

# **UMA NOVA ABORDAGEM DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVOS PARA PROJETO DE AMPLIFICADOR RAMAN**

Trabalho de Conclusão de Curso

Engenharia de Computação

Aluno: Erick de Andrade Barboza

Orientador: Prof. Dr. Carmelo José Albanez Bastos Filho

**Erick de Andrade Barboza**

***Uma nova abordagem de otimização  
multiobjetivos para projeto de amplificador  
Raman***

Monografia apresentada para obtenção do  
Grau de Bacharel em Engenharia de Com-  
putação pela Universidade de Pernambuco

Orientador:

Prof. Dr. Carmelo José Albanez Bastos Filho

GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO  
ESCOLA POLITÉCNICA DE PERNAMBUCO  
UNIVERSIDADE DE PERNAMBUCO

Recife - PE, Brasil

Agosto de 2011

De acordo

Recife

01/ 08 / 2011

Prof. Dr. Carmelo Bastos-Filho  
Orientador

## *Resumo*

Esse trabalho apresenta uma novo método de projetar amplificadores Raman utilizando um otimizador multiobjetivo baseado em enxame de partículas. O objetivo é definir o número de *lasers* de bombeamento e seus comprimentos de onda e potências de forma a maximizar tanto o ganho médio *on-off* quanto a suavidade da curva de ganho. O otimizador multiobjetivo será o responsável por gerar soluções não dominadas considerando o ganho médio *on-off*, o número de *lasers* de bombeamento utilizados e o *ripple* da curva de ganho na banda de transmissão. Os resultados dos experimentos mostraram que nossa proposta é robusta e pode gerar *Pareto fronts* que auxiliam no projeto real de amplificadores Raman. A partir desses resultados, observa-se que o engenheiro projetista pode facilmente determinar o número mínimo de *lasers* de bombeamento necessário para a construção apropriada de um amplificador. Como um exemplo, foi projetado um amplificador com *ripple* e ganho médio *on-off* igual a 0,2 dB e 20 dB, respectivamente, para o caso em que 40 canais são amplificados com uma potência total de bombeamento igual a 1,5 W.

## *Abstract*

This document presents a novel method to design Raman amplifiers using a multi-objective particle swarm optimizer. The goal is to define the number of pump lasers and their wavelengths and powers in order to maximize both the average on-off gain and the flatness of the gain. The multiobjective optimizer aims to generate non-dominated solutions considering the average on-off gain, the number of used pump lasers and the gain ripple over the transmission bandwidth. The experimental results showed that our proposal is robust and can generate Pareto Fronts, which are useful to design real Raman amplifiers. From these results, we observed that the designer can easily determine the minimum number of pump lasers to build the amplifier properly. As an example, we designed an amplifier with ripple and average on-off gain equal to 0.2 dB and 20 dB, respectively, for the case where 40 signal channels are amplified with total pump power equal to 1.5 W.

## *Agradecimentos*

Primeiramente aos meus pais, Edson Barboza de Souza e Edna Maria de Andrade, que me proporcionaram toda a base educacional para que eu chegasse até aqui e sem os quais eu não seria quem sou. Também a minha irmã Elida Barboza que trilhou esse caminho antes de mim e me mostrou que era possível chegar até aqui.

Ao professor Carmelo J. A. Bastos-Filho, por ter me dado uma excelente orientação durante os anos em que fui seu aluno de Iniciação Científica, bem como durante todo esse trabalho. Também gostaria de agradecer ao Prof. Fernando Buarque de Lima Neto, que foi vital na construção do meu pensamento acerca da Academia e do meu papel nesse contexto. Aproveito para agradecer ao agora Mestre Danilo Araújo, por ter me mostrado a postura certa a se seguir na elaboração de um trabalho científico.

Agradeço também aos meus colegas de turma pelo excelente ambiente que proporcionaram durante a graduação, tornando essa a melhor fase da minha vida. Em especial a: David Alain, Diego Pinheiro, Marcelo Lacerda e Paulo Roger.

Por fim, agradeço a Deus por ter colocado todas essas pessoas em minha vida, tornando meu caminho até aqui tranquilo e irreversível.

*“(...) Ó Mestre, Fazei que eu procure mais  
Consolar, que ser consolado  
compreender, que ser compreendido  
amar, que ser amado.  
Pois, é dando que se recebe,  
é perdoando que se é perdoado,  
e é morrendo que se vive para a vida eterna.”*

**Oração de São Francisco de Assis**

# *Sumário*

<b>Lista de Figuras</b>	<b>ix</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>x</b>
<b>Lista de Algoritmos</b>	<b>xi</b>
<b>Lista de Abreviaturas e Siglas</b>	<b>xii</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Motivação e Caracterização do Problema . . . . .	1
1.2 Hipóteses e Objetivos . . . . .	3
1.2.1 Objetivos Gerais . . . . .	4
1.2.2 Objetivos Específicos . . . . .	4
1.3 Organização do Documento . . . . .	4
<b>2 Amplificadores Raman</b>	<b>5</b>
2.1 Efeito Raman . . . . .	5
2.2 Amplificação Raman . . . . .	7
2.3 Projeto de Amplificador Raman . . . . .	8
<b>3 Otimização multiobjetivos baseada em enxame de partículas</b>	<b>11</b>
3.1 Otimização multiobjetivos . . . . .	11
3.2 Otimização baseada em enxame de partículas . . . . .	12
3.3 Algoritmos de otimização multiobjetivos baseado em enxame de partícula	14
3.3.1 <i>Multi-Objective Particle Swarm Optimization</i> (MOPSO) . . . . .	15

3.3.2	<i>Multiple Objective Particle Swarm Optimization Approach using Crowding Distance and Roulette Wheel (MOPSO-CDR)</i>	15
3.4	Métricas para avaliação de soluções	17
3.4.1	<i>Coverage Set (C)</i>	18
3.4.2	<i>Hypervolume (HV)</i>	18
3.4.3	<i>Spacing (S)</i>	19
3.4.4	<i>Maximum Spread (MS)</i>	19
<b>4</b>	<b>Arranjo Experimental</b>	<b>21</b>
4.1	Simulador Analítico	22
4.2	Otimizador multiobjetivo utilizando MOPSO-CDR	23
4.2.1	Objetivos utilizados	23
4.2.2	Formatação das partículas	23
4.2.3	Parâmetros do MOPSO-CDR	24
<b>5</b>	<b>Resultados e Discussão</b>	<b>26</b>
5.1	Análise do <i>Pareto Front</i>	26
5.2	Análise das Métricas	29
<b>6</b>	<b>Conclusões e Trabalhos Futuros</b>	<b>31</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>33</b>

## *Lista de Figuras*

2.1	Ilustração do efeito Raman gerando frequências <i>Stokes</i> . . . . .	6
2.2	Ilustração do efeito Raman gerando frequências anti- <i>Stokes</i> . . . . .	7
2.3	Perfil de ganho Raman normalizado para fibra de sílica [1]. . . . .	8
2.4	Configurações dos Amplificadores Raman quanto ao sentido de propagação do <i>laser</i> de bombeamento. . . . .	10
3.1	Cálculo do <i>crowding distance</i> . . . . .	16
4.1	Comunicação entre o otimizador multiobjetivo e o simulador analítico. . . . .	21
5.1	<i>Pareto front</i> representado como uma função do Ganho médio <i>On-Off</i> e do <i>Ripple</i> . . . . .	27
5.2	Curva de ganho de amplificadores com 6 <i>lasers</i> de bombeamento e diferentes características. . . . .	27
5.3	<i>Pareto front</i> das soluções com <i>ripple</i> menor do que 1 <i>dB</i> . . . . .	28
5.4	Curvas de ganho de amplificadores com números diferentes de <i>lasers</i> utilizados e <i>ripple</i> em torno de 0,5 <i>dB</i> . . . . .	29

## *Lista de Tabelas*

4.1	Exemplo da representação de uma partícula para um aplicador com 3 lasers. . . . .	24
4.2	Parâmetros do MOPSO-CDR . . . . .	24
4.3	Os tipos de lasers e suas características. . . . .	25
5.1	Valores das posições das partícula selecionadas na Figura 5.3. . . . .	30
5.2	Os valores da média e do desvio padrão da métricas para os <i>Pareto fronts</i> após 30 execuções do MOPSO-CDR . . . . .	30

## *Lista de Algoritmos*

1	Pseudocódigo do PSO . . . . .	14
2	Pseudocódigo do MOPSO-CDR. . . . .	17

## *Lista de Abreviaturas e Siglas*

**ASE** – *Amplified Spontaneous Emission*

**EDFA** – *Erbium-Doped Fiber Amplifiers*

**MOPSO** – *Multi-Objective Particle Swarm Optimization*

**MOPSO-CDR** – *Multiple Objective Particle Swarm Optimization Approach using Crowding Distance and Roulette Wheel*

**OSNR** – *Optical Signal-to-Noise Ratio*

**PSO** – *Particle Swarm Optimization*

**RFA** – *Raman Fiber Amplifiers*

**TIC** – *Tecnologia da Informação e Comunicação*

**WDM** – *Wavelength Division Multiplexing*

# *1 Introdução*

*“A mente que se abre a uma nova idéia,  
jamais voltará ao seu tamanho original.”*

– **Albert Einstein.**

Neste trabalho de conclusão de curso, foi utilizada uma técnica de otimização multi-objetivo baseada em enxame de partículas no projeto de amplificadores Raman. A partir desse projeto foi desenvolvida uma ferramenta de otimização que pode auxiliar engenheiros no projeto de amplificadores Raman. Esta ferramenta, permite simular as características de um amplificador Raman a partir de algumas configurações iniciais. Além disso, é possível escolher dentre vários amplificadores com características diferentes, dependente das suas necessidades.

Este capítulo apresenta a introdução deste documento, e está organizado em 3 seções. Na Seção 1.1, é apresentada a motivação para a realização deste trabalho bem como o problema abordado pelo mesmo. Em seguida, na Seção 1.2 são apresentados os objetivos gerais e específicos e a hipótese de como o problema poderá ser solucionado. Por fim, na Seção 1.3 é descrita a estrutura do restante do documento.

## **1.1 Motivação e Caracterização do Problema**

Vive-se em uma sociedade na qual a informação é o centro do desenvolvimento social e econômico. Nessa sociedade, chamada de sociedade da informação, a condição primordial para o avanço dos indivíduos é a possibilidade de ter acesso às Tecnologias de informação e comunicação (**TICs**) que estão presentes no cotidiano e que atuam como instrumentos de trabalho, lazer e troca de informações.

Como consequência dessa nova forma de organização social, tem-se percebido um aumento na demanda por capacidade de transmissão de dados. Essa demanda

é gerada, principalmente, pelo crescente uso de internet, telefonia, dados em redes locais corporativas, transmissão de voz, TV a cabo e HDTV. Essa demanda tem sido o impulsionador dos recentes avanços na indústria de telecomunicações, principalmente os relacionados às comunicações por fibra óptica, já que esse meio de comunicação tem se mostrado a melhor maneira de suprir a demanda por comunicação de grandes volumes de dados.

Fibras ópticas constituem um meio de alta capacidade de transmissão com uma baixa perda na transmissão do sinal em relação a outros meios, como fios de cobre e radio frequência. Nas comunicação por fibras ópticas também existem efeitos que atenuam o sinal ao longo da transmissão, sendo necessário a adição de equipamentos para compensarem essa atenuação. Amplificadores ópticos são equipamentos que realizam essa compensação do sinal óptico sem que seja necessária uma conversão para o domínio eletrônico (como é feito nos regeneradores). Dessa forma, tais amplificadores tornam o processo de amplificação mais rápido, simples e barato, já que todo o processo é realizado no domínio óptico.

Amplificadores de Fibra dopadas com Érbio (**EDFA** – do inglês *Erbium-Doped Fiber Amplifiers*) têm sido usados em sistemas que utilizam Multiplexação por divisão de Comprimento de onda (**WDM** – do inglês *Wavelength Division Multiplexing*) desde os anos 80. Porém amplificadores EDFAs não podem fornecer um ganho suave em todas das bandas de transmissão S+C+L (1460nm - 1610nm).

Por outro lado, amplificadores Raman (**RFA** – do inglês *Raman Fiber Amplifiers*) têm sido amplamente estudado pois podem amplificar o sinal com uma baixa figura de ruído [2][3][4]. Em 1999, Emori e Namiki [5] demonstraram uma largura de banda de amplificação de 100 nm usando 12 lasers de bombeamento com um *ripple* menor do que 1 dB.

Apesar das vantagens do RFA, canais diferentes em um sistema WDM podem ser amplificados por diferentes ganhos devido a não suavidade natural do espectro de ganho do Raman. Porém, pode-se usar múltiplos lasers de bombeio e, se a potência e o comprimento de onda desses equipamentos forem propriamente escolhidos, o espectro de ganho resultante pode ser suavizado em toda largura de banda de amplificação pré-definida [2] [6].

Além disso, existe uma interação não linear causada pelo efeito Raman entre os lasers de bombeios quando múltiplos bombeios são usados. Devido a isso, a definição da potência e do comprimento de onda desses bombeios é uma tarefa bastante

## 1.2 Hipóteses e Objetivos

---

complicada já que o comportamento resultante é difícil de ser previsto [3]. Portanto, o principal desafio para o projeto desse tipo de amplificador é fazer uma escolha adequada dos comprimentos de onda e das potências dos bombeios que compõem o amplificador, com o objetivo de otimizar o ganho do amplificador e o *ripple* da curva de ganho desses dispositivos para uma banda larga de sinais.

Algumas metaheurísticas têm sido propostas para resolver esse problema, tais como: *simulated annealing* [2]; redes neurais [7]; *particle swarm optimization* e algoritmos genéticos [8]. Porém, em todos esses estudos o número de lasers de bombeamento é pré-definido. Além disso, essas técnicas não levam em conta a característica multiobjetiva do problema, que é gerada pela necessidade de otimizar simultaneamente características conflitantes como o ganho e o *ripple*.

## 1.2 Hipóteses e Objetivos

Ao contrário dos métodos de otimização citados acima, os algoritmos multiobjetivos apresentam a vantagem de encontrar um conjunto de soluções que respeita o compromisso entre os objetivos a serem otimizados. Dessa forma, a utilização desse tipo de técnica pode gerar um conjunto maior de soluções para facilitar a escolha do engenheiro projetista, já que ele não terá apenas uma solução possível, mas sim um conjunto de soluções que apresentam características diferentes [9]. Isto faz com que a solução escolhida dependa da forma como o engenheiro deseja resolver o problema.

Algoritmos baseados em inteligência por enxames de partículas apresentam boa eficácia na busca por soluções e rápida convergência. Além disso, são bastante apropriados para a resolução de problemas com variáveis contínuas. Devido a essas características, a escolha de uma técnica de otimização multiobjetivo baseada em enxame de partículas para a otimização do projeto do RFA, se mostra um caminho promissor.

Assim como em [9], nesse trabalho é usado um otimizador de partículas multiobjetivo, chamado *Multiple Objective Particle Swarm Optimization Approach using Crowding Distance and Roulette Wheel (MOPSO-CDR)* [10], para escolher quais lasers deverão ser usados e a potência desses lasers com a intenção de balancear um alto ganho com um baixo *ripple*. Porém, ao contrário de [9], nesta solução também serão fornecidas informações sobre o número de lasers de bombeamento necessários para a construção do RFA, além de utilizar apenas um conjunto fixo de lasers disponíveis

e um número maior de canais nas simulações. Dessa forma, a solução será mais compatível com a realidade prática do projeto de amplificadores Raman. Foram considerados amplificadores Raman distribuídos na configuração contra-propagante com o objetivo de obter baixo ruído, minimizar os efeitos não lineares da fibra óptica e maximizar a relação sinal ruído óptica (**OSNR** – do inglês *Optical Signal-to-Noise Ratio*) [11].

### 1.2.1 Objetivos Gerais

- Tornar a ferramenta de apoio a engenheiros no projeto de RFA mais compatível com a realidade.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

- Realizar simulações levando em conta uma quantidade de canais maior;
- Utilizar configurações de amplificadores pré-definidas;
- Analisar os resultados levando em conta o número de lasers de bombeios necessários.

## 1.3 Organização do Documento

O trabalho está organizado em 6 capítulos. No Capítulo 2 serão abordados aspectos relativos a amplificação óptica, efeito Raman e o amplificador Raman. Em seguida, no Capítulo 3, será descrito o conceito de otimização multiobjetivo, bem como a técnica que será utilizada no trabalho. O Capítulo 4 descreve o arranjo para simulação. No Capítulo 5 serão apresentados os resultados obtidos pelas simulações. Por fim, no Capítulo 6, serão discutidas as principais conclusões desse trabalho, bem como propostas para trabalhos futuros.

## 2 *Amplificadores Raman*

*“Se a teoria esperasse pela experiência  
nunca se realizava.”*

– Friedrich Novalis.

Neste capítulo é apresentada a base necessária para o entendimento do funcionamento de um amplificador Raman, assim como, para o entendimento das características e dificuldades do projeto desses amplificadores. Na seção 2.1 será descrito o conceito do efeito Raman. Na seção 2.2 será mostrado como o efeito Raman funciona na amplificação de um sinal óptico. Por fim, a Seção 2.3 apresentará os aspectos envolvidos no projeto de amplificadores Raman.

### 2.1 **Efeito Raman**

Em 1928, o físico indiano C. V. Raman publicou um artigo na revista *Nature* em que descrevia um novo tipo de espalhamento da luz [12]. Por esta descoberta, Raman foi o vencedor do prêmio Nobel de Física em 1930, e o fenômeno do espalhamento da luz, por ele observado, foi denominado de efeito Raman em sua homenagem. Em seus experimentos, Raman observou o espalhamento da luz solar provocado por líquidos e gases, e verificou que a luz espalhada apresentava componentes de frequência diferentes da radiação original.

No espectro da radiação espalhada, as novas frequências são denominadas bandas Raman e juntas constituem um espectro Raman. As bandas com frequências menores que a frequência incidente são chamadas de frequências *Stokes*, e as frequências maiores que a frequência incidente são denominadas de frequências anti-*Stokes* [13].

A melhor forma de entender as propriedades do efeito Raman é através dos con-

ceitos da mecânica quântica e do princípio da conservação da energia. As moléculas de uma determinada substância podem vibrar apenas em frequências bem definidas. Essas frequências são determinadas pelos níveis de energia que a molécula pode assumir, como mostra a Figura 2.1a, onde  $E_0$  é o estado de menor energia vibracional ( $E_0 = 0$ ), enquanto  $E_1$  é o estado de maior energia vibracional ( $E_1 = 1$ ).

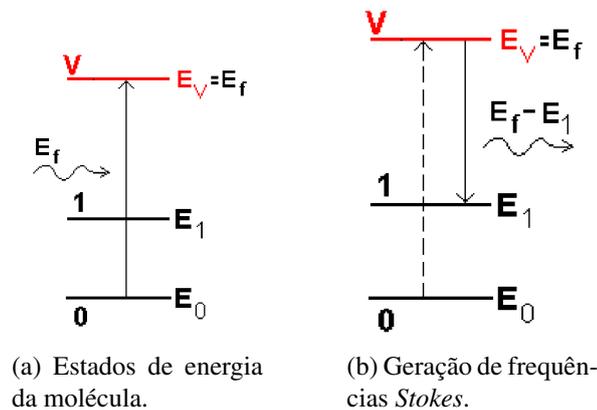


Figura 2.1: Ilustração do efeito Raman gerando frequências Stokes.

Na Figura 2.1a, quando um fóton com energia igual à  $E_f$  incide no meio em que a molécula se encontra, a molécula passa do estado inicial  $E_0$  para um estado de excitação  $E_V$  que possui a mesma energia do fóton incidido ( $E_V = E_f$ ). Como o estado  $E_V$  é um estado instável, a molécula decai para o estado  $E_1$  que possui maior energia vibracional do que o estado inicial, porém não é instável como o  $E_V$ . No processo de decaimento, é gerado outro fóton com energia e frequência menor do que a do fóton inicial. As frequências geradas por esse processo são as frequências Stokes.

Se o processo anterior for repetido, porém com a molécula no estado inicial  $E_1$ , a molécula irá para um nível de energia  $V'$ , como mostrado na Figura 2.2a. Quando ocorrer o decaimento, poderá ser liberado um fóton com frequência maior do que a do fóton inicial ( $E_f + E_1$ ). Essas frequências são chamadas de anti-Stokes (Figura 2.2b). As frequências mais comuns são as frequências Stokes, pois no equilíbrio térmico, a maioria das moléculas se encontra no estado fundamental, ou seja, de menor energia [13].

O efeito Raman pode ser de dois tipos: espontâneo ou estimulado. No efeito Raman espontâneo, a luz espalhada possui uma intensidade fraca. Na propagação de um feixe de luz através de 1 cm de algum meio material, por exemplo, aproximadamente  $10^{-6}$  da radiação incidente é espalhada em frequências Stokes [13] [6]. Por outro lado, se um feixe de luz intenso for incidido sobre alguma amostra material, pode ocorrer um espalhamento mais intenso conhecido como espalhamento Raman

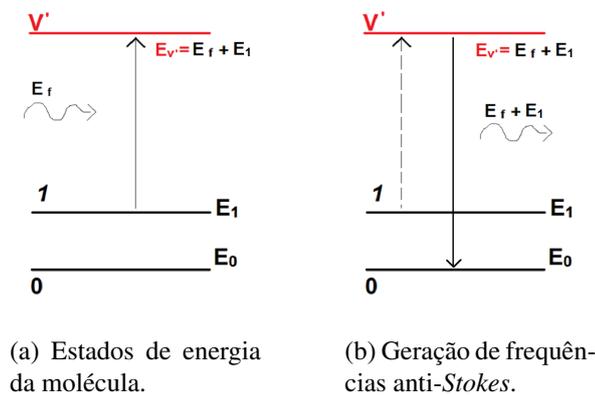


Figura 2.2: Ilustração do efeito Raman gerando frequências anti-Stokes.

estimulado (**SRS** – do inglês *Stimulated Raman Scattering*) [14] [15]. O SRS que foi descoberto por Woodbury em 1962, a partir de experimentos com laser de rubi operando no modo refletor pulsado [16], é um processo mais intenso que o espalhamento espontâneo, pois 10% ou mais da energia da luz incidente é convertida em frequências Stokes [13].

## 2.2 Amplificação Raman

Diante da descoberta do SRS, viu-se que era possível gerar uma quantidade significativa de frequências Stokes a partir de um feixe de luz intenso em algum material. Foi daí que em 1972, Stolen e colaboradores demonstraram pela primeira vez a existência do SRS em fibras de vidro [17]. Em seguida, no ano de 1973, Stolen e Ippen mediram um pequeno ganho Raman em um sinal ao longo de uma fibra monomodo de 590 cm com núcleo de 3,8  $\mu\text{m}$  de diâmetro utilizando um feixe de luz com comprimento de onda de 526 nm [18] e demonstraram que era possível utilizar SRS no processo de amplificação óptica. A esse fenômeno deram o nome de amplificação Raman.

Quando o sinal óptico propaga simultaneamente com o bombeamento na mesma fibra óptica, o bombeamento transfere parte de sua potência para o sinal, devido ao efeito Raman. Enquanto o sinal propaga pela fibra óptica, o bombeamento emite fótons gerados pelo SRS, que terão a mesma frequência do sinal transmitido, dessa forma, esses fótons irão se juntar ao sinal transmitido tornando-o mais intenso. O perfil de ganho de um RFA depende da composição do núcleo da fibra e pode variar de acordo com o uso de diferentes dopantes. Além disso, o perfil de ganho também depende da forma como a luz está polarizada: paralelamente (co-polarizada) ou per-

pendicularmente [13].

A Figura 2.3 mostra o perfil de ganho normalizado em função do desvio de frequência, para as duas formas possíveis de polarização da luz. O ganho representa a parcela da potência do bombeamento que é transferida para o sinal (normalizada em  $10^{-3}$ ), e o desvio em frequência representa a diferença entre as frequências do sinal e do bombeamento. Pela figura, nota-se que, o ganho Raman em fibras de sílica se estende sobre uma faixa larga de 40 THz, com um pico próximo à 13 THz. Portanto, para se fornecer ganho máximo para um sinal, a diferença entre a frequência do laser de bombeamento e a frequência do sinal deve ser de aproximadamente 13 THz.

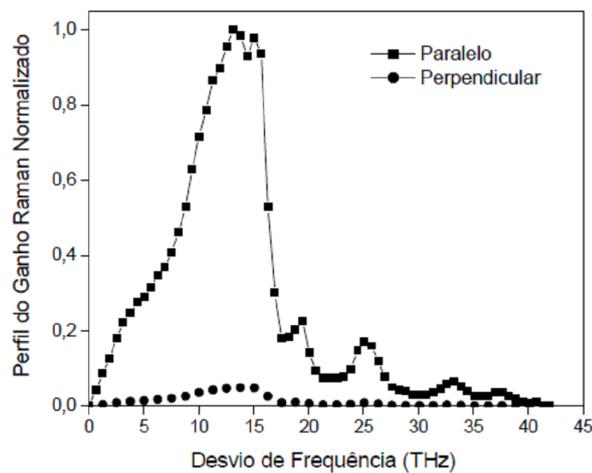


Figura 2.3: Perfil de ganho Raman normalizado para fibra de sílica [1].

Por não precisar de nenhuma tipo especial de fibra, o uso de amplificadores Raman pode ser uma saída economicamente viável. Além disso, os amplificadores Raman possuem uma larga faixa de amplificação o que torna esse tipo de amplificador ideal para sistemas WDM, onde é necessário amplificar uma grande quantidade de sinais em comprimentos de ondas diferentes. Por fim, uma das vantagens mais importantes dos amplificadores Raman é a possibilidade de adaptar o espectro de ganho pelo ajuste dos comprimentos de onda dos bombeamentos.

## 2.3 Projeto de Amplificador Raman

A finalidade de um bom projeto de amplificador Raman é construir um amplificador de alto desempenho com um custo aceitável. Para tanto, é preciso escolher bem a configuração dos comprimentos de onda e das potências dos *lasers* de bombeamento usados pelo amplificador, para que se obtenha um alto valor de ganho com um baixo

valor de *ripple*. Além disso, também existem outros fatores que interferem nas características finais do amplificador, tais como: o tipo de amplificador e o posicionamento dos *lasers* de bombeamento.

O amplificador Raman pode ser de dois tipos: discreto e distribuído. Amplificadores Raman do tipo discreto têm o *laser* de bombeamento localizado em um trecho isolado da fibra óptica de alto ganho (geralmente fibras compensadoras de dispersão) posicionado em linha com a fibra de transmissão. Já os do tipo distribuído, transferem as potências dos bombeamentos ao longo dos canais em toda a fibra óptica para contrabalancear as perdas causadas pelo enlace [1].

Os amplificadores Raman distribuídos, apresentam uma OSNR melhor do que os do tipo discreto. Eles também são menos suscetíveis aos efeitos não-lineares resultantes de ganhos elevados. Outro ponto positivo para amplificadores distribuídos, é que eles são muito úteis quando se deseja fazer uma atualização no sistema já instalado operando com EDFAs [1].

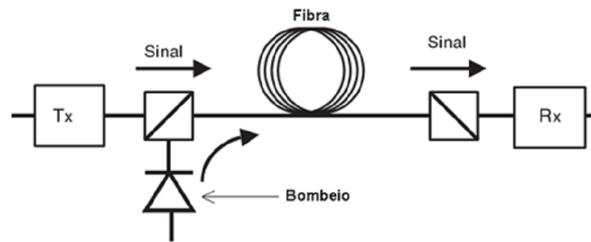
Outra característica importante da amplificação Raman é que o ganho do sinal propagante independe da direção de propagação do sinal do bombeamento [4]. Quanto ao sentido de propagação do *laser* de bombeamento, os amplificadores Raman podem ser: co-propagantes, contra-propagantes ou bi-propagantes.

Um amplificador com configuração co-propagante, possui o *laser* de bombeamento localizado no começo da fibra e o sentido de propagação dele é o mesmo do sinal transmitido (Figura 2.4a). Essa configuração possibilita uma melhor OSNR no receptor pois como amplificação acontece no começo da fibra, o ruído por emissão espontânea amplificada (**ASE** – do inglês *Amplified Spontaneous Emission*) é atenuado durante a sua propagação ao longo do enlace, contudo aumenta os efeitos não lineares.

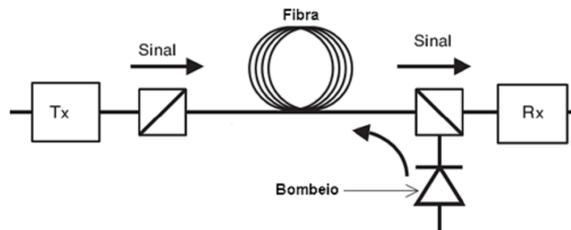
Já no amplificador na configuração contra-propagante, o *laser* de bombeamento fica localizado no final do enlace e o seu sentido de propagação é contrário ao sentido de propagação do sinal (ver Figura 2.4b). Como no final do enlace o sinal de transmissão chega atenuado, os efeitos não-lineares, provenientes de sinais com alta intensidade, são menos relevantes. Porém, a potência elevada do bombeamento no final da fibra óptica pode provocar a geração de um alto ruído ASE próximo ao receptor, o que faz com que a OSNR no receptor seja normalmente mais baixa.

Por fim, existe a configuração bi-propagante. Como pode ser visto na Figura 2.4c,

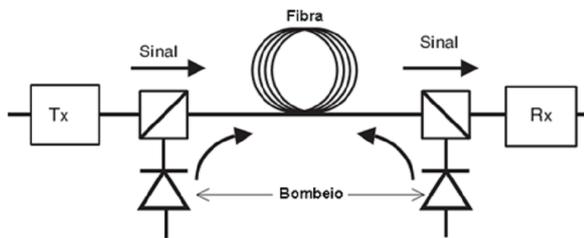
nessa configuração dois *lasers* são posicionados em cada extremidade do enlace. Dessa forma, essa configuração possibilita tanto uma boa OSNR, quanto uma propensão menor a efeitos não-lineares. Entretanto, é preciso o uso de dois *lasers* de bombeamento para implementá-la, o que torna essa solução a menos interessante economicamente.



(a) Configuração co-propagante.



(b) Configuração contra-propagante.



(c) Configuração bi-propagante.

Figura 2.4: Configurações dos Amplificadores Raman quanto ao sentido de propagação do *laser* de bombeamento.

Na literatura é frequentemente citado que a configuração contra-propagante é a mais indicada em relação a co-propagante, pois ela apresenta melhor desempenho e maior tolerância aos efeitos não-lineares e menor dependência do ganho com a polarização [1]. Diante disso e devido a vantagem econômica com relação à configuração bi-propagante, os amplificadores Raman utilizados nesse trabalho serão da configuração contra-propagante.

### ***3 Otimização multiobjetivos baseada em enxame de partículas***

*“O homem não se conhece o suficiente  
para medir aquilo de que precisa.”*

**– Corrado Alvaro em *Il nostro tempo e la speranza***

Neste capítulo serão abordados os aspectos teóricos referentes à otimização multiobjetivos, com ênfase na técnica utilizada neste trabalho. Na seção 3.1 são definidos problemas multiobjetivos. Em seguida, na seção 3.2 é feita uma análise conceitual sobre otimização baseada em enxame de partículas. Na seção 3.3 são apresentadas técnicas baseadas no conceito de enxames de partículas e que são utilizadas na resolução de problemas multiobjetivos. Por fim, serão apresentadas na seção 3.4 algumas métricas que servem para avaliar a qualidade das soluções encontradas por técnicas de otimização multiobjetivos.

#### **3.1 Otimização multiobjetivos**

Um problema multiobjetivos é aquele no qual existem dois ou mais objetivos a serem resolvidos e esses objetivos são conflitantes entre si, ou seja, a melhora na solução de um objetivo acarreta na piora do outro. Como exemplo prático para esse tipo de problema, pode-se levar em consideração que uma pessoa, no processo de compra de um novo carro, deseja comprar o veículo que tenha o menor custo com o maior conforto possível. Percebe-se que existe um conflito entre aumentar o conforto do carro e diminuir seu custo, portanto esse problema se caracteriza como multiobjetivos. A grande maioria dos problemas da área de engenharia possuem esse perfil multiobjetivos, o que tem aumentado os estudos desse tipo de problema ao longo dos anos.

A otimização de um problema multiobjetivos, tenta encontrar o melhor conjunto de parâmetros de entrada para o problema, tal que, esses parâmetros retornem o melhor compromisso entre os objetivos conflitantes. Formalmente, uma otimização multiobjetivo é definida como:

**Otimização Multiobjetivos** Um problema de otimização multiobjetivos é definido como a minimização ou maximização de  $F(\vec{x}) = \{f_1(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x})\}$ , sujeita às restrições  $g_i(\vec{x}) \leq 0$ ,  $i = 1, \dots, m$  e  $h_j(\vec{x}) = 0$ ,  $j = 1, \dots, p$  e  $\vec{x} \in D$ . Uma solução do problema minimiza (ou maximiza) os componentes do vetor  $F(\vec{x})$ , onde  $\vec{x}$  é uma variável representada por um vetor n-dimensional,  $\vec{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ , de algum universo  $D$ . Note que  $g_i(\vec{x}) \leq 0$  e  $h_j(\vec{x}) = 0$  representam restrições que precisam ser satisfeitas durante a minimização (ou maximização) de  $F(\vec{x})$  e  $D$  contém todos os possíveis  $\vec{x}$  que podem ser usados para satisfazer uma avaliação de  $F(\vec{x})$  [19].

Diferente da otimização de problemas com um único objetivo, um otimização multiobjetivos retorna um conjunto de soluções ao invés de apenas uma. Essas soluções serão as que representam o melhor compromisso entre os objetivos a serem otimizados. Para que as soluções possam ser comparadas entre si, e daí classificadas como melhor ou pior, a maioria das técnicas da inteligência computacional que otimizam problemas multiobjetivos, incluindo a técnica utilizada nesse trabalho, utilizam o conceito de dominância.

**Dominância [19]** Um vetor  $\vec{u} = (u_1, \dots, u_k)$  **domina** um vetor  $\vec{v} = (v_1, \dots, v_k)$  (representado por  $\vec{u} \succ \vec{v}$ ) se e somente se:

$$\forall i \in \{1, \dots, k\}, u_i \leq v_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, k\} : u_i < v_i. \quad (3.1)$$

As melhores soluções encontradas durante o processo são aquelas chamadas de não dominadas, ou seja, são as soluções que nenhuma outra solução a domina. O conjunto de soluções não dominadas encontradas por uma otimização multiobjetivos é chamada de *Pareto front* [19] e é esse conjunto o retorno de uma otimização multiobjetivos.

## 3.2 Otimização baseada em enxame de partículas

Otimização baseada em enxames (*Swarm Intelligence*) é um ramo da Inteligência Computacional que utiliza o conceito de partículas em comunicação para otimizar pro-

blemas. Dentro desse conceito uma partícula é uma estrutura simples com pouca memória. Essas partículas se comunicam entre si trocando, o pouco de informações que elas podem armazenar. É a partir dessa comunicação que emerge a “Inteligência” desse tipo de técnica. O comportamento do coletivo (enxame), que é consequência da comunicação, faz com que a melhor solução para o problema seja encontrada. Esse tipo de técnica tem alguns pontos positivos como: a rápida convergência para o ponto a ser encontrado e o paralelismo decorrente do seu comportamento.

Dentre as técnicas de enxame de partículas, uma das mais conhecidas e mais utilizadas é o **PSO** (do inglês – *Particle Swarm Optimization*). Essa técnica foi proposta em 1995 por Kennedy e Eberhart [20], com a intenção de simular graficamente a dinâmica de vôo de bando de pássaros. Nessa técnica uma partícula, armazena as seguintes informações:

- $\vec{x}(t)$  (posição atual) – um vetor de valores reais que são os parâmetros para a solução do problema.
- $\vec{v}(t)$  (velocidade) – um vetor que determina como se dará a movimentação das partículas.
- $\vec{P}_{best}(t)$  – a melhor posição encontrada pela partícula.
- $\vec{G}_{best}(t)$  – a melhor posição encontrada pelo enxame, ou seja, o *pBest* da melhor partícula.
- *fitness* – o valor que define a qualidade da partícula. Geralmente é o retorno da função a ser otimizada.

O comportamento do PSO consiste em, a cada iteração, modificar a velocidade da partícula de acordo com o  $\vec{P}_{best}(t)$  e o  $\vec{G}_{best}(t)$ . A velocidade das partículas no PSO é regida pela seguinte equação [21]

$$\vec{v}_i(t+1) = \omega \vec{v}_i(t) + c_1 r_1 (\vec{P}_{best_i} - \vec{x}_i(t)) + c_2 r_2 (\vec{G}_{best} - \vec{x}_i(t)), \quad (3.2)$$

onde  $\vec{v}_i(t+1)$  será a nova velocidade da partícula *i*, enquanto  $\vec{v}_i(t)$  e  $\vec{x}_i(t)$  são a velocidade e a posição atual, respectivamente, da partícula. O componente cognitivo ( $c_1$ ) é uma constante que é assim chamada pois pondera a influência da melhor posição encontrada pela partícula ( $\vec{P}_{best}$ ) no cálculo da velocidade. Já o componente social ( $c_2$ ), é uma constante que pondera a influência da melhor posição encontrada pelo enxame ( $\vec{G}_{best}$ ) no cálculo da nova velocidade da partícula. Os coeficientes  $r_1$  e  $r_2$  são

constantes aleatórias que variam dentro do intervalo [0,1]. Por fim, tem-se o fator de inércia ( $w$ ), que é usado para prover o balanceamento entre busca em amplitude e busca em profundidade. O uso do fator de inércia aumentou a eficácia da resolução em um grande número de aplicações [21].

Assim que a nova velocidade da partícula é calculada, ela é somada à posição atual da partícula para que essa partícula mova-se para a nova posição, como mostrado na Equação 3.3,

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{v}_i(t+1) + \vec{x}_i(t). \quad (3.3)$$

O fator tempo não é levado em consideração como um fator que multiplica a velocidade, pois no PSO o tempo é a unidade de interação e possui um valor unitário.

Devido à forma como são atualizadas a velocidade e a posição da partícula no PSO, esse tipo de técnica mostra-se eficiente na resolução de problemas em que o espaço de variável é contínuo. Em suma, o PSO funciona de acordo com o pseudocódigo apresentado no Algoritmo 1 :

---

**Algoritmo 1:** Pseudocódigo do PSO .

---

- 1 Inicialize aleatoriamente as partículas no espaço e busca;
  - 2 Avalie o *fitness* de cada partícula;
  - 3 Determine o  $\vec{G}_{best}$ ;
  - 4 **enquanto** critério de parada não for alcançado **faça**
  - 5     **para cada partícula faça**
  - 6         Atualize velocidade e posição (Equação 3.2 e 3.3);
  - 7         Avalie o *fitness* da partícula;
  - 8         Atualize o  $\vec{P}_{best}$ ;
  - 9     Atualize o  $\vec{G}_{best}$ ;
  - 10 Retorne o  $\vec{G}_{best}$ .
- 

### 3.3 Algoritmos de otimização multiobjetivos baseado em enxame de partícula

Por se mostrarem eficientes na resolução de problemas mono-objetivo, os algoritmos baseado em enxame de partículas foram sendo adaptados para resolver problemas com múltiplos objetivos conflitantes.

Neste trabalho foi utilizada uma técnica de otimização multiobjetivos que é baseada no PSO. Nas subseções seguintes serão apresentadas uma das primeiras, e mais

simples, adaptações do PSO para resolução de problemas multiobjetivos (Subseção 3.3.1), assim como, a técnica utilizada neste trabalho (Subseção 3.3.2),.

### 3.3.1 *Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)*

O MOPSO foi proposto por Coello Coello e colaboradores [22]. Nesse algoritmo, é adicionado à estrutura original do PSO um arquivo externo que irá armazenar as melhores soluções encontradas durante a otimização. Essas soluções irão influenciar o “vão” das partículas do enxame através da substituição do  $\vec{G}_{best}$  da partícula pelo  $\vec{G}_{best}$  de uma das partículas do arquivo externo. O objetivo dessa mudança é acelerar a convergência do algoritmo.

Para fazer a escolha do líder ( $\vec{G}_{best}$  vindo do arquivo externo) de cada partícula, o arquivo externo é dividido em regiões chamadas de hipercubo. Cada hipercubo tem um conjunto de soluções (partículas) associadas a ele. A escolha da solução que será o líder cognitivo de uma partícula do enxame começa com um sorteio por roleta de um dos hipercubos, e em seguida uma solução atrelada ao hipercubo sorteado é escolhida aleatoriamente para ser o líder. As probabilidades para a escolha por roleta, são inversamente proporcionais à quantidade de soluções que um hipercubo possui, ou seja, os hipercubos com menos soluções têm maior probabilidade de serem sorteados. Dessa forma, esse método força as partículas do enxame a explorar as regiões menos densas, gerando diversidade entre as soluções resultantes.

Porém, a diversidade gerada por esse método não é suficiente para que o *Pareto Front* escape de mínimos locais. Para resolver esse problema, foi criado um operador de turbulência, que provoca uma perturbação Gaussiana no vetor velocidade de  $m$  partículas do enxame escolhidas aleatoriamente. A principal desvantagem desse algoritmo é que o número de hipercubos utilizados depende do problema, de modo que sua eficácia pode ser comprometida se este parâmetro não for escolhido de forma adequada.

### 3.3.2 *Multiple Objective Particle Swarm Optimization Approach using Crowding Distance and Roulette Wheel (MOPSO-CDR)*

Essa técnica foi proposta por Santana e colaboradores [23]. Assim como o MOPSO original, o MOPSO-CDR também usa um arquivo externo que armazena as melhores soluções encontradas. No início, esse arquivo está vazio e todas as soluções encon-

tradas pelas partículas do enxame são adicionadas a ele. Com o passar do tempo, uma nova solução encontrada pelo enxame só será adicionada ao arquivo externo se nenhuma solução que já está inserida no arquivo externo dominá-la.

Cada solução presente no arquivo externo tem um *fitness* (qualidade), que é calculado pelo seu *crowding distance*. O valor de *crowding distance* de uma solução, provê uma estimativa da densidade das soluções em comparação com as outras soluções [24]. A Figura 3.1 ilustra o cálculo do *crowding distance* do ponto  $i$  que é uma estimativa do tamanho do maior cubóide em torno de  $i$  sem incluir qualquer outro ponto.

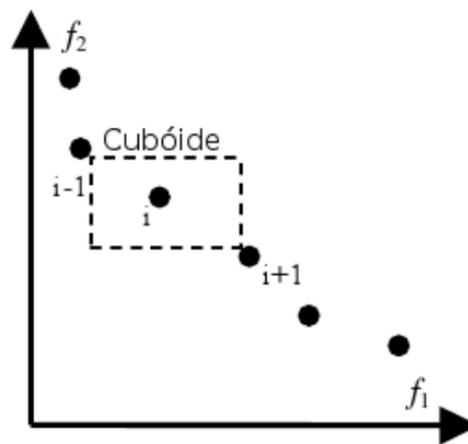


Figura 3.1: Cálculo do *crowding distance*.

Cada partícula seleciona o líder social ( $\vec{G}_{best}(t)$ ) baseada no *fitness* usando o método da roleta. Assim como no MOPSO, essa seleção do líder privilegia as regiões menos densas.

A seleção do líder cognitivo ( $\vec{P}_{best}(t)$ ) também é feita usando o *crowding distance*. Este líder é atualizado toda vez que a nova posição da partícula domina o valor atual do  $\vec{P}_{best}(t)$ . Se esses valores são incomparáveis, então pega-se do arquivo externo, a solução que é mais próxima da nova posição e a solução que é mais próxima do  $\vec{P}_{best}(t)$  atual, usando para o cálculo da distância a Distância Euclidiana. Se a solução mais próxima da nova posição estiver em uma região menos densa do que a solução mais próxima do  $\vec{P}_{best}(t)$  atual, ou seja, tiver um melhor valor de *crowding distance*, então a nova posição se torna o líder cognitivo ( $\vec{P}_{best}(t)$ ).

O *crowding distance* também é utilizado para a manutenção do tamanho do arquivo externo. Quando o tamanho do arquivo externo é excedido, as soluções com os menores valores de *crowding distance* são eliminadas do arquivo externo. Tanto

nessa manutenção como na seleção dos líderes cognitivos e social, o uso do *crowding distance* visa produzir um *Pareto front* uniformemente distribuído, para que a maioria das regiões do espaço de objetivos sejam bem representadas pelas soluções.

Esta abordagem também utiliza o operador de turbulência presente no MOPSO para aumentar a diversidade no processo de busca. No início do algoritmo, todas as partículas do enxame são afetadas pelo operador de turbulência, e, nas iterações seguintes, a influência deste operador se torna cada vez menor. O Algoritmo 2 representa o pseudocódigo do MOPSO-CDR:

---

**Algoritmo 2:** Pseudocódigo do MOPSO-CDR.

---

- 1 Inicialize o enxame;
  - 2 Determine os líderes iniciais do arquivo externo;
  - 3 Qualifique os líderes considerando *crowding distance*;
  - 4 **enquanto** critério de parada não for alcançado **faça**
  - 5     **para cada** partícula **faça**
  - 6         Aplique o operador de turbulência utilizado no MOPSO;
  - 7         Selecione líder usando *crowding distance* e seleção por roleta;
  - 8         Atualize velocidade e posição;
  - 9         Avalie a qualidade da partícula;
  - 10        Atualize  $\vec{P}_{best}(t)$  usando torneio binário;
  - 11     Atualize líderes do arquivo externo;
  - 12     Qualifique os líderes por *crowding distance*;
  - 13 Retorne o Arquivo Externo;
- 

### 3.4 Métricas para avaliação de soluções

Como o retorno de uma otimização multiobjetivos é um conjunto de soluções, não é possível fazer uma comparação qualitativa entre os resultados levando em conta apenas o conjunto de retorno. Para que seja possível avaliar a qualidade das soluções geradas por uma otimização multiobjetivos, existem métricas que analisam principalmente o grau de convergência e a diversidade das soluções.

O grau de convergência é uma medida que mostra o quanto as soluções apresentadas se aproximam dos melhores resultados possíveis. Portanto, quanto maior o grau de convergência, maior é a eficácia da técnica em achar as soluções que melhor otimizam o compromisso entre os objetivos.

Já uma boa diversidade mostra que o conjunto de soluções encontradas cobre uma boa parte do espaço de objetivos. Isso é um fator importante, pois o tomador de

decisões, que irá usar as soluções geradas pela otimização, terá uma variedade maior de possibilidades de escolha para a resolução do seu problema.

As métricas utilizadas neste trabalho visam mensurar justamente essas duas características de um *Pareto front* para, a partir daí, qualificar as soluções obtidas. As subseções a seguir detalham o funcionamento e o objetivo das métricas: *Coverage Set*, *Hypervolume*, *Spacing* e *Maximum Spread* [19].

### 3.4.1 Coverage Set (C)

Esta é uma métrica que avalia o grau de convergência do algoritmo. O seu resultado é comparativo, portanto são necessários dois *paretos* para que essa métrica seja calculada. A Equação 3.4 descreve como é o cálculo do *coverage set* para dois conjuntos *Pareto front* A e B (leia-se *Coverage* de A em relação a B):

$$C(A, B) = \frac{|\{b \in B; \exists a \in A : a \succ b\}|}{|B|}, \quad (3.4)$$

em que  $|B|$  representa a quantidade de soluções no *Pareto front* B.

Pode-se observar que o valor de  $C(A, B)$  está dentro do intervalo  $[0, 1]$ . O valor  $C(A, B) = 1$  significa que todas as soluções de B são dominadas pelas soluções de A, ou seja, o *Pareto front* A tem um grau de convergência maior do que o B. Por outro lado, se  $C(A, B) = 0$  significa que nenhuma das soluções em B são dominadas por A. É importante frisar que  $C(B, A)$  não necessariamente é igual à  $1 - C(A, B)$ .

### 3.4.2 Hypervolume (HV)

Em problemas de otimização com dois objetivos, o *Hypervolume* é definido pela área no espaço de objetivos coberta pelo *Pareto front* (a área entre o *Pareto front* e um ponto de referência). Considere o retângulo delimitado pelo ponto  $(f_1(\vec{x}); f_2(\vec{x}))$  que pertence ao *Pareto front* e a origem. Suponha que cada ponto no *Pareto front* gera um retângulo no espaço de objetivos. O *Hypervolume* corresponde à área formada pela união de todos os retângulos.

A generalização do conceito para problemas com n objetivos, é obtido pela seguinte equação:

$$HV = \left\{ \bigcup_i a_i | \vec{x}_i \in P_a^* \right\}, \quad (3.5)$$

onde  $\vec{x}_i$  é uma solução não-dominada em  $P_a^*$  e  $a_i$  é o volume compreendido pelos componentes de  $\vec{x}_i$  e um ponto de referência.

O *Hypervolume* é um indicador híbrido, avaliando ao mesmo tempo a capacidade de convergência e a diversidade do algoritmo que gerou o *Pareto front* avaliado. Bons valores para o *Hypervolume* mostram que além das soluções estarem em um alto grau de convergência, elas também estão bem distribuídas ao longo do *Pareto front*.

### 3.4.3 Spacing (S)

Esta métrica tem como objetivo mensurar a diversidade das soluções do *Pareto front*, através do cálculo da separação dessas soluções. A separação entre uma solução e suas soluções vizinhas é calculada de acordo com a Equação 3.6,

$$d_i = \min_j (|f_1^i(\vec{x}) - f_1^j(\vec{x})| + |f_2^i(\vec{x}) - f_2^j(\vec{x})|), \quad (3.6)$$

onde  $d_i$  é a distância de Manhattan entre as soluções vizinhas da solução  $i$  do *Pareto front* em um espaço de dois objetivos. Nesta equação  $i, j = 1, \dots, n$ , e  $n$  é o número de soluções não-dominadas do *Pareto front*.

O *Spacing* representa a variância das distâncias  $d_i$ , e é calculado segundo a Equação 3.7,

$$S = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{d} - d_i)^2}, \quad (3.7)$$

em que  $\bar{d}$  é a média das distâncias  $d_i$  de todas as  $n$  soluções do *Pareto front*.

Quanto menor o valor do *Spacing* menor será a variância da distância entre as partículas, portanto, mais diversificadas estão as soluções.

### 3.4.4 Maximum Spread (MS)

Nesta métrica é calculada a distância euclidiana entre as duas soluções mais afastadas do *Pareto front*, pela Equação 3.8,

$$MS = \sqrt{\sum_{m=1}^M (\max_{i=1}^n f_m^i - \min_{i=1}^n f_m^i)^2}, \quad (3.8)$$

onde  $n$  é o número de soluções no *Pareto front* e  $M$  é o número de objetivos em um determinado problema.

Quanto maior o *Maximum Spread* do *Pareto front* maior é a sua qualidade, pois significa que as soluções estão cobrindo uma grande área do espaço de objetivos, tornando alta a diversidade dessas soluções.

## 4 *Arranjo Experimental*

*“Um bom esquema vale mais  
 que um longo discurso.”*

– **Napoleão Bonaparte**

Todos os experimentos realizados neste projeto foram feitos a partir de simulações. Para tanto, foi usado um simulador analítico para extrair os aspectos referentes ao amplificador Raman, bem como um otimizador multiobjetivo para ajustar os parâmetros de forma a obter o melhor compromisso entre os objetivos desejados.

A dinâmica das simulações é dirigida pelo otimizador multiobjetivo que ajusta os parâmetros de acordo com sua heurística, e faz chamadas ao simulador passando esses parâmetros, para que o simulador possa retornar quais são as características do amplificador atreladas àqueles parâmetros. A comunicação entre o otimizador e o simulador é representada pela Figura 4.1.

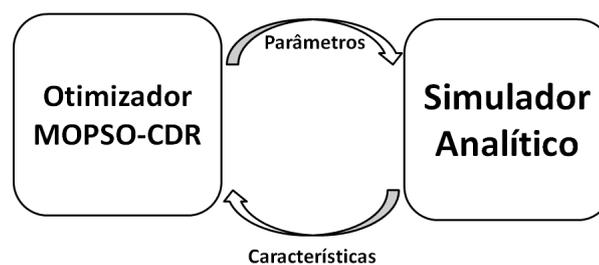


Figura 4.1: Comunicação entre o otimizador multiobjetivo e o simulador analítico.

Na seção 4.1, será explicado o papel do simulador analítico como um dos componentes computacionais presentes na simulação. Em seguida, na seção 4.2, será mostrada a configuração que o otimizador multiobjetivo utilizou neste projeto.

## 4.1 Simulador Analítico

O simulador analítico foi proposto por Cani e colaboradores em 2007 [25]. Esse simulador é uma ferramenta computacional para análise de sistemas de comunicações ópticas multicanais com amplificadores Raman com múltiplos bombeamentos. O simulador é baseado em um modelo analítico aproximado da propagação de bombeamentos e sinais ao longo do enlace óptico, que tem como objetivo calcular o ganho alcançado pelos canais devido a presença de um amplificador Raman distribuído em uma fibra óptica monomodo com bombeamentos na configuração contra-propagantes.

Os parâmetros de entrada para o simulador são:

- Comprimento do enlace óptico. Este parâmetro representa o comprimento efetivo do enlace óptico, ou seja, o comprimento no qual ocorre o processo de amplificação. Nas simulações, este parâmetro foi definido como 75 km.
- O número de bombeamentos com os respectivos comprimentos de onda e potências. Esses são os parâmetros que serão otimizados pelo MOPSO-CDR.
- O número de canais com os respectivos comprimentos de onda. Nos experimentos, foram utilizados 40 canais WDM na banda C entre 1529,55 nm e 1560,61 nm com 100 GHz de separação entre os canais.
- Fator de polarização do laser de bombeamento. O ganho fornecido pela amplificação Raman depende da polarização da luz do sinal em relação ao laser de bombeamento. Para enlaces com longos comprimentos empregados em sistemas de transmissão, a polarização entre bombeamentos e sinais varia arbitrariamente entre polarização paralela e perpendicular. Esta variação da polarização é computada pelo Simulador Analítico por meio de um fator de polarização, cujo valor é assumido igual a 1 se a polarização entre bombeamentos e sinais for mantida, ou 2 caso ocorra a total despolarização [25]. Nos experimentos, foi assumido um fator de polarização igual a 2, pois em uma situação real é difícil conseguir manter as polarizações iguais.

As características do amplificador que são retornadas pelo simulados são:

- O ganho médio, que é a média aritmética do ganho do amplificador nos canais utilizados;

- O ganho médio *on-off*, que é a média aritmética do ganho *on-off* de todos os canais analisados. No qual, o ganho *on-off* de um canal é a relação entre a potência do canal no final do enlace com amplificação e sem amplificação.
- O *ripple*, que é a diferença entre o ganho máximo e o ganho mínimo para a faixa de canais analisada. A diferença do ganho *on-off* para o ganho, é que o valor do ganho *on-off* leva em conta as perdas causadas pela fibra óptica.

## 4.2 Otimizador multiobjetivo utilizando MOPSO-CDR

Alguns aspectos importantes precisam ser destacadas quanto ao MOPSO-CDR. Dentre eles: quantos e quais os objetivos a serem otimizados, quais informações serão codificadas nas partículas e quais os parâmetros de simulação que foram utilizados na configuração do algoritmos.

### 4.2.1 Objetivos utilizados

Um bom projeto de amplificador Raman deve fornecer ganho máximo em todos os canais ao mesmo tempo em que se busca minimizar o *ripple*. Entretanto, a complexa relação não-linear da amplificação Raman entre sinais e bombeamentos faz com que esses dois objetivos tenham uma natureza conflitante, pois à medida em que se obtém alto ganho nos canais, a diferença de ganho entre os canais é acentuada e, conseqüentemente, o *ripple* é comprometido. Além disso, usar uma grande quantidade de lasers de bombeamento, irá fornecer um alto ganho em uma grande quantidade de canais, porém irá impactar diretamente no custo do amplificador.

Portanto, assim como em [9], esse trabalho irá maximizar o **ganho médio *on/off*** e minimizar o ***ripple***. Por outro lado, será adicionado um terceiro objetivo que é a minimização da **quantidade de *lasers*** usado no projeto, com o intuito de minimizar o custo do amplificador.

### 4.2.2 Formatação das partículas

Em [9], tanto os comprimentos de onda, como as potências, dos lasers eram alteradas pelo otimizador. Porém, essa solução poderia gerar configuração de lasers que na prática não existem. Já que na prática o que se tem são *lasers* de bombeamento

que possuem um comprimento de onda determinado e que possibilitam o ajuste da potência. Neste trabalho é utilizado um conjunto de 30 tipos de *lasers* cada um deles com um comprimento de onda definido e uma potência máxima de bombeamento. A Tabela 4.3 apresenta os *lasers* com seus respectivos comprimentos de onda e potência. Os valores de comprimento de onda foram gerados de forma aleatória dentro do intervalo  $[1410nm, 1470nm]$ , enquanto os valores da potência máxima foram gerados aleatoriamente dentro do intervalo  $[0,250W, 0,300W]$ .

Nessa nova abordagem, a partícula do MOPSO-CDR será um vetor de 30 posições onde cada posição do array tem o valor da potência do tipo de *laser* que tem o mesmo número do índice do array, sendo que o valor 0, para potência, significa que o laser não será utilizado. Na Tabela 4.1, por exemplo, tem-se uma partícula que representa um aplicador com 3 lasers (considerando as posições ocultas como 0), onde o laser do tipo 2 tem 0,231 W de potência, o laser do tipo 5 tem 0,216 W de potência e o laser do tipo 28 tem 0,219 W de potência. A soma dos valores presentes em uma partícula não poderá ultrapassar o valor da potência máxima de bombeamento que nos experimentos foi definido como 1,5 W, pois para valores mais altos que esse pode-se comprometer a fibra.

Tabela 4.1: Exemplo da representação de uma partícula para um aplicador com 3 lasers.

Índice	0	1	2	3	4	5	...	28	29
Potência	0,0	0,0	0,231	0,0	0,0	0,216	...	0,219	0,0

### 4.2.3 Parâmetros do MOPSO-CDR

A Tabela 4.2, apresenta todos os parâmetros que precisam ser configurados no MOPSO-CDR, seguidos pelos valores utilizados neste trabalho.

Tabela 4.2: Parâmetros do MOPSO-CDR

Parâmetro	Valor
População	20
Taxa de mutação	0,5
Número máximo de soluções no arquivo externo	200
Componente cognitivo e social ( $c1$ e $c2$ )	1,49445
Fator de inércias ( $w$ )	decrece linearmente de 0,4 para 0
Número de avaliações da função <i>fitness</i>	200.000

Tabela 4.3: Os tipos de lasers e suas características.

Tipo	Comprimento de Onda (nm)	Potência Máxima (W)
0	1411,0	0,264
1	1413,0	0,262
2	1414,0	0,263
3	1417,0	0,252
4	1420,0	0,293
5	1423,0	0,282
6	1427,0	0,276
7	1430,0	0,257
8	1434,0	0,263
9	1437,0	0,28
10	1439,0	0,267
11	1441,0	0,198
12	1442,0	0,25
13	1443,0	0,281
14	1444,0	0,298
15	1445,0	0,246
16	1446,0	0,249
17	1447,0	0,299
18	1448,0	0,248
19	1449,0	0,29
20	1452,0	0,294
21	1454,0	0,258
22	1455,0	0,236
23	1456,0	0,251
24	1457,0	0,208
25	1458,0	0,255
26	1461,0	0,26
27	1466,0	0,253
28	1468,0	0,261
29	1469,0	0,295

## 5 *Resultados e Discussão*

*“Navegar é preciso;  
Viver não é preciso.”*  
– **Fernando Pessoa**

Para avaliar os resultados obtidos pelas simulações, será analisado na seção 5.1, o *Pareto front* de uma das simulações levando em consideração os valores obtidos para os objetivos desejados. Além disso, na seção 5.2 será feita uma análise da convergência do algoritmo através dos valores das métricas obtidas através dos resultados de todas as simulações.

### 5.1 *Análise do Pareto Front*

Na Figura 5.1 o *Pareto front* de uma das simulações foi representado em uma perspectiva bi-dimensional. O número de *lasers* de bombeamento é um objetivo do otimizador, porém foi utilizado como um agrupador de soluções nesta figura. Devido a isso, existem soluções que aparentam estar dominadas, mas na verdade não estão, pois possuem número de *lasers* diferentes.

Ainda na Figura 5.1, pode-se notar que amplificadores com 3 e 4 *lasers* de bombeamento não alcançam valores de Ganho médio *on-off* satisfatórios. Por outro lado, não vale a pena usar mais de 7 *lasers* para obter soluções não dominadas levando em conta apenas o ganho médio *on-off* e o *ripple*, já que em amplificadores com menos *lasers* (mais baratos) se alcança os mesmos valores para os objetivos.

Usando 5 *lasers* de bombeamento, é possível conseguir um ganho médio *on-off* de 19,3 *dB* com *ripple* igual a 0,67 *dB*. Se 6 *lasers* de bombeamento forem considerados, pode-se conseguir um ganho médio de 19 *dB* com um *ripple* ligeiramente menor (0,21 *dB*).

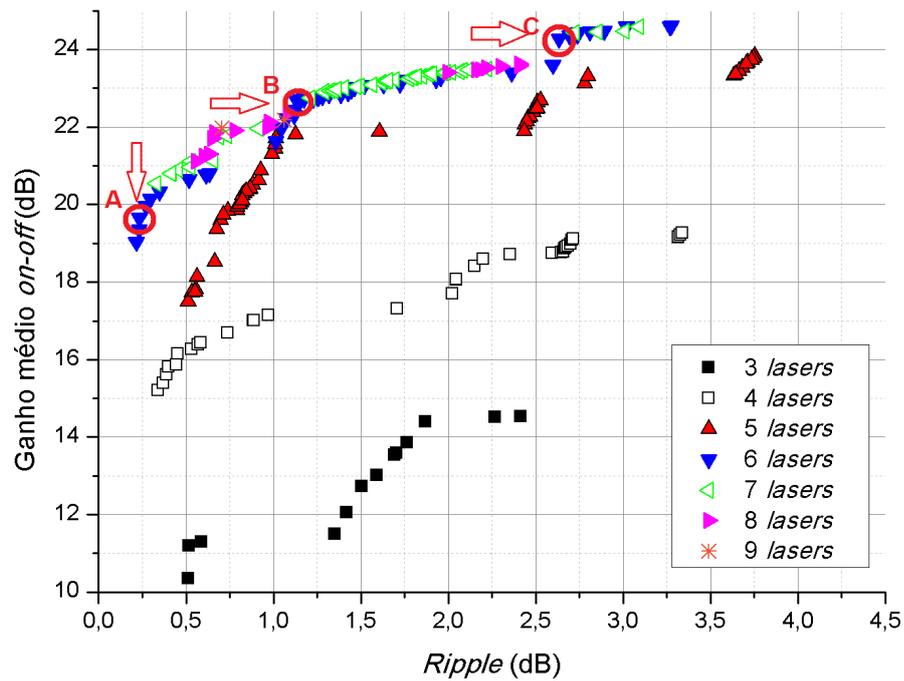


Figura 5.1: Pareto front representado como uma função do Ganho médio On-Off e do Ripple

Foram destacados três pontos na Figura 5.1 para mostrar as curvas de ganho dos amplificadores com diferente características mas com o mesmo número de *lasers*. Na Figura 5.2, têm-se essas curvas e pode-se notar que o *ripple* do amplificador que apresenta o maior ganho é maior do que o *ripple* dos outros amplificadores.

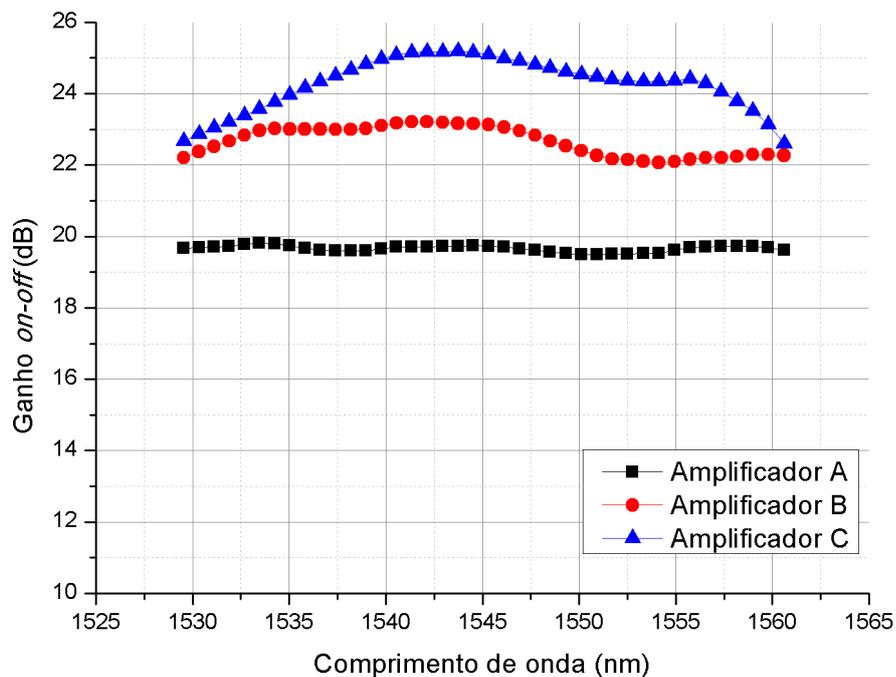


Figura 5.2: Curva de ganho de amplificadores com 6 *lasers* de bombeamento e diferentes características.

Com a intenção de comparar amplificadores com diferentes números de *lasers*, a Figura 5.3 mostra as soluções da Figura 5.1 com *ripple* menor do que 1 *dB*. Foram destacadas cinco soluções com *ripple* em torno de 0,5 *dB* com diferentes números de *lasers* de bombeamento (circuladas na Figura 5.3) e as curvas de ganho dessas soluções estão representadas na Figura 5.4.

Pela Figura 5.4, percebe-se que quanto maior o número de *lasers* de bombeamento utilizados, maior será também o ganho *on-off*. Por outro lado, usar mais *lasers* de bombeamento implica em um amplificador mais caro. Diante disso, o engenheiro tomador de decisão, terá um conjunto de boas opções de escolha para resolver o seu problema.

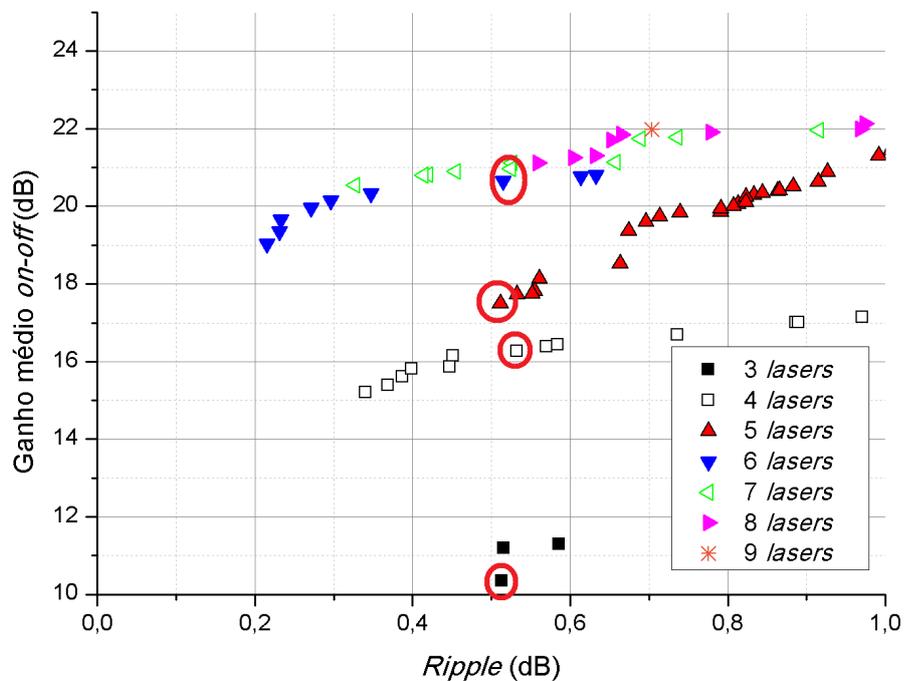


Figura 5.3: Pareto front das soluções com *ripple* menor do que 1 *dB*.

Tanto o *Pareto Front* quanto a curva de ganho, servem como uma ferramenta visual para auxiliar o tomador de decisão a escolher a melhor configuração do amplificador. Por outro lado, é a posição da partícula escolhida que irá fornecer os parâmetros para a implementação do amplificador. Diante disso a Tabela 5.1, mostra os valores das posições das partículas selecionadas na Figura 5.3, onde as colunas são as partículas e as linhas são as potências em *W* para o tipo de *laser* associado (os *lasers* que não estão na tabela não foram usados).

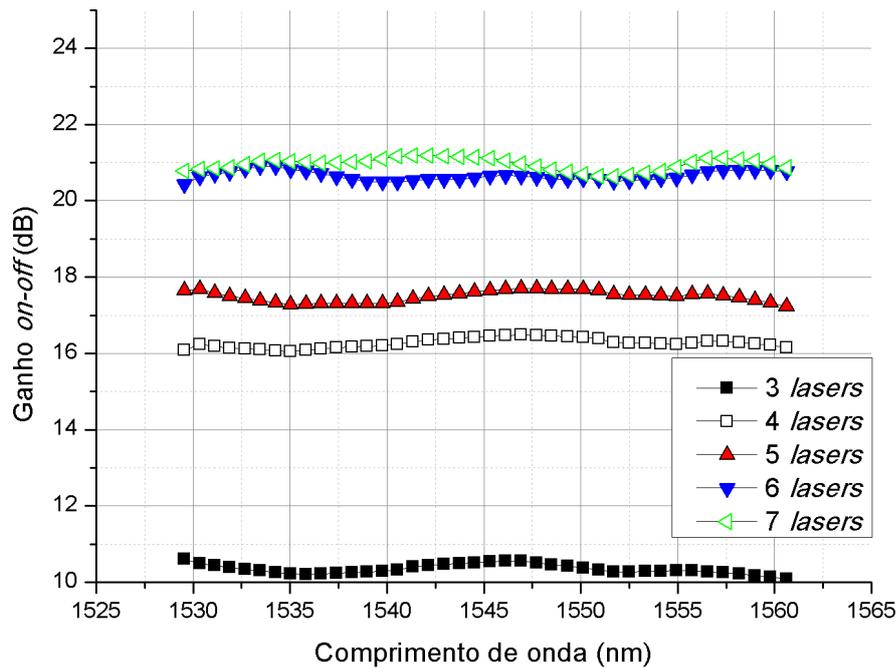


Figura 5.4: Curvas de ganho de amplificadores com números diferentes de *lasers* utilizados e *ripple* em torno de 0,5 dB.

## 5.2 Análise das Métricas

Foram realizadas ao todo 30 execuções do MOPSO-CDR para que os valores das métricas pudessem comprovar a convergência e a diversidade do processo de otimização. Na Tabela 5.2, são apresentados os valores da média e do desvio padrão de cada uma das métricas citadas na seção 3.4 referentes aos *Pareto fronts* de cada execução em momentos diferentes do processo de otimização (avaliação de *fitness*).

O *Coverage* por ser uma métrica comparativa, foi feita usando o *Pareto front* da avaliação de *fitness* atual em comparação com a avaliação de *fitness* anterior na tabela. Por exemplo, o *Coverage* para 5000 avaliações de *fitness* foi feito comparando o *Pareto front* depois de 5000 avaliações com o *pareto* depois de 2000 avaliações. Para a primeira linha da tabela (2000 avaliações), a comparação foi feita em relação ao *Pareto front* após 50 avaliações de *fitness*, que é na verdade a inicialização das partículas.

Como o *Coverage* está diminuindo com o aumento no número de avaliações de *fitness* e o desvio padrão não é tão grande, pode-se afirmar que o MOPSO-CDR está convergindo. Além disso, a diminuição do *Spacing* indica que as soluções estão bem distribuídas e o aumento do *Hypervolume* reforça a hipótese de convergência. Por

Tabela 5.1: Valores das posições das partícula selecionadas na Figura 5.3.

	3 lasers	4 lasers	5 lasers	6 lasers	7 lasers
1	<b>0,262</b>	0,0	<b>0,204</b>	0,0	0,0
2	0,0	0,0	0,0	0,0	<b>0,223</b>
3	0,0	<b>0,252</b>	<b>0,219</b>	<b>0,198</b>	0,0
4	0,0	0,0	0,0	<b>0,284</b>	<b>0,214</b>
14	<b>0,248</b>	<b>0,298</b>	<b>0,298</b>	<b>0,289</b>	<b>0,216</b>
16	0,0	0,0	0,0	0,0	<b>0,180</b>
17	0,0	<b>0,299</b>	<b>0,299</b>	<b>0,285</b>	<b>0,207</b>
18	<b>0,24</b>	0,0	0,0	0,0	0,0
20	0,0	<b>0,283</b>	<b>0,294</b>	<b>0,285</b>	<b>0,180</b>
24	0,0	0,0	0,0	0,0	<b>0,192</b>
26	0,0	0,0	0,0	<b>0,153</b>	0,0

outro lado, o desvio padrão do spacing ainda se mostra muito próximo da média, o que pode indicar que o processo pode atingir um melhor estado de convergência se for executado com mais avaliações de fitness.

Tabela 5.2: Os valores da média e do desvio padrão da métricas para os *Pareto fronts* após 30 execuções do MOPSO-CDR

Avaliações de <i>fitness</i>	Hypervolume	Spacing	Maximum Spread	Coverage
2000	0,81363 (0,02716)	0,39397 (0,24949)	15,75131 (1,32281)	1 (0)
5000	0,82045 (0,02111)	0,29203 (0,20312)	15,58640 (0,89976)	0,84312 (0,07109)
10000	0,82236 (0,02223)	0,23129 (0,16048)	15,68154 (1,02065)	0,82185 (0,08845)
15000	0,82537 (0,01623)	0,20521 (0,12210)	15,76691 (0,94807)	0,77615 (0,12182)
20000	0,82558 (0,01881)	0,19573 (0,10189)	15,68259 (0,76925)	0,75142 (0,14196)

## 6 *Conclusões e Trabalhos Futuros*

*“Apenas os medíocres  
estão sempre no seu máximo.”*

**William Somerset Maugham**

Neste trabalho foi proposto um método de otimização multiobjetivo para o projeto de amplificadores Raman. Esse método se mostrou mais eficiente, pois resolve os problema de forma mais compatível com a realidade prática se comparado com [9]. A partir desse trabalho será possível desenvolver uma ferramenta que auxilie os engenheiros projetistas de amplificadores Raman, a desenvolver amplificadores que apresentem alto ganho, baixo *ripple* e um menor número de *lasers* de bombeamento. Adaptou-se com sucesso um otimizador multiobjetivo baseado em enxame de partículas conhecido como MOPSO-CDR para resolver esse problema.

Os resultados mostraram que, observando as melhores soluções não dominadas (*Pareto front*) pode-se definir facilmente o número de *lasers* de bombeamento necessário para conseguir o ganho *on-off* desejado com o menor *ripple* possível. Além disso, a diversidade de soluções permite ao engenheiro projetista escolher dentre os vários tipos diferentes de amplificadores, qual deles atende melhor as suas necessidades.

Em trabalhos futuros, pretende-se adicionar o preço de cada *laser* como um objetivo adicional, já que neste trabalho o custo do *lasers* era constante entre todos os tipos de *laser* e o terceiro objetivo tornou-se a minimização da quantidade de *lasers*. Adotando o método de custo diferenciado para cada *laser*, esse projeto se tornará ainda mais fiel a realidade do problema, pois o terceiro objetivo será minimizar o custo total do amplificador ao invés de apenas a quantidade de *lasers*.

Além disso, também pretende-se testar essa otimização para um cenário no qual os *lasers* precisem amplificar sinais em uma banda com mais de 40 canais. Dessa forma, aumenta-se a complexidade do problema, já que a quantidade de canais maior

irá necessitar de um projeto mais refinado para prover o melhor compromisso entre alto ganho e baixo *ripple*.

Por fim, outros otimizadores multiobjetivos podem ser testados para comparar os resultados obtidos entre eles. Além de outras técnicas baseadas no PSO, também pretende-se utilizar algoritmos evolucionários de otimização multiobjetivo como: NS-GAII [24], SPEA2 [26], MOEA/D [27], SMS-EMOA [28]. Dessa forma, a ferramenta terá a melhor técnica multiobjetivos para resolver esse tipo de problema, já que cada técnica tem um comportamento diferente e cada uma delas pode resolver de forma mais eficiente um determinado tipo de problema do que outros.

## Referências Bibliográficas

- [1] CANI, S. P. N. *Uma Contribuição ao Modelamento Analítico em Amplificadores Raman*. Tese (Doutorado) — Prog. Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, UFES, Vitória-ES, 2007.
- [2] YAN, M. et al. Automatic design scheme for optical-fiber raman amplifiers backward-pumped with multiple laser diode pumps. *IEEE Photonics Technology Letters*, v. 13, n. 9, p. 948–950, Setembro 2001.
- [3] ZHOU, J. et al. A novel pump adjustment method for wdm pumped optical raman amplifier. *Optics Communications*, v. 248, p. 407–413, 2005.
- [4] BROMAGE, J. Raman amplification for fiber communications systems. *IEEE Journal of Lightwave Technology*, v. 22, n. 1, p. 79–93, January 2004.
- [5] EMORI, Y.; NAMIKI, S. 100 nm bandwidth flat-gain raman amplifiers pumped and gain-equalised by 12-wavelength-channel wdm laser diode unit. *Electronics Letters*, v. 35, n. 16, p. 1355–1356, Maio 1999.
- [6] HEADLEY, C.; AGRAWAL, G. P. *Raman Amplification in Fiber Optical Communication Systems*. San Diego, California, EUA: Elsevier Academic Press, 2005.
- [7] XIAO, P. et al. A new optimal algorithm for multipump sources of distributed fiber raman amplifier. *IEEE Photonics Technology Letters*, v. 3, p. 206–208, 2003.
- [8] MOWLA, A.; GRANPAYEH, N. Design of a flat-gain multipumped distributed fiber raman amplifier by particle swarm optimization. *Journal of the Optical Society of America*, v. 25, n. 12, p. 3059–3066, Dezembro 2008.
- [9] FIGUEIREDO, E. M. do N. *Otimização Multiobjetiva para Projeto de Amplificadores Raman*. 2010. Trabalho de Conclusão de Curso – Engenharia da Computação, UPE, Recife-PE.
- [10] SANTANA, R. A.; PONTES, M. R.; BASTOS-FILHO, C. J. A. A multiple objective particle swarm optimization approach using crowding distance and roulette wheel. In: *ISDA '09: Proceedings of the 2009 Ninth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*. Pisa, Itália: IEEE, 2009.
- [11] LIU, X.; LEE, B. Optimal design for ultra-broad-band amplifier. *Journal of Lightwave Technology*, v. 12, p. 3446–3455, 2003.
- [12] RAMAN, C.; KRISHNAN, K. A new type of secondary radiation. *Nature*, Nature Publishing Group, v. 121, n. 3048, p. 501–502, 1928.

- [13] AGRAWAL, G. P. *Nonlinear Fiber Optics*. 4th. ed. San Diego, California, EUA: Elsevier Academic Press, 2007.
- [14] ECKHARDT, G. et al. Stimulated raman scattering from organic liquids. *Physical Review Letters*, APS, v. 9, n. 11, p. 455–457, 1962.
- [15] ECKHARDT, G.; BORTFELD, D.; GELLER, M. Stimulated emission of stokes and anti-stokes raman lines from diamond, calcite, and  $\alpha$ -sulfur single crystals. *Applied Physics Letters*, v. 3, p. 137, 1963.
- [16] WOODBURY, E.; NG, W. Ruby laser operation in the near ir. *Proceedings of the IRE*, v. 50, n. 11, p. 2367, 1962.
- [17] STOLEN, R.; IPPEN, E.; TYNES, A. Raman oscillation in glass optical waveguide. *Applied Physics Letters*, AIP, v. 20, n. 2, p. 62–64, 1972.
- [18] STOLEN, R.; IPPEN, E. Raman gain in glass optical waveguides. *Applied Physics Letters*, AIP, v. 22, n. 6, p. 276–278, 1973.
- [19] COELLO, C.; LAMONT, G.; VELDHUIZEN, D. V. *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*. Nova York: Springer-Verlag New York Inc, 2007.
- [20] KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: IEEE. *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*. Perth, WA , Austrália, 1995. v. 4, p. 1942–1948.
- [21] EBERHART, Y. S. R. C. *Computational Intelligence: concepts to implementations*. Burlington, MA, EUA: Elsevier Inc., 2007.
- [22] COELLO, C.; LECHUGA, M. Mopso: A proposal for multiple objective particle swarm optimization. In: IEEE. *Evolutionary Computation, 2002. CEC'02. Proceedings of the 2002 Congress on*. Honolulu, HI, EUA, 2002. v. 2, p. 1051–1056.
- [23] SANTANA, R.; PONTES, M.; BASTOS-FILHO, C. A multiple objective particle swarm optimization approach using crowding distance and roulette wheel. In: IEEE. *Intelligent Systems Design and Applications, 2009. ISDA'09. Ninth International Conference on*. Pisa, Itália, 2009. p. 237–242.
- [24] DEB, K. et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002.
- [25] CANI, S. et al. An analytical approximated solution for the gain of broadband raman amplifiers with multiple counter-pumps. *Lightwave Technology, Journal of*, v. 27, n. 7, p. 944 –951, 2009. ISSN 0733-8724.
- [26] ZITZLER, E. et al. *SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm For Multiobjective Optimization*. 2002.
- [27] ZHANG, Q.; LI, H. Moea/d: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 11, n. 6, p. 712–731, 2007.

- [28] BEUME, N.; NAUJOKS, B.; EMMERICH, M. Sms-emoa: Multiobjective selection based on dominated hypervolume. *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 181, n. 3, p. 1653–1669, 2007.