalmente, deve-se buscar a transformação em uma função matemática do objetivo de otimização. Por exemplo, se desejamos minimizar uma determinada característica $C(X)$, deve-se então maximizar $-|C(X)|$. Seu máximo ocorrerá quando a característica estiver ausente ($C(X) = 0$). Para se maximizar um segundo objetivo

$C'(X)$, simplesmente acrescenta-se este à função. Pode ocorrer ainda, e normalmente ocorre, que os valores de $C(X)$ e $C'(X)$ sejam de ordem de grandeza distintas, ou que um deles deva ter uma importância maior. Supondo $C(X)$ muito menor que $C'(X)$ e com importância relativa alta, tem-se que multiplicá-lo por um fator f . O ajuste de f deve ser feito praticamente de forma manual. Assim, pode-se ter a função (2.2) representando uma possível função custo.

$$F(X) = f \times | - C(X)| + C'(X) \quad (2.2)$$

B) Inicialização: É feita preenchendo-se um número determinado de parâmetros, normalmente de forma aleatória. Estes são os genes e seu conjunto formará um cromossomo. A cada cromossomo dessa população inicial será associado um valor de aptidão. O conjunto destes cromossomos formará então a população inicial. Foi observado que para se manter uma diversidade populacional razoável, se deveria trabalhar com uma população inicial de dimensões da mesma ordem de grandeza que o número de genes (bits) [1],[9].

C) Reprodução: Começa pela seleção dos pais. Existem várias formas de selecioná-los, mas a mais comum é a conhecida por sorteio por roleta. Neste, cada indivíduo é representado na roleta por uma área proporcional à sua aptidão, enquanto a área total da roleta representa a soma de todas as aptidões. Um número aleatório entre 0 e a soma das aptidões, representando uma rodada na roleta, é sorteado. O pai equivalente a este número é então selecionado para o cruzamento. Ainda que este processo seja aleatório, ele irá privilegiar aqueles indivíduos que possuem maior aptidão, pois ocuparão uma área maior da roleta. A Fig. 2.1 ilustra este processo.

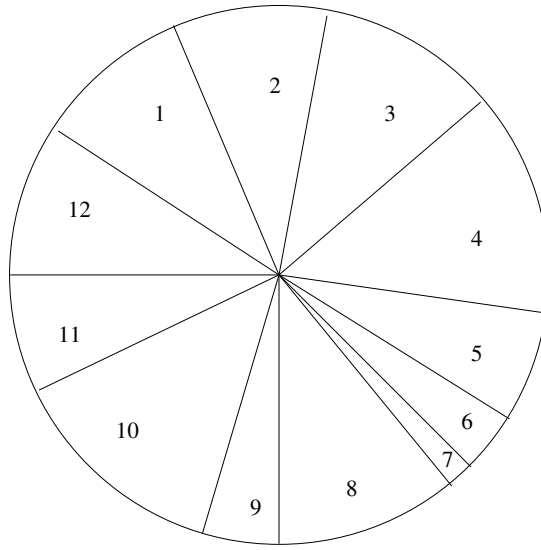


Figura 2.1: Seleção proporcional representada por uma roleta com áreas proporcionais às suas aptidões relativas

Esta forma, ainda que amplamente utilizada, não é utilizada neste trabalho, pois, ao utilizá-la, mede-se apenas a aptidão *relativa* dos indivíduos. O que poderá acontecer, e normalmente acontece, é que, se o melhor da primeira geração for muito superior aos demais, o algoritmo irá convergir para regiões muito próximas àquela, ainda que ele não seja uma boa solução para o problema. A pressão seletiva nesse caso é muito alta. Uma forma de se diminuir esta pressão é o que se conhece por *seleção por torneio*.

Na seleção por torneio, sorteia-se de forma aleatória um certo número (normalmente um par) de indivíduos e se compara suas aptidões. O "vencedor" é então armazenado enquanto o "perdedor" é recolocado na população. Repete-se o processo para que se tenha dois "vencedores". Estes serão então cruzados. Este processo ainda mantém a aleatoriedade, parte importante em AG, mas não privilegia tanto o mais adaptado, pois ele deverá ser sorteado *aleatoriamente*. A Fig. 2.2 ilustra este processo.

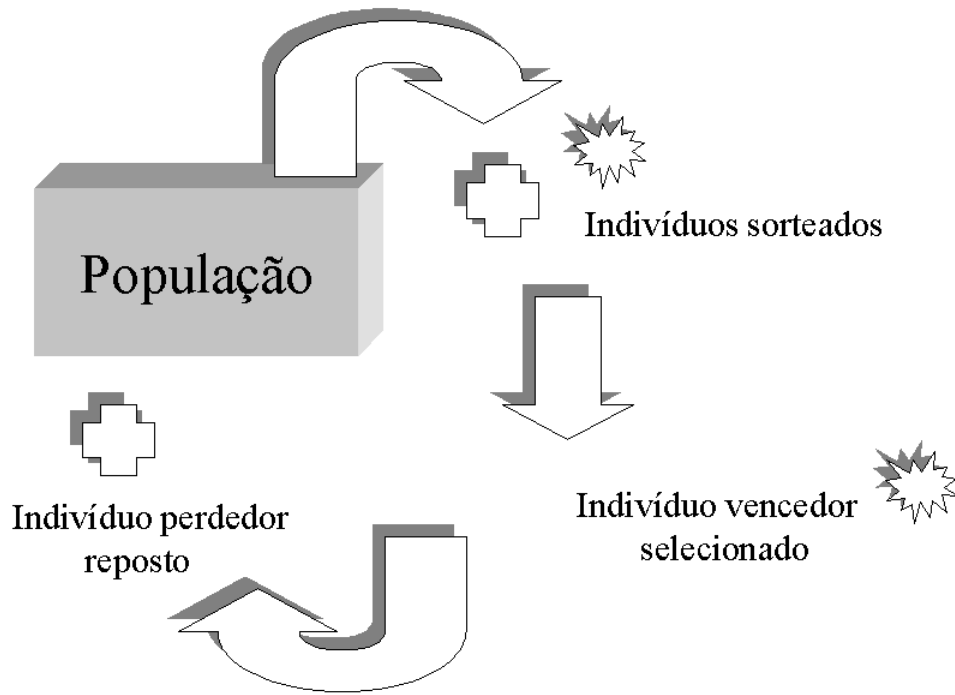


Figura 2.2: Seleção por torneio, onde os vencedores de cada torneio serão selecionados

Ainda na reprodução, deve-se misturar de alguma forma o código genético dos dois pais escolhidos. O tipo de cruzamento depende do tipo de representação adotada. A mais simples de todas adota uma codificação binária, onde uma seqüência de bits representa um gene. O cruzamento mais simples troca, a partir de um ponto qualquer do cromossomo, o código genético dos pais. Assim, as informações genéticas dos indivíduos mais adaptados se propagarão. A Fig. 2.3 ilustra este processo.

Finalmente, o processo de mutação altera um gene de forma aleatória. A chance

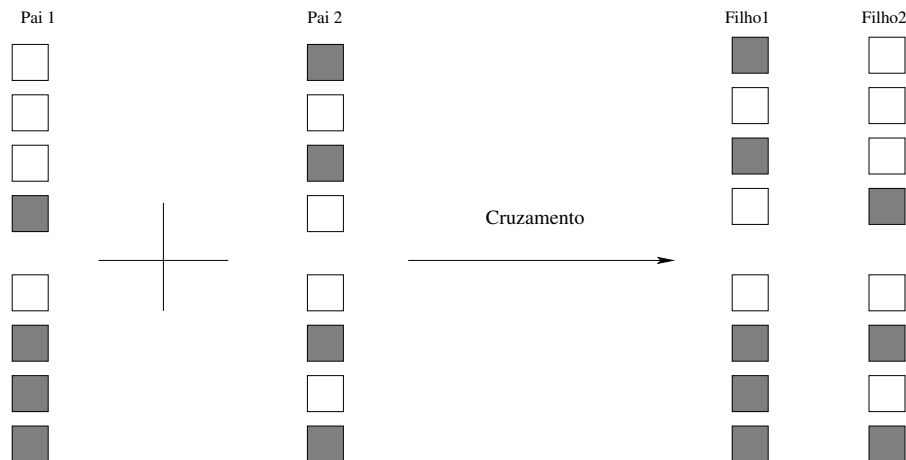


Figura 2.3: Cruzamento do tipo simples, em um único ponto, gerando dois filhos

de ocorrer este evento é bastante pequena. Este operador é responsável apenas pelo acréscimo de um pequeno ruído ao sistema, na tentativa de evitar que ele fique preso a um máximo local. A chance de que uma mutação ocorra normalmente está entre 0,01 e 0,07. A Fig. 2.4 mostra esquematicamente este processo.

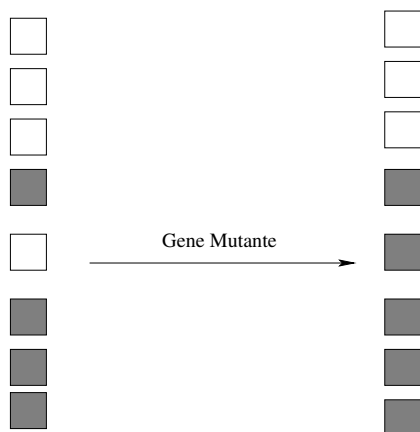


Figura 2.4: Mutação aleatória atuando em um dos genes.

D) Renovação: Consiste em, uma vez gerados os filhos pelo processo de reprodução, estes irão assumir o lugar dos pais na nova geração. A forma como é feita a renovação pode variar, especialmente no que diz respeito à porcentagem de pais a ser eliminada. Os AG mais simples eliminam 100% dos pais, não havendo assim super-

posição entre as gerações. AG mais eficientes usam, no entanto uma taxa de renovação que varia de 30 a 70%.

Outro ponto bastante importante na etapa de renovação é conhecido por elitismo. Para que não se perca durante o processo boas soluções, uma vez que em AG sempre teremos envolvida uma certa aleatoriedade, a pior solução de uma geração é automaticamente substituída pela melhor solução da geração anterior.

O processo completo de um AG simples é ilustrado na Fig. 2.5.

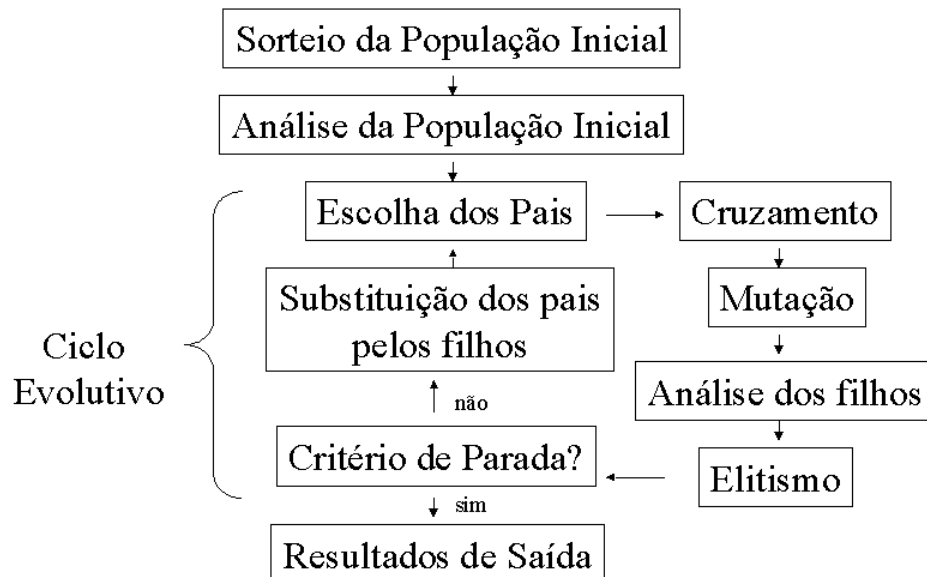


Figura 2.5: Diagrama de blocos de um otimizador genético simples

2.6 Simulação de um Algoritmo Genético Simples

A seguir, ilustra-se como um AG simples pode solucionar problemas onde técnicas tradicionais teriam uma certa dificuldade, pois a função apresenta uma série de máximos

e mínimos espalhados. Ainda que a função escolhida seja aparentemente simples, vamos ilustrar por que técnicas tradicionais falhariam. Seja a função

$$f(x) = x \operatorname{sen}(10\pi x) + 2 \quad (2.3)$$

definida no intervalo $[-1, 2]$, cujo gráfico é mostrado na Fig. 2.6

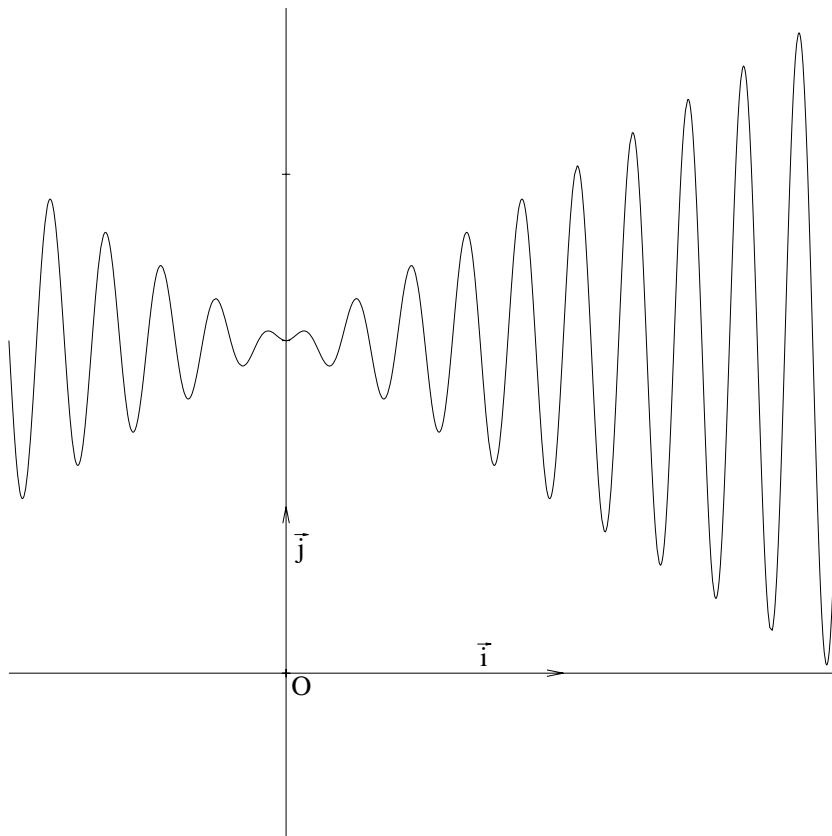


Figura 2.6: Gráfico da função $x \operatorname{sen}(10 \pi x) + 2$

Ainda que pareça simples, esta função apresenta uma série de máximos e mínimos locais que poderiam dificultar um programa de otimização baseado em derivadas. Estas técnicas tradicionais poderiam apontar um máximo local como sendo global por não conseguir identificar que tipo de máximo foi atingido. A função em questão não é nem convexa nem côncava, exigências comuns em programação não-linear. AG bastante simples, como os descritos na seção anterior, apresentam um desempenho bastante razoável.

Nesta simulação, foram utilizados os seguintes valores: tamanho da população- 30 indivíduos; número máximo de gerações- 15; número de bits (alelos)= 16; cruzamento simples tipo roleta. A transformação de número real para código binário foi feita de acordo com a equação

$$x = -1 + 3\left(\sum_{i=0}^{i=alelos} 2^i\right)/(alelos - 1) \quad (2.4)$$

O máximo da função (2.3) no intervalo estabelecido é obtido em $x = 1,85059$ e seu valor é $f(x) = 3,850271$. A Fig. 2.7 mostra a evolução do programa na obtenção deste máximo, sem o uso de elitismo. Tanto o valor médio quanto o valor máximo da população são mostrados. Deve ser notado que da primeira para a segunda geração há uma queda na qualidade do melhor indivíduo. Tal queda só é recuperada a partir da décima geração.

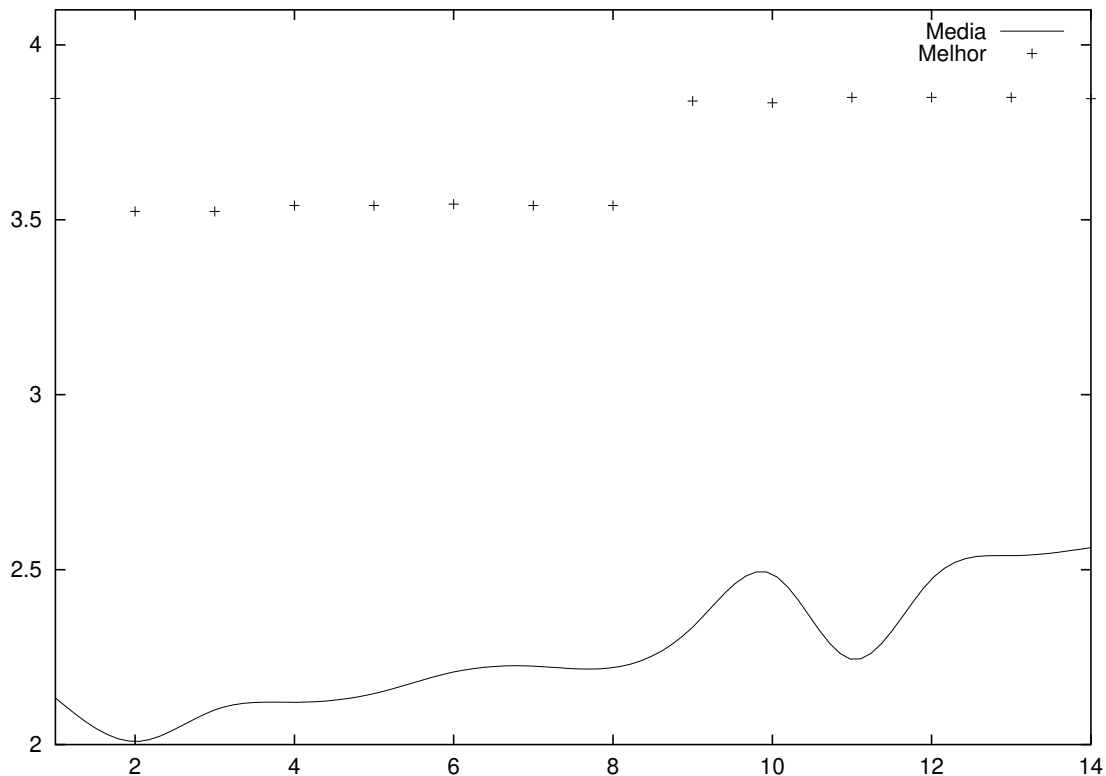


Figura 2.7: Evolução do melhor e da média da população para a Equação (2.3) sem o uso de elitismo.

O uso de elitismo é, portanto, altamente recomendado. No exemplo anterior seria poupado o tempo relativo a dez gerações, o que, para problemas como os que serão apresentados, é um tempo bastante significativo. Além disso, a presença do melhor indivíduo na população aumenta as chances de obtenção de um indivíduo ainda melhor. Para o mesmo problema, a Fig. 2.8 ilustra a evolução do melhor e da média dos indivíduos utilizando-se elitismo. Pode-se observar que não há queda na qualidade do melhor enquanto a média da população apresenta uma melhora mais significativa que a mostrada sem elitismo na Fig. 2.7.

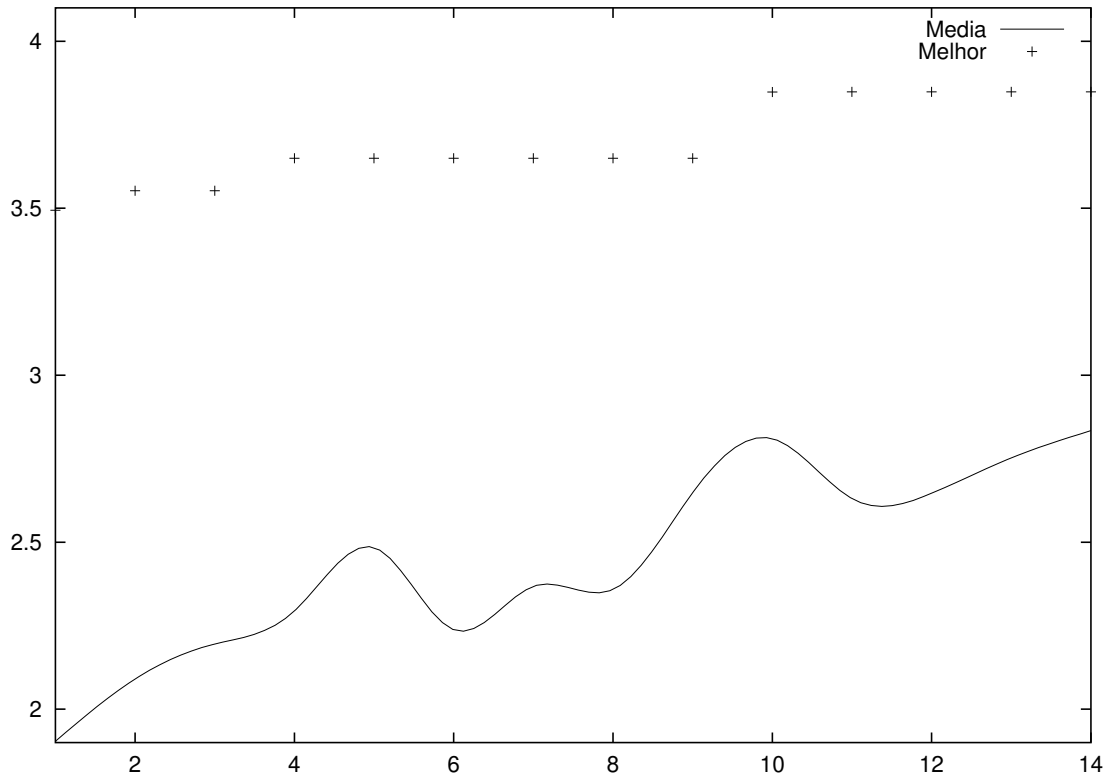


Figura 2.8: Evolução do melhor e da média da população para a Equação (2.3) com o uso de elitismo.

O número de indivíduos calculados, 450, (indivíduos por geração \times número de gerações) ainda que pareça alto, é uma pequena parcela do total possível. O total de *possíveis* soluções é 2^{alelos} que, para 16 alelos, daria 65536 possíveis soluções. Ao trabalharmos com um número maior de alelos (bits), deveremos aumentar o número de indivíduos por geração e/ou o número de gerações. Este é um compromisso a ser adotado: para se aumentar a precisão, deveremos utilizar mais bits por variável. Mas aumentando-se o número de bits, teremos que aumentar a população e/ou gerações, o que tornará o programa mais lento. Normalmente, o tamanho da população é da mesma ordem de grandeza do número de bits do cromossomo, a fim de se manter a diversidade [1], [2].

2.7 Conclusão

Os AG são ferramentas de otimização bastante simples, com características marcantes de versatilidade e eficiência. Sua aplicação não envolve conhecimentos matemáticos avançados, como técnicas não-lineares, tampouco exige grande experiência em programação. Os principais cuidados dizem respeito à escolha da função custo e à codificação adotada. Esta última escolha irá definir a velocidade e a precisão do programa, enquanto a primeira definirá a interface do Algoritmo Genético com o problema escolhido.

Capítulo 3

Perfis com Curva de Dispersão Plana

3.1 Revisão Bibliográfica

Ainda que fibras ópticas monomodo tenham sido largamente usadas em redes de transmissão de dados, um de seus principais efeitos limitadores é, sem dúvida, a dispersão cromática, de agora em diante chamada simplesmente de dispersão, D . Para diminuir o impacto deste efeito na degradação do sinal, e conseqüentemente na taxa de transmissão, é desejado que na faixa de interesse a dispersão seja o mais plana possível, com seu valor próximo mas ligeiramente diferente de zero, da ordem de 0,1 a 0,4 $ps/km.nm$ [16].

O interesse por perfis de dispersão plana começou a aparecer ainda na década de 80. Alguns trabalhos passaram a buscar estruturas cuja dispersão seja zero na frequência de interesse. Etzkorn *et al.* [17] propõe, em 1984, um perfil, conhecido ainda hoje por perfil W. Este perfil, ilustrado na Fig. 3.1, apresenta boas condições de guiamento e, para uma boa escolha das dimensões e dos índices, apresenta dispersão zero. No trabalho de Etzkorn, estas dimensões são projetadas para apresentar dispersão zero em $1,55\mu m$ e $1,3\mu m$, por serem estas as janelas de operação da fibra.

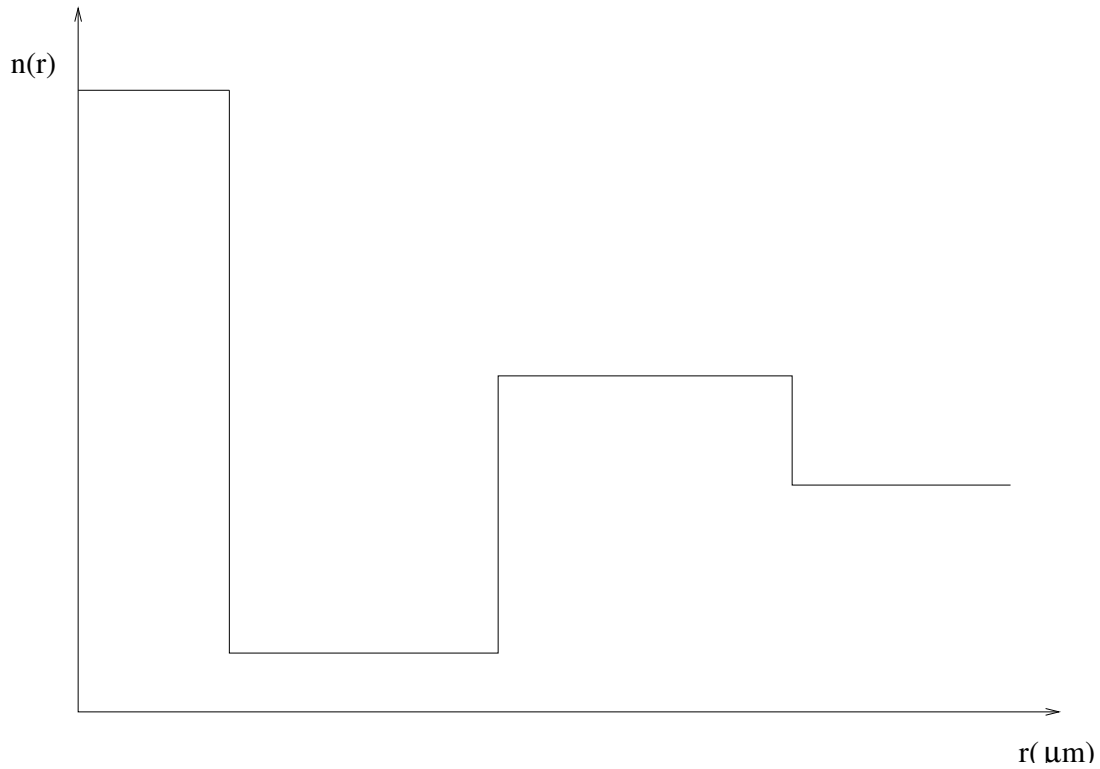


Figura 3.1: Perfil de índice de refração W

A partir deste trabalho, a busca passou a ser não por estruturas que apresentassem dispersão zero em apenas uma única frequência, mas que possuísem dispersão plana em toda a faixa de interesse. Nessa linha, o trabalho de Chung *et al.* apresenta os primeiros resultados [18], utilizando um perfil de índice triangular mostrado na Fig. 3.2. Neste trabalho, há uma análise do comportamento das curvas de dispersão de acordo com a variação de parâmetros tais como dimensão do núcleo, da casca e índices.

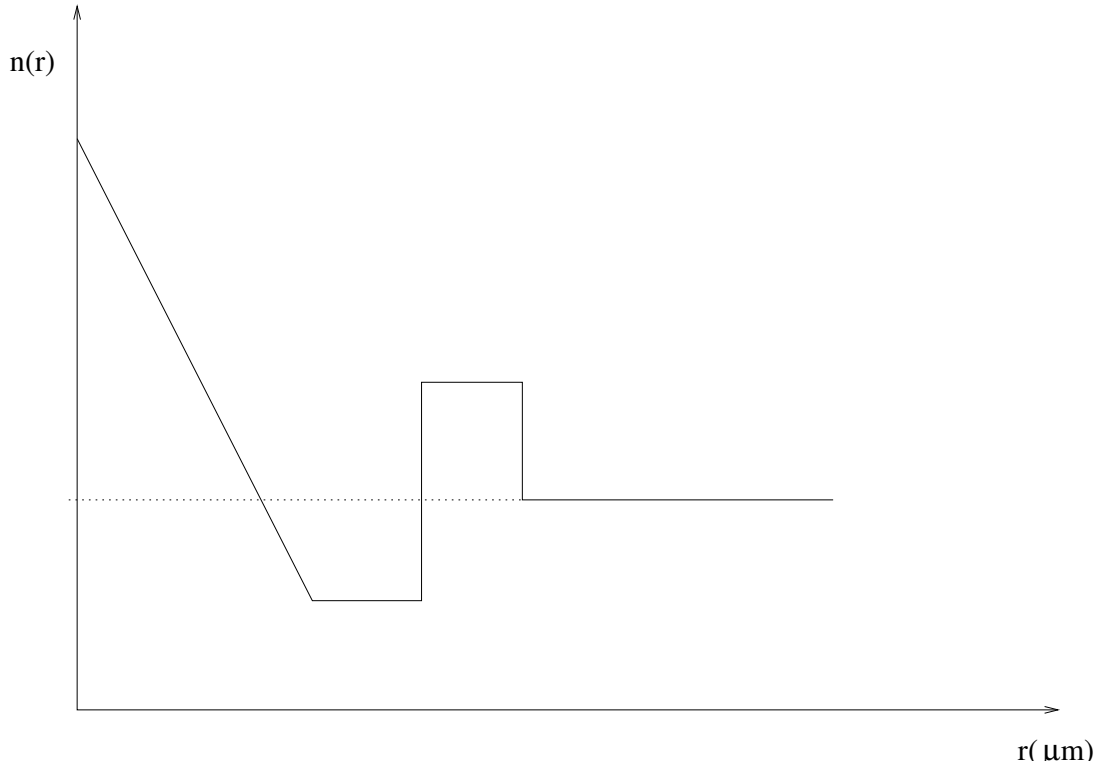


Figura 3.2: Perfil de índice de refração triangular.

Perfis de dispersão plana continuaram despertando interesse, mas curvas suficientemente planas permaneceram ausentes. Em 1996, Survaiya *et al.* obtêm um perfil teórico que poderia apresentar um comportamento de dispersão plana em toda faixa de $1350 - 1590\mu\text{m}$ [19]. Neste trabalho, os autores utilizam o Método dos Elementos Finitos (FEM) para fazer a análise de um perfil descrito como *Linear Chirp*. Este perfil é dado pela equação

$$\eta = \begin{cases} (1 - \Delta(1 - e^{-\alpha r} \cos \frac{2\pi N r^2}{a^2})), & r < a \\ (1 - \Delta), & r \geq a \end{cases}$$

Este perfil é esquematizado na Fig. 3.3. O controle dos parâmetros desta função tais como frequência de oscilação N e atenuação α são, para a presente tecnologia, ainda muito sofisticados. Ainda que apresente um desempenho teórico bom, este perfil é de

difícil confecção prática.

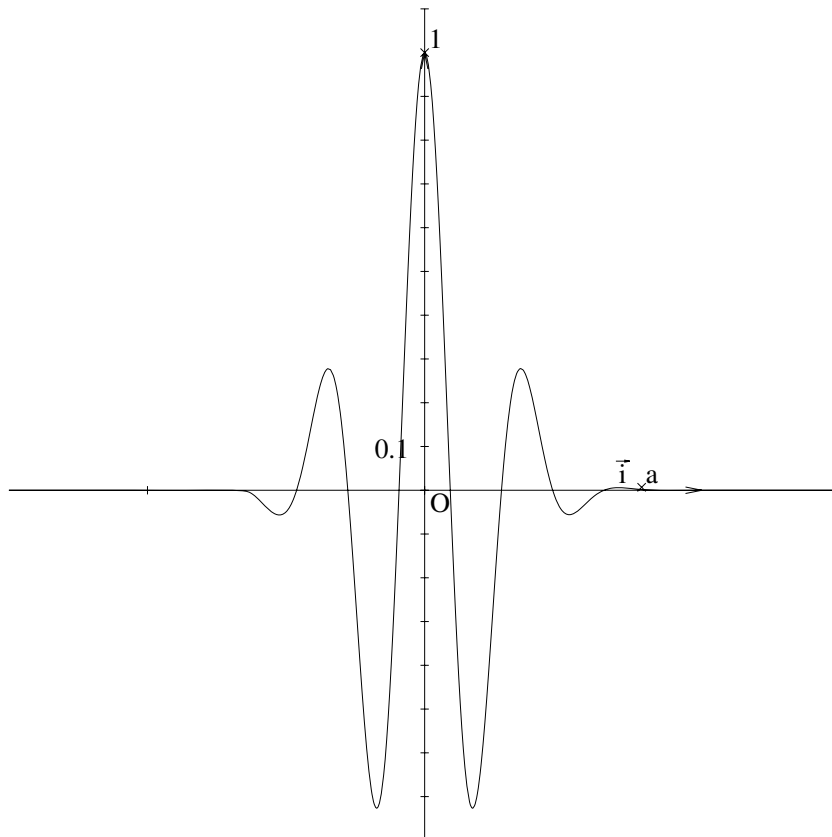


Figura 3.3: Perfil de índice de refração *Linear Chirp*

As três abordagens descritas anteriormente, ainda que apresentem bons resultados do ponto de vista da dispersão, cometem o mesmo equívoco quando atribuem aos valores encontrados o rótulo de **ótimo** sem que qualquer otimização efetiva tenha sido realizada. Ao contrário, o que normalmente é feito nestas situações é se variar um dos parâmetros, fixando-se as demais variáveis. Outra possibilidade, como em [18], é manter a *proporção* entre as variáveis fixa. Assim, ainda que se altere todas as variáveis ao mesmo tempo, suas relações se mantêm.

Nenhum destes métodos, no entanto, parece ser efetivo, dada a característica não-linear dos problemas enfrentados. Em nenhum dos trabalhos publicados na área se utilizou uma ferramenta de otimização. A explicação é que mesmo uma *análise* de um guia óptico não é tarefa simples e necessita de métodos confiáveis. Apenas de posse de

tal método se poderia tentar otimizar estruturas. Como o grupo de estudo já possuía métodos bem testados e consolidados, o desdobramento natural seria o desenvolvimento de ferramentas de síntese.

3.2 Elementos Finitos Unidimensionais

Para a análise das estruturas propostas, utilizou-se um programa de análise baseado em elementos finitos unidimensionais, desenvolvido pelo grupo [13]. Este programa se baseia na formulação descrita a seguir.

Os modos linearmente polarizados LP_{0m} em uma fibra de guiamento fraco com perfil de índice de refração arbitrário $n(r)$ são governados pela equação

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial \phi}{\partial r} + [k_0^2 n^2(r) - \beta^2] \phi = 0 \quad (3.1)$$

onde ϕ representa o campo elétrico modal, β é a constante de propagação efetiva também chamada de índice de refração efetivo, k_0 é o número de onda no espaço livre enquanto r é a distância do centro da fibra definida sobre o domínio truncado dado pelo intervalo $[0, a]$.

Dividindo-se o domínio $0 \leq r \leq a$ em um certo número de elementos de linha Lagrangianos, cada elemento ϕ é definido como $\phi = \{N\}^T \{\phi\}_e$ onde os componentes do vetor $\{\phi\}_e$ são os valores do campo ϕ definido nos pontos nodais correspondentes. O vetor $\{N\}^T$ contém as funções de forma enquanto T significa que o vetor é transposto. Utilizando-se o Método dos Elementos Finitos baseado no método de Galerkin em (3.1) chega-se à seguinte equação matricial

$$[A]\{\phi\} = \beta^2 [B]\{\phi\} \quad (3.2)$$

onde $[A]$ e $[B]$ são matrizes dadas em [29]. A equação (3.2) é resolvida pelo método de iteração no sub-espaço. Para este caso, elementos quadráticos de segunda ordem foram usados, resultando em matrizes pentadiagonais [13].

Deve ser notado que o perfil do índice de refração $n(r, \lambda_0)$ de uma fibra óptica pode ser escrito como $n(r, \lambda_0) = \eta(r, \lambda_0)n_s(\lambda_0)$, onde $n_s(\lambda_0)$ é o índice de refração da sílica pura SiO_2 e $\eta(r, \lambda_0)$ é o índice de refração normalizado. Assumindo que η seja uma função apenas da coordenada radial, ou seja, $n(r, \lambda_0) = \eta(r)n_s(\lambda_0)$, as constantes de Sellmeier para o índice de refração da sílica pura $n_s(\lambda_0)$, dado em [17], pode ser levado em conta, e, portanto, a dispersão material é diretamente incluída nos cálculos.

Uma vez obtido o valor de β pela equação 3.2 dentro da faixa desejada, a dispersão cromática da fibra pode ser computada utilizando a expressão

$$D = -\frac{\lambda_0}{c} \frac{\partial^2 \beta}{\partial \lambda_0^2} \quad (3.3)$$

Para mais detalhes da obtenção das matrizes, da formulação e da precisão do programa, consultar [13].

3.3 Algoritmos Genéticos na Síntese de Perfis de Dispersão Plana

Para usar o algoritmo genético descrito no Capítulo 2, foram utilizados os valores apresentados na Tabela 3.1. O número de execuções refere-se a quantas vezes o programa foi utilizado para a obtenção do valor ótimo.

Tabela 3.1: Parâmetros usados nos AG para o problema de dispersão.

Tam. da População	Núm. de gerações	probab. de de cruzamento	probab. de mutação	Tam. do cromossomo (bits)	Núm. de execuções
40	25	0,9	0,02	20	3 a 5

O AG descrito no Capítulo 2 foi utilizado na síntese de perfis de dispersão plana. O código de AG foi desenvolvido em linguagem C, enquanto o de análise da fibra foi desenvolvido em FORTRAN. Para estabelecer uma conexão entre os dois, utilizou-se um compilador GNU para UNIX. Sua principal vantagem é a capacidade de lidar bem com ambas as linguagens.

Primeiramente, transformou-se o programa de análise [13] em uma subrotina a ser chamada pelo programa de otimização. No UNIX, a linha de comando é **g77 -c analise.f**. Assim, uma subrotina **analise.o** era gerada. Além disso, o que antes era lido de um arquivo passou a ser diretamente atribuído dentro do programa. A subrotina era então compilada junto com o programa principal em linguagem C através do comando **g++ -o GA.out GA.cpp analise.o -lg2c -lm**. As duas últimas bibliotecas devem ser acrescentadas para que o programa possa usar determinadas funções matemáticas nelas disponíveis. Uma vez estabelecida a interface entre os diferentes códigos, passamos a otimização de fato.

O primeiro passo foi o de se estabelecer quais seriam as variáveis para cada perfil, como seria feita a codificação dessas variáveis para transformá-las em código binário e finalmente qual seria a função custo mais adequada.

Seja η , por exemplo, o valor do índice de refração do núcleo do perfil escolhido para ser otimizado possuindo valores entre η_{min} e η_{max} . Assim, podemos decodificar η da seguinte forma

$$\eta = \eta_{min} + \frac{\eta_{max} - \eta_{min}}{2^{N_x} - 1} \sum_{j=0}^{N_x-1} b_j^x 2^j \quad (3.4)$$

onde $b_j^x, j = 0, \dots, N_x - 1$ são os N_x bits que irão descrever a variável η . Da mesma forma para os demais parâmetros da fibra. Ao final teremos uma série de bits representando um perfil de índice de refração.

Para validar o método descrito, procuramos extrair dos trabalhos publicados qual seria a função matemática que melhor descreveria a busca feita pelos autores. Em [17], por exemplo, se buscava dispersão zero nos comprimentos de onda 1.3 e 1.55 μm . Seguindo os passos descritos no Capítulo 2 para a obtenção da equação (2.2) no sentido de estabelecer as funções custo, associamos então a seguinte função ao perfil p

$$F(p) = -|D(p, 1, 3\mu m)| - |D(p, 1, 55\mu m)| - \left| \sum_{\lambda=1,3\mu m}^{\lambda=1,55\mu m} D(p, \lambda) \right| \quad (3.5)$$

onde $D(p, \lambda)$ representa o valor da dispersão do perfil p no comprimento de onda λ .

O último termo foi introduzido posteriormente para se obter um perfil de dispersão zero dentro da faixa de interesse. Apenas com os dois primeiros termos, obtivemos curvas de dispersão zero nos comprimentos 1,3 e 1,55 μm mas com um comportamento bastante irregular dentro da faixa.

Para a comparação com [18] e [19], a função deveria levar em conta não apenas o valor da dispersão, mas o de sua derivada, pois estaríamos buscando curvas de dispersão planas. Além disso, atualmente já pode ser desejável um valor de dispersão diferente de zero dentro da faixa de interesse, para compensar efeitos não-lineares de propagação dentro da fibra. Com estes objetivos, a função estabelecida foi

$$F(p) = \left(\sum_{\lambda=\lambda_{min}}^{\lambda=\lambda_{max}} -|D_{max} - D(p, \lambda)| \right) - \left| \frac{\partial D(p, \lambda_0)}{\partial \lambda} \right| \quad (3.6)$$

onde D_{max} é o valor máximo de dispersão desejado, λ_0 o ponto onde esta dispersão será obtida e λ_{min} e λ_{max} os valores do intervalo de comprimentos de onda desejados. Os valores adotados foram $\lambda_{min} = 1,5\mu m$, $\lambda_{max} = 1,6\mu m$, $\lambda_0 = 1,55\mu m$ e $D_{max} = 0,2ps/km.nm$.

Ainda que possa parecer simples, esta função apresenta dois objetivos distintos. O primeiro deles é o de estabelecer dispersão próxima de D_{max} enquanto o outro irá buscar este valor máximo em λ_0 . Na área de otimização, um dos tópicos de maior complexidade diz respeito exatamente à otimização multiobjetivo. Este caso é de uma simplicidade média, pois os objetivos para este problema não são conflitantes, como normalmente ocorre. Ainda assim, a solução deste problema através de técnicas não-lineares seria certamente de complexidade elevada. Por outro lado, AG conseguem lidar de forma bastante simples com tal restrição.

Outra importante etapa foi a escolha das variáveis. A Fig. 3.4 mostra como foram escolhidas as variáveis para este caso. Na Tabela 3.2 são mostrados os valores dos intervalos utilizados na busca. Estes foram, inicialmente, baseados no intervalo de busca para a obtenção do ótimo em [17].

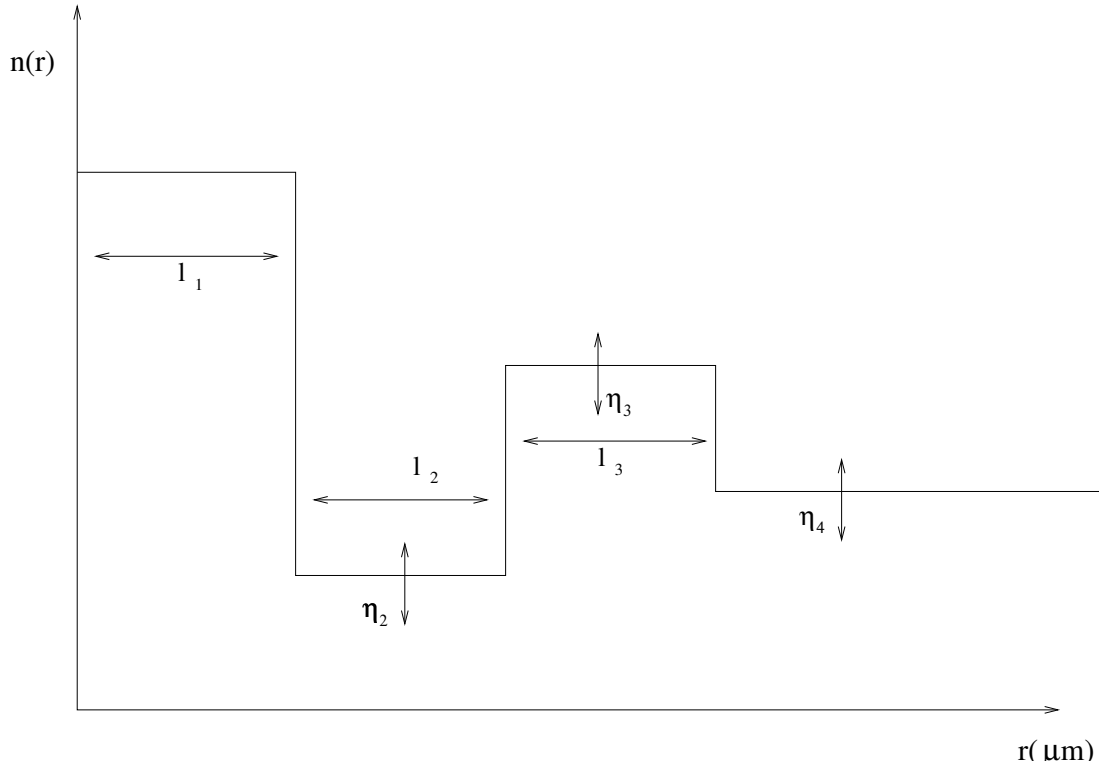


Figura 3.4: Variáveis do perfil W.

Tabela 3.2: Valores máximos e mínimos das variáveis mostradas na Fig. 3.4.

	η_2	η_3	η_4	$l_1(\mu m)$	$l_2(\mu m)$	$l_3(\mu m)$
Valor mín.	0,9930	0,9975	0,9950	4,0	8,0	16,0
Valor máx.	0,9945	0,9990	0,9970	4,4	8,5	16,5

Para o perfil triangular, começou-se com duas camadas externas ao núcleo, com base nos valores publicados em [18]. Como os primeiros resultados apontavam para um valor cada vez menor da largura da camada intermediária, resolveu-se, então, retirá-la para trabalhar com apenas uma camada. Assim, o perfil mostrado na Fig. 3.2 passou a ser o mostrado na Fig. 3.5, que também ilustra as variáveis escolhidas. Os intervalos referentes a estas variáveis são mostrados na Tabela 3.3

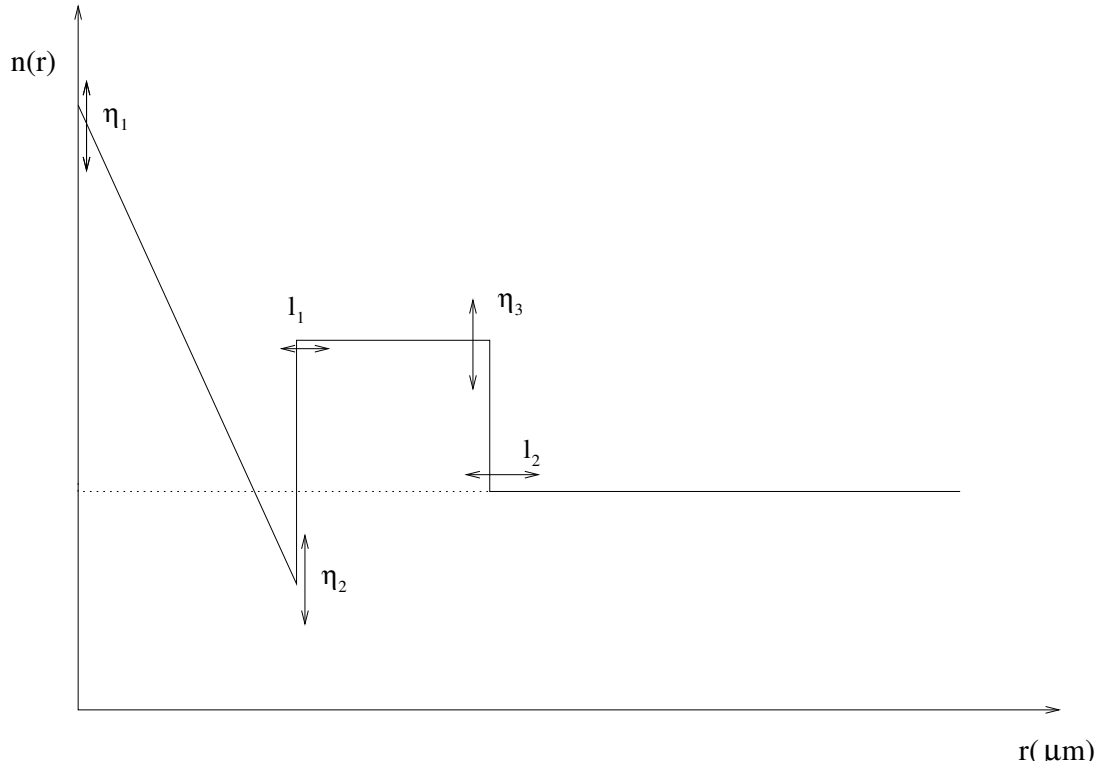


Figura 3.5: Variáveis do perfil triangular.

Tabela 3.3: Valores máximos e mínimos das variáveis mostradas na Fig. 3.5.

	η_1	η_2	η_3	$l_1(\mu m)$	$l_2(\mu m)$
Valor mín.	1,003	0,9970	0,999	7,0	$l_1 + 2,8$
Valor máx.	1,004	0,9990	1,001	8,0	$l_1 + 5,8$

Finalmente, para o perfil *Linear Chirp* os intervalos são mostrados na Tabela 3.4. Desta vez, baseamo-nos nos intervalos onde foram feitos os mapeamentos em [19].

Tabela 3.4: Valores máximos e mínimos das variáveis referentes à Fig. 3.3.

	N	Δ	α	$a(\mu m)$
Valor mín.	0,0	0,001	0,0	6,5
Valor máx.	2,0	0,015	0,2	7,5

3.4 Resultados

3.4.1 Perfil W

A curva de dispersão referente ao perfil W ótimo, usando-se o esquema descrito, é mostrada na Fig. 3.6. Nossa curva ótima corresponde aos valores $\eta_1 = 1,0$, $\eta_2 = 0,9944$, $\eta_3 = 0,9983$, $\eta_4 = 0,9960$, $l_1 = 4,106\mu m$, $l_2 = 8,133\mu m$ e $l_3 = 14,60\mu m$. Pela curva, fica claro que o resultado satisfaz (3.5). Partimos de [17] e conseguimos resultados melhores tanto no que diz respeito à constância quanto à dispersão zero em $1,3\mu m$ e $1,55\mu m$.

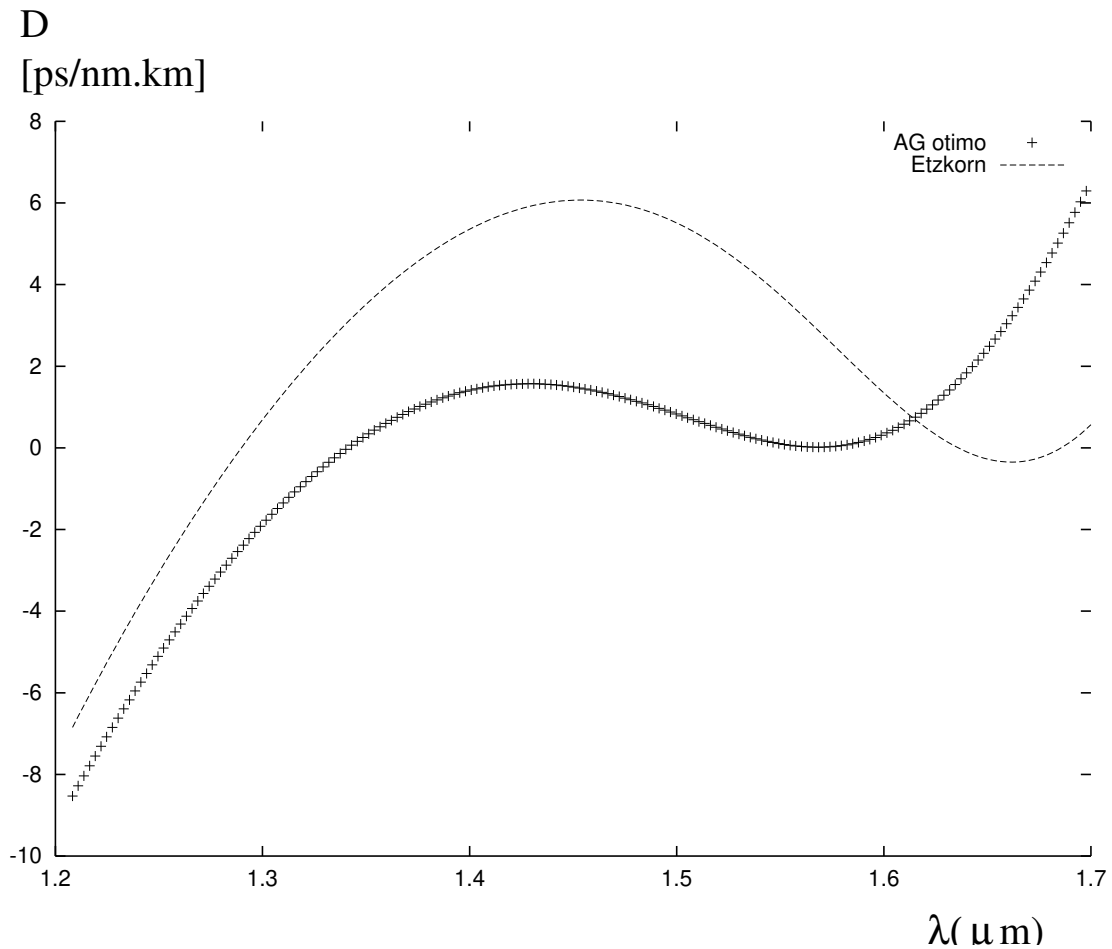


Figura 3.6: Curvas de dispersão (D) ótimas, publicada em [17] e utilizando AG.

3.4.2 Análise de Sensibilidade

Para demonstrar a dificuldade da busca por um perfil ótimo, mostraremos a seguir como a variação mínima de uma variável pode alterar significativamente o comportamento do guia. A partir do perfil W ótimo, fizemos uma pequena alteração nos valores do índice e largura do núcleo. Tal alteração é correspondente à mudança de um único bit, o menos significativo, em cada uma dessas variáveis. A Fig. 3.7 mostra esquematicamente o que foi feito.

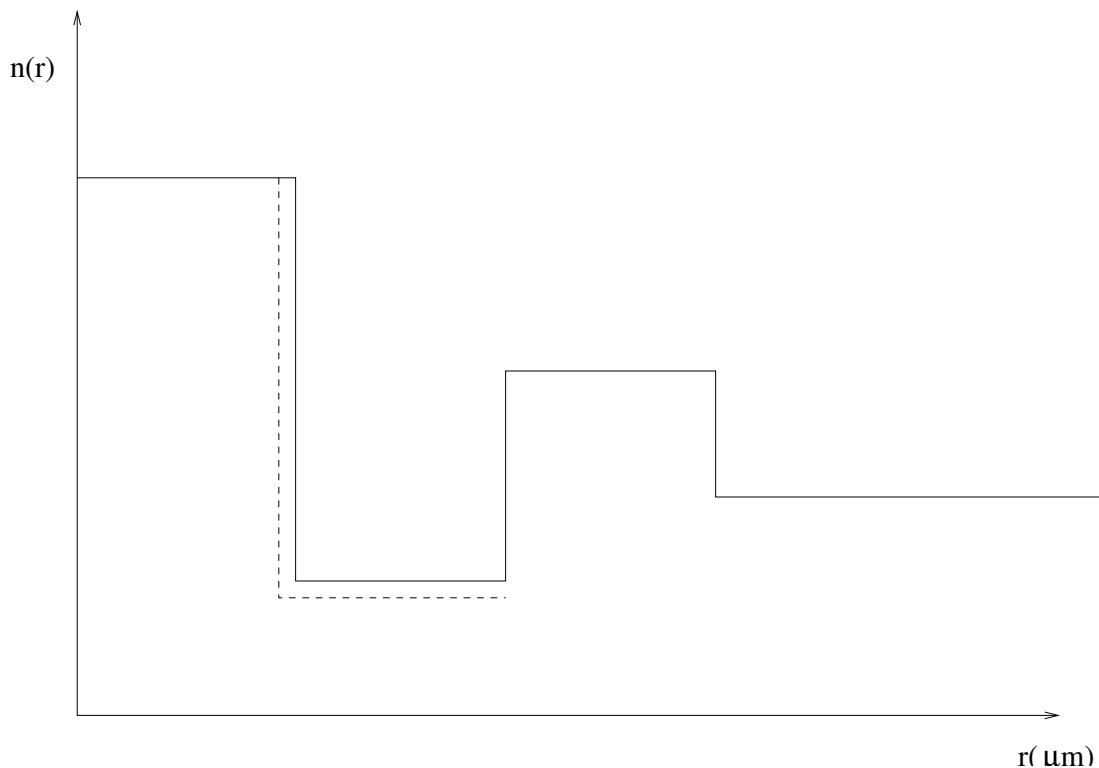


Figura 3.7: Ilustração esquemática da variação a partir do perfil ótimo

O resultado dessa pequena alteração, que está no limite da tecnologia disponível para construção, é mostrado na Fig. 3.8. Como fica claro pela análise da figura, o comportamento do perfil deixou de ser aceitável para taxas de transmissão elevadas. Por outro lado, devemos ressaltar a dificuldade que se teria para obter o resultado ótimo manualmente, dada a sensibilidade do problema. Os resultados obtidos através de AG

são, neste caso, bem superiores aos publicados até então.

D

[ps/nm.km]

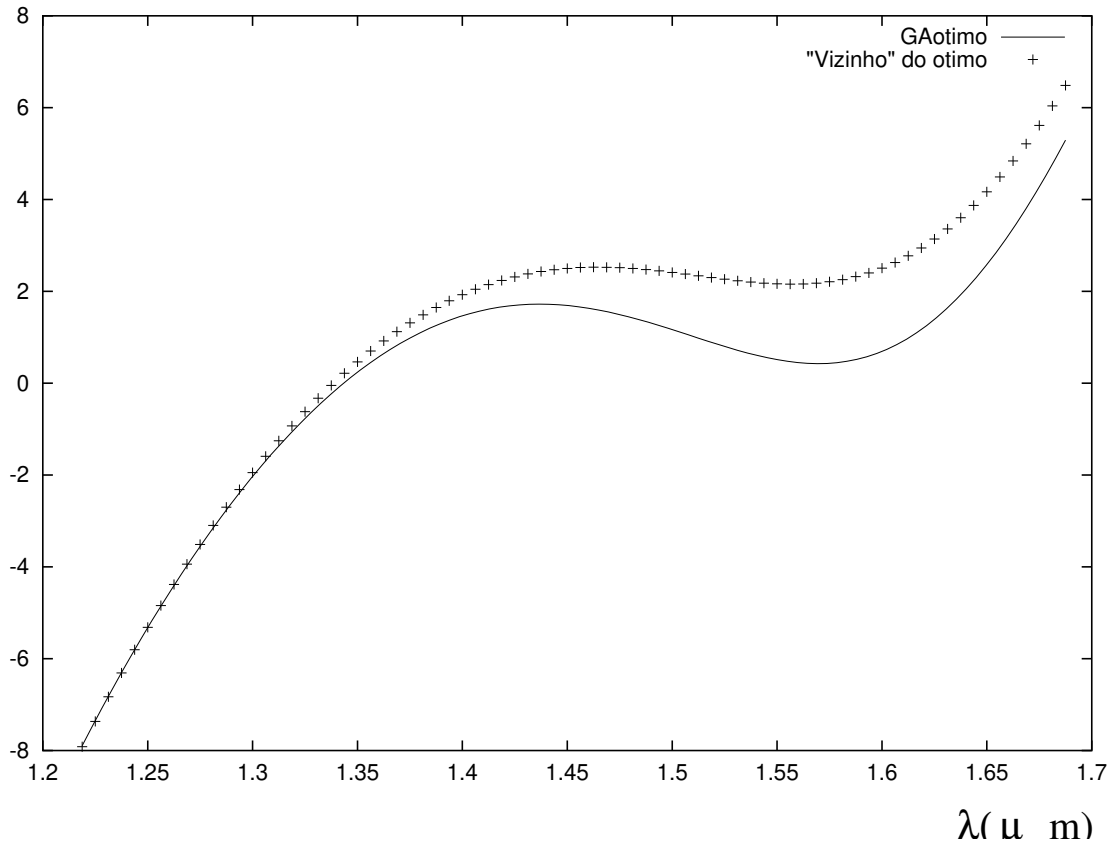


Figura 3.8: Curvas de dispersão (D) do perfil ótimo e de um resultado vizinho

3.4.3 Perfil Triangular

A curva referente ao perfil triangular ótimo é mostrada na Fig. 3.9. Neste caso, foi omitida uma comparação com qualquer perfil publicado em [18] por nenhum dos perfis apresentados pelo autor ser referenciado como ótimo. Apenas uma análise da variação de alguns parâmetros é apresentada. Além disso, ao contrário de nosso trabalho, nenhuma faixa de frequência é estabelecida. Ainda assim, o resultado está dentro das restrições impostas em (3.6).

D

[ps/nm.km]

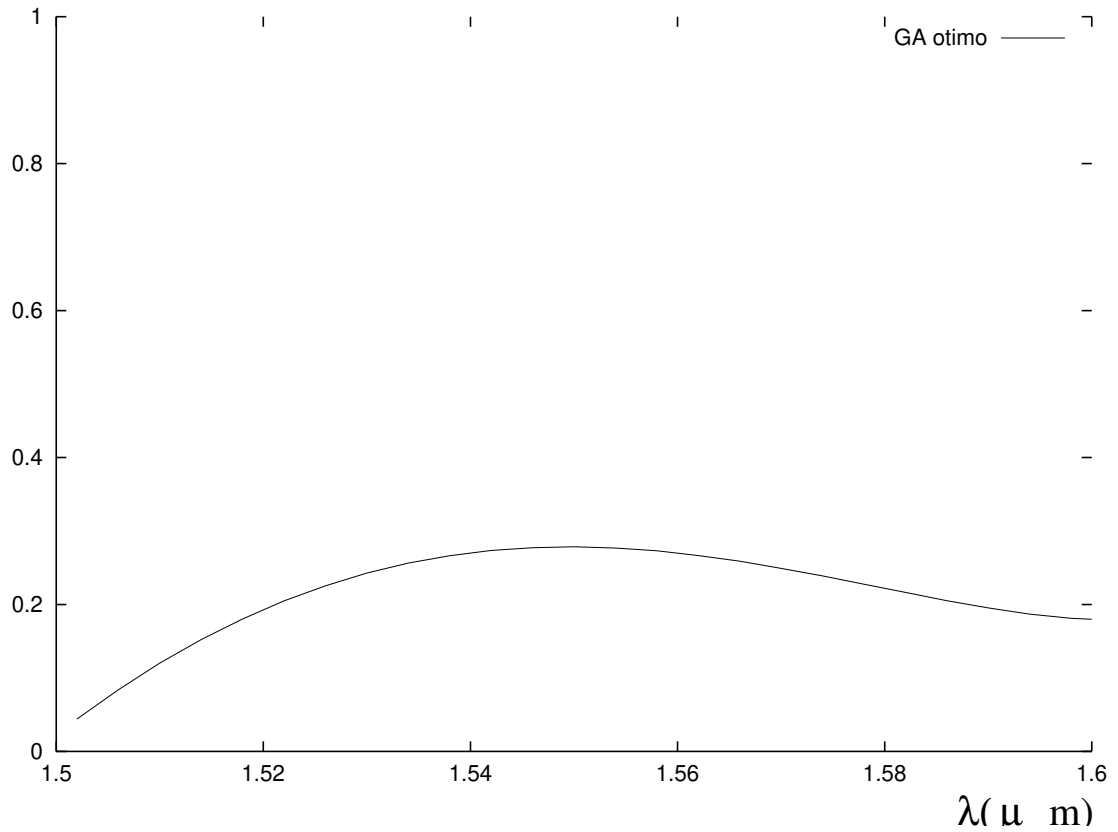


Figura 3.9: Curva de dispersão (D) para o perfil triangular ótimo.

3.4.4 Perfil *Linear Chirp*

Finalmente, a curva de dispersão para o perfil *Linear Chirp* ótimo é mostrado na Fig. 3.10. Os parâmetros ótimos para este perfil são $a = 7,0 \text{ } \mu\text{m}$, $\Delta = 0,01565$, $\alpha = 0,11613$ e $N = 1,87742$. Infelizmente, o ótimo obtido em [19] parece ser impreciso. A curva ótima mostrada em [19] é similar à nossa curva ótima, mas, ao simularmos sua estrutura em nosso código, o que se obtém depois de atingida a convergência é a linha assinalada como GA ótimo mostrada na Fig. 3.10. Esta conclusão baseia-se no número de elementos utilizados em [19], 40-50, bem como no tipo de elemento, linear, que dificilmente resultariam em simulações precisas.

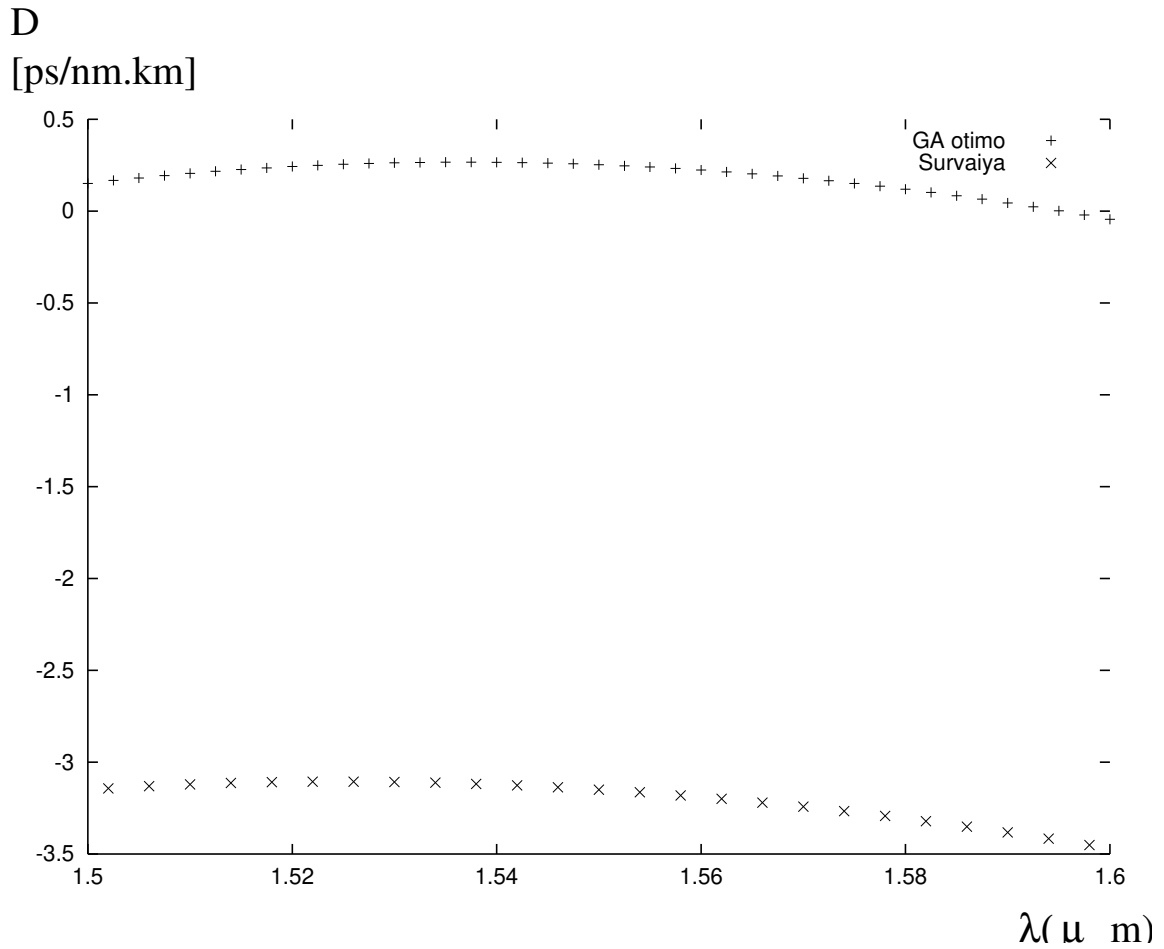


Figura 3.10: Curva de dispersão (D) para o melhor resultado por Algoritmo Genético e para [19]

Por outro lado, em [19] o ótimo é obtido através de um mapeamento de D_{max} por α e N e não através de um esquema de otimização sistemático e geral como o apresentado aqui.

3.5 Conclusão

Este capítulo apresentou uma primeira aplicação de AG com Elementos Finitos. O problema escolhido não é de complexidade elevada e um AG razoavelmente simples, sem operadores sofisticados, conseguiu resultados excelentes. Os perfis ótimos foram obtidos depois de um tempo computacional razoável: quarenta minutos em uma estação SUN ULTRA 5, 250Mhz, HD 4.3GB e 128Mb RAM para malhas de 400 elementos

quadráticos. A maior contribuição é, sem dúvida, a originalidade, pois não se havia tentado algo semelhante até então.

Capítulo 4

Polarizador Passivo

4.1 Revisão Bibliográfica

O uso de polarizadores passivos começou efetivamente no início da década de 90. Até então, o que se observava na literatura eram conversores que usavam o efeito eletro-óptico [20]. Estes eram ainda ativos, pois necessitavam de uma alimentação externa. Por outro lado, polarizadores passivos passaram a figurar entre as alternativas. Esta nova abordagem tem como principal vantagem a necessidade menor de processamento, uma vez que apenas seções de guias de onda precisariam ser desenvolvidas.

Cada um dos polarizadores passivos reportados até então usa uma técnica própria para obter o isolamento desejado. Shani *et al.* [21] usa um carregamento assimétrico de seções de guias enquanto Heidrich *et al.* [22] obtém seu isolamento através da superposição de camadas em diferentes níveis de substrato. Desta forma, ambos possuem polarizadores da ordem de 3 mm de comprimento e de 3 a 6 dB de perda.

A partir de então, a corrida principal no que diz respeito aos polarizadores passivos passou a ser a busca de estruturas que apresentariam o menor comprimento e a menor perda possível, aliados à alta taxa de conversão. Em 1995, um novo tipo de estrutura foi proposto por Van der Tol *et al.* [23]. Nesta, o que originalmente fora um guia retangular, passou a ser um guia cortado em apenas um dos lados. Esta assimetria não só favorecia o aparecimento de modos híbridos como acentuava sua característica.

Ao se justapor várias dessas seções, com o lado cortado voltado alternadamente para a direita e para a esquerda, o que se obtém é uma estrutura de não mais que $900 \mu m$ e de 0,25 dB de perda.

Logo em seguida, Tzolov e Fontaine chamaram a atenção para a possibilidade de se realizar a conversão com um dispositivo de uma **única** secção, diminuindo sensivelmente as perdas por junção. Eles apresentaram uma simulação teórica de como isso poderia ser implementado [24], mas ainda apresentavam uma certa inviabilidade, por necessitar de camadas de diferentes índices de refração aliadas a um corte lateral.

Mas o impacto causado por essa publicação foi razoavelmente alto. Diversos autores procuraram melhorar ainda mais este resultado. Rahman *et al.* [25] apresentou seus primeiros resultados baseados na estrutura sugerida por Van der Tol no ano de 2000. Neste trabalho, afirma-se obter uma estrutura de tamanho $400 \mu m$. A análise de perdas não foi feita neste trabalho. Ao invés disso, os autores mostraram como, ao se variar determinados parâmetros da estrutura, tais como largura e tipo de corte, a razão entre os máximos dos campos não-dominante e dominante variavam. Desta forma, quanto maior a razão, mais híbrido seria o modo e mais eficiente seria a polarização.

No final deste mesmo ano, Huang *et al* apresentou o primeiro dispositivo prático baseado nas idéias de Van der Tol e Tzolov [26]. Este dispositivo apresentava um tamanho razoável ($700 \mu m$), mas já era bem menor do que todos construídos até então. Além disso, por apresentar uma única secção, as perdas eram razoavelmente baixas.

Por fim, a mais recente publicação até o momento [27] faz uma análise um pouco mais completa, especialmente no que diz respeito à variação de diferenças de constantes de propagação, que resultaram em diferentes comprimentos e diferentes razões de campo não-dominante/dominante, e em diferentes fatores de acoplamento. São variados parâmetros como ângulo de corte, largura, altura e índices de refração. É feita, ainda, uma explicação mais detalhada de como são usados os métodos numéricos, sutilezas a respeito da estrutura (condições de guiamento) e perdas por junção.

Ainda que tal abordagem seja importante, ela é limitada por não se utilizar

de uma ferramenta de otimização. Este tipo de abordagem, onde simplesmente fixa-se os parâmetros e se varia um deles tem se mostrado ineficiente quando comparado com ferramentas de otimização, especialmente com algoritmos genéticos (AG) [2]-[12]. Assim, delimitaremos as variáveis a serem utilizadas a partir das utilizadas nos artigos e aplicaremos AG para este problema também.

4.2 Teoria de Polarizadores Passivos

Para o estudo de polarizadores passivos, baseou-se na estrutura proposta em [27]. Tal estrutura permite uma rotação dos campos elétrico e magnético de forma a obter um isolamento entre a entrada e a saída do guia. Ao se trabalhar com a estrutura mostrada em Fig. 4.1 lida-se essencialmente com dois modos altamente híbridos. Nesta figura, o efeito do corte no campo elétrico é ilustrado. O comprimento L_π é mostrado na direção z . Para simplificar o estudo, apenas a geometria em corte do polarizador será estudada daqui em diante, como mostra a Fig. 4.2.

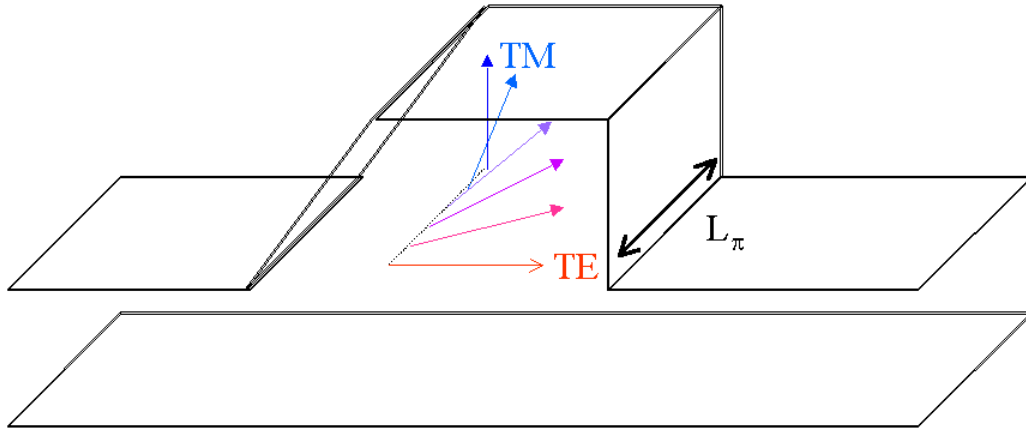


Figura 4.1: Efeito do corte no campo elétrico em um polarizador passivo.

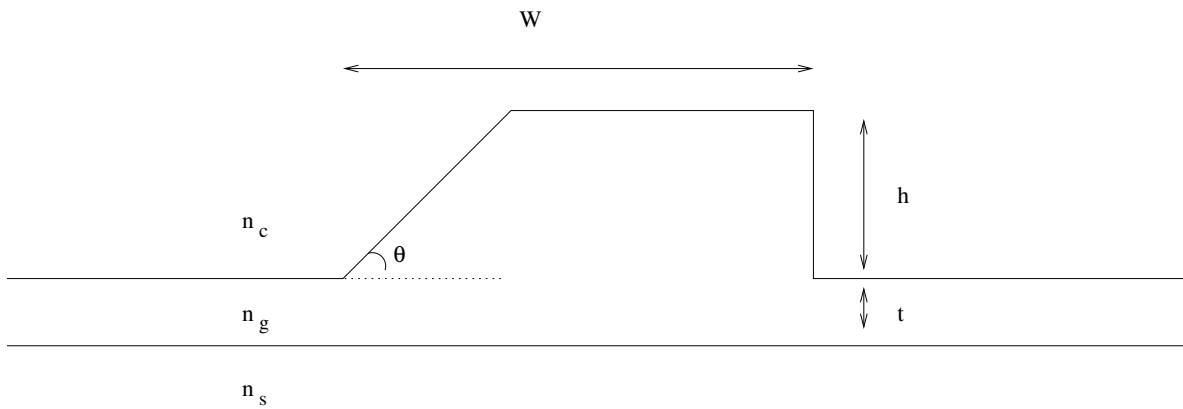


Figura 4.2: Geometria em corte do Polarizador

Estes modos devem possuir campos dominantes de amplitudes parecidas, para que o acoplamento seja o mais eficiente possível. Por outro lado, eles devem ser alta-

mente híbridos, para que seja possível a transferência de potência de uma polarização para outra.

O campo \vec{H} , em qualquer ponto de coordenada z no guia, pode então ser dado por

$$\begin{aligned}\vec{H} &= c_0 \vec{H}_0 e^{-j\beta_0 z} + c_1 \vec{H}_1 e^{-j\beta_1 z} \\ \vec{H} &= e^{-j\beta_0 z} (c_0 \vec{H}_0 + c_1 \vec{H}_1 e^{j\Delta\beta z})\end{aligned}\tag{4.1}$$

onde

$$\begin{aligned}\vec{H}_0 &= (h_{0x} \hat{x} + h_{0y} \hat{y}) \\ \vec{H}_1 &= (h_{1x} \hat{x} + h_{1y} \hat{y})\end{aligned}\tag{4.2}$$

onde h_{0x} , h_{0y} , h_{1x} e h_{1y} são os valores máximos (módulos) das componentes x e y do primeiro e do segundo modo, respectivamente, e β_0 e β_1 são as constantes de propagação dos modos 0 e 1, respectivamente.

Assim, introduzindo um modo TE puro, ao ingressar no guia, ele irá excitar ambos os modos, \vec{H}_0 e \vec{H}_1 . Podemos então aproximar este modo TE puro, na entrada do guia ($z = 0$), por uma combinação dos modos do guia. Por se tratar de um modo TE, a componente x do campo deve ser igual a zero, enquanto a potência normalizada deve estar toda concentrada na componente y . A aproximação será tanto melhor quanto mais próxima de zero for a componente x . Fazendo então $z = 0$ na Equação (4.1) e utilizando (4.2), chegamos a

$$\begin{aligned}c_0 h_{0x} + c_1 h_{1x} &= 0 \\ c_0 h_{0y} + c_1 h_{1y} &= 1\end{aligned}\tag{4.3}$$

Com a potência normalizada igual a 1, sua solução é

$$\begin{aligned}
c_1 &= h_{0x}/(h_{1y}h_{0x} - h_{1x}h_{0y}) \\
c_0 &= -h_{1x}/(h_{1y}h_{0x} - h_{1x}h_{0y})
\end{aligned} \tag{4.4}$$

Pela primeira Equação de (4.3) pode-se determinar a potência normalizada acoplada P_{ac} à componente x . Como h_{0x} e h_{1x} possuem sinais iguais, a potência será máxima na componente x quando tivermos

$$c_0 h_{0x} = -c_1 h_{1x} \tag{4.5}$$

uma vez que c_0 e c_1 têm sinais opostos.

Para tal situação, deveremos ter, na equação (4.1), $e^{-j\Delta\beta z} = -1$. Para que isto aconteça, faz-se necessário um defasamento de π , de forma que uma componente $H\hat{x}$ praticamente pura irá aparecer na saída do guia. Este defasamento é dado por L_π , conforme (4.6).

$$L_\pi = \frac{\pi}{\beta_0 - \beta_1} \tag{4.6}$$

Neste ponto, podemos determinar a potência acoplada na componente x . Como normalizamos a potência em y na entrada como sendo 1, basta determinar quanto de potência terá na componente x , a razão será o valor procurado. Substituindo-se (4.4) em (4.5) obtemos que a componente x será

$$\begin{aligned}
H\hat{x} &= \frac{-2h_{1x}h_{0x}}{h_{1y}h_{0x} - h_{1x}h_{0y}} \\
P_{ac} &= |H\hat{x}|^2
\end{aligned} \tag{4.7}$$

À distância L_π o campo que na entrada era puramente TE terá sido praticamente todo convertido para TM. Obviamente, a componente elétrica não terá sido

completamente anulada, pois tanto a amplitude dos campos não-dominantes não será igual como o perfil de campo também não o será.

A análise dos dispositivos foi feita utilizando-se um programa baseado em Elementos Finitos Vetorial [28]. Para este problema, é indispensável o uso de um programa vetorial, pois precisamos conhecer ambas as componentes, H_x e H_y , para estabelecer os valores da distância de acoplamento e taxa de conversão. Também foram utilizados malhadores desenvolvidos pelo grupo para a geração da malha e determinação das regiões de fronteira. Os arquivos de entrada utilizados para a geração de uma malha de 8000 elementos lineares são mostrados no Apêndice B. A formulação utilizada para o cálculo do campo \vec{H} , na qual o programa é baseado, é apresentada no Apêndice A.

4.3 Algoritmos Genéticos em Polarizadores Passivos

O AG utilizado para a síntese de polarizadores passivos foi essencialmente o mesmo descrito nos Capítulos 2 e 3. A Tabela 4.1 mostra os valores utilizados. Comparando-se com os valores da Tabela 3.1, observa-se um número menor tanto de tamanho de população quanto de gerações. Isto deve-se ao elevado tempo de análise destas estruturas, cerca de três minutos cada, que não permitiu um número grande de análises.

Tabela 4.1: Parâmetros usados nos AG para o problema de polarizadores passivos.

Tam. da População	Núm. de gerações	probab. de de cruzamento	probab. de mutação	Tam. do cromossomo (bits)	Núm. de execuções
20	20	0,9	0,02	16	1 a 3

Foram necessárias pequenas mudanças, pois determinadas estruturas não apresentavam condições de guiamento, sendo portanto impossível estabelecer a função custo para essas estruturas. Para as estruturas que não apresentavam guiamento, estipulou-se um valor $F(p) = -100$. A renovação da população foi exatamente no lugar das estruturas sem guiamento, de forma a eliminá-las progressivamente da população. Na

primeira geração, houve uma renovação de 30%. A partir daí a taxa de renovação utilizada foi de 50%, agora trabalhando praticamente com todas as estruturas em condição de guiamento. Utilizamos também elitismo e seleção por torneio.

A função custo utilizada deveria levar em conta tanto a superposição dos campos H_x e H_y , quanto o comprimento de acoplamento L_π . A superposição pode ser medida indiretamente por uma razão de acoplamento h_{0x}/h_{0y} . Este valor de acoplamento, quando próximo de 1, resulta em uma conversão alta, de aproximadamente 100%, enquanto um comprimento L_π pequeno aumenta a possibilidade de integração do dispositivo. Inicialmente, foi tentada uma função custo que levasse em conta ambos os objetivos. A função (4.8) ilustra nossa primeira tentativa.

$$F(p) = 1000 \times \Delta\beta - |1 - h_{0x}/h_{0y}| \quad (4.8)$$

onde h_{0x} e h_{0y} são os valores máximos das componentes x e y do primeiro modo.

Assim como no problema de curva de dispersão plana, este também trata de um problema multiobjetivo, pois estaremos buscando comprimento pequeno associado a alta taxa de conversão. Este problema, no entanto, apresenta uma dificuldade que o anterior não apresentava, pois os objetivos para este caso são conflitantes, ou seja, para aumentarmos a conversão, normalmente estaríamos aumentando também o comprimento, o que não seria desejado. Mais uma vez, AG conseguem lidar de forma mais do que satisfatória com o novo desafio.

Primeiramente, os valores permitidos para cada variável referente à Fig. 4.2 são mostrados na Tabela 4.2.

Tabela 4.2: Intervalos de busca das variáveis mostradas na Fig. 4.2

	$W(\mu m)$	n_g	n_s	θ	$h(\mu m)$
Valor Mín.	1,6	3,35	3,24	40°	1,0
Valor Máx.	2,4	3,425	3,26	55°	1,35

4.4 Resultados

Nossos primeiros resultados foram $W = 1,64\mu m$, $n_g = 3,425$, $n_s = 3,24$, $h = 1,0\mu m$ e $\theta = 52^\circ$ para um comprimento de onda de $\lambda = 1,55\mu m$. Para este perfil, obteve-se uma conversão de 97% para um comprimento de 170 μm . Uma análise cuidadosa deste resultado, no entanto, mostra que ele pode ser melhorado. Comparando estes resultados com os valores permitidos na Tabela 4.2 nota-se que a única variável que não está no extremo do intervalo é θ . Isto sugere fortemente que os intervalos escolhidos, baseados em [27], não cobrem de forma adequada o espaço de busca.

Mais uma vez, AG se mostraram fundamentais. A conclusão acima dificilmente seria obtida sem uma boa ferramenta de otimização. A etapa seguinte foi então de se deslocar os intervalos nas direções apontadas pelo primeiro resultado. A Tabela 4.3 mostra os novos intervalos escolhidos.

Tabela 4.3: Novos limites para os intervalos, baseados no primeiro resultado

	$W(\mu m)$	n_g	n_s	θ	$h(\mu m)$
Valor Mín.	1,2	3,38	3,22	40°	0,8
Valor Máx.	1,8	3,455	3,24	55°	1,15

Com estes novos intervalos, no entanto, a solução começou a se tornar muito ruim, pois o programa alcançava facilmente altos valores de $\Delta\beta$ em detrimento da razão de campo não-dominante/dominante. A função custo definida em (4.8) não estava mais funcionando corretamente. Tentamos então uma nova função custo, diminuindo a relevância de $\Delta\beta$ em (4.8). A nova função custo passou a ser

$$F(p) = 200 \times \Delta\beta - |1 - h_{0x}/h_{0y}| \quad (4.9)$$

Com os novos intervalos e a nova função custo, obtivemos uma estrutura com comprimento menor que 90 μm para uma polarização de 99%. O resultado final foi $W = 1,4\mu m$, $n_g = 3,44$, $n_s = 3,235$, $h = 0,8\mu m$ e $\theta = 46^\circ$.

Um ponto importante é que se obtive o melhor valor com um aumento na diferença $\Delta n = n_g - n_s$ e, de acordo com [26], isto poderia resultar em mais de um modo propagante. Nossa análise mostrou que, para a estrutura apresentada, isto não ocorreria, devido provavelmente às pequenas dimensões.

Finalmente, a Fig. 4.3 e a Fig. 4.4 mostram a superposição das componentes x e y , linhas contínuas e pontilhadas, respectivamente, do primeiro modo e do segundo modo.

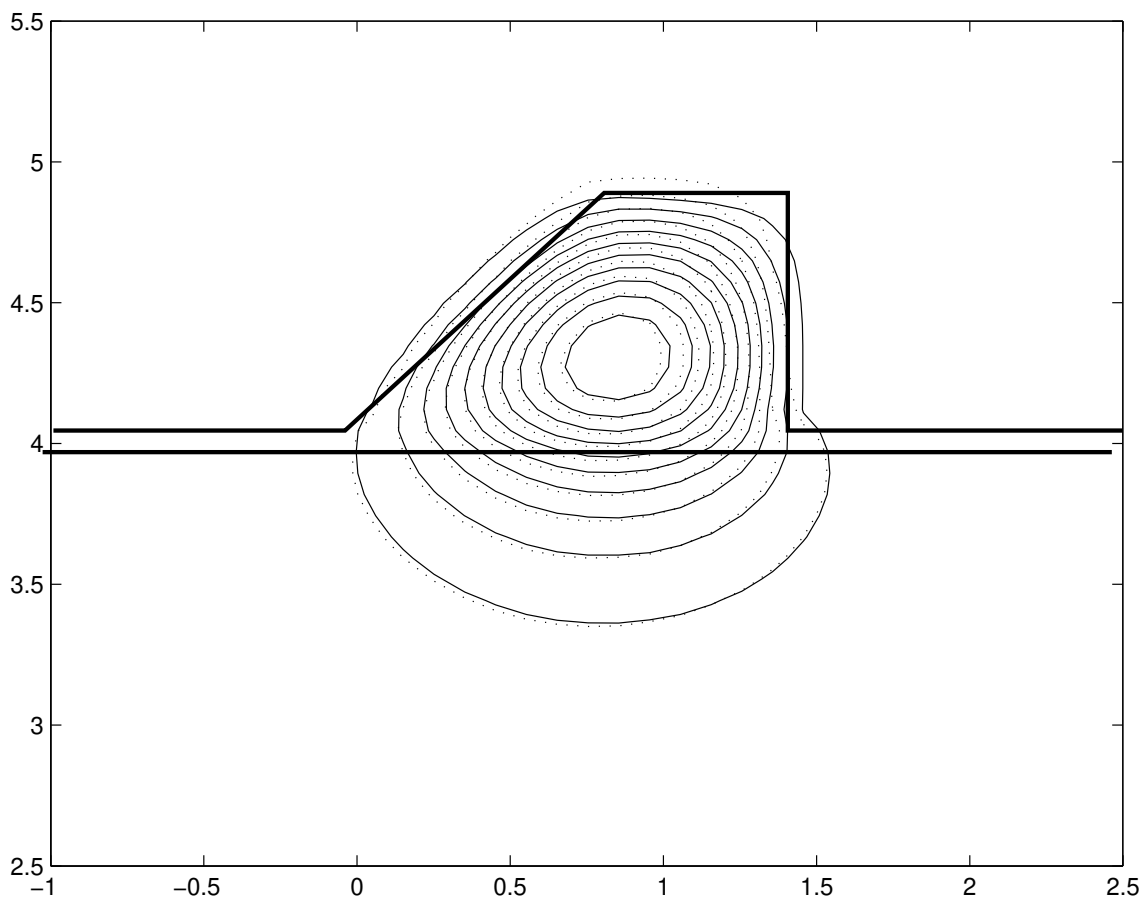


Figura 4.3: Superposição de x (linha contínua) e y (linha pontilhada), componentes do primeiro modo da estrutura. Parâmetros: $W = 1,4 \mu\text{m}$, $h = 0,8 \mu\text{m}$, $\theta = 46^\circ$, $n_g = 3,44$ e $n_s = 3,235$.

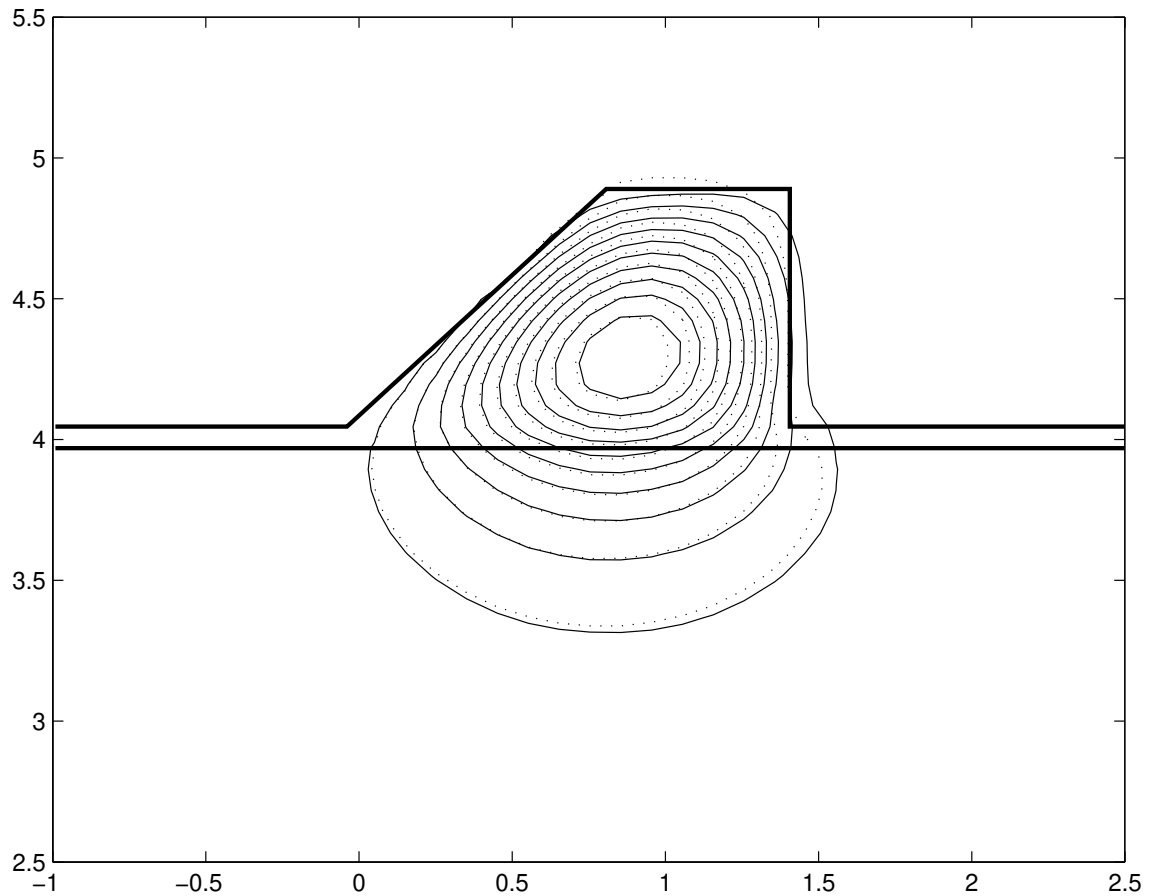


Figura 4.4: Superposição de x (linha contínua) e y (linha pontilhada), componentes do segundo modo da estrutura. Parâmetros: $W = 1,4 \mu\text{ m}$, $h = 0,8 \mu\text{ m}$, $\theta = 46^\circ$, $n_g = 3,44$ e $n_s = 3,235$.

A conversão de uma onda TE para uma onda TM pode ser estimada pela superposição das componentes x e y de cada modo. A conversão será tanto melhor quanto menor for a componente x do campo residual, dado pela soma das componentes x de cada modo, ponderada pelos respectivos coeficientes c_0 e c_1 , dados por (4.5). A Fig. 4.5 mostra o campo residual na entrada do guia, utilizando a aproximação dada por (4.1)-(4.3). O valor máximo deste campo residual é de apenas 0,03 do valor máximo da componente y , dada pela soma das componentes y dos modos, ponderada pelos respectivos coeficientes. Este valor é razoavelmente baixo, o que valida a aproximação feita para o cálculo da potência.

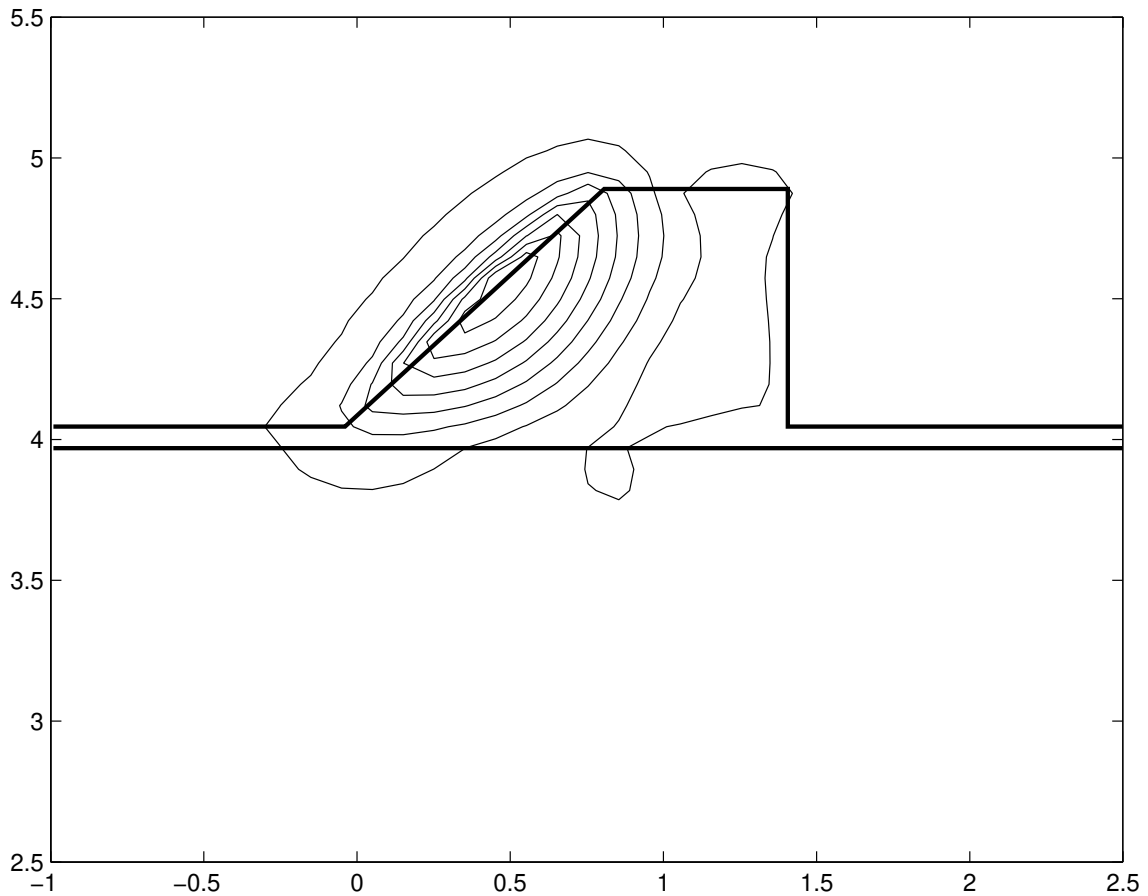


Figura 4.5: Campo residual dado pela soma das componentes x do primeiro e segundo modos. Sua amplitude é de apenas 0,03 do valor da soma das componentes y . Parâmetros: $W = 1,4 \mu\text{ m}$, $h = 0,8 \mu\text{ m}$, $\theta = 46^\circ$, $n_g = 3,44$ e $n_s = 3,235$.

Por fim, resta calcular que percentual da potência passou da componente y para a componente x , ao percorrer o comprimento L_π . Utilizando-se (4.7), temos que $P_{ac} = 98\%$.

4.4.1 Análise de Sensibilidade

Assim como feito no Capítulo 3, é importante conhecer o comportamento da estrutura quando alteramos ligeiramente suas variáveis, pois a confecção prática dificilmente será exatamente igual à estrutura simulada. Neste sentido, fizemos uma análise

de como a alteração do ângulo, a mais sensível das variáveis e de menor precisão para construção, alteraria o comportamento do guia. As Figs. 4.6 e 4.7 mostram o comportamento do dispositivo.

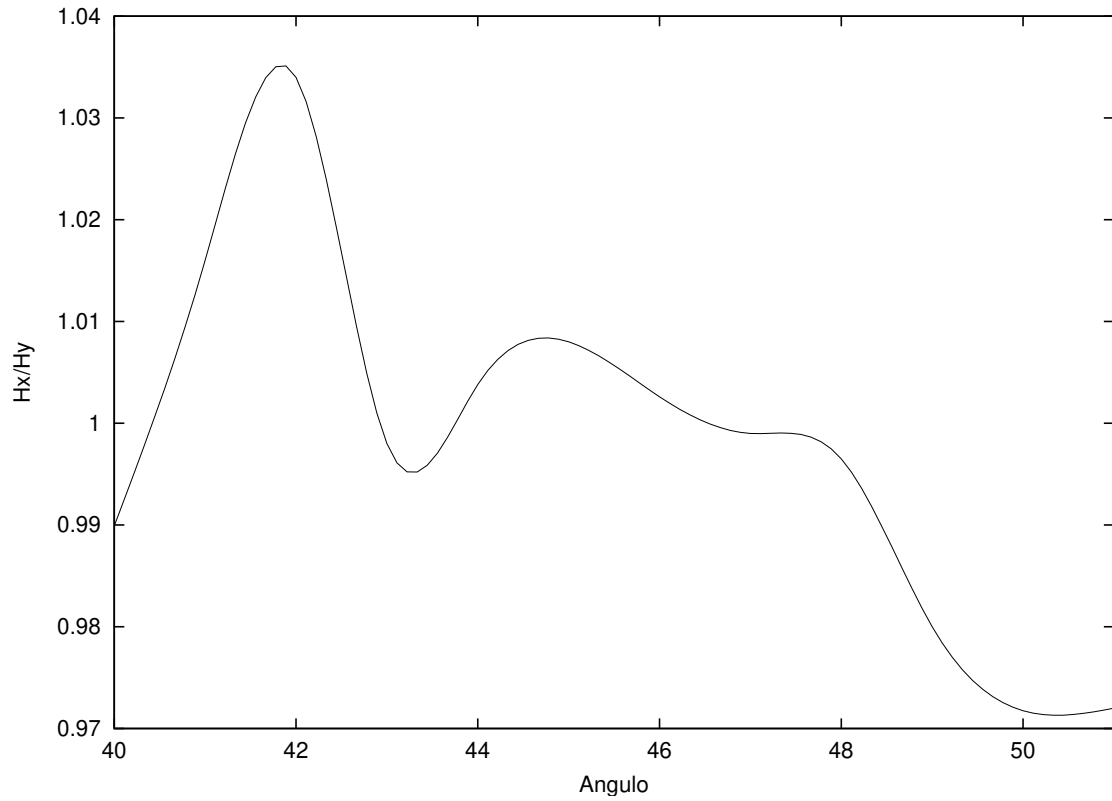


Figura 4.6: Comportamento da razão H_x/H_y com a variação do ângulo para a estrutura $W=1,4 \mu\text{ m}$, $h=0,8 \mu\text{ m}$, $n_g=3,44$ e $n_s=3,235$.

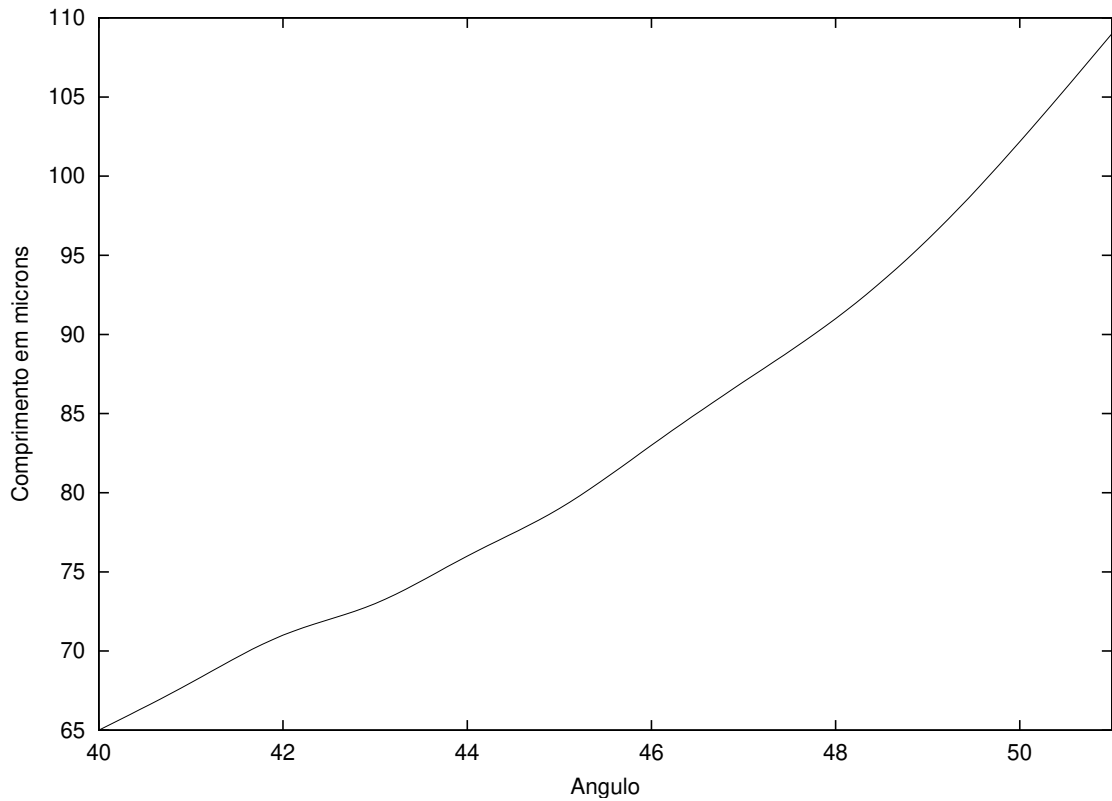


Figura 4.7: Comportamento do comprimento de acoplamento com a variação do ângulo para a estrutura $W=1,4 \mu\text{ m}$, $h= 0,8 \mu\text{ m}$, $n_g = 3,44$ e $n_s = 3,235$.

A análise de sensibilidade da estrutura mostra que, para a presente tecnologia, ela certamente apresentaria um comportamento bastante razoável, pois a precisão para construção, de acordo com [26], disponível atualmente, é de $\pm 2^\circ$. Dentro dessa faixa de variação, tanto o comprimento de acoplamento quanto a razão H_x/H_y pouco se alterariam, mantendo essencialmente o mesmo desempenho. Para as demais variáveis, a precisão atualmente disponível para construção é suficientemente alta e a estrutura não apresenta desvios significativos no comportamento.

4.5 Fabricação (MOCVD)

O processo de fabricação do dispositivo descrito em [26], conhecido por método organometálico de deposição de vapor químico (MOCVD), é um dos mais utilizados no crescimento epitaxial de camadas de alta qualidade de vários tipos de materiais semicondutores. Um crescimento deste tipo consiste em isolar uma certa camada (*layer*) e sobrepor as camadas do material desejado.

MOCVD se estabeleceu como uma importante tecnologia de crescimento epitaxial por algumas razões básicas. Primeiramente, todos os constituintes do processo são em forma de vapor, o que permite um controle preciso de parâmetros do sistema, tais como taxa de fluxo de gás e pressões dos mesmos. A reação de pirólise é relativamente insensível à temperatura de crescimento, permitindo uma decomposição eficiente das camadas e interfaces abruptas entre as mesmas. O controle por computador da troca de gases permite a síntese de estruturas complexas, com múltiplas camadas. Finalmente, o método permite uma produção em larga escala de forma mais simples que os demais métodos de crescimento.

4.5.1 Reações Químicas Básicas

Na discussão das reações básicas usadas em um MOCVD, vamos nos limitar às reações contendo apenas compostos organometálicos. A mais comum das reações usadas em camadas de MOCVD é

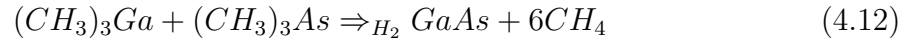


onde R é um radical orgânico, M é um componente da camada semicondutora, X é o outro componente H é o hidrogênio e n é um inteiro qualquer.

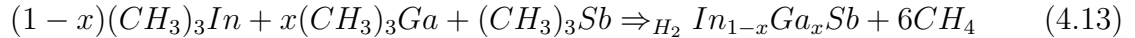
Uma outra alternativa é a substituição do composto organometálico por uma fonte de hidrogênio. Assim, somente compostos organometálicos são usados como fonte. Assim, ao invés da equação (4.10) teríamos



onde R e R' são os radicais orgânicos e M e X são os componentes semicondutores do composto. O termo H_2 indica que esta reação se dá em um meio redutor. Como exemplo destas reações temos



e



O crescimento de compostos como $AlGaAs$ e $GaAs$, utilizados em [26], se dá essencialmente da forma descrita em (4.10). Átomos livres de Ga são formados a partir da pirólise de $TMGa$ e moléculas de As_4 a partir da pirólise de AsH_3 .

4.5.2 Precisão

Um dos maiores atrativos do MOCVD é sua habilidade de automaticamente sobrepor um grande número de camadas muito finas com interfaces abruptas em uma grande área de substrato. A qualidade do processo permitiu, em [26], uma precisão de $0.1 \mu m$ na altura do dispositivo, $0.2 \mu m$ na largura e $\pm 2^\circ$ no ângulo. Para mais detalhes sobre o processo de fabricação através de MOCVD, consultar [32].

4.6 Conclusão

Durante o processo de otimização utilizamos 4000 elementos lineares para analisar cada estrutura. Isto resultou em 4 horas para se chegar ao resultado final em um PC Pentium 800Mhz 256M RAM. Utilizou-se o compilador GNU, Linux. Para analisar a estrutura ótima, utilizamos 8000 elementos lineares.

Nosso resultado final é menor que um terço do melhor resultado apresentado até hoje e com o mesmo percentual de conversão. Os trabalhos apresentados até hoje procuravam por dispositivos de bom desempenho através de métodos bastante simplórios, assim como o ocorrido com a síntese de perfis de dispersão plana. Para este problema, AG mostraram mais uma vez serem altamente eficientes.

Capítulo 5

Conclusão

Pelo menos desde meados da década de 90, os AG deixaram de ser uma técnica promissora para se tornar uma realidade em diversos campos do conhecimento. O presente trabalho procurou apresentá-los de forma a ressaltar sua versatilidade— dois problemas completamente distintos foram atacados— sem deixar de mostrar sua eficiência, através dos resultados obtidos. Esperamos trazer para a comunidade envolvida com problemas de síntese de dispositivos fotônicos os conceitos básicos de AG.

A necessidade de uma apresentação clara de como AG podem ser implementados, quais suas principais vantagens e limitações e, principalmente, sua eficiência em problemas de eletromagnetismo, em particular de guias ópticos, era necessária já há algum tempo. Esta abordagem foi feita no Capítulo 2, com a qual pudemos detalhar como aplicar AG em problemas de eletromagnetismo nos Capítulos 3 e 4.

A interpretação da saída do programa, quer dizer, para onde esta estava apontando, também foi significativa, pois sem uma boa análise desses dados dificilmente teríamos chegado a tais resultados. Isto quer dizer que uma boa ferramenta de otimização, como AG, pode tão somente auxiliar um projetista mas dificilmente poderá realizar síntese de dispositivos por ela mesma. Continua sendo fundamental a presença de profissionais da área durante o processo para se obter bons projetos.

Desenvolveu-se um código de AG flexível o bastante para lidar com problemas bastante distintos. A comparação dos resultados com os já publicados na literatura

acrescenta à flexibilidade do programa seu elevado desempenho. Em cada problema, diferentes funções custo e codificação tiveram que ser adotadas, com resultados encorajadores em ambos. Este código está à disposição nas linguagens C e FORTRAN para futuros trabalhos do grupo de pesquisa coordenado pelo Prof. Hugo Hernández-Figueroa (hugo@dmo.fee.unicamp.br).

Em ambos os problemas, partimos de um código de análise de estrutura desenvolvido anteriormente pelo grupo. Isto é importante por dar continuidade ao trabalho já desenvolvido. Acrescentamos um código de otimização à já vasta biblioteca computacional do grupo. Uma interface mais amigável com o usuário pode ser desenvolvida por alunos de iniciação científica e/ou mestrado enquanto novas aplicações e aperfeiçoamento do código pode ser feita por alunos de mestrado e/ou doutorado.

Para etapas futuras, faz parte dos planos do grupo uma análise mais detalhada do dispositivo desenvolvido no Capítulo 4. Neste sentido, passaríamos de uma análise estática (modal) para uma análise dinâmica, de como seria a propagação dos campos nessa estrutura. Um programa baseado em propagação de feixe de luz (BPM), já em fase final de teste, será usado para este fim.

Para outros trabalhos, sugerimos ainda a confecção prática das estruturas projetadas aqui. Estas estruturas se mostraram, pelo menos na simulação, bem melhores que as publicadas e/ou comercializadas até hoje. Sua confecção, seguida de testes em laboratórios, poderia resultar em dispositivos de alto interesse para a indústria.

Apêndice A

Formulação Elementos Finitos

Vetorial 2D

A formulação por elementos finitos vetorial 2D parte da equação de Helmholtz

$$\nabla \times (\bar{\epsilon}^{-1} \cdot \nabla \times \bar{H}) - k_0^2 \bar{H} = 0 \quad (\text{A.1})$$

$$\bar{\epsilon} = \begin{pmatrix} \bar{\epsilon}_t & 0 \\ 0 & \epsilon_{zz} \end{pmatrix} \Rightarrow \bar{k} = \bar{\epsilon}^{-1} = \begin{pmatrix} \bar{k}_t & 0 \\ 0 & k_{zz} \end{pmatrix} \quad \bar{k}_t = \bar{\epsilon}_t^{-1} \quad k_{zz} = \epsilon_{zz}^{-1}$$

Vamos utilizar o fato do divergente do campo magnético ser zero (A.2) para eliminar soluções espúrias que apareceriam na solução numérica mas que não fazem parte da solução física.

$$\nabla \cdot \bar{H} = 0 \quad (\text{A.2})$$

Assume-se que podemos decompor o campo \vec{H} em suas componentes transversal e longitudinal na forma $\vec{H} = (\vec{H}_t + \vec{H}_z)e^{-j\gamma k_0 z}$. De (A.2) temos

$$\nabla \cdot (\vec{H}_t + \vec{H}_z)e^{-j\gamma k_0 z} + (\vec{H}_t + \vec{H}_z) \cdot \nabla e^{-j\gamma k_0 z} = 0$$

$$\nabla = \nabla_t + \partial_z \hat{a}_z$$

O campo transversal $\vec{H}_t(x, y)$ e o axial $\vec{H}_z(x, y)$ são funções de x e y .

$$\nabla_t \vec{H}_t e^{-j\gamma k_0 z} - j\gamma k_0 (\vec{H}_t + \vec{H}_z) e^{-j\gamma k_0 z} \hat{a}_z = 0$$

$$\nabla_t \vec{H}_t - j\gamma k_0 \vec{H}_z = 0$$

De onde

$$\vec{H}_z = \frac{\nabla_t \vec{H}_t}{j\gamma k_0} \quad (\text{A.3})$$

Para o cálculo de $\nabla \times (\vec{k} \cdot \nabla \times \vec{H})$ precisamos primeiro de $\nabla \times \vec{H}$. Neste sentido, procedemos da seguinte forma

$$\begin{aligned} \nabla \times \vec{H} &= \\ &= \nabla \times (\vec{H}_t + \vec{H}_z) e^{-j\gamma k_0 z} = \\ &= \nabla e^{-j\gamma k_0 z} \times (\vec{H}_t + \vec{H}_z) + e^{-j\gamma k_0 z} \nabla \times (\vec{H}_t + \vec{H}_z) = \end{aligned}$$

$$= e^{-j\gamma k_0 z} [-j\gamma k_0 \hat{a}_z \times \vec{H}_t + \nabla_t \times \vec{H}_t + \nabla_t \times \vec{H}_z]$$

Escrevendo

$$\vec{F}_t = -j\gamma k_0 \hat{a}_z \times \vec{H}_t + \nabla_t \times \vec{H}_z \quad \vec{F}_z = \nabla_t \times \vec{H}_t$$

chegamos que

$$\nabla \times \vec{H} = e^{-j\gamma k_0 z} (\vec{F}_t + \vec{F}_z)$$

Continuando o desenvolvimento,

$$\vec{k} \cdot \nabla \times \vec{H} = e^{-j\gamma k_0 z} [\vec{k}_t \cdot \vec{F}_t + k_{zz} \vec{F}_z]$$

e finalmente

$$\begin{aligned} & \nabla \times [\vec{k} \cdot \nabla \times \vec{H}] = \\ & = \nabla e^{-j\gamma k_0 z} \times (\vec{k}_t \cdot \vec{F}_t + k_{zz} \vec{F}_z) + e^{-j\gamma k_0 z} \nabla \times (\vec{k}_t \cdot \vec{F}_t + k_{zz} \vec{F}_z) = \\ & = e^{-j\gamma k_0 z} [-j\gamma k_0 \hat{a}_z \times \vec{k}_t \cdot \vec{F}_t + \nabla_t \times \vec{k}_t \cdot \vec{F}_t + \nabla_t \times k_{zz} \vec{F}_z] \end{aligned}$$

A primeira e a terceira parcelas são componentes transversais e a segunda axial.

$$\nabla \times [\bar{k} \cdot \nabla \times \vec{H}]_{transversal} =$$

$$-\gamma^2 k_0^2 \hat{a}_z \times [\bar{k}_t \cdot (\hat{a}_z \times \vec{H}_t)] + \nabla_t \times (k_{zz} \nabla_t \times \vec{H}_t) - \hat{a}_z \times [\bar{k}_t \cdot \nabla_t \times (\hat{a}_z \nabla_t \vec{H}_t)]$$

Podemos então reescrever a equação (A.1) na forma

$$\nabla_t \times k_{zz} \nabla_t \times \vec{H}_t - \hat{a}_z \times [\bar{k}_t \cdot \nabla_t \times (\hat{a}_z \nabla_t \cdot \vec{H}_t)] - k_0^2 \vec{H}_t = \gamma^2 [(k_0^2 \hat{a}_z) \times \bar{k}_t \cdot (\hat{a}_z \times \vec{H}_t)] \quad (\text{A.4})$$

A.1 Método de Galerkin

Pela formulação de Galerkin, iremos obter uma equação para cada termo de (A.4)

$$\nabla_t \times k_{zz} \nabla_t \times \vec{H}_t \quad (\text{A.5})$$

$$\hat{a}_z \times [\bar{k}_t \cdot \nabla_t \times (\hat{a}_z \nabla_t \cdot \vec{H}_t)] \quad (\text{A.6})$$

$$k_0^2 \vec{H}_t \quad (\text{A.7})$$

$$\gamma^2 [(k_0^2 \hat{a}_z) \times \bar{k}_t \cdot (\hat{a}_z \times \vec{H}_t)] \quad (\text{A.8})$$

O campo \vec{H}_t será aproximado pela soma das componentes x e y de cada elemento, com $\vec{\psi}$ a função de forma escolhida.

$$\vec{H}_t = \sum_i (h_{xi} \hat{a}_x + h_{yi} \hat{a}_y) \psi_i = \sum_i (h_{xi} \vec{\psi}_{xi} + h_{yi} \vec{\psi}_{yi})$$

$$\vec{\psi}_{xi} = \psi_i \hat{a}_x \vec{\psi}_{yi} = \psi_i \hat{a}_y$$

Para a solução da parcela (A.5), utilizaremos a propriedade

$$\nabla_t \cdot (\vec{F} \times \vec{G}) = \vec{G} \cdot \nabla_t \times \vec{F} - \vec{F} \cdot \nabla_t \times \vec{G} \int_s \nabla_t \cdot (\vec{F} \times \vec{G}) = \oint \vec{F} \times \vec{G} \cdot \hat{n} dl$$

onde

$$\vec{F} = k_{zz} \nabla_t \times \vec{\psi}_{vj} \quad \vec{G} = \vec{\psi}_{ui} :$$

Assim

$$\nabla_t \times (k_{zz} \nabla_t \times \vec{H}_t) = \int \nabla_t \times (k_{zz} \nabla_t \times \vec{\psi}_{vj}) \cdot \vec{\psi}_{ui}$$

Utilizando a propriedade do produto escalar triplo (A.9)

$$[\vec{A} \times \vec{B} \cdot \vec{C} = \vec{C} \times \vec{A} \cdot \vec{B} = \vec{B} \times \vec{C} \cdot \vec{A}] \quad (\text{A.9})$$

temos que

$$\int k_{zz} \nabla_t \times \vec{\psi}_{vj} \cdot \nabla_t \times \vec{\psi}_{ui} + \oint k_{zz} \nabla_t \times \vec{\psi}_{vj} \times \vec{\psi}_{ui} \cdot \hat{n} =$$

$$= \int k_{zz} \nabla_t \times \vec{\psi}_{vj} \cdot \nabla_t \times \vec{\psi}_{ui} + \oint k_{zz} \nabla_t \times \vec{\psi}_{vj} \cdot \vec{\psi}_{ui} \times \hat{n}$$

Para (A.6), temos

$$\hat{a}_z \times [\bar{k}_t \cdot \nabla_t \times (\hat{a}_z \nabla_t \cdot \vec{H}_t)] = \int \hat{a}_z \times [\bar{k}_t \cdot \nabla_t \times \hat{a}_z \nabla_t \cdot \vec{\psi}_{vj}] \cdot \vec{\psi}_{ui}$$

Usando a propriedade do produto escalar triplo (A.9) e fazendo $\vec{A} = \hat{a}_z \times \vec{\psi}_{ui}$ e $\vec{B} = \nabla_t \times \hat{a}_z \nabla_t \cdot \vec{\psi}_{vj}$ chegamos a

$$\begin{aligned} \vec{A} \cdot (\bar{k}_t \cdot \vec{B}) &= \\ &= \vec{A} \cdot \left(\sum_j k_{1j} B_j, \sum_j k_{2j} B_j, \dots, \sum_j k_{nj} B_j \right) = \\ &= \sum_i \sum_j k_{ij} A_i B_j = \\ &= \sum_j B_j \left(\sum_i k_{ij} A_i \right) = \\ &= (\bar{k}_t^T) \cdot \vec{A} \cdot \vec{B} \end{aligned}$$

Assim

$$\int (\bar{k}_t^T \cdot \hat{a}_z \times \vec{\psi}_{ui}) \cdot (\nabla_t \times \hat{a}_z \nabla_t \cdot \vec{\psi}_{vi})$$

Usando as Equações (A.1) e (A.2) chegamos a

$$\int (\hat{a}_z \nabla_t \cdot \vec{\psi}_{vj}) \cdot (\nabla_t \times \overline{\overline{k}}_t^T \cdot \hat{a}_z \times \vec{\psi}_{ui}) + \oint (\hat{a}_z \nabla_t \cdot \vec{\psi}_{vj}) \times (\overline{\overline{k}}_t^T \cdot \hat{a}_z \times \vec{\psi}_{ui}) \cdot \hat{n}$$

Em (A.7) temos simplesmente que

$$k_0^2 \vec{H}_t = -k_0^2 \int \vec{\psi}_{vj} \vec{\psi}_{ui}$$

E finalmente (A.8) obtemos

$$\gamma^2 [(k_0^2 \hat{a}_z) \times \overline{\overline{k}}_t \cdot (\hat{a}_z \times \vec{H}_t)] = k_0^2 \int -\hat{a}_z \times \overline{\overline{k}}_t \cdot (\hat{a}_z \times \vec{\psi}_{vj}) \cdot \vec{\psi}_{ui}$$

Utilizando mais uma vez a propriedade do produto escalar triplo (A.9) temos

$$k_0^2 \int \overline{\overline{k}}_t \cdot (\hat{a}_z \times \vec{\psi}_{vj}) \cdot (\hat{a}_z \times \vec{\psi}_{ui})$$

Para mais detalhes da formalização e para uma descrição detalhada da construção das matrizes referentes ao problema, consultar [30] e [31].

Apêndice B

Arquivos de Entrada para o Programa de Análise Vetorial 2D (Anibal)

Para a utilização do programa de análise de elementos finitos 2D, são necessários três arquivos de entrada. A seguir, os valores que devem ser utilizados para a obtenção dos resultados apresentados no Capítulo 4. Para obter acesso ao programa, contactar Prof. Hugo Figueroa (hugo@dmo.fee.unicamp.br) ou pelo endereço

Hugo E. Hernández-Figueroa
UNICAMP-FEEC-DMO
P.O. BOX 6101
Av Albert Einstein No 400
13083-970 Campinas - SP, BRASIL

B.1 Arquivo de Entrada para o Malhador Hm

```
** H M . I **  
* inim ** iaut ** n ** nmx **
```

```

1 1 20000 28000
* a1 ** x1 ** y1 ** d1x ** d1y **
1.0 -0.3 4.15 1.5 2.0
* a2 ** x2 ** y2 ** d2x ** d2y **
1.0 1.7 4.15 1.5 2.0
* a3 ** x3 ** y3 ** d3x ** d3y **
1.0 -0.3 4.45 1.5 2.0
* a4 ** x4 ** y4 ** d4x ** d4y **
1.0 1.7 4.45 1.5 2.0
* a5 ** x5 ** y5 ** d5x ** d5y **
0.0 0.6 4.7 0.6 0.65
* a6 ** x6 ** y6 ** d6x ** d6y **
0.0 -0.7 4.7 0.6 0.65
* a7 ** x7 ** y7 ** d7x ** d7y **
15.0 0.7 4.50 0.95 0.85
* a8 ** x8 ** y8 ** d8x ** d8y **
0.0 0.0 4.0 0.5 0.2
* a9 ** x9 ** y9 ** d9x ** d9y **
0. 0.0 0.0 1.5 1.5
* a10 ** x10 ** y10 ** d10x ** d10y **
0. 0.0 3.0 1.5 1.5
* inim=1: (malha retangular automatica) nx ** ny ** delta **
5 5 1.E-7
* xb (boundary coordinates: microns) **
-10.0 0.0 0.7726 1.4 10.0
* xd (divisions) **
1 1 1 1
* yb (boundary coordinates: microns) **

```



```
-5.0 4.0 4.1 4.9 10.0
* xd (divisions) **
2 1 1 2
```

B.2 Arquivo de Entrada para o Programa de Delimitação de Fronteiras Bops

```
** B O P S . I **
* nbx ** nbxb ** delta ** ie ** xp1
4 1 1.D-6 3 0.7726
* bx(boxes): ver. left right, hor. bot. top / 1:elec.,-1:mag.,0:inf. **
1 -10.0 10.0 -5.0 10.0
1.0000 0.00 0.00
0.0000 0.00 0.00
0.0000 0.00 0.00
1.0000 0.00 0.00
1.0000 0.00 0.00 1 1 1 1
2 0.0 1.4 4.1 4.9
11.8336 0.00 0.00
0.00000 0.00 0.00
0.00000 0.00 0.00
11.8336 0.00 0.00
11.8336 0.00 0.00 1 1 0 1
3 -10.0 10.0 4.0 4.1
11.8336 0.00 0.00
0.00000 0.00 0.00
0.00000 0.00 0.00
11.8336 0.00 0.00
```

```

11.8336 0.00 0.00 0 0 0 1
4 -10.0 10.0 -5.0 4.0
10.465225 0.00 0.00
0.00000 0.00 0.00
0.00000 0.00 0.00
10.465225 0.00 0.00
10.465225 0.00 0.00 0 0 0 1
* aa ** bb ** hh ** vv ** oa ** ob ** sc **
-2.0 -1.0 10.0 20.0 2.0 1.0 24.0

```

B.3 Arquivo de Entrada para o Programa de Análise Modal Anibal

```

** A N I B A L . I **
* Pot ** nei ** nmax ***** x0 ** y0 ** imd ** delta ** xp1
1.0E-9 2 2 0.0 4.0 1 1.D-7 0.7726
* isig ** sigma ** tol ** kf **
2 (10.95,0.0) 1.E-8 200
* infinit ** itr ** tole ** itf **
0 50 1.E-10 1
* iout [1:k0 / 2:f(GHz) ** nint ** idir(1:up/-1:down) ** to **
1 0 1 1.D-30
* kmin ** kmax ***** or ***** fmin ** fmax **
4.053668 4.053668 1.0 20.00

```

Referências Bibliográficas

- [1] D. E. Goldberg: *Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989
- [2] Y. Rahmat-Samii and E. Michelssen , *Electromagnetic Optimization by Genetic Algorithm*, John Wiley, 1999
- [3] F. Frazer: "Simulation of Genetic Systems by Automatic Digital Computers *Australian Journal of Biological Science*, 10, 484-499, 1959.
- [4] J. H. Holland: *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, The University of Michigan Press, 1st. ed. 1975 (The MIT Press, 2nd. ed., 1992)
- [5] R. Gudwin e F. Von Zuben: "Notas de aula: <http://www.dca.fee.unicamp.br/gudwin>"
- [6] E. Michielssen, S. Ranjithan and R. Mittra: "Optimal multilayer filter design using real coded genetic algorithm" *IEE Proc Part J*, 139, 413-420, 1992
- [7] R. L. Haupt: "Thinned arrays using genetic algorithm" *IEEE Trans. Antennas and Propag.*, 42, 993-999, 1994
- [8] R. L. Haupt: "An introduction to genetic algorithm for electromagnetics" *IEEE Antennas and Propag. Mag.*, 37, 7-15, 1995
- [9] J. M. Johnson and Y. Rahmat-Samii: "Genetic Algorithm in engineering electromagnetics" *IEEE Antennas and Propag. Mag.*, 39, 7-21, 1997

- [10] D. S. Weile and E. Michielssen: "Genetic Algorithm optimization applied to electromagnetics: A review" *IEEE Trans. Antennas and Propag.*, 45, 343-353, 1997
- [11] D. Correia, V. R. Esquerre and H. E. H. Figueroa: "Genetic Algorithm and Finite Element Approach for the Synthesis of Dispersion-Flattened Fiber", *Microwaves and Optical Technology Letters*, November 20, 2001 issue
- [12] D. Correia , V. R. Esquerre, H. E. H. Figueroa, "Genetic Algorithm and Finite Element Approach for Dispersion-Flattened Fiber Synthesis", presented in *2001 Integrated Photonics Research Symposium*, IPR2001, June 13-15, Monterey, California
- [13] V. F. R. Esquerre: "Caracterização Numérica de Fibras Ópticas e Filtros Ópticos à Fibra", tese de mestrado apresentada à FEEC em 08/03/1999.
- [14] C. Darwin, *The Origin of Species*, Jonh Murray, 1859 (Penguin Classics 1985)
- [15] R. A. Fisher *The Genetical Theory of Natural Selection*, Clanrendon Press, 1930
- [16] T. Okuno, M. Onishi and M. Nishimura, "Generation of Ultra-Broad-Band Supercontinuum by Dispersion-Flattened and Decreasing Fiber", *IEEE Photonics Technology Letters*, Vol. 10, No. 1, pp 72-74, Jan 1998
- [17] H. Etzkorn and W. E. Heinlein: "Low-Dispersion Single Mode Fibre with Undoped Core and three F-doped Claddings" *Electronic Letters*, Vol 20, No 10, 423-424, maio 1984.
- [18] K. B. Chung and S. S. Choi:"Propagation Characteristics of a Triangular-Index doubly clad monomode Fibre" *Electronic Letters*, Vol 21, No 28, 271-273, março 1985.
- [19] S. P. Survaiya and R. K. Shevgaonkar:"Design of Subpicosecond Dispersion-Flattened Fibers" *IEEE Photonics Tech. Letters*, Vol 8, No 6, 803-806, junho 1996.

- [20] M. Schlak, C. N. Weinert, P. Albrecht e H. P. Nolting "Tunable TE/TM mode converter on (001)-InP-substrate" *IEEE Photonics Tech. Letters*, Vol 3, pp 15-16, 1991
- [21] Y. Shani, R. Alferness, T. Koch, U. Koren, M. Oron, B. I. Miler and M. G. Young, "Polarization Rotation in asymmetric periodic loaded rib waveguides" *Applied Physics Letters*, Vol. 59, No. 11, pp 1278-1280, 1991
- [22] H. Heidrich, P. Albrecht, M. Hamacher, H. P. Nolting, H. Schroeterjansen and C. M. Weinert: "Passive mode converter with periodically tilted InP/GaInAsP rib waveguide" *IEEE Photonics Technology Letters*, Vol. 4, No. 1, pp 34-36, 1992
- [23] J. J. G. M. van der Tol, F. Hakimzadeh, J. W. Petersen, D. Li, and H. van Brug: "A New Short and Low-Loss Passive Polarization Converter on InP" *IEEE Photonics Technology Letters*, Vol. 7, No. 1, pp 32-34, 1995
- [24] V. P. Tzolov and M. Fontaine, "A passive polarization converter free of longitudinally periodic structure", *Opt. Commun.*, vol. 127, pp 7-13, 1996
- [25] B. M. A. Rahman, N. Somasiri and M. Rajarajan: "Compact Passive Polarization Converter using Slanted Semiconductor Rib Waveguides" *Proceedings of the OSA/Integrated Photonics Reserach Symposium, IPR'2000*, Québec, Canada, pp. 60-62, July 10-15, 2000.
- [26] J. Z. Huang, R. Scarmozzino, G. Nagy, M. J. Steel and R. M. Osgood Jr., "Realization of a compact and Single-Mode Optical Passive Polarization Converter" *IEEE Photonics Technology Letters*, Vol. 12, No. 3, pp 317-319, 2000
- [27] B. M. A. Rahman, S. S. A. Obayya, N. Somasiri, M. Rajarajan, K. T. V. Grattan and H. A. El-Mikathi: "Design and Characterization of Compact Single-Section Passive Polarization Rotator" *IEEE Journal of Lightwave Technology*, Vol. 19, No. 4, pp 512-519, 2001

- [28] H. E. Hernández-Figueroa, F. A. Fernández, Y. Lu and J. B. Davies, "Vectorial finite element modeling of 2D leaky waveguides", *IEEE Trans. Magn.*, vol. 33, No. 4, pp.1710-1713, May. 1995
- [29] Q. Y. Li "Propagation Characteristics of Single-Mode Optical Fibers with Arbitrary Refractive Index Profile: The Finite Quadratic Element Approach" *IEEE Journal of Lightwave Technology*, Vol. 9, No. 1, pp 22-26, Jan 1991
- [30] J. Jin, *The Finite Element Method in Electromagnetics*, John Wiley, 1993
- [31] H. E. Hernández-Figueroa, Notas de Aula
- [32] D.K. Ferry *Gallium Arsenide Technology*, Sams & Co., INC. first edition, Chap.3 ,pp 79-105, 1985.