

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO ASSOCIADO, EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

LAYHON ROBERTO RODRIGUES DOS SANTOS

**Métodos Bio-Inspirados na Alocação de Recursos em Redes Ópticas
Heterogêneas**

TESE

CORNÉLIO PROCÓPIO

2022

LAYHON ROBERTO RODRIGUES DOS SANTOS

**Métodos Bio-Inspirados na Alocação de Recursos em Redes Ópticas
Heterogêneas**

**Bio-Inspired Methods in Resource Allocation in Heterogeneous Optical
Networks**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação Associado, em Engenharia Elétrica da Universidade Federal Tecnológica do Paraná (UTFPR) – Cornélio Procópio como requisito parcial para obtenção do grau de “Doutor em Engenharia Elétrica” – Área de Concentração: Sistemas Eletrônicos.

Orientador: Prof. Dr. Taufik Abrão.

CORNÉLIO PROCÓPIO

2022



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



**Ministério da Educação
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Cornélio Procópio**



LAYHON ROBERTO RODRIGUES DOS SANTOS

MÉTODOS BIO-INSPIRADOS NA ALOCAÇÃO DE RECURSOS EM REDES ÓPTICAS HETEROGÊNEAS

Trabalho de pesquisa de doutorado apresentado como requisito para obtenção do título de Doutor Em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Sistemas Eletrônicos.

Data de aprovação: 15 de Outubro de 2021

Prof Taufik Abrao, Doutorado - Universidade Estadual de Londrina (Uel)

Prof Cristiano Magalhaes Panazio, Doutorado - Universidade de São Paulo (Usp)

Prof Cristiano Marcos Agulhari, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Jose Carlos Marinello Filho, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Raul Camelo De Andrade Almeida Junior, Doutorado - Universidade Federal de Pernambuco (Ufpe)

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 15/10/2021.

Dedico esta Tese à Deus, aos meus familiares, ao meu amigo Fábio Renan Durand e aos demais amigos que me incentivaram.

Agradecimentos

Primeiramente, gostaria de agradecer a Deus por este trabalho, pois "Até aqui nos ajudou o Senhor". 1º Samuel 7:12b.

Ao professor e amigo, Fábio Renan Durand, falecido em Agosto de 2019, foi o primeiro orientador desta Tese com participação indiscutível na idealização inicial, bem como ao professor e conselheiro Taufik Abrão, o orientador atual desta Tese. Destaco que o Taufik Abrão tem minhas sinceras estimas como um profissional de excelência. Estendo agradecimentos aos professores, Sérgio Augusto de Oliveira Filho, Paulo Rogério Scalassara, Cristiano Marcos Agulhari, Jose Carlos Marinello Filho, Leonimer Flávio de Melo e demais docentes da UTFPR-CP e UEL. Também, ao Raul Camelo de Andrade Almeida Júnior e Cristiano Panazio.

Aos meus familiares, destacando os meus pais, Roberto Rodrigues dos Santos e Salete Aparecida Coutinho dos Santos, os meus irmãos, Lyncoln Roberto Rodrigues dos Santos, bem como o Calequela João Tomé Manuel e família, a minha esposa Larissa de Souza Santos e meus descendentes.

Aos membros do grupo de Telecom da UEL, em especial, Cristiane Aparecida Pendeza Martinez, André Luís M. Martinez, Lígia May Taniguchi, Angel Esteban Labrador Rivas, Gabriel Avanzi Ubiali, Thiago Augusto Bruza Alves, João Henrique Inacio de Souza, Jaime Laelson Jacob e demais.

Aos meus conselheiros, o Epaminondas e sua esposa Cida, que acompanham minha jornada desde os meus 14 anos, sempre mostrando-me os caminhos para a fé, a esperança e a caridade, assim como o José Vitorio Maranhão, falecido em 16 de Março de 2018, um grande amigo.

Aos meus amigos, Jefferson Eccard, Lucilo Bordnarchuk Lemos, Henrique Muller, Sérgio Júnior Roncato, Fabrício Augusto de Souza, Mario Katsudi Yanagimito Junior, Amarildo Felix de Menezes Filho, Wiliam Schuindt e família, Junio Cezar, Alan Ramazotti, Gerson Marcelino, Felipe Torres Passucci, dentre outros, os quais contribuem filosoficamente nas mais diversas áreas do conhecimento.

Agradeço à todos os colaboradores da UEL e da UTFPR-CP, independente do cargo, pois todos são fundamentais no processo de formação educacional.

Saliento no tocante à esses agradecimentos, “Se eu vi mais longe, foi por estar sobre ombros de gigantes” Isaac Newton.

Resumo

Este texto de Tese aborda a aplicação de métodos heurísticos evolutivos na alocação de recursos em redes ópticas. Os problemas tratados são: P.1) alocação de potência (*PA-Power Allocation*) dinâmica em redes ópticas com multiplexagem por divisão de comprimento de onda (*WDM-Wavelength-Division Multiplexing*) de múltiplas taxas; P.2) PA em rede ópticas elásticas (*EONs-Elastic Optical Networks*) usando Nyquist-WDM; e P.3) alocação de espectro e de potência (*SPA*) em EONs usando Nyquist-WDM. Para a solução do problema P.1 propõe-se um algoritmo de controle de potência adaptativo (*APCA*) baseado no controlador proporcional-integral-derivativo (*PID*), com ajustes dos ganhos *PID* através da otimização por enxame de partículas (*PSO*), denominado *APCA-PID-PSO*. O *APCA-PID-PSO* controla dinamicamente a PA de acordo com as variações de tráfego, imperfeições nas estimativas dos canais e efeitos de acoplamento. Para a resolução do problema P.2 propõe-se uma PA utilizando dois novos algoritmos heurísticos-evolucionários: P.2a) uma otimização por busca guiada baseada na dinâmica de furacões (*HSO*) com inserção de uma estratégia de mapa caótico, denominado *PA-CHSO*; e P.2b) uma otimização adaptativa do *PA-CHSO*, denominado *PA-A-CHSO*. Nos dois problemas P.2a-b) realizamos a PA dinamicamente sob variações das condições dos canais ópticos, imprecisões na estimação dos canais e flutuações de potência óptica. A solução do *PA-CHSO* foi extensivamente comparada ao método tradicional do *HSO* e do método ótimo através do gradiente descendente (*GD*), encontrando um bom compromisso desempenho-complexidade computacional. O método *PA-A-CHSO* supera o método *PA-CHSO* em termos do compromisso desempenho-complexidade computacional, robustez no ajuste dos parâmetros, redução da margem do sistema em tempo real, limitação de custos e efetividade em cenários dinâmicos. Para o problema P.3 em redes ópticas elásticas são propostas três estratégias: P.3a) alocação de espectro e de potência (*SPA*) utilizando análise combinatória (*SPA-CO*), uma estratégia com desempenho ótimo mas de elevado custo computacional; P.3b) *SPA* baseada na transmissão adaptativa da distância (*SPA-DAT*), a qual resulta em desempenho subótimo porém de baixo custo de complexidade computacional; P.3c) *SPA* baseada no modelo populacional de Verhulst (*SPA-V*), tal estratégia estabelece o melhor compromisso desempenho-complexidade computacional. Cenários realistas em redes ópticas são adotados para melhor caracterizar a efetividade e eficiência das técnicas propostas, incluindo os efeitos de imprecisão na estimação do canal, efeitos de envelhecimento da rede, flutuações de potências, entre outros. A estimativa dos canais é realizada através de monitores de desempenho óptico.

Palavras-chaves: alocação de potência, alocação de espectro, métodos heurístico, controle adaptativo, redes ópticas elásticas, redes ópticas com *mixed-line-rate*.

Abstract

This thesis discusses heuristic methods for resource allocation in optical networks. The addressed problems include: P.1) dynamic power allocation (PA) in mixed-line-rate optical networks; P.2) PA in elastic optical networks (EONs); and P.3) spectrum and power allocation (SPA) in EONs. In the P.1, we propose an adaptive power control algorithm (APCA) based on a proportional-integral-derivative controller (PID) with PID gains auto-tuning defined by particle swarm optimization (PSO) solution, called APCA-PID-PSO. The APCA-PID-PSO dynamically controls the PA according to traffic variations, channel impairments and coupling effects. In the P.2 problem, we propose a PA uses two new algorithms: a) an evolutionary meta-heuristic hurricane search optimization (HSO) with insertion of a chaotic map strategy, named PA-CHSO; and b) an adaptive optimization version of the PA-CHSO, named PA-A-CHSO. Both problem solutions P.2a-b) perform PA dynamically under varying optical channel conditions, channel estimation inaccuracies, and optical power fluctuations. PA-CHSO was extensively compared to the traditional HSO method and the optimal method through the descent gradient (GD), achieving a good performance-complexity trade-off. PA-A-CHSO outperforms the PA-CHSO algorithm in terms of performance-complexity trade-off, robustness in tuning the parameters, real-time system margin reduction, cost limitation and effectiveness in dynamic scenarios. PA-CHSO was extensively compared to the traditional HSO method and the optimal method through the GD, achieving a good performance-complexity trade-off. Besides, the PA-A-CHSO outperforms the PA-CHSO method in terms of robustness in parameter adjustment, real-time margin reduction, cost limitation and effectiveness in dynamic scenarios. Next, we have formulated and solved a third optimization problem (P.3), in which we have proposed a SPA algorithm for elastic optical networks through three strategies: i) SPA using combinatorial analysis (SPA-CO), which represents a strategy with optimal performance but high cost of computational; ii) SPA based on distance adaptive transmission (SPA-DAT), a strategy with sub-optimal performance under low cost of computational; iii) SPA based on the Verhulst population model (SPA-V), a strategy that achieves a much better computational-complexity tradeoff. Realistic scenarios in optical networks are adopted to characterize the effectiveness and efficiency of the proposed methods, such as inaccuracy in channel estimation, aging effects, power fluctuations and others. Channel estimation is performed through optical performance monitors.

Keywords: Power allocation, spectrum allocation, heuristic methods, adaptive control, optical elastic networks mixed-line-rate.

Lista de Acrônimos e Abreviações

A-CHSO	Otimização por Busca de Furacões Caóticos Adaptativos (<i>Adaptive Chaotic Hurricane Search Optimization</i>)
ABG	Algoritmo de Busca Gravitacional
ACO	Otimização por Colônia de Formigas (<i>Ant Colony Optimization</i>)
AG	Algoritmo Genético
AGC	Controlado de Ganho Automático (<i>Automatic Gain Controlled</i>)
APCA	Algoritmo de Controle de Potência Adaptativo (<i>Adaptive Power Control Algorithm</i>)
AR	Alocação de Recursos
ARS	Algoritmo do Recozimento Simulado
ASE	Emissão Espontânea Amplificada (<i>Amplifier Spontaneous Emission</i>)
AT	Alcance de Transmissão
AWGN	Ruído aditivo gaussiano branco (AWGN– <i>Additive white Gaussian noise</i>)
B2B	Operação <i>back-to-back</i> (B2B)
BER	Taxa de Erro de Bit (<i>Bit-Error Rate</i>)
BI	Bio-Inspirados
BPSK	Chaveamento por Deslocamento de Fase Binário (<i>Binary Phase Shift Keying</i>)
BT	Método para otimização do passo de aprendizado do algoritmo gradiente descendente (<i>Gradient Descent</i>) por retrocesso (BT– <i>backtracking</i>);
CB	Constante de Boltzmann
CC	Complexidade Computacional
CFO	Conexão na Fibra Óptica ao longo da sua instalação, por exemplo, em cada nó, entre dois comprimentos de fibra, dentre outros;
CHSO	Otimização por Busca de Furacões Caóticos (<i>Chaotic Hurricane Search Optimization</i>)
CO	Otimização Combinatória (<i>Combinatorial Optimization</i>)
CO-OFDM	Multiplexação por Divisão de Frequência Ortogonal Óptica Coerente (<i>Coherent Optical Orthogonal Frequency-Division-Multiplexing</i>)
CP	Constante de Plank
DAT	Transmissão Adaptativa baseado na Distância (<i>Distance Adaptive Transmission</i>)
dB	Decibel
dBm	Decibel Miliwatt
DGD	Atraso de Grupo Diferencial (<i>Differential Group Delay</i>)

DP-QPSK	Polarização dual com Chaveamento em Fase-Quadratura (<i>Dual Polarization with Quadrature Phase Shift Keying</i>)
DQ-PSK	Dual Quadratura com Chaveamento por Deslocamento em Fase (<i>Dual Quadrature with phase-shift keying</i>)
DSP	Processamento Digital de Sinais (<i>Digital Signal Processing</i>)
EDFA	Amplificador de Fibra Dopado com Érbio (<i>Erbium-Doped Fiber Amplifier</i>)
EE	Eficiência Energética (<i>Energy Efficiency</i>)
EnPA	Alocação de Potência Suficiente (<i>Enough Power Allocation</i>)
EON	Rede Óptica Elástica (<i>Elastic Optical Network</i>)
EPA	Alocação de Potência Egoísta (<i>Egoistic Power Allocation</i>)
ER	Espectro Residual
FCD	Dispersão Cromática da Fibra (<i>Fiber Chromatic Dispersion</i>)
FCP	Frequência Central da Portadora
FEC	Correção Antecipada de Erros (<i>Forward Error Correction</i>)
FP	Fronteira de Pareto
FVE	Fim de Vida da Rede Óptica Elástica
GB	Banda de Guarda (GB– <i>Guard-Band</i>)
GD	Gradiente Descendente (<i>Gradient Descent</i>)
GN	Ruído Gaussiano (<i>Gaussian Noise</i>)
HSO	Otimização por Busca de Furacões (<i>Hurricane Search Optimization</i>)
IA	Inteligência Artificial
IEA	Integral do Erro Absoluto
IEAR	Integral do Erro Absoluto Relativo
IM	Inversão de Matriz
IoT	Internet das Coisas (<i>Internet of Things</i>)
ITU	União de Telecomunicações Internacional (<i>International Telecommunication Union</i>)
IVE	Início de Vida da Rede Óptica Elástica
MF	Formato de Modulação (<i>Modulation Format</i>)
MLR	Rede com Múltiplas Taxas (<i>Mixed Line-Rate</i>)
MR	Margem Residual
N-WDM	Multiplexação por Divisão de Comprimento de Onda de Nyquist (<i>Nyquist wavelength division multiplexing</i>)
NG-PON3	Terceira fase das Redes Ópticas Passivas da Próxima Geração (NG-PON3– <i>Third Phase of the Next-Generation of Passive Optical Networks</i>)

NFL	Sem Almoço Grátis (<i>No Free Lunch</i>)
NLI	Interferência Não linear (<i>Nonlinear interference</i>)
NMSE	Erro Quadrático Médio Normalizado (<i>Normalized Mean Square Error</i>)
NP	Não Polinomial
OCVX	Otimização Convexa
OCV	Otimização por Colônia de Vaga-Lumes
OOK	Chaveamento Liga-Desliga (<i>On-Off Keying</i>)
OPE	Otimização dos parâmetros de Entrada
OPMs	Monitores de Desempenho Óptico (<i>Optical Performance Monitors</i>)
OSNR	Razão Sinal-Ruído Óptica (<i>Optical Signal to Noise Ratio</i>)
OXC	Conexão Cruzada Óptica (<i>Optical cross-connect</i>)
PA	Alocação de Potência (<i>Power Allocation</i>)
PA-V	Alocação de Potência baseada no modelo de Verhulst
PID	Proporcional-Integral-Derivativo
PK	Planck
PMD	Dispersão por Modo de Polarização (<i>Polarization Mode Dispersion</i>)
PP	Penalidade de Potência
PM	Modulação em Fase (<i>Phase Modulation</i>)
PRMFSA	Atribuição de Espectro, de Formato de Modulação, de Roteamento e de Potência (<i>Power, Routing, Modulation Format and Spectrum Assignment</i>)
PRWRMA	Atribuição de Potência, de Roteamento, de Comprimento de Onda, de Taxa e de Formato de Modulação (<i>Power, Routing, Wavelength, Rate, and Modulation Assignment</i>)
PCS	Probabilidade Condicional de Sucesso
PSO	Otimização por Exame de Partículas (<i>Particle Swarm Optimization</i>)
PSL	Primeiro <i>Slot</i> Livre
PT	Portadora
QAM	Modulação da Amplitude em Quadratura (<i>Quadrature Amplitude Modulation</i>)
QoS	Qualidade de Serviço (<i>Quality of Service</i>)
QoT	Qualidade de Transmissão (<i>Quality of transmission</i>)
QPSK	Chaveamento por Deslocamento de Fase em Quadratura (<i>Quadrature phase-shift keying</i>)
ROADM	Multiplexador Óptico de Adição e Retirada Reconfigurável (<i>Reconfigurable Optical Add-Drop Multiplexer</i>)
EFO	Emendas na Fibra Óptica, que ocorre por agentes externos, tais como desastres

	naturais e humanos, envelhecimento, dentre outros;
RM	Margem residual (<i>RM–Residual Margin</i>)
RS	Espectro Residual (<i>RS–Residual Spectrum</i>)
Rx	Receptor
SA	Alocação de Espectro (<i>Spectrum Allocation</i>)
ScA	Seção Áurea
SCI	Interferência Própria do Canal (<i>Self-Channel Interference</i>)
SE	Eficiência Espectral (<i>Spectral Efficiency</i>)
SLR	Taxa Única (<i>Single-Line Rate</i>)
SPA	Alocação de Espectro e Potência (<i>Spectrum and Power Allocation</i>)
SPA-V	Alocação de Espectro e Potência baseado no Modelo Populacional de Verhulst
SPM	Modulação de Fase Própria (<i>self-phase modulation</i>)
S.U.	Sem Unidade
TRV	Topologia de Rede Virtual
Tx	Transmissor
XCI	Interferência entre Canais (<i>Cross-Channel Interference</i>)
XPM	Modulação de Fase Cruzada (<i>Cross-Phase Modulation</i>)
WBA	Média do Melhor e Pior (<i>Worst-Best Average</i>)
WDM	Multiplexação por Divisão de Comprimento de Onda (<i>Wavelength-Division Multiplexing</i>)

Lista de Notações

$\lceil (a) \rceil$ Operador teto (*ceil*) $\lceil (\cdot) \rceil$ aproxima o valor de a para o valor inteiro mais próximo inteiro superior;

$\lfloor (a) \rfloor$ Operador piso (*floor*) $\lfloor (\cdot) \rfloor$ aproxima o valor de a para o valor inteiro mais próximo inteiro inferior;

$\{\cdot\}_{a,\dots,n}$ a e b, \dots, n subscritos denotam as dimensões de um elemento que pertence a um vetor ($\{\cdot\}_a$), um matriz ($\{\cdot\}_{a,b}$) e registros ($\{\cdot\}_{a,c,b}$ ou mais);

$\{\cdot\}^{a \times b}$ a e b sobrescrito denotam as dimensões de um vetor ou matriz;

$\|\cdot\|_2$ Norma Euclidiana;

a Letra em itálico representa um escalar;

a^* Valor alvo de a para uma métrica, ou melhor solução de a obtida em um algoritmo de otimização ou solução exata de a ;

a_g^* Melhor posição global da variável a ;

\tilde{a} Valor arbitrário de uma variável a que pode assumir diversos valores;

a_0 Valor inicial da variável a ;

a^{\max} Limite superior para a variável a ;

a^{\min} Limite inferior para a variável a ;

a_f Valor final da variável a ;

\hat{a} Valor estimado da variável a ;

a Letra minúscula em negrito representa um vetor;

a_i Letra minúscula em negrito com índice i representa o i -ésimo vetor coluna de uma matriz;

A Letra maiúscula em negrito representa uma matriz;

\mathcal{A} Letra caligráfica representa um conjunto;

BPS Bits por segundo;

- Δa Variação do valor final e inicial de a , a_{fim} e a_0 , respectivamente, por exemplo,
 $\delta a = a_{\text{end}} - a_0$;
- \mathbb{E} Operador esperança estatística;
- Hz Hertz;
- \mathbb{Z} Conjunto de número Inteiros;
- \log Operador logarítmico na base 10;
- $\mathcal{LN}(\mu, \sigma)$ Distribuição Log-Normal, sendo μ e σ a média e o desvio padrão estão em dB, respectivamente;
- $\max(\cdot)$ Função que retorna o valor máximo dentre um conjunto de valores;
- \mathbb{N} Conjunto de números Naturais;
- ∇_x Operador nabla que, aplicado a uma função, produz o gradiente;
- $O(\cdot)$ Grande-O (*Big-Oh*) descreve o limite superior da complexidade computacional em termos de seu argumento (\cdot);
- \forall Para todos; para qualquer; para cada.
- \mathbb{R} Conjunto de números Reais;
- s Segundos;
- W Watts;
- S.U. Sem Unidade de medida;

Lista de Símbolos

- $A_{e,i}^{\text{CFO}}$ Perda proveniente de uma conexão de fibra óptica (CFO) [dB];
- A^{fibra} Atenuação da fibra óptica [dB·km⁻¹];
- A^{pert} Pico da amplitude de uma perturbação de potência dinâmica [dB];
- $A_{e,i}^{\text{ROADM}}$ Perda proveniente do multiplexador óptico de adição e retirada reconfigurável (ROADM—*Reconfigurable Optical Add-Drop Multiplexer*), o qual é responsável por adicionar, remover ou permitir a passagem de um comprimento, no e -ésimo *span* pertinente ao i -ésimo canal [dB];
- A^{EFO} Perda proveniente de emendas na fibra óptica (EFO) [dB];
- $A_{e,i}^{\text{span}}$ Potência do ruído de emissão espontânea amplificada (ASE—*Amplifier Spontaneous Emission*) proveniente do e -ésimo *span* referente ao i -ésimo canal [dB];
- $B_{i,j}$ Metade da banda de guarda entre o i -ésimo canal óptico e seu j -ésimo vizinho [Hz];
- b_i Banda de guarda do i -ésimo canal óptico [Hz];
- b_i^{max} Limite superior da banda de guarda relacionada ao i -ésimo canal óptico para o procedimento de alocação de espectro e potência (SPA—*Spectrum and Power Allocation*) baseado em otimização combinatória (CO—*Combinatorial Optimization*) [Hz];
- b_i^{min} Limite inferior da banda de guarda relacionada ao i -ésimo canal óptico para o procedimento alocação de espectro e potência (SPA—*Spectrum and Power Allocation*) baseado em otimização combinatória (CO—*Combinatorial Optimization*) [Hz];
- B_0 Largura da banda óptica [Hz];
- β_2 Dispersão por velocidade de grupo [s² · km⁻¹];
- b_i Banda de guarda (GB—*Guard-Band*) do i -ésimo canal óptico [Hz];
- $\mathcal{BER}(\cdot)$ Função que retorna a taxa de erro de bit (BER—*Bit-Error Rate*), uma relação entre os bits errados e os bits corretos, para um canal óptico dado o seu formato de modulação (MF—*Modulation Format*) e a sua relação sinal-ruído óptica (OSNR—*Optical Signal to Noise Rate*) durante a operação *back-to-back* (B2B) [S.U.];
- C^{algo} Complexidade computacional em *flops*, sendo "algo" o algoritmo em questão [*flops*];

- c_i Eficiência espectral (SE–*Spectral Efficiency*) de modulação relacionado ao i -ésimo canal óptico [bps · Hz⁻¹];
- \mathfrak{C} Representa a i -ésima Eficiência espectral (SE–*Spectral Efficiency*) de modulação adotadas para M canais ópticos na primeira iteração do algoritmo para o procedimento alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) baseado em otimização combinatória (CO–*Combinatorial Optimization*);
- dB2L(\cdot) Função que converte o argumento (\cdot) de decibel (dB) para unidade linear [S.U.], por exemplo, $a = 10^{a[\text{dB}]/10}$ [S.U.];
- δ_i Variável aleatória que modela as incertezas dos monitores de desempenho óptico (OPMs–*Optical Performance Monitors*) [dB];
- $\Delta\tau$ Período de operação da EON em anos;
- ΔE Variação do nível de energia [m² · kg · s⁻²];
- e_i Taxa de erro de bit (BER–*Bit-Error Rate*) do i -ésimo canal óptico [S.U.];
- e^* Taxa de erro de bit (BER–*Bit-Error Rate*) aceitável/alvo [S.U.];
- e_i Erro de controle referente ao i -ésimo canal óptico relacionado ao algoritmo de controle proporcional-integral-derivativo (PID) [W];
- η^{PV} Fator parcela de vento para otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) [S.U.];
- η^{ASE} Fator de emissão espontânea amplificada (ASE–*Amplifier Spontaneous Emission*);
- η_i Fator não linear do espectro do sinal transmitido referente ao i -ésimo canal [S.U.];
- η'_i Fator não linear da interferência própria do canal óptico (SCI–*Self-Channel Interference*) referente ao i -ésimo canal óptico [S.U.];
- η''_i Fator não linear da interferência entre os canais óptico (*Cross-Channel Interference*) referente ao i -ésimo canal óptico [S.U.];
- η^{fibra} Coeficiente de não linearidade da fibra óptica devido às suas características físicas [W/km];
- f^{Luz} Frequência da Luz [Hz];
- f_0 Frequência inicial no espectro de frequência (f) [Hz];
- f_i Frequência central do i -ésimo canal óptico [Hz];
- f_j Frequência central do j -ésimo canal interferente referente ao i -ésimo canal óptico [Hz];

- ϕ_{NL} Ajuste de fase linear;
- φ_i Espectro residual (RS–*Residual Spectrum*) do i -ésimo canal óptico [S.U.];
- φ^* Espectro residual (RS–*Residual Spectrum*) alvo para o i -ésimo canal óptico [S.U.];
- Φ Espectro residual (RS–*Residual Spectrum*) para M canais ópticos [S.U.];
- Φ^* Espectro residual (RS–*Residual Spectrum*) alvo para M canais ópticos [S.U.];
- f^{FCP} Frequência Central da Portadora (FCP) [Hz];
- f_s Frequência de uma janela espectral (*slot*) [Hz];
- F Figura de ruído do amplificador de fibra dopado com Érbio (EDFA–*Erbium-Doped Fiber Amplifier*) [dB];
- F_i Formato de modulação referente ao i -ésimo canal óptico [S.U.];
- g_i Densidade espectral de potência [$W \cdot Hz^{-1}$]
- $\gamma_{B2B,i}$ Relação sinal-ruído óptica (OSNR–*Optical Signal to Noise Rate*) do i -ésimo canal óptico durante a operação *back-to-back* (B2B) [dB];
- $\gamma_{B2B,i}^{baixa}$ Baixo valor de relação sinal-ruído óptica (OSNR–*Optical Signal to Noise Ratio*) utilizado no método de alocação de potência suficiente (EnPA–*Enough Power Allocation*) [dB];
- $\tilde{\gamma}_{B2B,i}^{max}$ Máximo valor aproximado da Relação Sinal-Ruído Óptica (OSNR–*Optical Signal to Noise Ratio*) referente ao i -ésimo canal óptico durante a operação *back-to-back* (B2B) [dB];
- $\Gamma_{i,j}$ Matriz de sistema em redes ópticas [S.U.];
- g_s Seção Áurea [S.U.];
- G Métrica de competição para comparação de uma mesma métrica em diferentes algoritmos [dB];
- $G_{i,e}$ Ganho do i -ésimo canal óptico no e -ésimo *span* [S.U.];
- $G_{j,e}$ Ganho do j -ésimo canal óptico interferente relacionado ao i -ésimo canal óptico no e -ésimo *span* [S.U.];
- $G_{e,i}^{EDFA}$ Ganho do amplificador de fibra dopado com Érbio (EDFA–*Erbium-Doped Fiber Amplifier*) para o e -ésimo *span* referente ao i -ésimo usuário [dB];
- $\text{grad}(\mathbf{x})$ Gradiente do vetor $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$, [S.U.];

- H_D Efeitos de filtragem devido a detecção diferencial ou estimação de fase no algoritmo coerente para o chaveamento em Fase-Quadratura (QPSK–*Dual Polarization with Quadrature Phase Shift Keying*) ;
- $H_{i,j}$ i -ésimo elemento da matriz interferente normalizada relacionada ao j -ésimo canal interferente [S.U.];
- $h_{1,i}$ Penalidade que evita uma taxa de erro de bit (BER–) fora dos limites aceitáveis durante o procedimento de otimização da eficiência espectral de modulação [S.U.];
- $h_{2,i}$ Penalidade incremental que insere margem aos valores de banda de guarda para evitar taxa de erro de bit (BER–*Bit-Error Rate*) fora dos limites aceitáveis [S.U.];
- $h_{3,i}$ Penalidade relativa que pondera aos valores de banda de guarda para evitar taxa de erro de bit (BER–*Bit-Error Rate*) fora dos limites aceitáveis [S.U.];
- $I(\cdot)$ Intensidade de luz ou brilho em função do argumento de entrada (\cdot) adotado no método de otimização por colônia de vagalumes (OCV) [S.U.];
- $l(\cdot)$ Função custo em função do argumento de entrada (\cdot) utilizada em problema de otimização baseada no valor da integral do erro absoluto (IEA) [W];
- $\mathcal{I}(a)$ Intervalo com valores máximos e mínimos de a para o procedimento de otimização dos parâmetros de entrada baseado na seção áurea [S.U.];
- $J(\cdot)$ Função custo genérica em função do argumento de entrada (\cdot) [S.U.];
- $J^{PA}(\cdot)$ Função custo relacionada à somatória de potência de M canais ativos em função do argumento de entrada (\cdot) [S.U.];
- $J^{SA}(\cdot)$ Função custo relacionada à retorna a somatória de do espectro utilizado por M canais ativos em função do argumento de entrada (\cdot) [S.U.];
- K^{CB} Constante de Boltzmann (CB) [$m^2 \cdot kg \cdot s^{-2} \cdot K^{-1}$];
- K^{CP} Constante de Planck (CP) [$m^2 \cdot kg \cdot s^{-1}$];
- K^P Ganho proporcional do controlador proporcional-integral-derivativo (PID);
- K^I Ganho integral do controlador proporcional-integral-derivativo (PID);
- K^D Ganho derivativo do controlador proporcional-integral-derivativo (PID);
- \mathcal{Q}^{TRV} Carregamento de rede (ou serviços) para uma topologia de rede Virtual (TRV);
- \mathcal{Q}_i Grupo de carregamento de rede (ou serviços) para pertinentes à uma topologia de rede Virtual;

- $L_{e,i}^{\text{fibra}}$ Comprimento de fibra do e -ésimo *span* referente ao i -ésimo canal óptico em quilômetro [km];
- $L_{i,j}^{\text{ACO}}$ Distância entre o i -ésima e j -ésima cidade na otimização por colônia de formigas (ACO–*Ant Colony Optimization*) [S.U.];
- L_k^{ANT} Percurso da k -ésima formiga [S.U.];
- $L_{i,j}^{\text{DIST}}$ Distância entre o i -ésimo e o j -ésimo nó [S.U.];
- $L_{i,j}^{\text{OCV}}$ Distância entre o i -ésimo e o j -ésimo vagalume da otimização por colônia de vagalumes (OCV) [S.U.];
- $\text{L2DB}(\cdot)$ Função que converte o argumento de (\cdot) em unidade linear para um valor em unidade decibel (dB), por exemplo, $\text{L2DB}(a) = 10 \cdot \log_{10}(a)$ [dB];
- M Quantidade de canais ópticos ativos;
- \mathcal{M} Conjunto de canais ópticos ativos;
- μ Média [dB];
- M^D Margem de segurança para o projeto de redes ópticas elásticas (EONs–*Elastic Optical Networks*);
- M^T Margem de segurança para o *transponder*;
- n Variável discreta utilizada para iteração [S.U.];
- n_f Tempo discreto necessário para informação propagar do receptor para o transmissor [S.U.];
- n_b Tempo discreto necessário para reportar as condições de canais ao receptor [S.U.];
- N^{bit} Quantidade de dígitos binários (Bit–*Binary Digit*), tal como 0 ou 1, adotado para a codificação de um cromossomo;
- $N_{e,i}^{\text{CFO}}$ Quantidade de conexões na fibra óptica (CFO) do e -ésimo *span* relativo ao i -ésimo canal óptico [S.U.];
- N^{CID} Quantidade de cidades;
- N^{MF} Quantidade de formatos de modulação (*Modulation Formats*);
- $N_{e,i}^{\text{EFO}}$ Quantidade de Emendas de Fibra Óptica (EFO) do e -ésimo *span* relativo ao i -ésimo canal óptico [S.U.];
- N_i^{ROADM} Número de multiplexadores reconfiguráveis que adicionam e removem comprimento de onda (ROADM–*Reconfigurable Optical Add-Drop Multiplexer*) relacionados ao i -ésimo canal [S.U.];

- N^{simb} Quantidade de símbolos da modulação [S.U.];
- N_i^{slots} Quantidade de *slots* de frequência necessários para alocar o i -ésimo canal óptico [S.U.];
- $N^{\text{sts-enlace}}$ Quantidade de *slots* de frequência que compõe um *link* (ou enlace) entre dois nós na rede óptica [S.U.];
- N_i^{span} Quantidade de *span* relacionado ao i -ésimo canal óptico [S.U.];
- N_f^{AG} Quantidade de iterações do Algoritmo Genético (AG) [S.U.];
- N_f^{ARS} Quantidade de iterações do algoritmo do recozimento simulado (ARS) [S.U.];
- N_f^{BT} Quantidade de iterações do método do método por retrocesso (BT–*Backtracking*) que ajusta o passo de aprendizado do método do gradiente descendente (GD–*Gradient Descent*) [S.U.];
- N_f^{GD} Quantidade de iterações do método do gradiente descendente (GD–*Gradient Descent*) [S.U.];
- N_f^{PID} Quantidade de iterações para o algoritmo de controle proporcional-integral-derivativo (PID) [S.U.];
- N_f^{PSO} Quantidade de iterações da otimização por enxame de partículas (PSO–*Particle Swarm Optimization*) [S.U.];
- N^{ANT} Quantidade de formigas do algoritmo de otimização por colônia de formigas (ACO–*Ant Colony Optimization*) [S.U.];
- N_p^{AG} Quantidade de indivíduos do algoritmo genético (AG) [S.U.];
- N_p^{PSO} Tamanho da população da otimização por enxame de partículas (PSO–*Particle Swarm Optimization*) [S.U.];
- N_f^{REAL} Quantidade de realizações para o cálculo da esperança da função custo $J(\mathbf{p})$ [S.U.];
- N^{REPT} Quantidade de repetições para redução do intervalo de a na n -ésima iteração ($\mathcal{J}(a)[n]$) no procedimento de otimização dos parâmetros de entrada baseado na seção áurea [S.U.];
- $N_c^{\text{SPA-V}}$ Quantidade de iterações do algoritmo de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) baseado no modelo de Verhulst referente ao procedimento de atribuição da eficiência de modulação (c) dado um formato de modulação (F) [S.U.];

- $N_b^{\text{SPA-V}}$ Quantidade de iterações do algoritmo de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) baseado no modelo de Verhulst referente ao procedimento de atribuição da banda de guarda (b) [S.U.];
- $N_f^{\text{PA-V}}$ Quantidade de iterações do algoritmo de alocação de potência (PA–*Power Allocation*) baseado no modelo de Verhulst [S.U.];
- N_f^{PV} Quantidade de parcelas de vento para otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) [S.U.];
- N^Θ Quantidade de valores avaliados para Θ para o método da média do melhor e pior (*Worst-Best Average*) [S.U.];
- N^P Quantidade de valores avaliados para a potência de transmissão para o método da média do melhor e pior (*Worst-Best Average*) [S.U.];
- N_p^{OCV} Tamanho da população da otimização por colônia de vagalumes (OCV) [S.U.];
- $N_{k,i}^{\text{viz}}$ Conjunto de pontos ainda não visitados pela formiga k , que se encontra atualmente no ponto i [S.U.];
- NMSE Valor do erro quadrático médio normalizado (NMSE–*Normalized Mean Square Error*);
- ω^{PA} Peso relativo para a alocação de potência (PA–*Power Allocation*) [S.U.];
- ω^{PV} Velocidade tangencial da $\forall k$ -ésima parcela do vento na n -ésima iteração da otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) [S.U.];
- ω^{SA} Peso relativo para a alocação de espectro (SA–*Spectrum Allocation*) [S.U.];
- ω^{GD} Passo de aprendizado do método do gradiente descendente (GD–*Gradient Descent*) [S.U.];
- ω_1^{BT} Passo de aprendizado do método por retrocesso (BT–*Backtracking*) que ajusta o passo de aprendizado do método do gradiente descendente (GD–*Gradient Descent*) [S.U.];
- ω_2^{BT} Passo de aprendizado do método por retrocesso (BT–*Backtracking*) que avalia a factibilidade do valor do passo de aprendizado do método do gradiente descendente (GD–*Gradient Descent*) [S.U.];
- ω^{Resf} Taxa de resfriamento do algoritmo do recozimento simulado (ARS) [S.U.];
- ω^{ARS} Peso relativo da função custo no algoritmo do recozimento simulado (ARS) [S.U.];
- ω_1^{ACO} Peso relativo à importância relativa da trilha de feromônio τ_{ij} na decisão de movimentação da formiga [S.U.];

- ω_2^{ACO} Peso relativo à influência da distância L_{ij}^{DIST} entre os nós i e j no processo de decisão [S.U.];
- ω_3^{ACO} Taxa de evaporação de feromônios na otimização por colônia de formigas (ACO–*Ant Colony Optimization*) [S.U.];
- ω_1^{PSO} Peso da inércia da velocidade das partículas da otimização por enxame de partículas (PSO–*Particle Swarm Optimization*) [S.U.];
- ω_2^{PSO} Coeficiente de aceleração da melhor posição local de uma partícula no processo da otimização por enxame de partículas (PSO–*Particle Swarm Optimization*) [S.U.];
- ω_3^{PSO} Coeficiente de aceleração da melhor posição global de uma partícula no processo da otimização por enxame de partículas (PSO–*Particle Swarm Optimization*) [S.U.];
- ω_1^{OCV} Atratividade inicial entre dois vagalumes no método de otimização por colônia de vaga-lumes (OCV)[S.U.];
- ω_1^{OCV} Atratividade vigente entre dois vagalumes no método de otimização por colônia de vaga-lumes (OCV)[S.U.];
- ω_2^{OCV} Absorção de Luz entre dois vagalumes no método de otimização por colônia de vaga-lumes (OCV)[S.U.];
- ω_3^{OCV} Fator de aleatoriedade no deslocamento dos vagalumes no método de otimização por colônia de vaga-lumes (OCV) [S.U.];
- ω_4^{OCV} Peso relativo ao vagalume com melhor posição de otimização por colônia de vaga-lumes (OCV) [S.U.];
- $\omega_c^{\text{SPA-V}}$ Passo de aprendizado para o parâmetro estimado da eficiência espectral de modulação (c) do algoritmo de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) baseado no modelo de Verhulst; [S.U.];
- $\omega_b^{\text{SPA-V}}$ Passo de aprendizado para o parâmetro estimado da banda de guarda (b) do algoritmo de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) baseado no modelo de Verhulst;
- $\omega^{\text{PA-V}}$ Passo de aprendizado para o parâmetro potência de transmissão (p) do algoritmo de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) baseado no modelo de Verhulst [S.U.];
- ω^{MC} Parâmetro de controle para o mapa caótico [S.U.];
- P Somatória da potência alocada para M canais ópticos;

- p_i^{rd} Potência do ruído aditivo gaussiano branco (AWGN–*Additive white Gaussian noise*) referente ao i -ésimo canal óptico;
- p_i Potência de transmissão do i -ésimo canal ótico [W];
- p_j Potência de transmissão do j -ésimo canal óptico interferente [W];
- $\bar{p}_i[n]$ Penalidade de potência (PP) do i -ésimo canal na n -ésima iteração da alocação de potência (PA–*Power Allocation*);
- $\bar{p}_{\text{max}}^{(+)}[n]$ Valor máximo da penalidade de potência (PP) para o i -ésimo canal na n -ésima iteração da alocação de potência (PA–*Power Allocation*);
- $\bar{p}_{\text{max}}^{(-)}[n]$ Valor mínimo da penalidade de potência (PP) para o i -ésimo canal na n -ésima iteração da alocação de potência (PA–*Power Allocation*);
- p^{min} Potência mínima de transmissão do diodo *laser* [W];
- p^{max} Potência máxima de transmissão do diodo *laser* [W];
- p_i^{baixa} Baixo valor da potência de transmissão do i -ésimo canal óptico [W];
- p_i^{max} Máximo valor da potência de transmissão referente ao i -ésimo canal óptico [W];
- p_i^{I} Potência interferente dos canais ópticos relacionados ao i -ésimo canal óptico [W];
- p_i^{ASE} Potência do ruído de emissão espontânea amplificada (ASE–*Amplifier Spontaneous Emission*) do i -ésimo canal óptico [W];
- $p_{i,e}^{\text{ASE}}$ Potência do ruído de emissão espontânea amplificada (ASE–*Amplifier Spontaneous Emission*) do e -ésimo *span* referente ao i -ésimo canal óptico [W];
- p_i^{Rx} Potência do ruído térmico e do ruído de disparo presente na entrada do receptor do i -ésimo canal óptico [W];
- p_i^{NLI} Potência do ruído devido efeitos de interferência não linear (NLI–*Nonlinear interference*) no i -ésimo canal óptico presentes nas fibras [W];
- p_i^{SPM} Potência do ruído de modulação de fase própria (SPM–*Self-Phase Modulation*) do i -ésimo canal óptico [W];
- p_i^{XTAL} Potência de ruído devido ao efeito de difonia (*crosstalk*) no i -ésimo canal óptico [W];
- p_i^{XPM} Potência do ruído de modulação de fase cruzada (XPM–*Cross-Phase Modulation*) do i -ésimo canal óptico [W];
- p_i^{fibra} Potência total alocada na i -ésima fibra óptica relacionada ao i -ésimo canal óptico [W];

- $pert[n]$ Perturbação de potência na n -ésima iteração [W];
- $p_i^\circ[n]$ Potência do i -ésimo canal óptico afetada por efeitos dinâmicos durante a operação da EON, tais como, retirada e acréscimo de canais ópticos, dentre outros [W];
- PID_i Função de transferência do controlador proporcional-integral-derivativo (PID) referente ao i -ésimo canal óptico;
- $p_i^\circ[n]$ Potência do i -ésimo canal óptico afetada por efeitos dinâmicos durante a operação da EON, tais como, retirada e acréscimo de canais ópticos, dentre outros [W];
- p_i^{rd} Potência do ruído aditivo gaussiano branco (AWGN–*Additive white Gaussian noise*) do i -ésimo canal óptico [W];
- Ψ_i Margem residual (RM–*Residual Margin*) do i -ésimo canal óptico [S.U.];
- Ψ_i^* Margem residual (RM–*Residual Margin*) alvo do i -ésimo canal óptico [S.U.];
- P^{cruz} Probabilidade/porcentual de cruzamento dos bits que compõe um cromossomo no Algoritmo Genético (AG) [S.U.];
- P^{mut} Probabilidade/porcentual de mutação dos bits que compõe um cromossomo no Algoritmo Genético (AG) [S.U.];
- $P_{i,j,k}^{ACO}$ Probabilidade da k -ésima formiga, que está na i -ésima cidade de escolher a j -ésima cidade [S.U.];
- P^{tcs-1} Taxa condicional de sucesso (TCS) dado o parâmetro de desempenho para satisfazer as condições de Λ_1 e Λ_2 , que garantem a BER dentro dos limites máximo e mínimo aceitáveis, respectivamente, dado o valor do acréscimo de potência (r_0) e a n -ésima iteração [S.U.];
- P^{tcs-2} Taxa condicional de sucesso (TCS) para satisfazer as condições de Λ_1 e Λ_2 , que garantem a BER dentro dos limites máximo e mínimo aceitáveis, respectivamente, dado os parâmetros que afetam drasticamente a complexidade computacional, por exemplo, parcela e vento e número máximo de iterações [S.U.];
- P^{tcs-3} Taxa condicional de sucesso (TCS) do i -ésimo canal óptico alcançar uma taxa de erro de bit (BER–*Bit-Error Rate*) para o i -ésimo canal óptico menor ou igual a um valor arbitrário de BER durante o processo de otimização de um algoritmo SPA;
- P^{tcs-4} Taxa condicional de sucesso (PCS) do i -ésimo canal óptico alcançar um compromisso de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) menor ou igual à um valor arbitrário para este;
- P^{tcs*} Taxa condicional de sucesso (TCS) P^{PCS} para i -ésima P^{PCS-i} [S.U.];

- $p_i^{\text{AWGN-rx}}$ Potência de ruído aditivo gaussiano branco (AWGN–*Additive white Gaussian noise*) na entrada do receptor do i -ésimo canal óptico [W];
- φ_i Representa a i -ésima parte de um algoritmo;
- $\mathfrak{P}(\cdot)$ Função pressão, que determina o custo de (\cdot) , no algoritmo de otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) [S.U.];
- $\mathfrak{U}_{i,j}$ Quantidade de feromônio existente no arco (i, j) [S.U.];
- r_k Coordenada radial da otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*), relacionada ao acréscimo de potência nos canais ópticos, referente à k -ésima parcela de vento ao longo da otimização [S.U.];
- \tilde{r}_i Representa a i -ésima coordenada radial intermediária, responsável por otimizar o parâmetro de entrada r_k através da otimização baseada na seção áurea, tal que r_k é a coordenada radial da otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) relacionada ao acréscimo de potência nos canais ópticos e referente à k -ésima parcela de vento ao longo da otimização, [S.U.];
- r^l Representa o valor superior para i -ésima coordenada radial candidata, responsável por otimizar o parâmetro de entrada r_k através da otimização baseada na seção áurea, tal que r_k é a coordenada radial da otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) relacionada ao acréscimo de potência nos canais ópticos e referente à k -ésima parcela de vento ao longo da otimização, [S.U.];
- r^u Representa o valor superior para i -ésima coordenada radial candidata, responsável por otimizar o parâmetro de entrada r_k através da otimização baseada na seção áurea, tal que r_k é a coordenada radial da otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) relacionada ao acréscimo de potência nos canais ópticos e referente à k -ésima parcela de vento ao longo da otimização, [S.U.];
- R_i Rota percorrida pelo i -ésimo canal óptico do transmissor até o receptor [S.U.];
- Λ_i Representa a i -ésima restrição de um problema de otimização [S.U.];
- \mathfrak{R}_b Quantidade de realizações relacionadas à eficiência espectral de modulação c para o procedimento de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) [S.U.];

- \mathfrak{R}_c Quantidade de realizações relacionadas à banda de guarda b de M canais ópticos para o procedimento de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) [S.U.];
- $\mathfrak{R}_{c,i}$ Quantidade de realizações relacionadas à banda de guarda b do i -ésimo canal óptico para o procedimento de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) [S.U.];
- S_{ij} Densidade espectral de potência do sinal interferente para a modulação com chaveamento liga-desliga (OKK–*On-Off Keying*) [W/Hz];
- σ Desvio padrão em decibel (dB);
- s_{loss} Perdas devido aos rompimentos por agentes externos, tais como desastres naturais e humanos, envelhecimento, dentre outros;
- $s_{e,i}$ Quantidade de rompimentos por agentes externos, tais como desastres naturais e humanos, envelhecimento, dentre outros;
- T Temperatura de controle de processo para o algoritmo do recozimento simulado (ARS);
- $T_i(z)$ Função de transferência em malha fechada no domínio z do algoritmo de controle de potência adaptativo (APCA–*Adaptive Power Control Algorithm*) proporcional-integral-derivativo baseado na otimização por exame de partículas (PSO–*Particle Swarm Optimization*);
- τ^{EON} Tempo de vida Rede Óptica Elástica (*Elastic Optical Network*) em anos;
- τ^{ALGO} Tempo de operação do algoritmo [s];
- τ^{OPM} Tempo de atualização dos monitores de desempenho óptico (OPMs–*Optical Performance Monitors*) [s];
- τ^{simb} Período de símbolo [s];
- $\mathfrak{I}^{\text{SPA}}$ Compromisso da alocação de espectro e de potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) [S.U.];
- $\mathfrak{I}^{\text{C}\times\text{NMSE}}$ Compromisso desempenho-complexidade [S.U.];
- θ_k Coordenada angular da otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*), relacionada ao acréscimo de potência nos canais ópticos, referente à k -ésima parcela de vento ao longo da otimização [S.U.];
- Θ_i Taxa de bit do i -ésimo canal óptico [bps];
- Θ_i^{min} Taxa de bit mínima solicitada pelo i -ésimo canal óptico [bps];

- u_i Largura de banda do i -ésimo canal óptico [Hz];
- u^* Valor alvo da largura de banda para o i -ésimo canal [Hz];
- U^{\max} Espectro disponível para M canais em um enlace de fibra óptica da EON que conecta dois nós [Hz];
- U Espectro utilizado por M canais em um enlace de fibra óptica da EON que conecta dois nós [Hz];
- U^* Espectro de referência para M canais em um enlace de fibra óptica da EON que conecta dois nós [Hz];
- Υ^{BER} Tolerância que evita uma taxa de erro de Bit (BER–*Bit-Error Rate*) acima do limite adequado durante o processo de otimização da eficiência espectral de modulação (c) relacionada ao formato de modulação [S.U.];
- $\Upsilon_c^{\text{SPA-V}}$ Tolerância adotada como critério de para a otimização da eficiência espectral de modulação (c) relacionada ao formato de modulação [S.U.];
- $\Upsilon_b^{\text{SPA-V}}$ Tolerância adotada como critério de parada a otimização da banda de guarda (b) [S.U.];
- $\Upsilon^{\text{PA-V}}$ Tolerância adotada como critério parada para a otimização da potência de transmissão (p) [S.U.];
- $\Upsilon^{\text{PA-V}}$ Tolerância adotada como critério parada para a otimização do parâmetro r_0 , tal que r_0 é o valor inicial de r_k , sendo r_k a coordenada radial da otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) relacionada ao acréscimo de potência nos canais ópticos e referente à k -ésima parcela de vento ao longo da otimização [S.U.];
- $U[a; b]$ Distribuição uniforme com limites inferior e superior equivalentes à a e b [S.U.];
- $\mathfrak{U}(\cdot)$ Função que verifica se (\cdot) está dentro dos limites máximo e mínimo estabelecidos [S.U.];
- \mathbf{v}_i Velocidade da i -ésima partícula durante a otimização por enxame de partículas (PSO–*Particle Swarm Optimization*) [S.U.];
- X_{he} Razão de difonia (*crosstalk*);
- \mathfrak{X}_1 Margem de segurança adotada no processo de otimização da eficiência espectral de modulação relacionada ao formato de modulação [bps · Hz⁻¹];
- \mathfrak{X}_2 Margem de segurança adotada para ponderar no processo de otimização da banda de guarda [Hz];

- \mathfrak{X}_3 Margem de segurança adotada para incrementar no processo de otimização da banda de guarda [W];
- ξ^{SA} Peso ou importância relativa à alocação de espectro (*SA–Spectrum Allocation*);
- ξ^{PA} Peso ou importância relativa à alocação de potência (*PA–Power Allocation*);
- $\delta^{\text{ROUND}}(\cdot)$ Operador que aproxima o valor do argumento para o valor inteiro mais próximo;
- z Variável aleatória;
- \mathbf{z}_i^1 Vetor variáveis aleatórias relativa a posição local da i -ésima partícula;
- \mathbf{z}_i^2 Vetor variáveis aleatórias relativa a posição global da i -ésima partícula;

Sumário

	Sumário	29
1	INTRODUÇÃO	33
1.1	Objetivos	35
1.2	Contribuições	36
1.3	Organização do Texto de Tese	37
1.4	Artigos Associados à Tese de Doutorado	37
1.4.1	Artigos Publicados em Periódicos	38
1.5	Conclusões do Capítulo	38
2	REDES HETEROGÊNEAS E O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE RECURSOS	39
2.1	Redes ópticas Heterogêneas	39
2.1.1	Arquitetura e Modelo de Sistema da Rede Óptica com Múltiplas Taxas (MLR)	40
2.1.2	Arquitetura das Redes Ópticas Elásticas (EON)s	46
2.2	Problemas de Alocação de Recursos em Redes Ópticas Heterogêneas	51
2.2.1	Problema de Alocação de Potência (PA) em Redes Ópticas Heterogêneas	52
2.2.2	Problema de Alocação de Espectro (SPA) em EONs	54
2.3	Fundamentos dos Métodos de Otimização	60
2.3.1	Métodos Exatos	61
2.3.1.1	Método de Inversão de Matrizes	61
2.3.1.2	Métodos de Otimização Convexa	63
2.3.1.3	Métodos de Otimização Combinatória (CO)	65
2.3.2	Métodos Aproximativos	65
2.3.2.1	Método do Melhor e Pior caso médio (WBA)	66
2.3.2.2	Alocação de Potência Egoísta (EPA)	66
2.3.2.3	Alocação de Potência Suficiente (EnPA)	68
2.3.2.4	Transmissão Adaptativa Baseada na Distância e Primeiro <i>Slot</i> Livre (DAT-PSL)	68
2.3.3	Métodos Bio-inspirados	69
2.3.3.1	Algoritmo Genético (AG)	69
2.3.3.2	Algoritmo do Recozimento Simulado (ARS)	72

2.3.3.3	Otimização por Colônia de Formigas (ACO)	74
2.3.3.4	Otimização por Enxame de Partículas (PSO)	76
2.3.3.5	Otimização por Colônia de Vagalume (OCV)	78
2.3.3.6	Otimização por Busca de Furacões (HSO)	81
2.3.4	Comparações de Generalidades dos Métodos de Otimização	84
2.4	Conclusões do Capítulo	87
3	ESTRATÉGIA DE SOLUÇÃO PARA O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE POTÊNCIA	89
3.1	Métodos Propostos	90
3.1.1	Alocação de Potência Adaptativa baseada em um Controlador Proporcional Integral e Derivativo (APCA-PID-PSO)	91
3.1.2	Otimização por Busca de Furacões (HSO)	93
3.1.2.1	Método de Otimização por Busca de Furacões (HSO)	94
3.1.2.2	Método de Otimização por Busca de Furacões Caóticos (CHSO)	94
3.1.2.3	Método de otimização por Busca de Furacões Caóticos Adaptativos (A-CHSO)	95
3.2	Métodos de Otimização Exatos e Aproximativos	95
3.3	Implementação, Desempenho e Complexidade Computacional	96
3.3.1	Aspectos de Implementação dos Algoritmos Analisados	96
3.3.1.1	Implementação do algoritmo APCA-PID-PSO	96
3.3.1.2	Implementação do algoritmo WBA	97
3.3.1.3	Implementação do algoritmo IM	97
3.3.1.4	Implementação do algoritmo GD	97
3.3.1.5	Implementação do algoritmo HSO e suas variações	98
3.3.1.5.1	Otimização dos Parâmetros de Entrada baseado na Seção Áurea para os algoritmos baseados em HSO.	98
3.3.1.5.2	Otimização dos Parâmetros de Entrada baseado na Taxa Condicional de Sucesso para os algoritmos baseados em HSO.	99
3.3.2	Métricas de Desempenho e Complexidade Computacional	102
3.3.2.1	Métricas de Desempenho	102
3.3.2.2	Métricas de Complexidade Computacional	102
3.3.2.3	Métricas de Compromisso Desempenho-Complexidade	103
3.4	Resultados Numéricos	104
3.4.1	Alocação de Potência Mínima em Redes Ópticas com Múltiplas Taxas (MLRs–Mixed Line-Rates)	104

3.4.1.1	Conclusão da PA na MLR	110
3.5	Alocação de Potência Mínima em Redes Ópticas Elásticas (EONs) . . .	111
3.5.1	Parâmetros da Rede Óptica Elástica	112
3.5.2	Otimização dos parâmetros de Entrada sob Condições Perfeitas de Canais	115
3.5.2.1	Otimização dos Parâmetros de Entrada de Desempenho sob Condições Perfeitas de Canais	115
3.5.2.2	Otimização dos Parâmetros de Entrada de Complexidade sob Condições Perfeitas de Canais	118
3.5.2.3	Otimização dos Parâmetros de Entrada do Compromisso do Desempenho e da Complexidade Computacional sob Condições Perfeitas de Canais	120
3.5.3	Alocação de Potência sob Condições Perfeitas de Canais	121
3.5.3.1	Desempenho da Alocação de Potência em Condições Perfeitas de Canais . . .	122
3.5.3.2	Complexidade Computacional da Alocação de Potência em Condições Perfeitas de Canais	124
3.5.3.3	Compromisso de desempenho e complexidade computacional em Condições Perfeitas de Canais	125
3.5.4	Desempenho da Alocação de Potência sob Condições de Canais Imperfeitas	125
3.5.4.1	Monitoramento Imperfeito dos Monitores de Desempenho Óptico (OPMs) . .	125
3.5.4.2	Efeitos de Envelhecimento nos Canais	127
3.5.4.3	Potência Dinâmica	128
3.5.5	Compromisso Desempenho e Complexidade Computacional sob Diferentes Carregamentos de Rede.	130
3.5.6	Conclusão da PA na EON	131
3.6	Conclusões do Capítulo	133
4	ESTRATÉGIA DE RESOLUÇÃO PARA O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE ESPECTRO E POTÊNCIA (SPA)	135
4.1	Métodos de Otimização Abordados	138
4.1.1	Algoritmo SPA baseado no Modelo de Verhulst (SPA-V)	138
4.1.2	Algoritmo SPA baseado em Otimização Combinatorial (SPA-CO) . . .	142
4.1.3	Algoritmo SPA baseado na Transmissão Adaptativa dada a Distância (SPA-DAT)	144
4.2	Implementação, Desempenho e Complexidade Computacional	145
4.2.1	Aspectos de Implementação dos Algoritmos Analisados	145
4.2.1.1	Implementação do SPA-V	146
4.2.1.2	Implementação do algoritmo SPA-DAT	146

4.2.1.3	Implementação do algoritmo SPA-CO	146
4.2.2	Métricas de Desempenho e Complexidade Computacional	146
4.3	Resultados Numéricos	147
4.3.1	Parâmetros da Rede Óptica Elástica	148
4.3.2	Resolução do Problema do Compromisso de SPA para a topologia de Rede Virtual (TRV)-A	150
4.3.2.1	Algoritmo SPA baseado no Modelo de Verhulst (SPA-V)	151
4.3.2.2	Algoritmo SPA baseado na distância Adaptativa de Transmissão (SPA-DAT)	156
4.3.2.3	Algoritmo SPA baseado na otimização combinatorial (SPA-CO)	157
4.3.3	Comparação entre os Algoritmos SPA-V, -DAT e -CO	159
4.3.3.1	Análise de Potência e Espectro Otimizados	159
4.3.3.2	Análise do compromisso de SPA relacionado ao compromisso desempenho complexidade	162
4.3.4	Resolução do Problema do Compromisso de SPA para a topologia de Rede Virtual (TRV)-B	163
4.3.4.1	Análise de Potência e Espectro Otimizados	163
4.3.4.2	Análise do compromisso de SPA relacionado ao compromisso desempenho complexidade	164
4.3.5	Vantagens e desvantagens dos algoritmos de SPA propostos para a resolução do compromisso de SPA	165
4.3.6	Conclusão para a estratégia de resolução para o problema do compromisso de SPA em EONs	166
4.4	Conclusão do Capítulo	168
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	169
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	171

1 Introdução

O surgimento de novas aplicações e o crescimento do volume de dados trafegados em redes e sistemas de comunicação têm estimulado a pesquisa em sistemas ópticos de telecomunicações visando o melhor proveito de recursos energéticos e espectrais. Para isso, a diversificação e o crescimento no tráfego de dados vêm sendo favorecidos pelo conceito de alocação de recursos adaptativos, tais como as rotas, as larguras de bandas ópticas, os formatos de modulação e as potências de transmissão óptica em função do tráfego e/ou nível de interferência. Neste cenário óptico, a técnica de multiplexação por divisão de comprimento de onda (WDM–*Wavelength-Division Multiplexing*) tem apresentado resultados promissores, dentre eles, a redução dos custos de despesas de capital e de operação devido ao compartilhamento de elementos ópticos com a maioria ou todos usuários, tais como fibras ópticas e amplificadores ópticos, assim como uma melhor eficiência na alocação de potência e de banda devido às suas grades espectrais flexíveis, as quais superam as redes WDM com grades fixas (HADI; PAKRAVAN, 2017; YAN et al., 2015).

As redes ópticas heterogêneas são basicamente divididas em dois grupos, o grupo das redes ópticas com múltiplas taxas (MLRs–*Mixed Line-Rates*) e das redes ópticas elásticas (EONs–*Elastic Optical Networks*). As redes ópticas com MLRs são compostas por diferentes tipos de *transponders* coexistindo em uma mesma fibra óptica. Nestes *transponders*, os formatos de modulação para diferentes taxas de bit são pré-definidos, tais como as modulações por chaveamento liga-desliga (OOK–*On-Off Keying*), por quadratura dual com chaveamento em fase (DQ-PSK–*Dual Quadrature with Phase-Shift Keying*) e por polarização dual com chaveamento em fase-quadratura (DP-QPSK–*Dual Polarization with quadrature phase-shift keying*), para 10, 40 e 100 Gbps, respectivamente. Já a EON possui uma arquitetura de rede com *transponders* adaptativos, que permitem diferentes formatos de modulação para diferentes taxas de bit. Tipicamente, as tecnologias utilizadas nas EON são a multiplexação por divisão de frequência ortogonal óptica coerente (CO-OFDM–*Coherent Optical Orthogonal Frequency-Division-Multiplexing*), ou a Multiplexação por divisão de comprimento de onda de Nyquist (N-WDM–*Nyquist wavelength division multiplexing*) (CUKURTEPE et al., 2013; YAN et al., 2015).

A heterogeneidade nessas redes ópticas requer que uma gama de parâmetros sejam monitorados para garantir a confiabilidade das conexões, tais como a potência óptica de transmissão, o comprimento de onda do *i*-ésimo usuário, a relação sinal-ruído óptica (OSNR–*Optical Signal to Noise Ratio*), o atraso diferencial de grupo (DGD–*Differential Group Delay*),

os efeitos não-lineares, os efeitos de acoplamentos nos canais, a topologia da rede óptica, as variações físicas e de tráfego nos amplificadores ópticos, a retirada e o acréscimo de canais, dentre outros. Vários trabalhos consideram conjuntos desses parâmetros ou todos ([CHATTERJEE et al., 2017](#)).

A qualidade de transmissão (QoT–*Quality of Transmission*) pode ser estimada através de modelos sofisticados, fórmulas aproximadas e monitores de desempenho óptico (OPMs–*Optical Performance Monitors*). Esses procedimentos e/ou equipamentos de estimativa de QoT permitem reduzir os desperdícios de recursos, resultando em ganhos na rede óptica, tais como em acréscimo na distância de transmissão, redução no número de regeneradores, alcance ótimo da potência de transmissão e incremento de eficiência energética (EE–*Energy Efficiency*). Dentre eles, os OPMs possuem o melhor compromisso precisão-complexidade pelo fato de fornecerem as condições dos canais em tempo real. Tais condições dos canais são provenientes dos nós receptores, transmissores e intermediários, os quais reportam estas para os plano de controle responsável por gerenciar adequadamente os recursos em uma rede óptica. Destaca-se que os OPMs vêm sendo utilizados para uma alocação de recursos (AR) de forma dinâmica e em tempo real de acordo com as condições dos canais e os requisitos de qualidade de serviço (QoS–*Quality of Service*), uma vez que o tráfego de dados é estático durante o processo a AR ([BIRAND et al., 2014](#); [SOUMPLIS et al., 2017](#)).

A AR nas redes EONs é definida como atribuição apropriada de espectro, de formato de modulação, de roteamento e de potência (PRMFSA–*Power, Routing, Modulation Format and Spectrum Assignment*), enquanto a AR nas redes com MLR é definida como atribuição apropriada de potência, de roteamento, de comprimento de onda, de taxa de bit e de formato de modulação (PRWRMA–*Power, Routing, Wavelength, Rate, and Modulation Assignment*). Normalmente, tanto o PRMFSA como o PRWRMA são definidos na etapa de projeto, sendo necessária a inclusão de margens de segurança devido às imprecisões das medidas de QoT, aos efeitos de envelhecimento, às interferências entre os canais ópticos, às imprevisibilidades de potências dinâmicas, dentre outros. Assim, novos esquemas utilizando OPMs para AR têm sido propostos visando baixa complexidade computacional e otimização em tempo real com redução de margens ([SEVE et al., 2018](#); [BOUDA et al., 2018](#)).

O PRMFSA e o PRWRMA são problemas de otimização com tempo não polinomial (NP), que podem ser divididos em sub-problemas com menor complexidade computacional. Para resolver esses problemas, métodos numéricos, analíticos (ou exatos), aproximados, heurísticos-evolucionários e a combinação desses foram propostos visando políticas quase-ótimas, as quais incluem métodos de programação não linear, de inversão de matrizes (IM), de inteligência artificial (IA), dentre outros ([MATA et al., 2018](#)). Normalmente, métodos analíticos resultam em alta complexidade computacional e uma melhor precisão, enquanto métodos heurísticos

e numéricos resultam em menor complexidade computacional com desempenho e precisão aceitável (MATA et al., 2018; MARTINEZ et al., 2019).

Neste trabalho de Tese investigou-se procedimentos e algoritmos para a alocação de recursos eficiente em redes ópticas heterogêneas, tais como métodos bio-inspirados combinados e modificados, dentre eles, a otimização por enxame de partículas combinada a um controlador proporcional-integral-derivativo, o método com princípio de busca por furacões tradicionais e duas variações deste, que assumem a inclusão de um mapa caótico e um parâmetro adaptativo, assim como um esquema baseado no modelo populacional de Verhulst. Tais métodos visam a obtenção do melhor compromisso desempenho-complexidade, com a finalidade de reduzir custos operacionais nas redes ópticas, incluindo o consumo de energia e demanda espectral, o que justifica o desenvolvimento desta pesquisa.

1.1 Objetivos

Os objetivos gerais desta Tese de doutorado são apresentados a seguir:

1. Formular problemas de AR em redes ópticas heterogêneas;
2. Propor algoritmos bio-inspirados (BI) para AR em redes ópticas heterogêneas, buscando o melhor compromisso entre o desempenho e a complexidade computacional;
3. Caracterizar extensivamente as soluções algorítmicas propostas, comparando-as aos métodos disponíveis na literatura.

Os objetivos específicos desta Tese de doutorado incluem:

1. Investigar e formular o problema de alocação de potência (PA–*Power Allocation*) em EONs e redes ópticas com MLR;
2. Investigar o problema de alocação de potência e espectro (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) em EONs;
3. Propor um algoritmo para alocação dinâmica de potência em redes ópticas com MLR, capaz de ajustar adaptativamente os ganhos proporcional-integral-derivativo (PID) de um controlador PID a partir do algoritmo bio-inspirado (BI) baseado em otimização por enxame de partículas (PSO–*Particle Swarm Optimization*);
4. Propor dois algoritmos bio-inspirados para PA em EONs baseado no princípio de busca por furacões caóticos (CHSO–*Chaotic Hurricane Search Optimization*), propondo ainda

uma versão adaptativa do CHSO, denominada CHSO adaptativo (*Adaptive Chaotic Hurricane Search Optimization*);

5. Propor um algoritmo para SPA em EONs, baseado no modelo populacional de Verhulst;
6. Avaliar o desempenho e a complexidade computacional dos algoritmos de AR propostos em redes ópticas heterogêneas, tais como a MLR e a EON.

1.2 Contribuições

As contribuições deste trabalho de Tese de doutorado são sintetizados em quatro estratégias de otimização bio-inspiradas adequadas à alocação de recursos (potência e espectro) em redes ópticas:

1. A estratégia 1 propõe um algoritmo adaptativo de PA baseado em um controlador PID, que ajusta os ganhos PID através da otimização por enxame de partículas, denominado algoritmo de controle de potência adaptativo (APCA–*Adaptive Power Control Algorithm*)-PID-PSO. O APCA-PID-PSO ajusta dinamicamente a PA de acordo com as variações de tráfego, as imperfeições dos canais e os efeitos de acoplamento (SANTOS et al., 2018a);
2. A estratégia 2 propõe um algoritmo de PA baseado na otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) com inserção de um mapa caótico, denominado PA-CHSO. O PA-CHSO realiza a alocação de potência dinamicamente variando as condições ópticas de canais, as imprecisões na estimação dos canais e as flutuações de potência. O PA-CHSO é extensivamente comparado ao método tradicional do HSO e ao método ótimo que usa o gradiente descendente (GD–*Gradient Descent*), encontrando o melhor compromisso desempenho-complexidade (SANTOS; ABRÃO, 2020b);
3. A estratégia 3 propõe um algoritmo adaptativo de PA baseado na PA-CHSO, denominado PA-otimização por busca de furacões caóticos adaptativos, (A-CHSO–*Adaptive Chaotic Hurricane Search Optimization*). O PA-A-CHSO supera o algoritmo PA-CHSO em termos do compromisso desempenho-complexidade, robustez no ajuste de parâmetros, redução de margens em tempo real, limitação de custos e efetividade em cenários dinâmicos (SANTOS; ABRÃO, 2020a);
4. A estratégia 4 propõe uma SPA em EONs usando três algoritmos de SPA: a) um que utiliza otimização combinatória (CO–*Combinatorial Optimization*), denominado SPA-CO, uma estratégia com desempenho ótimo e alto custo computacional; b) outro procedimento

que utiliza a transmissão adaptativa baseado na distância (DAT–*Distance Adaptive Transmission*), denominado SPA-DAT, uma estratégia com desempenho sub-ótimo e baixo custo computacional; c) algoritmo baseado no modelo populacional de Verhulst, denominado como SPA-V, tal estratégia alcança o melhor compromisso desempenho-complexidade.

1.3 Organização do Texto de Tese

Esta Tese de Doutorado consiste de cinco capítulos, incluindo este capítulo introdutório. O texto aborda fundamentos e o problema de alocação de recursos em redes ópticas heterogêneas; há ainda dois capítulos de resultados numéricos. Por fim, há um capítulo de conclusões e trabalhos futuros delimitando o fechamento do trabalho de tese. Em resumo, pode-se elencar:

- **Capítulo 1** introduz o tema "Alocação de Recursos em Redes Ópticas heterogêneas";
- **Capítulo 2** apresenta os modelos adotados para as redes óptica heterogêneas, incluindo a arquitetura, a modelagem matemática e a formulação dos problemas de AR propostos, bem como os fundamentos dos métodos de otimização utilizados;
- **Capítulo 3** explora diversos aspectos das estratégias de solução dos problemas de PA em redes ópticas heterogêneas, especificamente as redes ópticas com MLRs e as EONs, tais como os métodos de otimização abordados, os aspectos de implementação, as métricas de desempenho, de complexidade computacional e de compromisso-desempenho, assim como os resultados numéricos e as conclusões;
- **Capítulo 4** explora diferentes aspectos das estratégias adotadas na solução do problema de SPA em EONs, incluindo métodos abordados, aspectos de implementação, métricas de desempenho e complexidade computacional, resultados numéricos e conclusões;
- **Capítulo 5** apresenta as principais conclusões deste trabalho de Tese e propostas de trabalhos futuros.

1.4 Artigos Associados à Tese de Doutorado

Artigos científicos gerados a partir da temática de pesquisa de doutorado, com atividades de investigação iniciadas em Agosto de 2018:

1.4.1 Artigos Publicados em Periódicos

- [A] **Layhon R. R. dos Santos**, F. R. Durand, T. Abrão. *Adaptive Power Control Algorithm for Dynamical Transmitted Power Optimization in Mixed Line Rate Optical Networks*. **IEEE Communications Letters**. vol. 22, n. 10, Oct. 2018. DOI: 10.1109/LCOMM.2018.2863686
- [B] **Layhon R. R. dos Santos**, T. Abrão. *Heuristic Chaotic Hurricane-Aided Efficient Power Assignment for Elastic Optical Network*. **IEEE Access**. April 2020. pp. 83359–83374. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2991417
- [C] **Layhon R. R. dos Santos**, T. Abrão. *Adaptive chaotic Hurricane-Aided Efficient Power Assignment for Elastic Optical Networks*. **Journal of Optical Switching and Networking -Elsevier**. Vol. 39, November 2020, pp.10059. DOI: 10.1016/j.osn.2020.100595
- [D] **Layhon R. R. dos Santos**, T. Abrão. *Low-margin Efficient Power and Spectrum Assignment in Elastic Optical Networks* **Journal of Optical Switching and Networking -Elsevier**. Vol. 43, February 2020, pp.100649. DOI: 10.1016/j.osn.2021.100649

1.5 Conclusões do Capítulo

Neste capítulo foram apresentados conceitos, estruturas básicas e objetivos relativos à temática de pesquisa desenvolvidos no contexto do programa de doutorado. Foram identificadas as contribuições do trabalho, bem como descrito a organização do trabalho. Finalmente, foram elencadas as publicações e submissões de artigos científicos resultantes gerados até o momento.

2 Redes Heterogêneas e o Problema de Alocação de Recursos

2.1 Redes ópticas Heterogêneas

As redes ópticas heterogêneas são flexíveis (multi-serviços) e escaláveis (acréscimo no volume de dados), apresentando um melhor aproveitamento energético e espectral. A sua principal aplicação está no campo das redes de transporte, em que se tem o maior volume de dados. Atualmente, o destaque dessas redes é corroborado pelo crescimento exponencial de diversas aplicações de Internet, tais como serviços multimídia, aplicações em tempo real, TV em alta definição, Internet das coisas (IoT–*Internet of Things*), entre outros. Neste capítulo são tratados diferentes aspectos de alocação de recursos em redes ópticas heterogêneas com múltiplas taxas (MLRs–*Mixed Line-Rates*) e redes ópticas elásticas (EONs–*Elastic Optical Networks*).

As redes MLR empregam a técnica de multiplexação por divisão de comprimento de onda (WDM–*Wavelength-Division Multiplexing*) para suportar múltiplas taxas. Elas substituem os esquemas de rede de taxa única (SLR–*Single-Line Rate*) com vantagens, incluindo o acréscimo na diversidade do tráfego e largura de banda, o reuso do legado SLR, o provisionamento da flexibilidade e escalabilidade e o menor consumo de energia em relação às redes SLR (IYER; SINGH, 2017; CHOWDHURY et al., 2010). Altas taxas solicitam mais energia, enquanto a combinação de MLR com diferentes demandas solicitadas resultam em melhor compromisso energético e espectral. Normalmente, na rede óptica com MLR, o espaçamento entre os canais é mantido fixo, por exemplo, 50 GHz. Então, os transmissores são configurados para prover diferentes taxas de bits pré-determinadas com diferentes formatos de modulação (MFs–*Modulation Formats*), tais como, a modulação por chaveamento liga-desliga (OOK–*On-Off Keying*), a modulação por quadratura dual com chaveamento em fase (DQ-PSK–*Dual Quadrature with Phase-Shift Keying*) e a modulação por polarização dual com chaveamento em fase-quadratura (DP-QPSK–*Dual Polarization with quadrature phase-shift keying*), para 10, 40 e 100 Gbps, respectivamente (CHOWDHURY et al., 2010).

Por sua vez, as EONs são capazes de prover maior eficiência espectral (SE–*Spectral Efficiency*) e eficiência energética (EE–*Energy Efficiency*). Os recursos espectrais para um dado canal são divididos do total disponível e alocados adaptativamente com taxas de bit variáveis, o que permite a atribuição espectral deste canal com diferentes larguras de banda, banda de

guarda e MF. A granularidade espectral mais fina das EONs agregada à adaptabilidade de seus transmissores em termos de taxas, permitem a utilização dos recursos espectrais com mínimo desperdício para transmissão ao longo de uma rota (PEREIRA et al., 2013). As principais técnicas de modulação utilizadas nas EONs são as técnicas de multiplexação por divisão de comprimento de onda de Nyquist (N-WDM–*Nyquist wavelength division multiplexing*) e multiplexação por divisão de frequência ortogonal óptica coerente (CO-OFDM–*Coherent Optical Orthogonal Frequency-Division-Multiplexing*), em que as subportadoras são geradas por filtragem de Nyquist e CO-OFDM, respectivamente. Em termos de desempenho, ambas técnicas encontram similares valores de eficiência espectral (CARVALHO et al., 2014). Em termos operacionais, o N-WDM é melhor do que o CO-OFDM, pois: a) a técnica CO-OFDM necessita de precisão durante sua operação para alcançar a ortogonalidade, a estabilidade da frequência das sub-portadoras ópticas e o sincronismo de símbolo; b) CO-OFDM tem largura de banda similar¹ e limitações da taxa de amostragem no receptor; c) N-WDM não tem as limitações do CO-OFDM mencionadas anteriormente; e d) N-WDM encontra menor complexidade computacional para implementação em equipamentos com processamento digital de sinais (DSP–*Digital Signal Processing*) (CARVALHO et al., 2014). Sendo assim, a técnica N-WDM é assumida neste trabalho de tese.

Tanto nas redes ópticas SLRs como nas redes ópticas MLRs e nas EONs, os canais ópticos ocupam espaços definidos por grades ou intervalos de frequência (*slots*), tal como definido pelo documento G-694-1 da *International Telecommunication Union* (ITU). Basicamente, a quantidade de *slots* do *i*-ésimo canal óptico é definido pela *i*-ésima taxa de bit solicitada e o *i*-ésimo MF adotado. Neste sentido, as EONs podem alcançar uma maior eficiência espectral do que as redes ópticas WDM com SLR e MLR, conforme ilustrado na Fig. 2.1. A ITU define padrões para *slots*, por exemplo: 6,25 GHz e 12,5 GHz (DAVALOS; BARAN, 2018).

2.1.1 Arquitetura e Modelo de Sistema da Rede Óptica com Múltiplas Taxas (MLR)

A camada física da arquitetura adotada para a rede MLR é ilustrada na Fig. 2.2, onde os principais elementos são os transmissores com MF pré-definido para cada taxa de bit/serviço solicitada, bem como amplificadores de fibra dopado com érbio (EDFA–*Erbium-Doped Fiber Amplifier*) que amplificam o sinal óptico diretamente, sem exigir sua conversão para o domínio elétrico, para compensar as perdas ao longo da transmissão, fibras ópticas do tipo monomodo,

¹Tal similaridade da largura de banda para as técnicas N-WDM e CO-OFDM acontece principalmente pela banda de guarda inexistente na técnica CO-OFDM e banda de guarda extremamente pequena ou até mesmo inexistente para formar supercanais e transmitir dados a elevadas taxas com alta eficiência espectral na técnica N-WDM (WINTER, 2010).

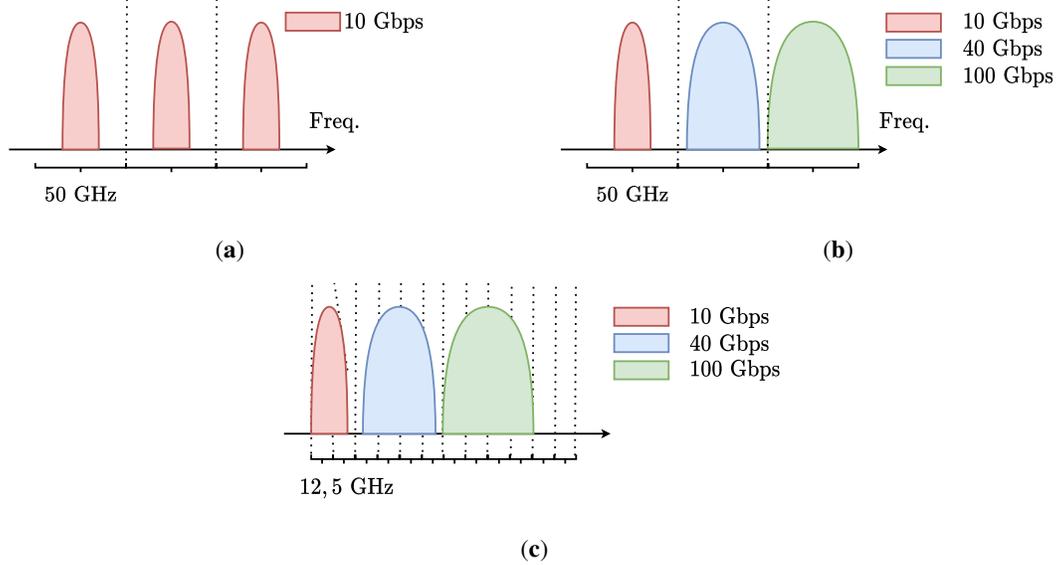


Figura 2.1 – Grades de espectro para as redes (a) SLR (b) MLR e (c) EON. Modulações OOK, DQ-PSK e DP-QPSK com eficiência espectral de modulação de 0,5, 1 e 2 [bps · Hz⁻¹] para as taxas de bits de 10, 40, 100 Gbps, respectivamente.

módulos compensadores de dispersão cromática da fibra (FCD–*Fiber Chromatic Dispersion*), conexão cruzada óptica (OXC–*Optical cross-connect*), *spans*, que são compostos por um comprimento de fibra e um EDFA, um receptor, estimação da QoT dos canais e plano de controle. Um nó local é definido por um transmissor (Tx) ou um receptor (Rx) ou um OXC. Cada nó local pode corrigir os níveis de potência de acordo com os níveis de atenuação, bem como limitar os valores superiores e inferiores aceitáveis da potência que garantem estabilidade. Cada *link* (ou enlace) é representado por uma conexão entre dois nós locais, que é composto por N_i^{span} *spans* com M canais modulados.

Os elementos discutidos anteriormente compõem o modelo de sistema da rede MLR. Tal modelo de sistema leva em conta as imperfeições e efeitos de ruídos e seu Rx. Para isso, considera-se um modelo de relação sinal-ruído óptico (OSNR–*Optical Signal to Noise Ratio*) para aferir as condições do i -ésimo canal óptico em seu receptor ($\gamma_{\text{B2B},i}$) durante a operação *back-to-back* (B2B) em decibel (dB¹), denotada como:

$$\gamma_{\text{B2B},i} = L_{2\text{dB}} \left(\frac{p_i}{p_i^{\text{I}} + p_i^{\text{ASE}} + p_i^{\text{XTAL}} + p_i^{\text{NLI}} + p_i^{\text{Rx}}} \right) \quad [\text{dB}], \quad (2.1)$$

¹Decibel é igual a dez vezes o logaritmo de base 10 da razão entre duas quantidades ou de um valor linear, por exemplo, $a_{[\text{dB}]} = 10 \log_{10}(a)$.

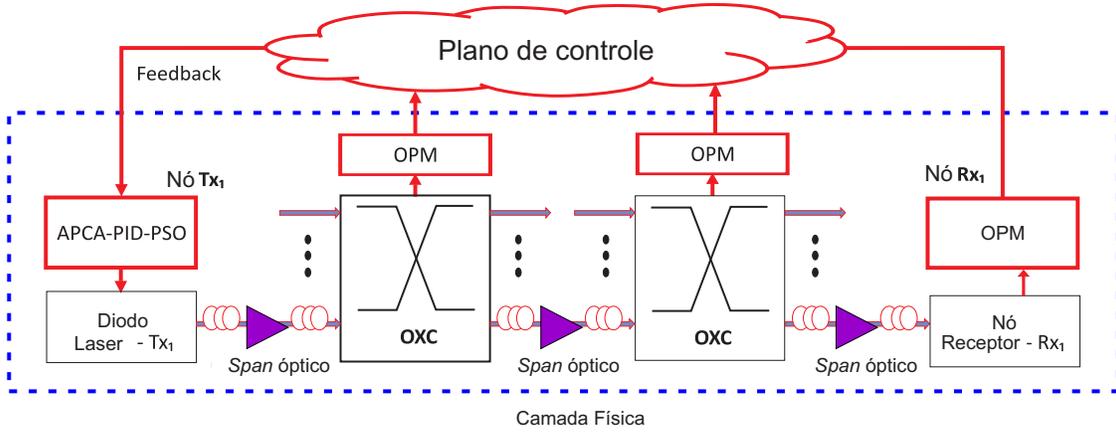


Figura 2.2 – Arquitetura adotada para as redes ópticas com MLR. (SANTOS et al., 2018a).

em que $L2dB$ é a conversão de unidade linear para unidade em dB^1 , p_i é a potência transmitida do i -ésimo canal óptico em watt [W], p_i^I é a potência interferente dos canais ópticos relacionados ao i -ésimo canal óptico [W] e p_i^{ASE} é o ruído de emissão espontânea amplificada (ASE–*Amplifier Spontaneous Emission*) adicionado pelos EDFAs instalados ao longo da rota do i -ésimo canal óptico [W], p_i^{XTAL} é a potência de ruído devido ao efeito de difonia (*crosstalk*) no i -ésimo canal óptico [W], p_i^{NLI} é a potência do ruído devido aos efeitos de interferência não linear (NLI–*Nonlinear interference*) no i -ésimo canal óptico [W], que resulta da interferência própria do i -ésimo canal óptico, em si mesmo, e da interação mútua entre canais com diferentes frequências portadoras e diferentes taxas de transmissão que compartilham o mesmo caminho óptico, p_i^{Rx} é potência do ruído térmico e do ruído de disparo presentes na entrada do receptor do i -ésimo canal óptico [W] (PAN; PAVEL, 2014; ZHAO et al., 2011).

A potência interferente proveniente da interferência entre os canais ópticos relacionados ao i -ésimo canal óptico é dada por (PAN; PAVEL, 2014):

$$p_i^I = \sum_{j \in \mathcal{M}, j \neq i} \Gamma_{ij} p_j \quad [W], \quad (2.2)$$

$\mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ representa o conjunto de canais ópticos ativos, p_j é a potência de transmissão do j -ésimo canal óptico interferente [W] e Γ_{ij} é elemento da matriz do sistema quadrada com dimensão M com elementos não nulos na diagonal principal sem unidade [S.U.], caso contrário depende dos parâmetros da rede óptica, dados por:

$$\Gamma_{ij} = \sum_{e=1}^{N_i^{\text{span}}} \frac{G_{j,e} p_{i,e}^{ASE}}{G_{i,e} p_i^{\text{fibra}}}, \quad (2.3)$$

$G_{i,e}$ e $G_{j,e}$ são os ganhos do i -ésimo canal óptico e do j -ésimo canal óptico interferente no e -ésimo *span* [S.U.], respectivamente, N_i^{span} é a quantidade de *spans* que o i -ésimo canal óptico

percorre no seu caminho óptico, p_i^{fibra} é a potência total alocada na fibra óptica percorrida pelo i -ésimo canal óptico no seu caminho óptico [W] e $p_{i,e}^{\text{ASE}}$ é a potência do ruído de ASE oriunda do EDFA do e -ésimo *span* que o i -ésimo canal óptico percorre no seu caminho óptico [W], dada por (ZHAO et al., 2011):

$$p_{i,e}^{\text{ASE}} = \eta^{\text{ASE}} \cdot K^{\text{CP}} \cdot f^{\text{FCP}} (\text{dB}2\text{L}(G_{e,i}^{\text{EDFA}}) - 1) B_0 \quad [\text{W}], \quad (2.4)$$

sendo η^{ASE} o fator de emissão espontânea amplificada, tipicamente na faixa de $\eta_{\text{ASE}} \in [2; 5]$, K^{CP} a Constante de Planck (CP) [$\text{m}^2 \cdot \text{kg} \cdot \text{s}^{-1}$], f^{FCP} a frequência central da portadora (FCP) [Hz], $G_{e,i}^{\text{EDFA}}$ o ganho do EDFA do e -ésimo *span* referente ao i -ésimo canal óptico [dB], B_0 a largura da banda óptica de referência [Hz] (PAN; PAVEL, 2014) e $\text{dB}2\text{L}$ é a conversão de unidade dB para unidade linear, que é dada por

$$G_{e,i}^{\text{EDFA}} [\text{S.U.}] = 10^{G_{e,i}^{\text{EDFA}} [\text{dB}] / 10}. \quad (2.5)$$

Assim, o ruído de ASE acumulado, proveniente dos EDFAs responsáveis por compensarem as perdas de transmissão, ao longo de todo o caminho óptico percorrido pelo i -ésimo canal óptico é dado por:

$$p_i^{\text{ASE}} = \sum_{e=1}^{N_i^{\text{span}}} p_{e,i}^{\text{ASE}} \quad [\text{W}]. \quad (2.6)$$

O ruído de *crosstalk* do i -ésimo canal óptico, proveniente da interferência do comprimento de onda dos canais vizinhos por *crosstalk*, é dado por:

$$p_i^{\text{XTAL}} = \sum_{j \neq i} X_{\text{he}} p_j \quad [\text{W}], \quad (2.7)$$

sendo X_{he} a razão de *crosstalk* [S.U.]. Tal ruído ocorre devido à filtragem incompleta, a qual é resultado das componentes WDM, tais como filtros ópticos, demultiplexadores, módulos, os quais adicionam/retiram canais, roteadores ou comutadores ópticos (*switches*) (PAN; PAVEL, 2014; ZHAO et al., 2011).

A potência de ruído NLI do i -ésimo canal óptico é dada por:

$$p_i^{\text{NLI}} = p_i^{\text{XPM}} + p_i^{\text{SPM}} \quad [\text{W}], \quad (2.8)$$

na qual p_i^{XPM} é a potência do ruído de modulação de fase cruzada (XPM–*Cross-Phase Modulation*) do i -ésimo canal óptico [W] e p_i^{SPM} é a potência do ruído de modulação de fase própria (SPM–*Self-Phase Modulation*) do i -ésimo canal óptico [W]. O ruído de XPM é computado considerando que diferentes canais interferentes contribuem para o efeito XPM

em diferentes *spans* devido à adição/retirada dos canais ópticos. O ruído de XPM acumulado incoerentemente (aleatório) é dado por (SAMBO et al., 2011):

$$p_i^{\text{XPM}} = \sum_{j \in M} \int_{-\infty}^{\infty} S_{ij}(f) |H^D(f)|^2 df \quad [\text{W}], \quad (2.9)$$

sendo S_{ij} a densidade espectral de potência do sinal interferente para a modulação OOK do j -ésimo canal óptico interferente no i -ésimo canal óptico [W/Hz]. $H^D(f)$ resulta dos efeitos de filtragem, sendo dada por:

$$H^D(f) = 1 - \left(\frac{1}{N^{\text{simb}}} \right) \sum_{n=1}^{N^{\text{simb}}} \exp(-j \cdot 2\pi \cdot K^{CP} \cdot \tau^{\text{simb}} \cdot f^{\text{FCP}}) \quad (2.10)$$

sendo τ^{simb} o período de símbolo [s] e N^{simb} a quantidade de símbolos [S.U.]. Estes efeitos de filtragem ocorrem devido à detecção diferencial no caso da modulação DQ-PSK ($N^{\text{simb}} = 1$) ou devido ao algoritmo de estimação de fase coerente no caso da modulação DP-QPSK ($N^{\text{simb}} = 6 \sim 10$) (SAMBO et al., 2011).

Finalmente, em (2.8), a potência de ruído da modulação de fase própria (SPM) do i -ésimo canal óptico é aproximadamente dada por:

$$p_i^{\text{SPM}} \approx 4 \frac{\phi_{\text{NL}}^2}{3\rho} \quad [\text{W}], \quad (2.11)$$

sendo ϕ_{NL} o ajuste de fase linear e ρ a SNR; e p_i^{Rx} resultante do ruído de disparo¹ e do ruído térmico² considerados no receptor relativo ao i -ésimo canal óptico [W] (PAN; PAVEL, 2014; SAMBO et al., 2011).

Os valores de OSNR dos canais ópticos definidos em (2.1) são determinados por monitores de desempenho óptico (OPMs—*Optical Performance Monitors*) implementados em receptores ópticos coerentes, os quais utilizam técnicas de DSP. A tecnologia atual de receptores coerentes comerciais fornece medidas da OSNR dos canais ópticos considerando as limitações e as não-idealidades físicas. Então, a OSNR pode ser estimada a partir do conhecimento prévio dos formatos de modulação, taxas de bits, bem como a largura de banda de referência, tipicamente 12,5 GHz (SARTZETAKIS et al., 2016).

Os OPMs estimam as condições dos canais ópticos ao longo de todos os nós e reportam estas condições para o plano de controle. As estimativas dos OPMs estão sujeitas a imprecisões,

¹O ruído de disparo está associado à natureza aleatória da taxa de chegada de fótons no receptor uma vez que os elétrons são gerados em tempos aleatórios, causando uma flutuação na corrente total e térmico considerado na entrada do receptor.

²O ruído térmico é gerado pelo movimento aleatório dos elétrons dentro de um resistor devido à temperatura. Este movimento provocará uma flutuação na corrente mesmo quando não é aplicada tensão ao resistor.

tais como imperfeições lineares e não lineares nos nós receptores, ruídos e picos causados pela dispersão do modo de polarização (PMD-*polarization mode dispersion*) (SOUMPLIS et al., 2018; SOUMPLIS et al., 2017; SANTOS et al., 2018a; POINTURIER, 2017; SARTZETAKIS et al., 2017). Estas incertezas podem ser modeladas como uma variável aleatória δ_i [dB], adicionada à OSNR $\gamma_{B2B,i}$ [dB], seguindo uma distribuição Log-Normal $\mathcal{LN}(\mu, \sigma)$, sendo μ e σ a média e o desvio padrão [dB]. Assim, o valor estimado de $\gamma_{B2B,i}$ [dB] é modelado como (SANTOS et al., 2018a):

$$\widehat{\gamma}_{B2B,i} = \gamma_{B2B,i} + \delta_i \quad [\text{dB}], \quad \forall_i, \delta_i \sim \mathcal{LN}(\mu, \sigma) \quad [\text{dB}]. \quad (2.12)$$

Além das imprecisões dos OPMs, as condições dos canais também são afetadas por *instabilidade de potência (ou potência dinâmica)*, as quais são variações na potência provenientes de efeitos lineares e não lineares associados à fibra óptica e ao acoplamento óptico, ambos influenciados pelas variações de tráfego, topologia da rede óptica, aspectos físicos dos EDFA e ROADM na adição e remoção dos canais, penalidades imprevisíveis por variação de tempo, tais como efeitos de polarização. Estes valores podem ser modelados como uma perturbação de potência no i -ésimo canal óptico em dBm¹:

$$p_i^\circ[n] = \text{pert}[n] + 10 \log_{10} \frac{p_i}{10^{-3}} \quad [\text{dBm}], \quad (2.13)$$

sendo a função perturbação de potência ($\text{pert}[n]$) modelada como:

$$\text{pert}[n] = (A^{\text{pert}})^n \cdot \sin(n\pi/2) \quad [\text{dB}], \quad (2.14)$$

em que A^{pert} é o pico da perturbação em [dB], n é um índice de tempo discreto, e p_i é a potência transmitida nominal para o i -ésimo canal óptico. Este modelo assume propagação de flutuações ao longo de todos os nós na rede óptica (SANTOS et al., 2018a).

Além das incertezas citadas anteriormente, também existem as incertezas causadas por efeitos de atraso. Tais incertezas de atrasos são provocadas pela propagação de um sinal na ida e na volta, isto é, entre o transmissor e o receptor em dois sentidos (DURAND et al., 2016), bem como pelo tempo de processamento do OPM e do plano de controle. A soma destes atrasos, de propagação e de processamento, pode ser na ordem de 100 milissegundos (BIRAND et al., 2014). Como no caso das redes ópticas, que é oposto às redes sem fio, o atraso de propagação e processamento são conhecidos, é considerado que o atraso total é compensado por um preditor de Smith (ALVES et al., 2016; BIRAND et al., 2014; LEE et al., 2004).

¹A unidade de dBm representa a potência em decibéis-miliwatts (p [dBm]), que resulta de 10 vezes o logaritmo na base 10 da potência em miliwatts, ou seja, $p_{[\text{dBm}]} = 10 \log_{10} \left(\frac{p[\text{W}]}{10^{-3}[\text{W}]} \right)$.

2.1.2 Arquitetura das Redes Ópticas Elásticas (EON)s

A camada física da arquitetura adotada para a rede EON é ilustrada na Fig. 2.3, em que os principais elementos são: M Txs que ajustam os MFs, as taxas de bits, as bandas de guarda e os níveis das potências de transmissão, N_i^{span} spans percorridos pelo i -ésimo canal óptico em seu caminho óptico, sendo que o e -ésimo span percorrido pelo i -ésimo canal óptico em seu caminho óptico tem um comprimento de fibra óptica ($L_{e,i}^{\text{fibra}}$, em km) e um EDFA, bem como M Rxs com habilidade de DSP para compensar efeitos de dispersão. Além disso, o i -ésimo canal óptico é representado pelo i -ésimo comprimento de onda e sua rota (R_i). São três os tipos nós, o nó Tx, o nó Rx e o nó intermediário. Cada nó é representado por um multiplexador óptico de adição e retirada reconfigurável (ROADM—*Reconfigurable Optical Add-Drop Multiplexer*), que pode adicionar, remover ou permitir a passagem de um comprimento de onda. Todos ROADMs possuem equalização para compensar flutuações indesejáveis que podem ser causadas pelos EDFAs, que operam no modo de ganho automático controlado (AGC—*Automatic Gain Controlled*) em conformidade com cada ROADM, tendo em vista reduzir as mudanças aleatórias em suas entradas causadas por inserção ou retirada de canais ópticos ou alteração dos caminhos que os canais ópticos percorrem. A partir destes elementos, o modelo de sistema da rede EON é apresentado a seguir.

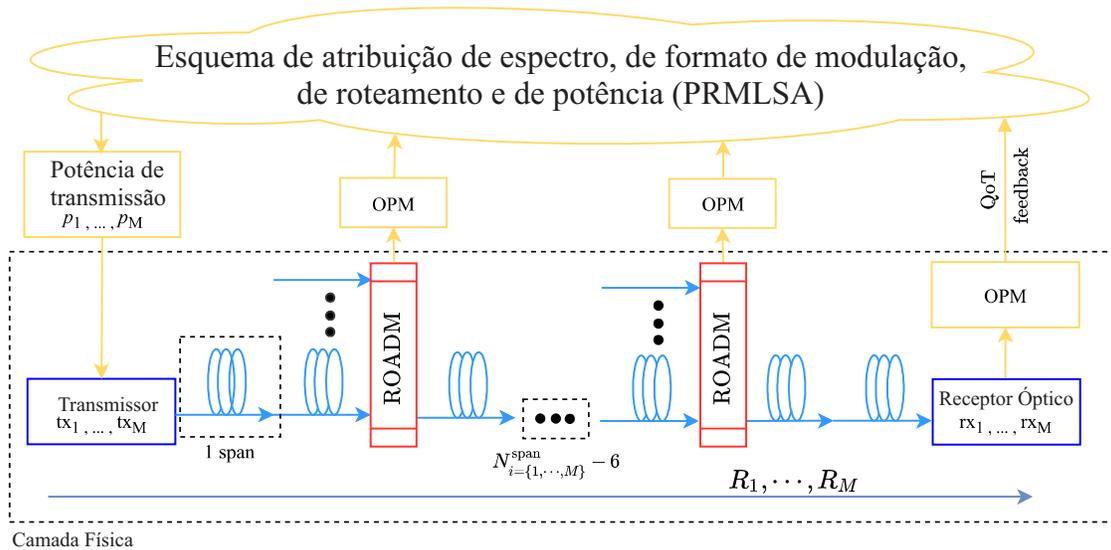


Figura 2.3 – Esquema de atribuição de espectro, de formato de modulação, de roteamento e de potência (PRMFSA—*Power, Routing, Modulation Format and Spectrum Assignment*) em EONs (SANTOS; ABRÃO, 2020a).

A Fig. 2.4 apresenta os parâmetros de canais, os quais são especificados na sequência. A frequência central do i -ésimo canal óptico (ch_i) tem granularidade de 1,5626 GHz (YAN et

al., 2015) e pode ser determinada como:

$$f_i = \begin{cases} f_0 + \left(\frac{u_i}{2}\right), & \text{para } i = 1, \\ f_{i-1} + \underbrace{B_{i,i-1} + B_{i,i+1}}_{= b_i} + \left(\frac{u_{i-1} + u_i}{2}\right), & \text{para } i \geq 2, \end{cases} \quad (2.15)$$

em que f_0 é a frequência inicial [Hz] sobre o espectro de frequência (f); $b_i = B_{i,i-1} + B_{i,i+1}$ [Hz] é a banda de guarda total referente ao i -ésimo canal óptico, veja a Fig. 2.4, sendo $B_{i,i-1}$ [Hz] a metade da esquerda da banda de guarda referente ao i -ésimo canal e relacionada ao $(i-1)$ -ésimo canal vizinho e $B_{i,i+1}$ [Hz] é a metade da direita da banda de guarda referente ao i -ésimo canal e relacionada ao $(i+1)$ -ésimo canal vizinho. Além disso, a potência de transmissão do i -ésimo canal óptico (p_i) é dada por:

$$p_i = g_i \cdot u_i \quad [W],$$

sendo g_i a densidade espectral de potência [$W \cdot Hz^{-1}$] relacionada ao i -ésimo canal óptico e u_i a largura de banda do i -ésimo canal óptico, assumindo que os canais ópticos são representados pela tecnologia de supercanais de Nyquist-WDM, dada por VALE; JR (2019):

$$u_i = \frac{\Theta_i}{c_i} \quad [Hz], \quad i = 1, \dots, M, \quad (2.16)$$

em que M é o número de canais ópticos, Θ_i é a taxa de bit do i -ésimo canal óptico [bps] e c_i é a eficiência espectral do formato de modulação relacionado ao i -ésimo canal óptico [bps \cdot Hz $^{-1}$]. Na Tabela 2.1 são descritos os FMs, denotados por F, típicos em cenários de EONs, tais como em VALE; JR (2019), por exemplo, a modulação em fase (PM–*Phase Modulation*), com chaveamento por deslocamento de fase binário (BPSK–*Binary Phase Shift Keying*), com chaveamento por deslocamento de fase em quadratura (QPSK–*Quadrature phase-shift keying*) e com modulação de amplitude em quadratura (QAM–*Quadrature Amplitude Modulation*), bem como as respectivas eficiências de modulação e OSNRs alvos (γ_{B2B}^*) para uma taxa de erro de bit aceitável ou alvo (e^*) equivalente a $4 \cdot 10^{-3}$ na correção antecipada de erros (FEC–*Forward Error Correction*).

O espectro ocupado pelo i -ésimo canal óptico dado por $u_i + b_i$ pode ser composto por um ou mais *slots* (f_s), sendo $f_s = 12,5$ GHz, tal como definido pelo documento G-694-1 da ITU para redes ópticas com grades flexíveis (VALE; JR, 2019). Assim, a quantidade de *slots* necessária para o i -ésimo canal óptico é dada por:

$$N_i^{\text{slots}} = \left\lceil \left(\frac{u_i + b_i}{f_s} \right) \right\rceil \quad (2.17)$$

em que o operador teto (*ceil*) $\lceil (\cdot) \rceil$ aproxima o valor de $\left(\frac{u_i + b_i}{f_s} \right)$ para o valor inteiro superior mais próximo. Cada conexão entre dois nós, denominada com um enlace de fibra óptica, consiste

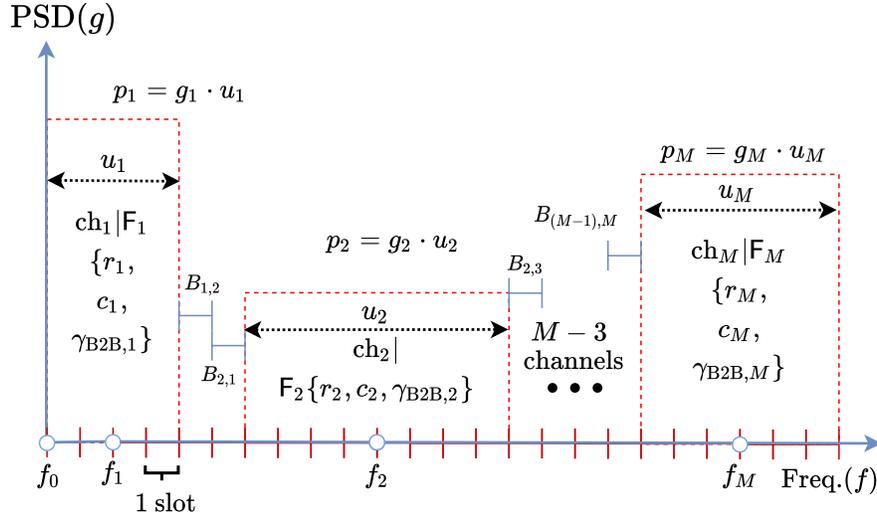


Figura 2.4 – Parâmetros dos canais da EON.

Tabela 2.1 – Formato de modulação, eficiência de modulação e OSNR alvo

Formato de Modulação (F)	Eficiência de Modulação (c_i , [bps/Hz])	γ_{B2B}^* [dB]
PM-BPSK	2	5,50
PM-QPSK	4	8,50
PM-8QAM	6	12,50
PM-16QAM	8	15,15
PM-32QAM	10	18,15
PM-64QAM	12	21,10

de $N^{\text{sts-enlace}}$ slots. Algumas considerações devem ser assumidas para alocar o i -ésimo canal óptico com largura de banda u_i no espectro óptico disponível: i) todos os slots necessários para o i -ésimo canal óptico devem ser contíguos, isto é, serem posicionados de forma adjacente; e ii) a posição da frequência central (f_i) de um conjunto de slots necessário para o i -ésimo canal óptico deve ser a mesma ao longo de todo o seu caminho óptico, pois não é permitido sobreposições de slots em um mesmo enlace de fibra óptica.

Neste contexto, a QoT dos canais pode ser aferida utilizando um modelo de OSNR no receptor do i -ésimo canal óptico, $\gamma_{B2B,i}$, durante a operação B2B, da seguinte forma:

$$\gamma_{B2B,i}(\tau^{\text{EON}}) = \text{L2dB}(\gamma_i(\tau^{\text{EON}})) - M^D(\tau^{\text{EON}}) - M^T(\tau^{\text{EON}}), \quad (2.18)$$

em que $M^D(\tau^{\text{EON}})$ é a margem de projeto [dB] devido às imprecisões do modelo de QoT e $M^T(\tau^{\text{EON}})$ é a margem de transponder [dB] devido à sua própria sensibilidade. A eq. (2.18) pode ser modelada como uma função linear ou não linear de tempo τ^{EON} (SOUMPLIS et al.,

2017). Aqui, adotamos um modelo linear:

$$M^T(\tau^{\text{EON}}) = L2\text{dB} \left(\frac{\text{dB2L}(M^T(\tau_f^{\text{EON}})) - \text{dB2L}(M^T(\tau_0^{\text{EON}}))}{\Delta\tau^{\text{EON}}} \cdot \tau^{\text{EON}} \right), \quad (2.19)$$

em que $M^T(\tau_0^{\text{EON}})$ e $M^T(\tau_f^{\text{EON}})$ são as margens de *transponder* no tempo do início de vida da EON (IVE) e do fim de vida da EON (FVE), respectivamente, enquanto $\Delta\tau^{\text{EON}} = \tau_f^{\text{EON}} - \tau_0^{\text{EON}}$ é o tempo de vida da EON. Além disso, o primeiro termo $\gamma_i(\tau^{\text{EON}})$ em (2.18) adota o modelo de ruído Gaussiano (GN–*Gaussian Noise*), que inclui ruídos lineares e não lineares do i -ésimo canal óptico (YAN et al., 2015):

$$\gamma_i(\tau^{\text{EON}}) = \frac{p_i}{p_i^{\text{ASE}}(\tau^{\text{EON}}) + p_i^{\text{NLI}}(\tau^{\text{EON}})}, \quad (2.20)$$

em que $p_i^{\text{ASE}}(\tau^{\text{EON}})$ é a potência do ruído de ASE e $p_i^{\text{NLI}}(\tau^{\text{EON}})$ é a potência do ruído de NLI.

A potência do ruído de ASE é dada por SOUMPLIS et al.(2017) e YAN et al.(2015):

$$p_i^{\text{ASE}}(\tau^{\text{EON}}) = K^{\text{CP}} f^{\text{FCP}} \text{dB2L}(F) \cdot \left(\sum_{e=1}^{N_i^{\text{ROADM}}} (\text{dB2L}(A_{e,i}^{\text{ROADM}}(\tau^{\text{EON}})) - 1) + \sum_{e=1}^{N_i^{\text{span}}} (\text{dB2L}(A_{e,i}^{\text{span}}(\tau^{\text{EON}})) - 1) \right) u_i, \quad (2.21)$$

em que K^{CP} é a Constante de Planck (CP) [$\text{m}^2 \cdot \text{kg} \cdot \text{s}^{-1}$], f^{FCP} é a frequência central da portadora (FCP) [Hz], F é a figura de ruído do EDFA [dB], N_i^{ROADM} é a quantidade de ROADMs ao longo do percurso do i -ésimo canal óptico. $A_{e,i}^{\text{ROADM}}(\tau^{\text{EON}})$ é a perda do e -ésimo ROADM ao longo do percurso do i -ésimo canal óptico [dB], que resulta da retirada, do acréscimo e da passagem dos canais ópticos, bem como $A_{e,i}^{\text{span}}(\tau^{\text{EON}})$ é a perda do e -ésimo *span* ao longo do percurso do i -ésimo canal óptico [dB], sendo o último termo dado por:

$$A_{e,i}^{\text{span}}(\tau^{\text{EON}}) = L_{e,i}^{\text{fibra}} \cdot A_{e,i}^{\text{fibra}}(\tau^{\text{EON}}) + N_{e,i}^{\text{CFO}} \cdot A_{e,i}^{\text{CFO}}(\tau^{\text{EON}}) + N_{e,i}^{\text{EFO}} \cdot A_{e,i}^{\text{EFO}}(\tau^{\text{EON}}) \quad \text{dB}, \quad (2.22)$$

sendo $L_{e,i}^{\text{fibra}}$ o comprimento de fibra do e -ésimo *span* referente ao i -ésimo canal óptico em quilômetro [km]; $N_{e,i}^{\text{CFO}}$ a quantidade de Conexões na Fibra Óptica (CFO) do e -ésimo *span* ao longo do percurso do i -ésimo canal óptico; e $N_{e,i}^{\text{EFO}}$ a quantidade de Emendas de Fibra Óptica (EFO) do e -ésimo *span* ao longo do percurso do i -ésimo canal óptico, os quais são causados por agentes externos, tais como desastres naturais e humanos, envelhecimento, dentre outros; os termos $A_{e,i}^{\text{fibra}}(\tau^{\text{EON}})$, $A_{e,i}^{\text{CFO}}(\tau^{\text{EON}})$ e $A_{e,i}^{\text{EFO}}(\tau^{\text{EON}})$ representam a atenuação da fibra, as perdas devido a uma CFO e uma EFO, respectivamente, todas em dB, sendo modeladas como funções do tempo (SOUMPLIS et al., 2017).

Por sua vez, p_i^{NLI} é a potência da interferência não-linear (NLI–*Nonlinear interference*) a qual resulta da interferência própria do canal óptico (SCI–*Self-Channel Interference*) e da

interferência cruzada entre canais (XCI–*Cross-Channel Interference*) ópticos, sendo dada por:

$$p_i^{\text{NLI}}(\tau^{\text{EON}}) = \underbrace{\frac{3(\eta^{\text{fibra}})^2}{2\pi A^{\text{fibra}}(\tau^{\text{EON}})|\beta_2|} \sinh^{-1}\left(\frac{\pi^2|\beta_2|}{2A^{\text{fibra}}(\tau^{\text{EON}})}u_i^2\right) N_i^{\text{span}} \cdot p_i^3}_{\eta'_i(\tau^{\text{EON}})} + \underbrace{\frac{6(\eta^{\text{fibra}})^2}{(A^{\text{fibra}}(\tau^{\text{EON}}))^2} \sum_{j \neq i} \frac{A^{\text{fibra}}(\tau^{\text{EON}})}{4\pi|\beta_2|} \log\left|\frac{|f_i - f_j| + u_j/2}{|f_i - f_j| - u_j/2}\right| N_i^{\text{span}} \cdot p_i \cdot p_j^2}_{\eta''_i(\tau^{\text{EON}})}, \quad (2.23)$$

sendo $\eta'_i(\tau^{\text{EON}}) + \eta''_i(\tau^{\text{EON}})$ a soma do fator não linear da SCI e da XCI do espectro do sinal transmitido referente ao i -ésimo canal [S.U.], denotado como $\eta_i(\tau^{\text{EON}})$ [S.U.]. O parâmetro η^{fibra} é o coeficiente de não linearidade da fibra devido às suas características físicas [$\text{W} \cdot \text{km}^{-1}$], β_2 é a dispersão por velocidade de grupo [$\text{s}^2 \cdot \text{km}^{-1}$] e p_j é a potência interferente do j -ésimo canal óptico [W]. Assim sendo, a expressão da taxa de erro de bit (BER–*Bit-Error Rate*), que retorna a relação entre os bits transmitidos de forma correta e errada, pode ser obtida em função da OSNR:

$$e_i = \mathcal{BER}(\gamma_{\text{B2B},i}(\tau^{\text{EON}})) \quad [\text{S.U.}], \quad (2.24)$$

que leva em consideração a taxa de *baud*, FEC e o MF do i -ésimo canal óptico (CHO; YOON, 2002; CARENA et al., 2012; SOUMPLIS et al., 2017).

As condições dos canais a partir de (2.18) são mensuradas pelos OPMs instalados nos nós; esses valores são reportados para o plano de controle com intuito de garantir a QoT. A estimativa da QoT é afetada por quatro principais considerações:

1. *o monitoramento imperfeito dos OPMs* devido às limitações de precisão causadas por imperfeições nos canais (efeitos lineares e não lineares) e a arquitetura do receptor, tais como as medições de ruídos e picos oriundos da dispersão por modo de polarização (PMD–*Polarization Mode Dispersion*) (SOUMPLIS et al., 2018; SOUMPLIS et al., 2017; SANTOS et al., 2018a; POINTURIER, 2017; SARTZETAKIS et al., 2017). Estas incertezas podem ser modeladas tal como em (2.12).
2. *o envelhecimento* dos elementos da camada física, baseando-se nas equações eqs. (2.21)–(2.22) como uma função de tempo τ^{EON} , que assume o tempo de operação atual da EON, o IVE e o FVE;
3. *a instabilidade de potência (ou potência dinâmica)*, que resulta de variações nas potências provenientes de efeitos lineares e não lineares associados à fibra óptica e ao acoplamento óptico, ambos influenciados pelas variações de tráfego, topologia da rede, aspectos físicos

dos EDFA e ROADM na adição e remoção dos canais, penalidades imprevisíveis por variação de tempo, tais como efeitos de polarização. Estes valores podem ser modelados como uma perturbação de potência no i -ésimo canal óptico em dBm seguindo (2.13);

4. incertezas provenientes de atraso provocados pela propagação do sinal e de processamento, discutido na Subseção 2.1.1, tais incertezas são compensadas por preditores de Smith (ALVES et al., 2016; BIRAND et al., 2014; LEE et al., 2004).

O pleno conhecimento dos parâmetros de QoT durante a estimação dos canais resulta em: (i) acréscimo de confiabilidade; (ii) economia de recursos; (iii) acréscimo de número de canais (PAN; PAVEL, 2014); (iv) postergação da instalação de *transponders* mais robustos do que o necessário no IVE (PESIC et al., 2016); (v) economia de energia e redução do número de regeneradores (IYER; SINGH, 2017). Porém, quando os parâmetros de QoT não são plenamente conhecidos, margens devem ser incluídas (BOUDA et al., 2018; ROTTONDI et al., 2018; ROBERTS et al., 2016).

2.2 Problemas de Alocação de Recursos em Redes Ópticas Heterogêneas

De modo geral, a alocação de recursos (AR) nas redes ópticas heterogêneas com MLRs e nas EONs possuem algumas similaridades, tais como atribuição de rotas, de potência, de MF e do posicionamento dos canais no espectro disponível. No entanto, existem algumas diferenças, tais como:

1. a política de atribuição dos MFs, tal que para as redes ópticas com MLRs os mesmos são pré-definidos na etapa de projeto dado que os *transponders* são pré-configurados para determinadas taxas de bit solicitadas, enquanto que para as EONs os mesmos podem ser atribuídos adaptativamente durante a operação destas através de ROADMs;
2. a grade espectral ou os *slots*, tal que para as redes ópticas com MLRs as mesmas são fixas, tipicamente 50 GHz, enquanto que para as EONs as mesmas são flexíveis, isto é, operam com *slots* de 12,5 GHz ou menos ITU G.694-1;
3. a política de atribuição espectral, tal que para as redes ópticas com MLRs os comprimentos de ondas de todos canais ópticos são pré-definidos na etapa de projeto e mantidos fixos durante a operação da rede, enquanto que para as EONs os comprimentos de onda podem ser reconfigurados (retirados ou acrescentados ou remanejados) durante a operação da rede.

A partir das considerações acima, a AR nas redes ópticas com MLRs consiste na atribuição apropriada da potência, do roteamento, do comprimento de onda, da taxa e do formato de modulação (PRWRMA—*Power, Routing, Wavelength, Rate, and Modulation Assignment*) (MANOUSAKIS et al., 2014), bem como para as EONs consiste na atribuição apropriada da potência, da rota, do MF e do espectro (PRMFSA—*Power, Routing, Modulation Format and Spectrum Assignment*) (VALE; JR, 2019).

Normalmente, a atribuição de potência, de espectro e do MF ocorrem na etapa de projeto, o que adiciona margens devido às imprevisibilidades na garantia da QoT, em razão do envelhecimento dos equipamentos, das interferências entre os canais e das incertezas causadas por potências dinâmicas (YAN et al., 2015; POINTURIER, 2017; SARTZETAKIS et al., 2017). Atualmente, investigações recentes propõem uma inclusão de OPMs na etapa de operação dos algoritmos de AR, tendo em vista reduzir as margens inseridas na etapa de projeto ao alocar recursos em tempo real, o que também resulta na redução da quantidade de regeneradores, dos excessos de recursos no IVE, dentre outros. O PRWRMA e o PRMFSA são problemas do tipo não polinomial (NP)-Difícil, que podem ser decompostos em sub-problemas com menores complexidades computacionais, tais como os subproblemas de roteamento, de alocação de espectro (SA—*Spectrum Allocation*), de alocação de potência (PA—*Power Allocation*), dentre outros (VALE; JR, 2019). Este trabalho de Tese está focado no problema de PA para as redes ópticas com MLRs e as EONs, bem como no problema do compromisso de alocação de espectro e potência (SPA—*Spectrum and Power Allocation*). Ambos os problemas são formulados e discutidos a seguir na Subseção 2.2.1 e na Subseção 2.2.2, respectivamente.

2.2.1 Problema de Alocação de Potência (PA) em Redes Ópticas Heterogêneas

Assumindo-se que as rotas, os MFs e os comprimentos de onda possam ser previamente determinados, o problema de PA mínima pode ser solucionado durante a operação regular das redes ópticas com MLRs e as EONs dadas as condições de canais ($\hat{\gamma}_{B2B,i}$) reportadas pelos OPMs. Assim, deve-se buscar o vetor das potências dos canais ópticos, definido como $\mathbf{p} = [p_1, \dots, p_M]^{M \times 1}$, que minimiza a função custo $J^{PA}(\mathbf{p})$ enquanto as restrições (Λ) de QoT,

$\Lambda.1$ – $\Lambda.3$, são garantidas:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{p} \in \mathbb{R}^M} \quad & J^{\text{PA}}(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^M p_i = \mathbf{1}^T \mathbf{p} \\ \text{s.t.:} \quad & (\Lambda.1) \quad p^{\min} \leq p_i \leq p^{\max} \quad i = 1, \dots, M, \\ & (\Lambda.2) \quad \hat{\gamma}_{\text{B2B},i} \geq \gamma_{\text{B2B},i}^* \quad i = 1, \dots, M, \\ & (\Lambda.3) \quad \Theta_i \geq \Theta_i^{\min} \quad i = 1, \dots, M, \end{aligned} \quad (2.25)$$

em que Θ_i é a taxa de bit do i -ésimo canal óptico [bps] e Θ_i^{\min} é a taxa de bit mínima solicitada pelo i -ésimo canal óptico [bps]; em que p^{\min} e p^{\max} definem a faixa de valores de potência que podem ser alocados para cada canal óptico [W], respectivamente.

Em (2.25), $\gamma_{\text{B2B},i} \propto \Theta_i$, assim sendo $\gamma_{\text{B2B},i} = \gamma_{\text{B2B},i}^*$ garante $\Theta_i = \Theta_i^{\min}$. Então, a eq. (2.25) pode ser reescrita eliminando restrição ($\Lambda.3$) como:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{p} \in \mathbb{R}^M} \quad & J^{\text{PA}}(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^M p_i = \mathbf{1}^T \mathbf{p} \\ \text{s.t.:} \quad & (\Lambda.1) \quad p^{\min} \leq p_i \leq p^{\max} \quad i = 1, \dots, M, \\ & (\Lambda.2) \quad \hat{\gamma}_{\text{B2B},i} \geq \gamma_{\text{B2B},i}^* \quad i = 1, \dots, M. \end{aligned} \quad (2.26)$$

A fim de propor uma redução de ($\Lambda.2$) em (2.26), a função objetivo pode ser reescrita assumindo o conceito de margem residual (RM–*Residual Margin*), tal como em SANTOS; ABRÃO (2020c):

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{p} \in \mathbb{R}^M} \quad & J^{\text{PA}}(\mathbf{p}) = \|\Psi - \Psi^*\|_2 \\ \text{s.t.:} \quad & (\Lambda.1) \quad p^{\min} \leq \mathbf{p} \leq p^{\max}, \end{aligned} \quad (2.27)$$

sendo $\Psi = [\Psi_1, \dots, \Psi_M]^{1 \times M}$ o vetor RM [S.U.], que compõe a RM de M canais e seus respectivos valores alvos $\Psi^* = [\Psi^*, \dots, \Psi^*]^{1 \times M}$ [S.U.], bem como $\|\cdot\|_2$ a norma Euclidiana. A RM para o i -ésimo canal óptico (Ψ_i) é dada por SANTOS; ABRÃO (2020c):

$$\Psi_i = \frac{\text{dB2L}(\hat{\gamma}_{\text{B2B},i}(\tau^{\text{EON}}))}{\text{dB2L}(\gamma_{\text{B2B},i}^*)} \quad [\text{S.U.}], \quad (2.28)$$

tal que o seu valor alvo é $\Psi^* = 1$ [S.U.].

A partir de (2.27), o procedimento de PA durante a AR em redes ópticas heterogêneas é importante para combater os ruídos de ASE e NLI, os quais afetam a QoT mensurada a partir da métrica $\hat{\gamma}_{\text{B2B}}$, bem como para garantir a QoT em cenários dinâmicos, devido ao acréscimo/retirada de canais ópticos, que afeta os níveis de ASE e NLI em $\hat{\gamma}_{\text{B2B},i}$, além de superar as degradações causadas por envelhecimento dos elementos físicos das redes ópticas

heterogêneas ao longo do seu tempo de vida, de limitar o orçamento de energia e de mitigar os efeitos causados por flutuações nos amplificadores devido às variações de tráfego na rede óptica.

2.2.2 Problema de Alocação de Espectro (SPA) em EONs

Admitindo-se que as rotas sejam previamente determinadas, o problema de SPA insere o problema de SA no problema de PA discutido previamente, Subseção 2.2.1, assumindo uma nova estratégia de AR que se baseia no compromisso de SPA em EONs¹. A seguir, com o intuito de esclarecer a formulação desta estratégia baseada no compromisso de SPA, a Fig. 2.5 ilustra os parâmetros de canais, bem como uma relação entre a PA e a SA, destacando-se a potência e espectro alocados para os canais ópticos.

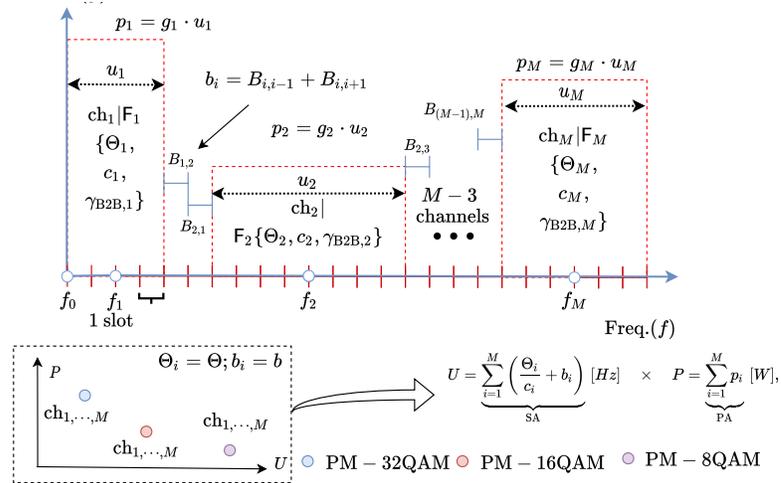


Figura 2.5 – Parâmetros de canais para EON e relação entre a SA e a PA.

Na Fig. 2.5 são apresentados os parâmetros dos canais ópticos, destacando-se a alocação de espectro e de potência para o i -ésimo canal óptico, tais como, u_i , b_i , g_i , p_i , f_i , F_i , c_i , bem como as métricas relacionadas aos custos de PA e de SA para M canais ópticos ativos, tais como a somatória de potências (P , [W]) e do espectro utilizado (U , [Hz]). Dentre todos os parâmetros dos canais ópticos, os principais parâmetros para alocação dos recursos energéticos e espectrais referentes ao i -ésimo canal óptico são c_i , b_i e p_i , os quais estabelecem uma relação

¹O problema da compromisso de SPA é avaliado nas EONs devido suas maiores adaptabilidades para taxas de bits, larguras de banda e formatos de modulação do que às redes ópticas com múltiplas taxas.

entre os custos de espectro alocado e de potência alocada formulada como:

$$\underbrace{\sum_{i=1}^M \left(\frac{\Theta_i}{c_i} + b_i \right)}_{\text{SA}} [\text{Hz}] \quad \times \quad \underbrace{\sum_{i=1}^M p_i}_{\text{PA}} [\text{W}],$$

assim como na Fig. 2.5. Além disso, na Fig. 2.5 uma relação entre a PA e a SA evidencia duas situações, uma em que o M canais ópticos com o maior valor de P pode ser alocado com o menor valor de U e outra em que ocorre o contrário da anterior. Assim sendo, a formulação do problema do compromisso de SPA neste trabalho busca o melhor balanço $P \times U$ na formulação do compromisso de SPA proposta adiante.

O compromisso de SPA tem o objetivo de otimizar simultaneamente a potência e o espectro utilizados para M canais ópticos ativos, com o uso mínimo dos recursos energéticos e espectrais; alternativamente, o problema do compromisso de SPA busca maximizar simultaneamente a EE e a SE. A maximização simultânea da EE e da SE são dois objetivos conflitantes entre si: *i*) o valor máximo de SE retorna desperdício de energia, pois o valor mínimo de espectro alocado aumenta a interferência entre os canais, por isso, níveis elevados de potência (ou de MFs) são necessários para maximizar a SE enquanto os requisitos de QoT são garantidos; e *ii*) assumindo um serviço com um mesmo carregamento em taxas de bits em que se pretendem a máxima EE e SE, os extremos são a máxima EE quando se adota baixas ordens de modulação, o que resulta em desperdício de espectro, bem como a máxima SE quando se adota altas ordens de modulação, o que resulta em desperdício de potência alocada.

A formulação conjunta da EE-SE proposta para o compromisso de SPA baseia-se nos conceitos de espectro residual (RS–*Residual Spectrum*) e de margem residual (RM–*Residual Margin*), pretendendo uma normalização intrínseca para os procedimentos de PA e SA que estabeleça um balanço adequado do compromisso de SPA, que se motiva pela variedade de parâmetros das EONs que afetam a potência e o espectro alocados devido aos aspectos de flexibilidade e escalabilidade presentes nestas redes ópticas.

O Espectro Residual (RS–*Residual Spectrum*) é uma estratégia que normaliza o espectro alocado de M canais ópticos, para isso, busca-se a variação mínima entre o valor do espectro alocado (U) e do espectro de referência (U^*) de M canais ópticos de modo a garantir um mínimo desperdício de espectro. Sendo assim, o valor de RS para o i -ésimo canal óptico é definido pela razão:

$$\varphi_i = \frac{u_i + b_i}{u_i^*} \quad [\text{S.U.}], \quad (2.29)$$

em que a banda óptica do i -ésimo canal óptico (u_i) e a banda de guarda total do i -ésimo canal óptico (b_i) estão normalizados pela banda de referência (u^*). Assim sendo, o valor de RS para

M canais ópticos é definido como:

$$\Phi = \frac{U}{U^*} \quad [\text{S.U.}], \quad (2.30)$$

sendo o numerador composto pelo espectro total para M canais ópticos dado por:

$$U = \sum_{i=1}^M u_i + B_{1,2} + B_{(M-1),M} + \sum_{i=2}^{M-1} b_i \quad [\text{Hz}], \quad (2.31)$$

bem como o denominador composto pela banda de referência de M canais ópticos dado por:

$$U^* = \sum_{i=1}^M u_i^* \quad [\text{Hz}]. \quad (2.32)$$

Definem-se os valores alvos de φ_i e de Φ em (2.30) e em (2.29), respectivamente, representados por φ_i^* e de Φ^* , como equivalentes a 1, tal que valores superiores a 1 revelam um desperdício de espectro, em contrapartida, valores inferiores a 1 revelam uma economia de espectro ao custo de acréscimo de interferência entre canais.

A Margem residual (RM–Residual Margin) proposta em (2.28) para o procedimento de PA, aqui, no problema do compromisso de SPA é assumida como uma estratégia que normaliza a potência alocada de M canais ópticos ativos, para isso, procura-se a variação mínima entre o valor de $\hat{\gamma}_{B2B,i}$ e o valor de γ_i^* de M canais ópticos ativos a fim de garantir o mínimo desperdício de energia (SANTOS; ABRÃO, 2020c). O seu valor alvo $\Psi_i^* = 1$ é logrado quando $\gamma_{B2B,i} = \gamma_i^*$. Valores de $\Psi_i > 1$ resultam em desperdício de energia e uma $e_i < e^*$, ao passo que valores de $\Psi_i < 1$ resultam em economia de energia com um custo de degradação do desempenho da BER, ou seja, valores de $e_i > e^*$ são obtidos (SANTOS; ABRÃO, 2020c). Assim, o valor de RM para M canais ópticos ativos e os seus respectivos valores alvos são representados pelos vetores:

$$\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_M]^{1 \times M} \quad \text{e} \quad \Psi^* = [1, \dots, 1]^{1 \times M},$$

respectivamente.

Formulação do compromisso de SPA ($\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$). Finalmente, o compromisso de SPA assumindo os conceitos de RS e de RM, os quais são dois conceitos adotados para normalizar os respectivos

valores de PA e de SA, provendo a otimização simultânea da SE e da EE óptica, é dado por:

$$\begin{aligned}
& \underset{\mathbf{c}, \mathbf{f}, \mathbf{p}}{\text{maximize}} && \mathfrak{J}^{\text{SPA}}(\mathbf{c}, \mathbf{f}, \mathbf{p}) = [\omega^{\text{SA}} \cdot J^{\text{SA}}(\mathbf{c}, \mathbf{f}, \mathbf{p}) + \omega^{\text{PA}} \cdot J^{\text{PA}}(\mathbf{p})]^{-1} \\
& \text{s.t.} && (\Lambda.1) \quad \Theta \geq \Theta^*, \\
& && (\Lambda.2) \quad \mathbf{e} \leq \mathbf{e}^*, \\
& && (\Lambda.3) \quad b_i \geq 0, \\
& && (\Lambda.4) \quad U \leq U^{\text{max}}, \\
& && (\Lambda.5) \quad p^{\text{min}} \leq p_i \leq p^{\text{max}}, \quad \forall i = 1, \dots, M. \\
& && (\Lambda.6) \quad \omega^{\text{SA}} + \omega^{\text{PA}} = 1
\end{aligned} \tag{2.33}$$

em que $\Lambda.i$ representa a i -ésima restrição, $\Theta = [\Theta_1, \dots, \Theta_M]^{M \times 1}$ representa o vetor coluna da taxa de bit, enquanto $\Theta^* = [\Theta_1^*, \dots, \Theta_M^*]^{M \times 1}$ é o vetor coluna da taxa de bit alvo, $\mathbf{e} = [e_1, \dots, e_M]^{M \times 1}$ representa o vetor coluna da BER, enquanto $\mathbf{e}^* = [e_1^*, \dots, e_M^*]^{M \times 1}$ é o vetor coluna da BER alvo. As funções custos J^{SA} e J^{PA} buscam pelos valores mínimos, ambos valores equivalentes a zero, pretendendo o máximo compromisso de SPA no problema (2.33). As funções dos custos de SA e de PA são modeladas, respectivamente, como:

$$J^{\text{SA}}(\mathbf{c}, \mathbf{f}, \mathbf{p}) = |1 - \Phi|, \tag{2.34}$$

sendo as potências transmitidas dos canais ópticos, suas eficiências espectrais de modulação e suas frequência centrais no espectro, representadas pelos vetores

$$\mathbf{p} = [p_1, \dots, p_M]^{M \times 1}, \quad \mathbf{c} = [c_1, \dots, c_M]^{M \times 1}, \quad \text{e} \quad \mathbf{f} = [f_1, \dots, f_M]^{M \times 1},$$

tal que a frequência central do i -ésimo canal óptico que compõe \mathbf{f} está definida em (2.15), bem como:

$$J^{\text{PA}}(\mathbf{p}) = \|\Psi - \Psi^*\|_2, \tag{2.35}$$

adotado como o objetivo em (2.27).

Assim, a formulação do compromisso de SPA em (2.33) tem como objetivo a variação mínima entre a potência alocada (através da $\hat{\gamma}_{\text{B2B},i}$) e a potência alvo (através da γ_i^*), bem como a variação mínima entre o espectro alocado (U) e o espectro alvo/referência (U^*), definidos em (2.31) e (2.32), respectivamente. No tocante ao compromisso da variação mínima da potência e do espectro alocados, os parâmetros ω^{SA} e ω^{PA} regularizam o peso ou importância relativa na otimização de alocação de potência e espectro, por exemplo,

se $\omega^{\text{SA}} \rightarrow 1$, então a otimização de SA é priorizada,

ou seja, a margem de segurança para PA é maximizada, sendo conveniente para cenários ópticos com potência dinâmica, além disso,

se $\omega^{\text{PA}} \rightarrow 1$, então a otimização da PA é priorizada,

ou seja, a margem de segurança para SA é maximizada, sendo adequado para situações com desalinhamento de *lasers*. Infinitas combinações dos valores pares $\{\omega^{\text{SA}}; \omega^{\text{PA}}\}$ resultam em infinitas soluções para o problema do compromisso de SPA em (2.33), caracterizando-o como um problema multi-objetivo. Com o propósito de lidar com um problema de objetivo único e focar no compromisso de SPA, este trabalho considera $\omega^{\text{SA}} = \omega^{\text{PA}} = 0,5$, evitando efeitos de potência dinâmica (SANTOS et al., 2018a) ou de desalinhamento de *lasers*, ou seja, ambas as margens de segurança para o problema do compromisso de SPA são assumidas equivalentes a zero. A seguir, o impacto dos custos J^{SA} e J^{PA} e na formulação do compromisso de SPA são discutidos em simulações numéricas.

Impacto dos custos J^{SA} e J^{PA} sobre $\mathfrak{I}^{\text{SPA}}$. Uma análise numérica é apresentada com intuito de colaborar com a efetividade da proposta do compromisso de SPA em (2.33), com intuito de revelar a contribuição numérica dos custos J^{SA} e J^{PA} , tais como ilustrados na Fig. 2.6 e descritos na Tabela 2.2. As simulações numéricas consideram:

$$J^{\text{SA}} = J^{\text{PA}}, \quad \omega^{\text{PA}} = \omega^{\text{SA}} = 0,5, \quad \mathfrak{I}^{\text{SPA}} \in [1 : 1 : 5], \quad U = [25 \cdot 10^9; 6,25 \cdot 10^{12}] \text{ Hz},$$

$$M = 100\text{ch}, \quad U^* = 25 \cdot 10^9 \text{ Hz}, \quad \gamma_{\text{B2B},i} \in [12,4; 12,6] \text{ dB}, \quad \forall i, \quad \gamma_i^* = 12,5 \text{ dB}, \quad \forall i,$$

$$\Psi_i = \Psi \quad \forall i.$$

Os valores alvos são $\Phi^* = 1$, e $\Psi^* = 1$.

Tabela 2.2 – Valores de compromisso de SPA, de espectro residual, de margem residual, e das funções custos referentes ao espectro e à potência alocados.

Compromisso de SPA ($\mathfrak{I}^{\text{SPA}}$)	Espectro Residual (RS), Φ	Margem Residual (RM), $\Psi_i = \Psi, \forall i$	Custo de PA e SA $J^{\text{SA}} = J^{\text{PA}}$
1	2,00	1,00 \pm 0,10	1,00
2	1,50	1,00 \pm 0,05	0,50
3	1,35	1,00 \pm 0,04	0,33
4	1,26	1,00 \pm 0,03	0,25
5	1,20	1,00 \pm 0,02	0,20

A Fig. 2.6.a) ilustra a função custo para o procedimento de SA em função dos desvios de RS (Φ), enquanto a Fig. 2.6.b) ilustra a função custo para o procedimento de PA em função dos desvios de RM (Ψ), tais figuras assumem $J^{\text{SA}} = J^{\text{PA}}$, que é um caso particular, para simplificar

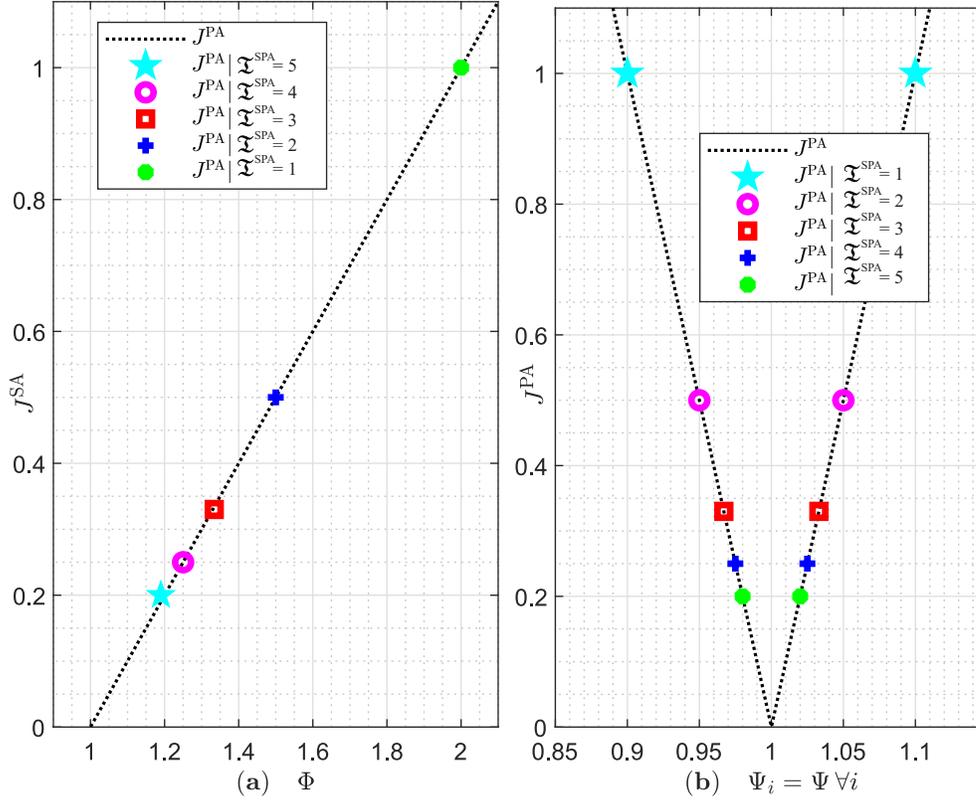


Figura 2.6 – Impacto de J^{SA} e J^{PA} sobre a otimização do compromisso de SPA em função do espectro residual (Φ) e da margem residual (Ψ). Adota-se $J^{\text{SA}} = J^{\text{PA}}$, um caso particular, para simplificar as análises.

as análises. Da mesma forma, a Tabela 2.2 descreve os valores para $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$, Φ , Ψ , J^{SA} e J^{PA} . Observa-se na Fig 2.6 e na Tabela 2.2 que o impacto de PA sobre a $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$ é maior do que o impacto de SA sobre $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$, uma vez que uma variação mínima da RM, por exemplo,

$$\{\Psi_i = \Psi, \text{ para } \Psi \in 1 \pm [0, 10; 0, 02], \forall i\}, \quad \text{com alvo } \Psi^* = 1,$$

é necessária para encontrar $\mathfrak{T}^{\text{SPA}} \in [1; 5]$. Além disso, o desvio de SA é menor do que o impacto da PA sobre $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$, dado que uma maior variação de RS, por exemplo,

$$\Phi \in [1, 20; 2, 00], \quad \text{com alvo } \Phi^* = 1$$

é necessária para encontrar $\mathfrak{T}^{\text{SPA}} \in [1; 5]$.

Note que na Fig. 2.6, o impacto dos custos de PA e de SA na função custo compromisso de SPA é considerado adequado para a maximização EE–SE. Pois, uma vez que as manipulações em GB e/ou em MF para SA, bem como as manipulações nos valores das potências de

transmissão para PA, ambas manipulações pretendendo superar a NLI e garantir a QoT, podem afetar drasticamente os valores de SA e sutilmente os valores de PA, respectivamente. As evidências numéricas na Fig. 2.6 e na Tabela 2.2 confirmam uma contribuição adequada dos custos SA e PA na função custo $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$, em que um maior impacto dos custos de SA (20% até 200%) sobre os valores de $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$ corresponde a um menor impacto do custo de PA (2% até 10%) sobre os valores de $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$. Em outras palavras, a propositura do problema do compromisso de SPA baseado nos conceitos de RS e RM supera a discrepância da escala dos valores de potência e espectro ao avaliar simultaneamente, isto é, em uma única função custo, as quantias de potência e de espectro.

A partir de (2.33), o procedimento de SPA baseado no compromisso de SPA durante a AR em redes ópticas heterogêneas é importante para encontrar o melhor balanço da PA e SA, maximizando simultaneamente a EE e a SE e reduzindo os desperdícios de recursos energéticos e espectrais. Além disso, a formulação proposta destaca-se pela sua normalização intrínseca para o espectro e a potência, a qual reduz as discrepâncias entre a escala de valores da potência [W] e do espectro [Hz].

2.3 Fundamentos dos Métodos de Otimização

Métodos de otimização vêm sendo propostos na literatura a fim de encontrar soluções mais eficientes para o problema de alocação de recursos em redes MLRs e EONs. O principal desafio destes métodos é a garantia da QoT dada a diversidade e incremento substancial no tráfego de dados, tipos de serviços, e parâmetros de sistemas e outros. Essa gama de parâmetros aumenta a dimensionalidade dos problemas de AR em redes ópticas, o que impacta na qualidade das soluções e no tempo computacional necessário para resolver estes problemas.

A qualidade das soluções de AR depende dos métodos de otimização empregados. Dentre eles, os métodos exatos encontram as soluções ótimas, os métodos aproximativos encontram soluções marginais (ou razoáveis) e os métodos bio-inspirados encontram as soluções quase-ótimas. Sobretudo, avaliar um problema de AR somente em função da qualidade da solução obtida é insuficiente em cenários realistas (ou complexos), o que torna mandatário avaliar métricas de complexidade computacional (CC) para justificar a adoção de métodos que tenham tempos computacionais aceitáveis.

As medidas de CC incluem o tempo de execução dos métodos em segundos, bem como a quantidade de operações matemáticas (C) em operações por ponto flutuante (*flops*) e o limite assintótico das operações matemáticas na ordem do grande O, representado por $O(\cdot)$. C define uma expressão matemática baseada nos principais parâmetros que afetam a dimensionalidade

do problema em questão. Assim, uma quantidade em *flops* é retornada baseada na quantidade de operações matemáticas relevantes, por exemplo, um *flop* é assumido para adição, subtração, multiplicação, divisão (ou operação mod), logaritmo natural, potência, exponencial, funções trigonométricas, enquanto operadores de comparação, tais como os lógicos e as atribuições de variáveis são considerados irrelevantes. A partir da expressão matemática de C é possível definir o limite assintótico oriundo do termo dominante, que é denotado por $O(\cdot)$, sendo (\cdot) representado pelas variáveis que aumentam mais rapidamente à medida que o tamanho do problema (canais ativos) aumenta (SAMPAIO et al., 2012; ALVES et al., 2016)

O melhor aproveitamento dos recursos ópticos e computacionais é alcançado quando o desempenho e a complexidade computacional dos métodos de otimização encontram um balanço adequado. Em geral, os métodos exatos retornam soluções ótimas, porém com alto custo computacional, já os métodos aproximativos retornam soluções marginais com baixa complexidade computacional, e os métodos bio-inspirados (BI) podem retornar soluções próximas às ótimas com complexidade computacional atrativa.

Este trabalho de Tese propõe técnicas de AR em redes ópticas heterogêneas com intuito de atender os serviços solicitados enquanto a QoT é garantida com tempo computacional aceitável. Os métodos exatos, aproximativos e BI são discutidos nas subseções 2.3.1, 2.3.2 e 2.3.3, respectivamente, bem como uma comparação das suas principais características é apresentada na Subseção 2.3.4.

2.3.1 Métodos Exatos

Os métodos exatos retornam as melhores soluções, em geral com alto custo computacional. Na maioria dos casos, estes métodos são adotados para redes ópticas com pequenas dimensões com intuito de retornar as soluções ótimas com tempo computacional aceitável. Esses métodos vêm sendo adotados como métodos de comparação para propor métodos novos ou modificados com complexidade computacional mais atrativa. Três métodos exatos são apresentados: dois para atender o problema de PA em rede ópticas com MLR e em EON, um método analítico baseado na inversão de matrizes (IM), discutido na Subseção 2.3.1.1, e um método de otimização convexa (OCVX) na Subseção 2.3.1.2; e um para atender o problema de SA em EONs, um método de otimização combinatória (CO—*Combinatorial Optimization*), discutido na Subseção 2.3.1.3.

2.3.1.1 Método de Inversão de Matrizes

O método de IM é uma estratégia centralizada para PA mínima, em que todas as informações/parâmetros de entrada são obtidos de forma centralizada, tal como comprimento de

fibra entre os nós, posição dos amplificadores e atualização regular das dinâmicas de tráfego. A principal vantagem da IM é a PA ótima, enquanto as principais desvantagens são a alta complexidade computacional, que ocorre com o acréscimo de canais ativos para coleta de \mathbf{H} e o vetor \mathbf{p}^{rd} , bem como dificuldades para lidar com variações de canais locais, devido à indisponibilidade de informações instantâneas de estado de canal óptico completo relacionadas à matriz de canal óptico \mathbf{H} [S.U.] e vetor das potências dos ruídos aditivo gaussiano branco (AWGN–*Additive white Gaussian noise*) \mathbf{p}^{rd} [W]. (DURAND; ABRÃO, 2013; TARHUNI et al., 2006)

Em notação matricial, o vetor de potências ótimas, obtido através do método IM, é dado por (DURAND; ABRÃO, 2013):

$$\mathbf{p}^* = [\mathbf{I} - \mathbf{\Gamma}^* \mathbf{H}]^{-1} \cdot \mathbf{p}^{\text{rd}} \quad [\text{W}], \quad (2.36)$$

sendo \mathbf{I} a matriz identidade [S.U.], $\mathbf{\Gamma}^*$ a matriz com os valores alvos de taxas de interferências nas portadoras [S.U.], \mathbf{H} a matriz interferente normalizada [S.U.], com elementos dados por (DURAND; ABRÃO, 2013):

$$H_{i,j} = \begin{cases} \frac{G_j}{G_i} & \forall i \neq j, \\ 0 & \forall i = j, \end{cases} \quad (2.37)$$

tal que G_i representa a atenuação do sinal do i -ésimo canal óptico, G_j representa a atenuação do j -ésimo canal óptico relativo ao i -ésimo canal óptico. A potência de ruído escalar é obtida de $p_i^{\text{rd}} = \frac{\Gamma_i^* p_i^{\text{ASE}}}{G_i}$ [W], sendo p_i^{ASE} a potência do ruído de ASE referente ao i -ésimo canal óptico [W] (DURAND; ABRÃO, 2013).

A PA através da eq. (2.36) pode ser explicada pelo Teorema de Perron-Frobenius, dado por:

Teorema 1 (*Teorema de Perron-Frobenius*) *Existe o autovalor de $\mathbf{H}_{M \times M}$ que é maior em magnitude, com elementos reais e positivos. Tal autovalor tem um autovetor associado, cujos componentes são positivos e irredutíveis. O autovetor associado e seu respectivo autovalor são chamados de autovetor e de autovalor de Perron-Frobenius. Tal autovetor de Perron-Frobenius resulta na alocação de potência ótima, isto é, no vetor \mathbf{p}^* .*

Demonstração: tal como em MACDUFFEE (2012), em que a solução só existe se $\frac{1}{\Gamma_{\min}}$, isto é, o valor mínimo dos inversos das taxas de interferências nas portadoras [S.U.], é autovalor de \mathbf{H} e seu respectivo autovetor positivo \mathbf{p}^* é a solução de potência ótima.

A complexidade computacional em [flops] do método de IM na eq. (2.36) para alocação de potência ótima, considerando a inversão de matriz através da eliminação por Gauss-Jordan,

é dada por [GARCÍA \(2010\)](#):

$$C^{\text{IM}} = 10M^3 + 11M^2 + 5M \quad [\text{flops}], \quad (2.38)$$

em função de M canais ópticos. Assintoticamente, a eq. (2.36) em função da quantidade de M canais ópticos ativos é da ordem de $\mathcal{O}(M^3)$ ([SAMPAIO et al., 2010](#)).

2.3.1.2 Métodos de Otimização Convexa

Os métodos convexos, também conhecidos como convencionais ou exatos, são métodos determinísticos e geralmente iterativos. Dentre eles, pode-se citar o simplex, a programação linear, bem como os algoritmos de otimização baseados nas informações do gradiente, tais como o método do gradiente descendente, o método de Newton-Raphson e outros, os quais utilizam os valores das funções e suas derivadas. As principais aplicações desse métodos englobam os problemas na forma convexa cuja função objetivo seja duas vezes diferenciável continuamente. Estes métodos são capazes de retornar a solução ótima global de um problema de otimização ([BOYD et al., 2004](#)).

Em [ROBERTS et al. \(2016\)](#) é proposta a PA a partir do gradiente descendente (GD—*Gradient Descent*) para EONs, encontrando soluções ótimas em tempo computacionalmente apropriado. O conceito do gradiente descendente tem como objetivo avaliar a função custo iterativamente em iterações consecutivas n e $n + 1$, tal que:

$$J(\mathbf{x}[n + 1]) < J(\mathbf{x}[n]),$$

exceto quando $\mathbf{x}[n]$ é a solução ótima, sendo $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$ ([BOYD et al., 2004](#)). A busca na direção de máxima redução da função custo (maior redução do gradiente descendente) deve satisfazer

$$\nabla J(\mathbf{x}[n])^T \cdot \Delta \mathbf{x} < 0,$$

ou seja, deve existir um ângulo agudo com gradiente negativo na direção da máxima redução de $J(\cdot)$. $\Delta \mathbf{x}$ é o mesmo que $(\mathbf{x}[n] - \mathbf{x}[n - 1])$. Os aspectos gerais sobre o conceito GD são descritos no Algoritmo 1.

No Algoritmo 1 a busca em linha ocorre de $n = 1$ até que o número máximo de iterações $n = N_f^{\text{GD}}$ seja alcançado, sendo N_f^{GD} o número máximo de iterações do algoritmo GD. A busca em linha busca obter o melhor valor do passo de aprendizado do GD (ω^{GD}), impactando no próximo valor de $\mathbf{x}[n]$ a partir do valor atual na direção do gradiente. Normalmente a busca em linha é utilizada quando o custo computacional é atrativo, dada a sua simplicidade de implementação. Nesses algoritmos, o tamanho do passo de aprendizado é escolhido para

Algoritmo 1: Aspectos gerais do método Gradiente Descendente (GD)

- 1: Dado um ponto inicial de \mathbf{x} no domínio de J ;
- 2: **Para** $n = 1, \dots, N_f^{\text{GD}}$ **faça**
- 3: Determina direção de descida $\Delta \mathbf{x}$;
- 4: Busca em linha, escolhe um tamanho de passo $\omega^{\text{GD}} > 0$;
- 5: Atualiza, $\mathbf{x} = \mathbf{x} + \omega^{\text{GD}} \cdot \Delta \mathbf{x}(\mathbf{x})$;
- 6: **Fim do Para**

minimizar a função custo $J(\mathbf{x})$, ao longo do raio

$$\mathbf{x} + \omega^{\text{GD}} \cdot \Delta \mathbf{x} \mid \{\omega^{\text{GD}} \geq 0\},$$

na direção do gradiente descendente a cada nova iteração. Dentre os métodos propostos para parametrizar o valor de ω^{GD} , tem-se a busca em linha por retrocesso (BT–*backtracking*). A busca em linha pelo método BT inclui dois passos de aprendizado, os quais buscam um valor de ω^{GD} apropriado, tais como ω_2^{BT} que ajusta o valor de ω^{GD} e ω_1^{BT} que verifica se o valor de ω^{GD} obtido é factível, sendo $0 < \omega_1^{\text{BT}} < 0,5$ e $0 < \omega_2^{\text{BT}} < 1$. O funcionamento da busca em linha por BT é descrita no Algoritmo 2.

Algoritmo 2: Busca em linha por retrocesso (BT–*backtracking*).

- 1: Dada uma direção de descida $\Delta \mathbf{x}$ para J em $\mathbf{x} \in \text{dom } J$, $\omega_1^{\text{BT}} \in (0; 0,5)$ e $\omega_2^{\text{BT}} \in (0, 1)$;
- 2: $N_f^{\text{BT}} = 0$;
- 3: **Enquanto** $J(\mathbf{x} + \omega^{\text{GD}} \cdot \Delta \mathbf{x}) > \omega_1^{\text{BT}} \cdot \omega^{\text{GD}} \cdot \nabla J(\mathbf{x})^T \cdot \Delta \mathbf{x}$ **faça**
- 4: $\omega^{\text{GD}} = \omega_2^{\text{BT}} \cdot \omega^{\text{GD}}$;
- 5: $N_f^{\text{BT}} = N_f^{\text{BT}} + 1$;
- 6: **Fim do Enquanto**;

No Algoritmo 2 a busca em linha por BT ocorre enquanto $J(\mathbf{x} + \omega^{\text{GD}} \cdot \Delta \mathbf{x}) > \omega_1^{\text{BT}} \cdot \omega^{\text{GD}} \cdot \nabla J(\mathbf{x})^T \cdot \Delta \mathbf{x}$. A quantidade de iterações durante uma busca por BT é representada por N_f^{BT} . O objetivo do Algoritmo 2 é selecionar o passo de aprendizado apropriado para o método do GD. Normalmente, os valores de ω_1^{BT} estão entre 0,01 e 0,3, que pode resultar em um decréscimo de 1% até 30% da predição baseado na extrapolação linear (BOYD et al., 2004). Alguns trabalhos adotam ω_2^{BT} entre 0,1 e 0,8 (BOYD et al., 2004). A partir da escolha do método descendente, a otimização ocorre através do método do gradiente, sendo $\Delta \mathbf{x} = -\nabla J(\mathbf{x})$, o que resulta no método chamado algoritmo do gradiente ou método do gradiente descendente, o qual é descrito no Algoritmo 3.

No Algoritmo 3, o critério de parada adotado nesse trabalho é baseado no número de iterações (N_f^{GD}) e $\nabla_{\mathbf{p}}$ é normalizado por $\|J_1(\mathbf{p})\|$ (BOYD et al., 2004). A complexidade do

Algoritmo 3: Algoritmo do gradiente descendente (GD–*Gradient Descent*).

- 1: Dado um ponto inicial de \mathbf{x} no domínio de $J(\mathbf{x})$;
- 2: **Para** $n = 1, \dots, N^{\text{GD}}$ **faça**
- 3: $\Delta \mathbf{x} = \frac{-\nabla J(\mathbf{x})}{\|\nabla J(\mathbf{x})\|}$
- 4: Busca em linha, escolhe um passo através do Algoritmo 2.
- 5: Atualiza, $\mathbf{x} = \mathbf{x} + \omega^{\text{GD}} \cdot \Delta \mathbf{x}$.
- 6: **Fim do Para**

algoritmo PA-GD, através dos algoritmos 2 e 3, é dada por:

$$C^{\text{PA-GD}}[N_f] = N_f^{\text{GD}}(M^2 + 4M + 3) + C(J(\mathbf{x})) \cdot \left[N_f^{\text{GD}}(5 \cdot N_f^{\text{BT}} \cdot M + 5 \cdot M + 1) \right] \quad [\text{flops}], \quad (2.39)$$

em que $C(J(\mathbf{x}))$ é a complexidade computacional em *flops* da função objetivo $J(\mathbf{x})$ em termos da dimensão M de \mathbf{x} , que em termos assintóticos é da ordem de $O(M^2)$.

2.3.1.3 Métodos de Otimização Combinatória (CO)

Os métodos de otimização combinatória (CO) são aplicados aos problemas que possuem um conjunto finito possibilidades ou infinito contável¹. Normalmente, eles tratam variáveis reais discretas ou inteiras. Estes métodos são divididos em dois grupos, os algoritmos completos, que garantem a solução ótima avaliando todo o conjunto de soluções com tempo limitado, bem como os aproximados, que sacrificam uma solução ótima obtendo bons resultados em tempos computacionais aceitáveis. Em termos de CC, os algoritmos de CO completos exigem um alto esforço computacional, enquanto os algoritmos aproximados exigem um menor esforço computacional quando comparados aos métodos completos (GOLDBARG et al., 2017).

A solução ótima é obtida pelo método de CO na sua versão completa. Um exemplo de problema de CO é o problema de alocação de *slots*. A solução ótima e exata para alocação de *slots* de M canais depende de $M!$ possibilidades. Apesar de atingir a solução ótima, a desvantagem do método de CO está no crescimento fatorial da complexidade com o aumento de canais ópticos. Este aumento de canais exige esforços computacionais elevados com uma velocidade fatorial em termos de M . Neste caso, a complexidade assintótica do método de CO para alocação de *slots* em função da quantidade de canais ativos é da ordem de $O(M!)$ (GOLDBARG et al., 2017).

2.3.2 Métodos Aproximativos

Os métodos de otimização aproximativos têm sido desenvolvidos para resolver problemas de otimização do tipo não polinomial (NP)-difícil, os quais exigem alto esforço computacional

¹Todo conjunto \mathbb{S} é infinito contável ou enumerável se a $f : \mathbb{S} \rightarrow \mathbb{N}$.

e são intratáveis por métodos ótimos em tempo real. Nos métodos aproximativos, a otimalidade é sacrificada para aumentar a eficiência computacional (YANG, 2010). Para a alocação de potência são discutidos três métodos aproximativos neste trabalho: o método do pior e melhor caso médio (WBA–*Worst-Best Average*) na Subseção 2.3.2.1; o método de alocação de potência egoísta (EPA–*Egoistic Power Allocation*) na Subseção 2.3.2.2; e o método da alocação de potência suficiente (EnPA–*Enough Power Allocation*) na Subseção 2.3.2.3. Já para a alocação de espectro é discutido um método aproximativo que combina transmissão adaptativa baseada na distância (DAT–*Distance Adaptive Transmission*) com o método do primeiro *slot* livre (PSL), sendo denominado DAT-PSL, tal como na Subseção 2.3.2.4.

2.3.2.1 Método do Melhor e Pior caso médio (WBA)

O método do melhor e pior caso médio (WBA) é um método de otimização aproximativo que determina PA considerando o mais alto nível de imperfeições (pior caso) e a ausência de imperfeições (melhor caso) (CUKURTEPE et al., 2014). O funcionamento do WBA é composto por dois passos:

1. antes de solicitar um serviço Θ , calcula-se diferentes alcances de transmissão, determinados pelos valores máximos das distâncias incrementadas que garantem a BER tolerável, considerando o melhor e pior caso dados diferentes valores de $p = [p^{\min}, \dots, p^{\max}]$ e de tipos de serviços (ou taxas de bits) $\Theta = [\Theta^{\min}, \dots, \Theta^{\max}]$, os quais são determinados de acordo com o tipo de projeto de rede, por exemplo, $p = [-2, -1, 0, 1, 2]$ dBm e $\Theta = [10, 40, 100]$ Gbps;
2. após solicitar uma conexão, a menor distância entre o alcance médio e o solicitado que garante a BER tolerável determina o valor de $p_i \forall i$ -ésimo canal óptico.

Em termos de complexidade computacional em função da quantidade de canais ativos, o método WBA possui complexidade assintótica da ordem de $O(M \cdot N^\Theta \cdot N^P)$, em que N^Θ e N^P são as dimensões dos valores candidatos de $\Theta = [\Theta^{\min}, \dots, \Theta^{\max}]$ e $p = [p^{\min}, \dots, p^{\max}]$, respectivamente (CUKURTEPE et al., 2014).

A principal vantagem do WBA é a baixa complexidade computacional, enquanto as suas principais desvantagens são as soluções marginais em termos de desempenho, incluindo a taxa alcançável e a redução no consumo de potência óptica de transmissão.

2.3.2.2 Alocação de Potência Egoísta (EPA)

O método de atribuição de Potência Egoísta (EPA) é um método de otimização não iterativo que consiste em um procedimento de PA que maximiza a OSNR para o i -ésimo canal

óptico (p_i^{EPA}) (POGGIOLINI et al., 2013; VALE; JR, 2019). A PA que maximiza a OSNR para o i -ésimo canal óptico é obtida da primeira derivada de sua respectiva OSNR, tal como na eq. (2.18), em função de sua potência de transmissão (p_i), dada por:

$$\frac{\partial \gamma_{\text{B2B},i}}{\partial p_i} = \frac{\partial \left(\frac{p_i}{p_i^{\text{ASE}} + p_i^{\text{NLI}}} \right)}{\partial p_i} = 0, \quad (2.40)$$

sendo $p_i^{\text{NLI}} = p_i^2 \cdot p_j \cdot \eta_i$ através da eq. (2.23), tal que η_i é composto pelos fatores não lineares SCI e XCI relacionados ao i -ésimo canal óptico tal como em (2.23). Assim, assumindo a aproximação $p_j = p_i$, a eq. (2.41) pode ser reescrita como:

$$\frac{\partial \gamma_{\text{B2B},i}}{\partial p_i} \approx \frac{\partial \left(\frac{p_i}{p_i^{\text{ASE}} + p_i^3 \cdot \eta_i} \right)}{\partial p_i}. \quad (2.41)$$

Após manipulações matemáticas na eq. (2.41), tem-se para o i -ésimo canal óptico:

$$\frac{\partial \gamma_{\text{B2B},i}}{\partial p_i} \approx -2p_i^3 \eta_i + p_i^{\text{ASE}}. \quad (2.42)$$

O ponto crítico (máximo ou mínimo) de (2.42) está em:

$$p_i \approx \sqrt[3]{\frac{p_i^{\text{ASE}}}{2\eta_i}} \quad (2.43)$$

Para determinar se o ponto crítico em (2.43) é ponto de máximo ou de mínimo, a segunda derivada da OSNR do i -ésimo canal óptico, apresentada na eq. (2.18), é calculada:

$$\frac{\partial (2p_i^3 \eta_i - p_i^{\text{ASE}})}{\partial p_i} \left(\sqrt[3]{\frac{p_i^{\text{ASE}}}{2\eta_i}} \right) \approx -6 \sqrt[3]{\frac{p_i^{\text{ASE}}}{2\eta_i}} \eta_i \approx -6 \sqrt[3]{\frac{p_i^{\text{ASE}}}{2\eta_i}} \eta_i. \quad (2.44)$$

A solução negativa da segunda derivada da OSNR em (2.44) determina que o ponto crítico em (2.43) é ponto de máximo. Assim, resgatando a eq. (2.43), a alocação de potência máxima ou EPA é dada por:

$$p_i^{\text{EPA}} \approx \sqrt[3]{\frac{p_i^{\text{ASE}}}{2\eta_i}}. \quad (2.45)$$

A complexidade computacional a partir da eq. (2.45) é:

$$C^{\text{PA-EPA}} = 17M^2 - M \quad (2.46)$$

que em termos assintóticos é da ordem de $O(M^2)$.

2.3.2.3 Alocação de Potência Suficiente (EnPA)

O método de atribuição de potência suficiente (EnPA) é um método otimização aproximativo não iterativo que consiste no procedimento de PA para o i -ésimo canal óptico através de uma interpolação linear da potência de transmissão máxima obtida pelo método EPA (p_i^{EPA}) e de uma potência de transmissão muito baixa (p_i^{baixa}) (VALE; JR, 2019). A p_i^{EnPA} é modelada como uma interpolação linear da i -ésima OSNR e da i -ésima potência de transmissão, seguindo:

$$p_i^{\text{EnPA}} = \left(\underbrace{\frac{p_i^{\text{EPA}} - p_i^{\text{baixa}}}{\text{dB2L}(\tilde{\gamma}_{\text{B2B},i}^{\text{max}}) - \text{dB2L}(\gamma_{\text{B2B},i}^{\text{baixa}})}}_{\mathbf{A}} \right) \cdot \gamma_{\text{B2B},i}. \quad (2.47)$$

em que a $\gamma_{\text{B2B},i}^{\text{baixa}}$ é a OSNR inferior aproximada proveniente de p_i^{baixa} , p_i^{EPA} é obtido da (2.45) e $\tilde{\gamma}_{\text{B2B},i}^{\text{max}}$ é a OSNR máxima aproximada proveniente de p_i^{EPA} . O termo \mathbf{A} é o coeficiente para o ajuste linear de p_i^{EnPA} . A complexidade computacional a partir da eq. (2.47) é:

$$C^{\text{PA-EnPA}} = 51M^2 + 62M - 34 + 2M \cdot (N_i^{\text{SPAN}} + N_i^{\text{ROADM}}) \quad [\text{flops}], \quad (2.48)$$

que em termos assintóticos é da ordem de $O(M^2)$.

2.3.2.4 Transmissão Adaptativa Baseada na Distância e Primeiro Slot Livre (DAT-PSL)

O método de transmissão adaptativa baseado na distância e primeiro *slot* livre, denominado DAT-PSL, é um método aproximativo para SA em EONs. O DAT é responsável por atribuir o MF para cada canal óptico de acordo com o alcance de transmissão que garanta a maior eficiência espectral para um determinado tipo de serviço solicitado (Θ), tal como registrado na Tabela 2.3 (IYER, 2017); o DAT supõe que a distância de transmissão é o fator mais relevante na QoT, embora os ruídos causados por efeitos NLI, como a XCI e SCI, também influenciem na QoT (IYER, 2017; ROTTONDI et al., 2018).

Tabela 2.3 – Formato de modulação e alcance de transmissão.

Formato de Modulação (MF-Modulation Format)	Alcance de Transmissão \leq (km)
PM-BPSK	10.000
PM-QPSK	5.000
PM-8QAM	2.500
PM-16QAM	1.250
PM-32QAM	625
PM-64QAM	313

O PSL aloca o i -ésimo canal óptico no primeiro grupo de *slots* livres que sejam contínuos e contíguos. A continuidade é a garantia de uma mesma posição para um determinado grupo de *slots* necessários para o i -ésimo canal óptico ao longo de todo espectro compartilhado por este em toda a rede óptica. E a contiguidade é a garantia da adjacência de um grupo de *slots* necessários para o i -ésimo canal óptico ao longo de todo espectro compartilhado por este em toda a rede óptica (KANJ et al., 2018; ROTTONDI et al., 2018).

O Algoritmo 4 descreve o funcionamento do DAT-PSL, tal como na linha 1, em que o MF apropriado é atribuído para o i -ésimo canal óptico através da Tabela 2.3, na linha 2 a quantidade de *slots* através da eq. (2.17) e na linha 3 são atribuídos os *slots* através do PSL, tal como ilustrado na Fig. 2.7.

Algoritmo 4: Transmissão Adaptativa Baseada na Distância e no Primeiro *Slot* Livre (DAT-PSL)

- 1: Determina MF a partir da Tabela 2.3;
 - 2: Define a quantidade de *slots* tal como na eq. (2.17);
 - 3: Atribui os *slots* no espectro através do PSL;
-

A complexidade do Algoritmo 4 depende da busca do MF na Tabela 2.3, da atribuição da quantidade de *slots* necessários para o i -ésimo canal óptico e da busca de *slots* livres a partir do PSL, é dada por:

$$C^{\text{DAT-PSL}} = M \cdot (N^{\text{MF}}) + M \quad [\text{flops}], \quad (2.49)$$

sendo N^{MF} a quantidade de MFs disponíveis.

2.3.3 Métodos Bio-inspirados

A escolha apropriada dos métodos BI nas redes ópticas heterogêneas pode retornar as soluções quase ótimas com tempo computacional aceitável. Os principais métodos BI propostos na literatura são discutidos nesta subseção, tais como o algoritmo do recozimento simulado (ARS), o algoritmo genético (AG), o algoritmo de otimização por colônia de formigas (ACO–*Ant Colony Optimization*), o algoritmo de otimização de enxame de partículas (PSO), a otimização por colônia de vagalumes (OCV) e a otimização por busca de furacões (HSO).

2.3.3.1 Algoritmo Genético (AG)

O algoritmo genético (AG) é um método BI baseado na teoria da evolução de Darwin no campo da genética. A diversificação entre os indivíduos é obtida através da combinação e da inserção de um novo material genético na população (soluções candidatas), que ocorrem por

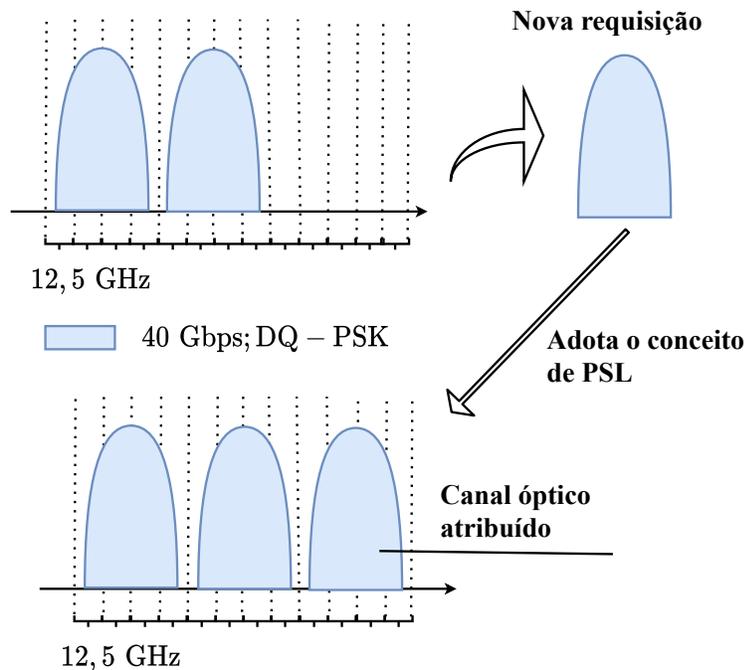


Figura 2.7 – Atribuição de canal óptico no espectro óptico disponível através do conceito de primeiro *slot* livre (PSL).

seleção dos indivíduos mais aptos para evoluírem e perpetuarem os seus códigos genéticos a partir de metáforas biológicas, tais como o cruzamento, a mutação, a seleção e outros. O AG é capaz de lidar com problemas complexos, que podem estar sujeitos a ruídos aleatórios, bem como paralelismo, funções objetivos estacionárias ou não estacionárias, lineares ou não-lineares, contínuas ou descontínuas. O paralelismo no AG se dá pela capacidade de os seus agentes explorarem várias direções simultaneamente. Diferentes parâmetros e codificações podem ser adotados ao longo da otimização. Porém, o AG apresenta dificuldades com a formulação da função objetivo e a escolha apropriada dos seus parâmetros, tais como o tamanho da população, a taxa de mutação, o cruzamento e o critério de seleção para uma nova população (YANG, 2010).

No AG, os cromossomos são compostos por um número de bits (N^{bit}) que carregam informações hereditárias de um organismo e são divididos em genes, representados pelo bit 0 ou 1. Cada gene é uma característica do DNA que controla uma característica de hereditariedade. Cada cromossomo define um problema unidimensional, sendo necessários M cromossomos para um problema com M dimensões. O genótipo é o material genético contido em uma célula

ou organismo e o fenótipo são características físicas ou bioquímicas observáveis oriundas do genótipo, das influências do meio e da aptidão. A aptidão é a probabilidade de reprodução do indivíduo (YANG, 2010).

Durante o processo de otimização do AG, as soluções candidatas são códigos genéticos (binários, ou números reais ou árvore), tal como as soluções promissoras são indivíduos aptos a evoluírem por seleção, os super-indivíduos são controlados por uma variável de controle de evolução, uma nova solução candidata (filho) é obtida com recombinação de dois indivíduos (pais), de mutação, em que modificações aleatórias em genes garantem a variabilidade genética da população. A evolução da população ocorre com substituições por melhores indivíduos ao longo dos processos iterativos. A quantidade de indivíduos do AG é representada por N_p^{AG} . O pseudocódigo do AG é ilustrado a seguir no Algoritmo 5.

Algoritmo 5: Algoritmo Genético (AG)

- 1: Função objetivo $J(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$;
 - 2: Codifica as variáveis de projeto como cromossomos;
 - 3: Define a função custo $1/J(\mathbf{x})$ para minimização;
 - 4: Gera a população inicial $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1^T, \dots, \mathbf{x}_{N_p^{AG}}^T]$;
 - 5: Atribui as probabilidades iniciais de cruzamento (P^{cruz}) e de mutação (P^{mut});
 - 6: **Para** ($n = 1, \dots, N_f^{AG}$) **faça**
 - 7: **Se** $P^{cruz} > z \sim U[0; 1]$, **então** cruzamento, **Fim do Se**;
 - 8: **Se** $P^{mut} > z \sim U[0; 1]$, **então** mutação, **Fim do Se**;
 - 9: **Se** a aptidão diminui, **então** aceita novas soluções, **Fim do Se**;
 - 10: Seleciona o melhor atual da nova geração;
 - 11: **Se** $x_i < x_i^{\min}$, **então** $x_i = x_i^{\min}$, **Fim do Se**;
 - 12: **Se** $x_i > x_i^{\max}$, **então** $x_i = x_i^{\max}$, **Fim do Se**;
 - 14: **Fim do enquanto**;
 - 15: Decodifica os resultados e retorna a melhor solução;
-

O Algoritmo 5 descreve o funcionamento do AG, tal como na linha 1, a função objetivo define a qualidade genética dos cromossomos, que pode ser codificada como matrizes binárias ou reais. Na linha 2, as M variáveis de projeto são codificadas como cromossomos (x_1, \dots, x_M) através de uma *string* binária (genéticos) com $N^{\text{bit}} = 7$ e decodificadas em decimal (fenótipos) em aptidão, tal como

$$1|0|1|0|1|0|1 \quad (\text{genótipo}) \quad \begin{array}{c} \rightleftarrows \\ \text{codificação \& decodificação} \end{array} \quad 85 \quad (\text{fenótipo}).$$

O fenótipo apresentado anteriormente, em decimal, permite avaliar quantitativamente, de forma direta ou utilizando-se de manipulações matemáticas, uma possível evolução ou afinamento de um indivíduo no AG se comparado com aquele que é o melhor indivíduo da iteração anterior.

Na linha 3 a aptidão de cada indivíduo é determinada pela função objetivo. Na linha 4 é gerada a população inicial aleatoriamente ou através de alguma heurística caso o problema de otimização seja bem conhecido. Na linha 5 as probabilidades iniciais de cruzamento (P^{cruz}) e de mutação (P^{mut}) definem a quantidade de bits dos cromossomos que serão cruzadas ou sofrerão mutações, a fim de explorar novas soluções. A linha 6 estabelece o critério de parada N_f^{AG} através do processo iterativo de n , que está na linha 11. Na linha 7, se a probabilidade de cruzamento é maior que um valor aleatório de $z \sim U[0; 1]$, em que $U[0; 1]$ é uma distribuição uniforme com limites inferior e superior equivalentes a 0 e 1, então dois cromossomos (pais) são combinados para formarem dois novos cromossomos (filhos). Na linha 8 se a probabilidade de mutação é maior que um valor aleatório de $z \sim U[0; 1]$, então uma parcela de bits do cromossomo é modificada, em casos binários 0 é substituído por 1 ou vice-versa. Na linha 9 os indivíduos com melhor aptidão podem ser selecionados através de estratégias de torneio, de roleta russa ou de uma maneira que seja conveniente. Então, na linha 10, o melhor indivíduo da nova geração é selecionado como solução candidata. Nas linhas 11-12 são definidos os limites para as variáveis de projeto. O processo de otimização, nas linhas 6-14, repete-se até que o critério de parada seja encontrado, por exemplo, $n = N_f^{\text{AG}}$ (YANG, 2010).

A partir do Algoritmo 5, bem como o código apresentado no apêndice B.1 de YANG (2010), a complexidade computacional do AG é dada por:

$$C^{\text{AG}}[N_f^{\text{AG}}] = N_p^{\text{AG}} \cdot N_{\text{bit}} \cdot M(5 + 8 \cdot N_f^{\text{AG}}) + N_p^{\text{AG}} \cdot N_f^{\text{AG}}(2 + 14 \cdot M) + 2 \cdot N_p^{\text{AG}} \cdot N_f^{\text{AG}} \cdot C(J(\mathbf{x})), \quad (2.50)$$

em que $C(J(\mathbf{x}))$ é a complexidade da função objetivo em termos da dimensão M de \mathbf{x} .

2.3.3.2 Algoritmo do Recozimento Simulado (ARS)

O algoritmo do recozimento simulado (ARS) é uma técnica de busca aleatória para otimização global, em que um único agente/partícula movimenta-se em um espaço de busca. O ARS foi inspirado no tratamento de metais para reduzir defeitos nas estruturas, em que o tratamento apropriado de um metal é aquecê-lo até alcançar altas temperaturas, assim como resfriá-lo (mínimos locais) até alcançar o congelamento (mínimo global), que é em um estado cristalino com mínima energia. Este algoritmo configura-se pelo controle da temperatura e do resfriamento. A fuga dos mínimos locais é a principal vantagem do ARS em relação aos métodos baseados em gradientes e busca determinística. A determinação apropriada da aleatoriedade combinada com um fator de aprendizado durante um processo de resfriamento pode retornar a solução global de um problema de otimização. A principal dificuldade do algoritmo é determinar os valores apropriados de temperatura e resfriamento, uma vez que o processo de otimização depende destes (YANG, 2010).

Em um problema de minimização, quaisquer movimentos ou atualizações que reduzem a função objetivo ($J(\cdot)$) serão aceitos, mas também serão aceitos movimentos que não reduzem $J(\cdot)$ para que ocorra a diversificação nas soluções. Neste sentido, os movimentos são avaliados considerando uma probabilidade de transição P^{trans} (YANG, 2010), que é modelada como:

$$P^{\text{trans}}(\Delta E, T) = e^{\frac{\Delta E}{K^{\text{CB}} \cdot T}}, \quad (2.51)$$

em que ΔE é a alteração no nível de energia, K^{CB} é a constante de Boltzmann [$m^2 \cdot kg \cdot s^{-2} \cdot K^{-1}$] e T é a temperatura de controle do processo [K]. As variações da função objetivo são dadas por ΔE , seguindo:

$$\Delta E = \omega^{\text{ARS}} \Delta J(\mathbf{x}), \quad (2.52)$$

em que ω^{ARS} é o peso relativo a $J(\mathbf{x})$ e $\Delta J(\mathbf{x})$ é a variação da função objetivo. Os movimentos serão aceitos se $P^{\text{trans}}(\Delta E, T) > z$, tal que z é uma variável aleatória empregada como limiar superior ou inferior para aceitar ou rejeitar um movimento. Assumindo $K^{\text{CB}} = 1$, $\omega^{\text{ARS}} = 1$ e a eq. (2.51), um movimento é aceito se:

$$P^{\text{trans}}(\Delta J(\mathbf{x}), T) = e^{\frac{-\Delta J(\mathbf{x})}{T}} > z. \quad (2.53)$$

O controle de resfriamento pode ser linear, geométrico ou heurístico. No caso do resfriamento linear tem-se:

$$T[n] = T_0 - \omega^{\text{Resf}} \cdot n, \quad (2.54)$$

em que T_0 é a temperatura inicial, ω^{Resf} é a taxa de resfriamento e n é a iteração em curso. Para garantir que a temperatura final T_f seja próxima de zero na última iteração do ARS (N_f^{ARS}), a taxa de resfriamento é dada por:

$$\omega^{\text{Resf}} = \frac{T_0 - T_f}{N_f}. \quad (2.55)$$

Valores elevados de T_0 provocam maior aceitação, enquanto valores baixos provocam menor aceitação, ou seja, T_0 define a habilidade para explorar soluções. Já no caso do resfriamento geométrico tem-se:

$$T[n] = T[n-1] \cdot \omega^{\text{Resf}}, \quad (2.56)$$

usualmente $\omega^{\text{Resf}} = [0, 7; 0, 95]$ para que seja estabelecido um tempo de resfriamento lento para melhor otimização do problema.

O funcionamento do ARS é descrito no Algoritmo 6. Na linha 1 a função objetivo $J(\mathbf{x})$ e as M variáveis de projeto $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$ são definidas. Na Linha 2 a variável T_0 é inicializada a partir do conhecimento prévio da função objetivo, assim como a variável \mathbf{x}_0 é inicializada a partir do conhecimento prévio do problema de otimização ou de forma aleatória. Na Linha 3 o critério de parada é determinado por meio de T_f , que idealmente é ≈ 0 , bem como

de N_f^{ARS} . Na Linha 4, o modelo de resfriamento é definido para determinar a qualidade da solução: valores baixos de ω^{Resf} resultam em uma convergência lenta com qualidade elevada na solução; valores elevados de ω^{Resf} resultam em uma convergência rápida com qualidade baixa na solução. Nas linhas 5 – 15 ocorre o processo de otimização do ARS: o movimento aleatório para avaliar novas soluções candidatas na linha 6; o calculo da energia na linha 7; a adoção de novas soluções dado a minimização de $J(\mathbf{x})$ na linha 8; a seleção aleatória para soluções de baixa qualidade com intuito de superar mínimos locais nas linhas 9 – 12; e os limites para as varáveis de projeto nas linhas 13 – 14.

Algoritmo 6: Algoritmo do Recozimento Simulado (ARS)

- 1: Função objetivo $J(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$;
 - 2: Inicializa a temperatura T_0 e o candidato inicial \mathbf{x}_0 ;
 - 3: Define T_f e o número máximo de iterações N_f^{ARS} ;
 - 4: Define o modelo de resfriamento, por exemplo, $T = T \cdot \omega^{\text{Resf}}$, em que $\omega^{\text{Resf}} [0; 1]$;
 - 5: **Enquanto** ($T > T_f$ e $n < N_f^{\text{ARS}}$) **faça**
 - 6: Move aleatoriamente para novas localizações, $\mathbf{x}[n] = \mathbf{x}[n - 1] + \text{rand}$;
 - 7: Calcula $\Delta J(\mathbf{x}) = J(\mathbf{x}[n]) \cdot \mathbf{x}[n] - J(\mathbf{x}[n - 1]) \cdot \mathbf{x}[n - 1]$;
 - 8: **Se** ΔJ é melhor, **então** aceita as novas soluções **Fim do Se**;
 - 9: **Se** ΔJ não é melhor, **então**;
 - 10: Atribui um valor aleatório para z através de $U[a; b]$;
 - 11: Aceita Se $P^{\text{trans}} = \exp[-\Delta f/T] > z$;
 - 12: **Fim do Se**
 - 13: **Se** $x_i < p^{\text{min}}$, **então** $x_i = p^{\text{min}}$, **Fim do Se**
 - 14: **Se** $x_i > p^{\text{max}}$, **então** $x_i = p^{\text{max}}$, **Fim do Se**
 - 15: **Fim do Enquanto**;
 - 16: Atualiza o melhor \mathbf{x}^* e $J(\mathbf{x}^*)$;
-

A partir do Algoritmo 6, bem como o código apresentado no apêndice B.2 de YANG (2010), a complexidade computacional do ARS é dada por:

$$C^{\text{ARS}}[N_f^{\text{ARS}}] = N_f^{\text{ARS}}(11 + 2 \cdot M) + N_f^{\text{ARS}} \cdot C(J(\mathbf{x})), \quad (2.57)$$

em que $C(J(\mathbf{x}))$ é a complexidade da função objetivo em termos da dimensão M de \mathbf{x} .

2.3.3.3 Otimização por Colônia de Formigas (ACO)

O método de otimização por colônia de formigas (ACO) é baseado em inteligência coletiva de agentes que individualmente são limitados, porém coletivamente são superiores. Este método é inspirado no comportamento social das formigas, as quais trocam informações por intermédio de feromônios liberados ao longo das rotas que percorrem entre o formigueiro e os alimentos. Coletivamente, as formigas realizam o maior depósito de feromônios no menor

percurso entre o formigueiro e alimento. As principais aplicações do método ACO são os problemas de otimização combinatória e os discretos, dentre eles, os mais tradicionais são os problemas de roteamento. Os principais desafios do método ACO são as manipulações com variáveis contínuas, que exigem um manuseio de feromônios com granularidades finas, que resultam em um esforço computacional elevado (YANG, 2010).

A principal inspiração do método ACO é a tendência que uma colônia de formigas possui em encontrar a menor rota do formigueiro até a fonte de alimento. Mesmo que a busca inicial por comida seja aleatória e individual por parte de cada formiga, quando uma formiga encontra o alimento ocorre o depósito de feromônios no retorno para o formigueiro. Quanto maior a quantidade de alimento descoberta, maior é o depósito de feromônios (YANG, 2010).

Baseado no problema do caixeiro viajante, que tem o objetivo de determinar a menor rota para percorrer uma série de cidades, a probabilidade da k -ésima formiga, que está na i -ésima cidade, de escolher a j -ésima cidade é dada por:

$$P_{i,j,k}^{\text{ACO}} = \frac{(\mathcal{U}_{i,j})^{\omega_1^{\text{ACO}}} (L_{i,j}^{\text{ACO}})^{\omega_2^{\text{ACO}}}}{\sum_{l \in \mathcal{N}_{k,i}^{\text{viz}}} (\mathcal{U}_{i,l})^{\omega_1^{\text{ACO}}} (L_{i,l}^{\text{ACO}})^{\omega_2^{\text{ACO}}}}, \quad (2.58)$$

em que $\mathcal{U}_{i,j}$ é a quantidade de feromônios existentes no arco (i, j) , tal que na primeira passada o valor atual de todos os arcos equivalem a \mathcal{U}_0 ; $\mathcal{U}_{i,j}$ é a atratividade do arco (i, j) , que no caso do problema do caixeiro viajante pode ser adotado como o inverso do valor da distância entre os nós i e j , seguindo:

$$\mathcal{U}_{i,j} = \frac{1}{L_{i,j}^{\text{ACO}}};$$

$l \in \mathcal{N}_{k,i}^{\text{viz}}$ é o conjunto de pontos que ainda não foram visitados pela formiga k com posição atual no ponto i ; ω_1^{ACO} é o parâmetro que pondera a importância relativa da trilha de feromônios \mathcal{U}_{ij} na decisão de movimentar-se por parte da formiga; ω_2^{ACO} é um valor heurísticamente escolhido para ponderar a influência da distância $L_{i,j}^{\text{ACO}}$ existente entre os nós i e j durante o processo de decisão da formiga j -ésima cidade.

Diversos métodos podem ser considerados para atualização dos feromônios $\mathcal{U}_{i,j}$, dentre eles, o método de atualização global, que é um método tradicional dado a sua simplicidade na obtenção de soluções adequadas. No método de atualização global, a melhor formiga deposita feromônios nas arestas visitadas enquanto as demais arestas permanecem inalteradas. Neste método, o depósito de feromônios assegura para cada arco, que está entre as cidades, uma atualização proporcional ao percurso da k formiga (L_k^{ANT}) [Km], tal como, a menor rota, que é a melhor, recebe o depósito da maior quantidade de feromônios. O modelo de atualização global

dos feromônios é dado por:

$$\bar{U}_{i,j} = \underbrace{(1 - \omega_3^{\text{ACO}})\bar{U}_{i,j}}_{\mathbf{B}} + \underbrace{\sum_{k=1}^{N^{\text{ANT}}} \Delta\bar{U}_{i,j,k}}_{\mathbf{A}} \quad \omega_3^{\text{ACO}} \in [0, 1] \quad (2.59)$$

sendo

$$\Delta\bar{U}_{ij} = \begin{cases} \text{para}(i, j), & 1/L_{i,j}^{\text{ACO}}, \\ \text{caso contrário}, & 0. \end{cases} \quad (2.60)$$

em que o termo **A** determina a evaporação, a fim de evitar um crescimento acumulado de feromônios indefinidamente e um esquecimento de soluções consideradas com baixa qualidade no passado da busca. Enquanto o termo **B** deposita de feromônio em todas as arestas (i, j) visitadas pelas formigas. N^{ANT} é o número de formigas e ω_3^{ACO} é a taxa de evaporação. A seguir, o Algoritmo 7 descreve o pseudocódigo da ACO.

Algoritmo 7: Algoritmo da Otimização por Colônia de Formigas (ACO)

- 1: Define os nós (i, j) , dado o problema de roteamento;
 - 2: Inicializa os parâmetros de entrada, isto é, $\bar{U}_{i,j}$, N_f^{ACO} , N^{ANT} , ω_1^{ACO} , ω_2^{ACO} e ω_3^{ACO} ;
 - 3: Distribui as formigas nos nós;
 - 4: **Para** $(n = 1, \dots, N_f)$ **faça**
 - 5: **Para** $(i = 1, \dots, N^{\text{ANT}})$ **faça**
 - 6: constrói novas soluções para cada formiga baseado em $P_{i,j,k}^{\text{ACO}}$;
 - 7: atualiza os feromônios $\bar{U}_{i,j}$;
 - 8: **Fim do Para**
 - 9: **Fim do Para**
 - 10: Retorna a melhor rota;
-

O Algoritmo 7 descreve o funcionamento do ACO assumindo o problema de roteamento. As premissas deste algoritmo são: definição dos nós (i, j) , linha 1; inicialização dos parâmetros de entrada, linha 2; e lançamento das formigadas em diferentes pontos de partida, linha 3. Então, o processo de otimização ocorre nas Linhas 4 – 10, em que novas rotas são selecionadas, os feromônios são atualizados e a melhor rota é apresentada.

A complexidade computacional do ACO em termos assintóticos é dada por $\mathcal{O}((N^{\text{CID}})^2 \cdot N^{\text{ANT}} \cdot N_f^{\text{ACO}})$, sendo N^{CID} a quantidade de cidades pertencentes a rota.

2.3.3.4 Otimização por Enxame de Partículas (PSO)

A otimização a partir do PSO pressupõe que uma vida em bando implica em maiores oportunidades de sobrevivência, tal como para pássaros, insetos e peixes. A vida social permite

que cada indivíduo faça uso próprio de informações que são compartilhadas pelo bando. O método de otimização PSO pertencente ao grupo de algoritmos com inteligência coletiva, em que sua principal vantagem é a simplicidade de implementação, uma vez que não inclui operadores de cruzamento, mutações ou depósito de feromônios, além de dispensar na sua forma original operações envolvendo codificação ou decodificação. As principais aplicações deste método de otimização envolvem funções multimodais com singularidade (YANG, 2010).

No PSO um bando é composto por indivíduos, que são as soluções candidatas. As soluções candidatas evoluem a partir das suas velocidades e posições próprias, bem como a partir do compartilhamento de informações provenientes das velocidades e posições de outros indivíduos. Parâmetros matemáticos modelam essa dinâmica de troca de informações na busca pela melhor solução em um problema de otimização.

Cada partícula candidata ($\mathbf{x}_i = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$) é distribuída no espaço de busca com dimensão M provida de posição e velocidade próprias. A equação de atualização da velocidade proporciona o deslocamento da partícula no espaço de busca rumo à melhor posição,

$$\mathbf{v}_i[n+1] = \omega_1^{\text{PSO}}[n]\mathbf{v}_i[n] + \omega_2^{\text{PSO}}\mathbf{z}_i^1[n](\mathbf{x}_i^*[n] - \mathbf{x}_i[n]) + \omega_3^{\text{PSO}}\mathbf{z}_i^2[n](\mathbf{x}_g^*[n] - \mathbf{x}_i[n]), \quad (2.61)$$

em que $\omega_1^{\text{PSO}}[n]$ é o peso de inércia de $\mathbf{v}_i[n]$, $\mathbf{z}_i^1[n]$ e $\mathbf{z}_i^2[n]$ são vetores com variáveis aleatórias relativos à melhor posição local e global referente à i -ésima partícula [$\mathbf{z}_i^{1,2}$] $\sim U[0, 1]$, $\mathbf{x}_g^*[n]$ e $\mathbf{x}_i^*[t]$ são as melhores posições vetorial global e local referente à i -ésima partícula, respectivamente, ω_2^{PSO} e ω_3^{PSO} são coeficientes de aceleração relativo às melhores partículas locais e globais, respectivamente. As melhores posições locais e globais influenciam na atualização da velocidade de cada partícula. Da mesma forma, então uma nova posição para cada partícula é atualizada do novo vetor de velocidade atualizado em (2.61):

$$\mathbf{x}_i[n+1] = \mathbf{x}_i[n] + \mathbf{v}_i[n+1], \quad i = 1, \dots, N_p^{\text{PSO}}, \quad (2.62)$$

N_p^{PSO} é o tamanho da população (ALATAS et al., 2009).

O Algoritmo 8 descreve o funcionamento do PSO, tal que na linha 1 define-se a função objetivo. Na Linha 2 os valores $\mathbf{x}_i \forall i$ são inicializados N_p^{PSO} indivíduos a partir do conhecimento prévio do problema de otimização ou aleatoriamente. Na Linha 3 define-se o melhor valor \mathbf{x}_i , isto é, \mathbf{x}_i^* . Na linha 4 o critério de parada é determinado pelo número máximo de iterações N_f^{PSO} , podendo ser adotado outro critério. Nas Linhas 5 – 10 são atualizadas velocidades, posições, melhores custos de todas as partículas. Entre as linhas 11-15, as melhores posições globais são obtidas, tal como o limitador potência de transmissão. Finalmente os melhores valores de \mathbf{x}_g^* e $J(\mathbf{x}_g^*)$ são entregues.

Algoritmo 8: Algoritmo da Otimização por Enxame de Partículas (PSO)

-
- 1: Função objetivo $J(\mathbf{x})$;
 - 2: Inicializa $\mathbf{x}_i = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$ e $\mathbf{v}_i \forall i = 1, \dots, N_p^{\text{PSO}}$ partículas;
 - 3: Define o melhor \mathbf{x}_i^* e \mathbf{x}_g^* via $\min \{J(\mathbf{x}_1), \dots, J(\mathbf{p}_{N_p^{\text{PSO}}})\}$;
 - 4: **Para** ($n = 1, \dots, N_f^{\text{PSO}}$) **faça**
 - 5: **Para** $i = 1, \dots, N_p^{\text{PSO}}$;
 - 6: Gera nova velocidade $\mathbf{v}_i[n + 1]$;
 - 7: Calcula novas posições $\mathbf{x}_i[n + 1]$;
 - 8: Avalia $J(\mathbf{x}_i[n + 1])$;
 - 9: Determina melhor valor de cada elemento de $\mathbf{x}_i[n + 1] \forall i$,
por exemplo, $\mathbf{x}_i[n + 1]^*$;
 - 10: **Fim do Para**
 - 11: Determina o melhor valor global de $\mathbf{x}_i[n + 1]$, $\forall i, n$, isto é, \mathbf{x}_g^* ;
 - 12: **Se** $x_i[n + 1] < x^{\min}$, **então** $x_i[n + 1] = x^{\min}$ **Fim do Se**;
 - 13: **Se** $x_i[n + 1] > x^{\max}$, **então** $x_i[n + 1] = x^{\max}$ **Fim do Se**;
 - 14: **Fim do Para**;
 - 15: Atualiza o melhor \mathbf{x}_g^* e $J(\mathbf{x}_g^*)$;
-

A partir do pseudocódigo 8, bem como do algoritmo apresentado no apêndice B.3 de YANG (2010), a complexidade computacional do PSO é dada por:

$$C^{\text{PSO}}[N_f^{\text{PSO}}] = 3 \cdot N_p^{\text{PSO}} \cdot M + N_f^{\text{PSO}} \cdot N_p^{\text{PSO}} (10 \cdot M + C(J(\mathbf{x}))), \quad (2.63)$$

em que $C(J(\mathbf{x}))$ é a complexidade da função objetivo em termos da dimensão M de \mathbf{x} .

2.3.3.5 Otimização por Colônia de Vagalume (OCV)

O método OCV baseia-se na bioluminescência produzida por um vagalume para sinalização, em que o objetivo pode ser de acasalamento, de atração de presas ou até mesmo de alertar os predadores sobre o gosto amargo que estes possuem. As principais vantagens desse método de otimização consistem de determinar simultaneamente ótimos locais e global, pois cada vagalume trabalha quase independentemente, bem como de superar os métodos baseados em AG e PSO no tocante as implementações paralelas (YANG, 2010). O i -ésimo vagalume é representado por um conjunto de M variáveis, por exemplo, $\mathbf{x}_i = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$ (YANG, 2010).

O princípio de funcionamento do método OCV inclui quatro características principais:

1. todos os vagalumes não possuem sexo, a saber, a atração dos vagalumes neste método não tem objetivo de reprodução;

2. a atratividade é proporcional à intensidade luminosa, quanto maior a distância entre os vagalumes menor a atratividade entre eles, logo um vagalume que não tem brilho move-se sob pouca ou mínima influência de seus vizinhos;
3. a intensidade luminosa é determinada através da função objetivo $J(\mathbf{x})$.

A intensidade da luz e a formulação da atratividade são os pontos mais importantes do método OCV. A atratividade é determinada pelo brilho associado à função custo $J(\mathbf{x})$, isto é, $I(\mathbf{x}) \propto J(\mathbf{x})$. A atratividade (ω_1^{OCV}) entre dois vagalumes é afetada pela absorção de luz do meio (ω_2^{OCV}), bem como pela distância entre o i -ésimo e j -ésimo vagalume denotada por $L_{i,j}^{\text{OCV}}$. Assim sendo, a intensidade da luz em função da distância ($I(L_{i,j}^{\text{OCV}})$) assumindo a lei do quadrado do inverso de $L_{i,j}^{\text{OCV}}$ é dada por:

$$I(L_{i,j}^{\text{OCV}}) = \frac{I(\text{fonte})}{(L_{i,j}^{\text{OCV}})^2}, \quad (2.64)$$

em que $I(\text{fonte})$ é a intensidade de luz na fonte. A influência da absorção de luz do meio (ω_2^{OCV}) em (2.64) pode ser modelada como:

$$I = I_0 e^{-\omega_2^{\text{OCV}} L_{i,j}^{\text{OCV}}}, \quad (2.65)$$

em que I_0 é a intensidade de luz inicial, e e é o número de Euler. Devido à singularidade de $L_{i,j}^{\text{OCV}} = 0$ na eq. (2.64) combinada com a absorção de luz, têm-se uma aproximação na forma Gaussiana dada por:

$$I(L_{i,j}^{\text{OCV}}) = I_0 e^{-\omega_2^{\text{OCV}} (L_{i,j}^{\text{OCV}})^2}. \quad (2.66)$$

Tal atratividade dos vagalumes (ω_1^{OCV}) é proporcional à intensidade de luz vista pelo vagalumes vizinhos, tal como segue:

$$\omega_1^{\text{OCV}} = \omega_0^{\text{OCV}} e^{-\omega_2^{\text{OCV}} (L_{i,j}^{\text{OCV}})^2}, \quad (2.67)$$

sendo ω_0^{OCV} a atratividade em $L_{i,j}^{\text{OCV}} = 0$. As formulações matemáticas apresentadas em (2.66) e (2.67) podem ser simplificadas, com intuito de acelerar os cálculos da função $e^{(\cdot)}$, da seguinte forma:

$$I(L_{i,j}^{\text{OCV}}) = \frac{I_0}{1 + \omega_2^{\text{OCV}} (L_{i,j}^{\text{OCV}})^2} \quad (2.68)$$

e

$$\omega_1^{\text{OCV}} = \frac{\omega_0^{\text{OCV}}}{1 + \omega_2^{\text{OCV}} (L_{i,j}^{\text{OCV}})^2}, \quad (2.69)$$

respectivamente.

A distância entre o i -ésimo vagalume e o j -ésimo vagalume pode ser calculada considerando a distância Cartesiana dada por:

$$L_{i,j}^{\text{OCV}} = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\| = \sqrt{\sum_{m=1}^M (\mathbf{x}_{i,m} - \mathbf{x}_{j,m})^2}, \quad (2.70)$$

sendo $\mathbf{x}_{i,m}$ a m -ésima componente espacial da coordenada \mathbf{x}_i do i -ésimo vagalume.

A expressão que determina o deslocamento do i -ésimo vagalume com menor brilho na direção do j -ésimo vagalume com maior brilho é modelada da seguinte forma:

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i + \underbrace{\omega_0^{\text{OCV}} e^{-\omega_2^{\text{OCV}} (L_{i,j}^{\text{OCV}})^2}}_{\mathbf{A}} (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i) + \underbrace{\omega_3^{\text{OCV}} \mathbf{z}_i}_{\mathbf{B}}, \quad (2.71)$$

sendo $\omega_3^{\text{OCV}} \in [0; 1]$ o parâmetro que pondera a aleatoriedade no deslocamento dos vagalumes, $\mathbf{z}_i \sim \text{U}[0, 1] - 0,5$ um vetor com valores aleatórios que podem contribuir no deslocamento do i -ésimo vagalume dado o valor de ω_3^{OCV} para a diversificação da busca por este vagalume, bem como ω_0^{OCV} a atratividade inicial igual a 1.

O acréscimo de um termo **C** na eq. (2.71) pode apresentar uma eficiência mais significativa. Portanto,

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i + \underbrace{\omega_0^{\text{OCV}} e^{-\omega_2^{\text{OCV}} (L_{i,j}^{\text{OCV}})^2}}_{\mathbf{A}} (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i) + \underbrace{\omega_3^{\text{OCV}} \mathbf{z}_i}_{\mathbf{B}} + \underbrace{\omega_4^{\text{OCV}} \mathbf{z}_i \cdot (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^*)}_{\mathbf{C}} \quad (2.72)$$

sendo $\omega_4^{\text{OCV}} \sim \text{U}[0; 1]$ o peso relativo ao vagalume com a melhor posição. Após atingir o critério de parada, a melhor solução representada por $\mathbf{x}^* = [x_1^*, \dots, x_M^*]^{1 \times M}$ é obtida.

O Algoritmo 9 descreve o funcionamento do OCV. Na linha 1 a função objetivo $J(\mathbf{x})$ e as M variáveis de projeto são definidas. Na Linha 2 os valores \mathbf{x}_i (para $i = 1, \dots, N_p^{\text{OCV}}$) são inicializados a partir do conhecimento prévio do problema de otimização ou aleatoriamente. Na Linha 3 são atribuídos os valores de ω_4^{OCV} e ω_2^{OCV} , tipicamente $\omega_4^{\text{OCV}} = [0, 1]$ e $\omega_2^{\text{OCV}} = [0, 1; 10]$. Na Linha 4 define-se a intensidade da luz que guia cada vagalume. Na Linha 5 calcula-se o melhor valor $\mathbf{x}_i \forall i$, por exemplo, \mathbf{x}_i^* . Na linha 6, o critério de parada é determinado pelo número máximo de iterações N_f^{OCV} , podendo ser adotado outro critério. Nas Linhas 5-15 são atualizadas posições, atratividade e o melhor custo dos vagalumes obtido na n -ésima iteração. Das linhas 16 até 17, os vagalumes são organizados ascendentemente de acordo com sua intensidade luminosa. Finalmente os melhores valores de \mathbf{x}_i^* e $J(\mathbf{x}_i^*)$ são obtidos na linha 19.

A partir do pseudocódigo 9 a complexidade computacional do OCV é da por:

$$C^{\text{OCV}}[N_f^{\text{OCV}}] = N_p^{\text{OCV}} \cdot M \cdot (3 + 10 \cdot N_f^{\text{OCV}}) + N_f^{\text{OCV}} \cdot N_p^{\text{OCV}} \cdot C(J(\mathbf{x})), \quad (2.73)$$

em que $C(J(\mathbf{x}))$ é a complexidade da função objetivo em termos da dimensão M de \mathbf{x} .

Algoritmo 9: Algoritmo da Otimização por Colônia de Vagalumes (OCV)

-
- 1: Função objetivo $J(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$;
 - 2: Gera a população inicial de N_p^{OCV} vagalumes $\mathbf{x}_i = [x_1, \dots, x_M]^{1 \times M}$, para $i = 1, \dots, N_p^{\text{OCV}}$;
 - 3: Define ω_0^{OCV} e ω_1^{OCV} , ω_2^{OCV} e ω_3^{OCV} ;
 - 4: Determina a intensidade de luz I_i em \mathbf{x}_i através de $\frac{1}{J(\mathbf{x}_i)}$;
 - 5: Define o melhor \mathbf{x}^* via $\min \{J(\mathbf{x}_1), \dots, J(\mathbf{x}_{N_p^{\text{OCV}}})\}$;
 - 6: **Para** $n = 1, \dots, N_f^{\text{OCV}}$ **faça**
 - 7: **Para** $i = 1, \dots, N_p^{\text{OCV}}$ **faça**
 - 8: **Para** $j = 1, \dots, N_p^{\text{OCV}}$ **faça**
 - 9: **Se** $(I_i < I_j)$ **faça**;
 - 10: Move o vagalume i na direção de j ;
 - 11: **Fim do Se**
 - 12: Altera a atratividade com a distância $L_{i,j}^{\text{OCV}}$;
 - 13: Avalia novas soluções e atualiza a intensidade de luz;
 - 14: **Fim do Para**
 - 15: **Fim do Para**
 - 16: Organiza ascendentemente os vagalumes através de I e encontra
 - 17: a melhor solução (\mathbf{x}^*)
 - 18: **Fim do Para**
 - 19: Retorna $\mathbf{x}^* = [x_1^*, \dots, x_M^*]^{1 \times M}$
-

2.3.3.6 Otimização por Busca de Furacões (HSO)

O método de otimização por busca de furacões (HSO) é um algoritmo BI aplicável aos problemas de otimização com objetivo único (RBOUH; IMRANI, 2014) e multi-objetivo (RIZK-ALLAH et al., 2018), o qual é inspirado por fenômenos naturais baseados no comportamento do furacão, em que as parcelas do vento se movem em um curso espiral, afastando-se de uma zona de baixa pressão que se chama olho do furacão. Estas parcelas de ventos procuram por uma possível nova posição para o olho do furacão, que representa uma zona de pressão mais baixa para encontrar a solução ótima. O método HSO é considerado de fácil implementação e pode ser aplicado em várias categorias de problemas, tais como, os problemas convexos e não convexos, os problemas com múltiplas fronteiras de Pareto ótimas e o melhor compromisso em problemas multi-objetivo (RIZK-ALLAH et al., 2018). Além disso, o método HSO obtém bons resultados para problemas complexos de grandes dimensões (EL-SEHIEMY et al., 2019).

A formulação do algoritmo HSO será descrita em termos da eq. (2.27), tal como em em SANTOS; ABRÃO (2020b). O olho do furacão, que representa a zona de menor pressão, está relacionado com a melhor solução da estrutura do furacão, que na n -ésima iteração é expressa pela matriz:

$$\mathbf{P}[n] = [\mathbf{p}_1[n], \mathbf{p}_2[n], \dots, \mathbf{p}_{N_f^{\text{PV}}}[n]] \in \mathfrak{X}^{M \times N_f^{\text{PV}}}, \quad (2.74)$$

que é composto por N_f^{PV} parcelas de vento, cada parcela definida como:

$$\mathbf{p}_k[n] = [p_{k,1}[n], p_{k,2}[n], \dots, p_{k,M}[n]]^T \in \mathfrak{R}^{M \times 1}, \quad (2.75)$$

Além disso, o olho do furacão é a melhor solução vetorial candidata na n -ésima iteração:

$$\mathbf{p}^*[n] = [p_1^*[n], p_2^*[n], \dots, p_M^*[n]]^T \in \mathfrak{R}^{M \times 1}, \quad (2.76)$$

A função da pressão (\mathfrak{P}) na n -ésima iteração para o olho do furacão $p_{\mathbf{p}^*}[n]$, bem como para todas as soluções candidatas $p_{\mathbf{p}_k}[n]$, é medida por uma função de aptidão, eq. (2.27), por exemplo, $\mathfrak{P}(\mathbf{p}^*[n]) = J_1(\mathbf{p}^*[n])$.

A k -ésima parcela de vento na n -ésima iteração se move ao redor do olho de acordo com:

$$\Delta p_k[n] = r_k[n] e^{\theta_k[n]} = r_0 \cdot \exp(z_k[n] \cdot \theta_k[n]), \quad (2.77)$$

em que $r_k[n]$ e $\theta_k[n]$ são as coordenadas radial e angular do acréscimo de potência da k -ésima parcela do vento na n -ésima iteração, respectivamente; r_0 é amplitude inicial de $r_k[n]$, enquanto $z_k[n]$ é a taxa crescente da espiral em n -ésima iteração definida por uma variável aleatória com distribuição uniforme dada por:

$$z_k[n] \sim \text{U}[0; 1]. \quad (2.78)$$

Assim sendo, o comportamento da k -ésima parcela do vento na n -ésima iteração segue um padrão logarítmico espiral. O objetivo do método HSO é encontrar uma zona de pressão mais baixa (nova posição do olho) na busca de espaço, isto é, se uma nova pressão inferior é descoberta, então sua posição (\mathbf{p}_k) se torna o olho (\mathbf{p}^*) e o processo começa novamente (RBOUH; IMRANI, 2014).

A atualização de potência de dois canais consecutivos associados com a k -ésima parcela do vento na n -ésima iteração é dada por:

$$\begin{aligned} p_{k,i}[n] &= r_k[n] \cos \theta_k[n] + \hat{p}_i[n] \\ p_{k,i+1}[n] &= r_k[n] \sin \theta_k[n] + \hat{p}_{i+1}[n] \end{aligned} \quad (2.79)$$

em que $i = (k \bmod M) + 1$ corresponde ao i -ésimo canal óptico da k -ésima atualização da parcela, que representa o total de N_f^{PV} parcelas de vento. Cada eq. em (2.79) representa a atualização de potência de um canal específico de \mathbf{p}_k . Além disso, a atualização de $\theta_k[n]$ é definida pelo conceito de variação de velocidade da k -ésima parcela do vento na n -ésima iteração, dado por:

$$\theta_k[n] = \begin{cases} \theta_k[n] + \omega_k^{\text{PV}}[n], & r_k[n] < p^{\text{max}}, \\ \theta_k[n] + \omega_k^{\text{PV}}[n] \left(\frac{p^{\text{max}}}{r_k[n]} \right)^{z_k[n]}, & r_k[n] \geq p^{\text{max}}. \end{cases} \quad (2.80)$$

em que $\omega_k^{\text{PV}}[n]$ é a velocidade tangencial da w -ésima parcela do vento na n -ésima iteração, dada por:

$$\omega_k^{\text{PV}}[n] = \begin{cases} \omega_{\text{max}}^{\text{PV}} \cdot \left(\frac{r_w[n]}{p^{\text{max}}}\right), & r_k[n] < p^{\text{max}} \\ \omega_{\text{max}}^{\text{PV}} \cdot \left(\frac{p^{\text{max}}}{r_k[n]}\right)^{z_k[n]}, & r_k[n] \geq p^{\text{max}}. \end{cases} \quad (2.81)$$

Aqui, ω_k^{PV} é assumido para $\forall k$, porque p^{max} , $r_k[n]$ e $z_k[n]$ são suficientes para atualizar a k -ésima parcela do vento.

O vetor com os valores iniciais das potências do método HSO definido como \mathbf{p}_0 é composto por $p_{k,i} \in [p^{\text{min}}, p^{\text{max}}]$. Se $p_{k,i} \notin [p^{\text{min}}, p^{\text{max}}]$, isto é, a função de verificação $\mathfrak{U}(p_{k,i})$ é verdadeira, então as coordenadas angulares iniciais e atuais da k -ésima parcela do vento, $\theta_k[1]$ e θ_k , respectivamente, são atualizadas como:

$$\theta_k[1] = z_k[1] \cdot 2\pi \quad \text{e} \quad \theta_k = 0.$$

O critério de parada é definido pelo número de iterações N_f^{HSO} .

O Algoritmo 10 descreve o funcionamento do algoritmo HSO dado o problema de PA para um melhor entendimento, bem como em (2.27). Nas linhas 4-24, o vetor $\mathbf{p}_k[n]$ é atualizado para $k = [1, \dots, N_f^{\text{PV}}]$. Na linha 7 são atualizadas as potências de transmissão de dois canais, $p_{k,i}$ e $p_{k,i+1}$, relacionados à k -ésima parcela de vento que compõe $\mathbf{p}_k[n]$, sendo $i = (k \bmod M) + 1$. Nas linhas 11-23, as soluções candidatas são aceitas ou ajustadas a partir de quatro passos:

- i) Se $\mathfrak{U}(p_{k,i})$ ou $\mathfrak{U}(p_{k,i+1})$ é verdadeiro, então os valores encontrados de $p_{k,i}$ e $p_{k,i+1}$ estão fora dos limites aceitáveis e novos valores são atribuídos para θ_k e $\theta_k[1]$, vide linhas 11-13;
- ii) Se $\mathfrak{U}(p_{k,i})$ ou $\mathfrak{U}(p_{k,i+1})$ é falso e um custo melhor $J_1(\mathbf{p}_k)$ é obtido então o olho do furacão (\mathbf{p}^*) e seu custo são atualizados, vide linhas 15-16;
- iii) se $\mathfrak{U}(p_{k,i})$ ou $\mathfrak{U}(p_{k,i+1})$ é verdadeiro e $r_k < p^{\text{max}}$ é verdadeiro então θ_k aumenta, como na linha 19, porque a tendência de seu valor atual é promissora;
- iv) se $\mathfrak{U}(p_{k,i})$ ou $\mathfrak{U}(p_{k,i+1})$ é verdadeiro e $r_k < p^{\text{max}}$ é falso então θ_k é reduzido na linha 21, porque a tendência de seu valor atual não é promissora.

A partir do Algoritmo 10, a complexidade computacional do HSO é dada por:

$$C^{\text{PA-HSO}}[N_f^{\text{HSO}}] = 25N_f^{\text{HSO}} \cdot N_f^{\text{PV}} + 3 \cdot C(J(\mathbf{p})) \cdot N_f^{\text{HSO}} \cdot N_f^{\text{PV}}, \quad (2.82)$$

em que $C(J(\mathbf{x}))$, eq. (2.27) é dado por:

$$C(J(\mathbf{p})) = 19M^2 + 5M + \sum_{i=1}^M (N_i^{\text{ROADM}} + N_i^{\text{span}}). \quad (2.83)$$

Algoritmo 10: Otimização por Busca de furacões (HSO)

Entrada: N_f^{HSO} , W , ω^{PV} , r_0 , r^{max} , $\theta_k[1] = 0$, p^{min} , p^{max} ; \mathbf{p}_0
Saída: $\mathbf{p}^*[n]$;

- 1: $\mathbf{p}^*[n] = \mathbf{p}_0$;
- 2: **Para** $n = 1$ to N_f^{HSO} **faça**
- 3: $p_{\mathbf{p}^*}[n] = \mathfrak{P}(\mathbf{p}^*[n])$;
- 4: **Para** $k = 1$ to N_f^{PV} **faça**
- 5: (a) $r_k[n] = r_0 \cdot \exp(\theta_k[n] \cdot z_k[n])$;
- 6: $\mathbf{p}_k[n] = \mathbf{p}^*[n]$;
- 7: $i = (k \bmod h) + 1$;
- 8: $p_{k,i}[n] = r_i \cdot \cos(\theta_k[1] + \theta_k[n]) + e_i$;
- 9: $p_{k,i+1}[n] = r_i \cdot \sin(\theta_k[1] + \theta_k[n]) + e_{i+1}$;
- 10: $p_{\mathbf{p}_w}[n] = \mathfrak{P}(\mathbf{p}_k[n])$;
- 11: **Se** $\mathfrak{U}(p_{k,i})$ **ou** $\mathfrak{U}(p_{k,i+1})$ **então**;
- 12: $\theta_k[1] = z_k[n] \cdot 2\pi$;
- 13: $\theta_k = 0$;
- 14: **Senão Se** $p_{\mathbf{p}_k}[n] < p_{\hat{\mathbf{p}}}[n]$ **então**
- 15: $\mathbf{p}^* = \mathbf{p}_k$;
- 16: $p_{\mathbf{p}^*}[n] = \mathfrak{P}(\mathbf{p}^*[n])$;
- 17: **Senão**
- 18: **Se** $r_k[n] < p^{\text{max}}$, **faça**
- 19: $\theta_k[n] = \theta_k[n] + \omega$;
- 20: **Senão**
- 21: $\theta_k[n] = \theta_k[n] + \omega \left(\frac{r^{\text{max}}}{r_k[n]} \right)^{z_k[n]}$;
- 22: **Fim Se**
- 23: **Fim Se**
- 24: **Fim Para**
- 25: **Fim Para**

2.3.4 Comparações de Generalidades dos Métodos de Otimização

A escolha apropriada de um algoritmo de otimização depende de vários fatores, tais como os tipos dos problemas de otimização, as qualidades esperadas para as soluções, os recursos computacionais disponíveis, o tempo de operação do sistema, o balanço das vantagens e desvantagens de cada algoritmo e as experiências do especialista na tomada de decisão, etc. De modo geral, os algoritmos BI não devem ser a primeira escolha se os métodos analíticos funcionarem bem. Em casos com funções simples, as condições estacionárias, em que as primeiras derivadas são zero, ou seja, os extremos existem, as soluções ótimas podem ser encontradas analiticamente. Porém, a maioria dos problemas não permite manipulações analíticas, então os métodos de otimização convexa e de programação linear, bem como o método do GD devem ser avaliados. Em caso de falha na busca pela solução ótima em tempo computacional aceitável, avaliam-se os métodos bio-inspirados, tais como os

métodos AG, ARS, ACO, PSO, OCV, HSO, dentre outros.

As principais características dos métodos de otimização convexa, aproximativos e bio-inspirados estão resumidas na Tabela 2.4, tais como os aspectos relevantes, a complexidade computacional, o desempenho e compromisso desempenho-complexidade. Em termos qualitativos, a complexidade, o desempenho e o compromisso desempenho-complexidade são classificados como baixo, médio, elevado, baixo-médio, médio-elevado e outros. Os aspectos relevantes englobam a evolução iterativa ou não-iterativa, a configuração da otimização, tal como distribuída, centralizada ou semi-centralizada, as categorias de problemas aplicáveis, tais como os convexos e não convexos, e o tipo das variáveis, tais como as inteiras, discretas ou contínuas.

Aspectos relevantes contextualizam os algoritmos candidatos para AR em EONs. No caso dos métodos exatos, os métodos GD e IM são candidatos para resolverem problemas de PA em redes ópticas heterogêneas, por lidarem como variáveis contínuas e garantir desperdício mínimo de recurso, enquanto o CO é candidato para resolver o problema de SA, por lidar com variáveis discretas e contínuas, que podem ser MFs e banda de guarda. No caso dos métodos aproximativos, tais como, WBA, EPA e EnPA, são apropriados para PA, enquanto o DAT-PSL para SA, como suas próprias definições sugerem. No caso dos métodos BIs, existe uma gama maior de problemas que podem ser resolvidos, sendo candidatos tanto para PA como para SA. As características gerais dos métodos BIs os tornam semelhantes em termos das estratégias de controle, tipos de problemas e variáveis, exceto o ACO que é indicado para problemas com variáveis inteiras, enquanto os outros são indicados para variáveis contínuas (MATA et al., 2018).

As variáveis M , N_{cidade} (especialmente para o ACO) descrevem as dimensões dos problemas de otimização. Para efeito de análises, os custos de $J(\cdot)$, N_f , N_p , N_{bit} são considerados equivalentes para os diferentes algoritmos. Os métodos exatos encontram complexidades computacionais com valores considerados médios-elevados, os quais podem retornar soluções com tempos computacionais pouco atrativos ou infactíveis para as redes ópticas heterogêneas em operação *online*, os aproximativos com valores baixos, os quais podem retornar soluções com tempos computacionais atrativos para as redes ópticas heterogêneas em operação *online*, e os métodos BIs com valores baixos-médios, os quais podem retornar soluções com tempos computacionais apropriados para as redes ópticas heterogêneas em operação *online*. Além disso, o desempenho relativo dos métodos exatos possuem valores elevados, os quais retornam as melhores soluções em relação aos demais métodos de otimização ou soluções ótimas com mínimo desperdício de recursos, enquanto dos aproximativos possuem valores baixos, os quais retornam soluções marginais com desperdício de recursos, e dos BIs possuem valores médios-elevados, os quais retornam soluções próximas as melhores, em relação aos demais

Tabela 2.4 – Comparações de Generalidades dos Métodos de Otimização.

Algo.	Aspectos Relevantes	Complexidade	Desempenho	Compromisso Desempenho-Complexidade.
<i>Métodos Exatos</i>				
IM	não iterativo; centralizado; cenários estáticos; problemas que possui um vetor positivo da matriz \mathbf{H} da eq. (2.36) associado ao máximo autovalor da matriz; variáveis contínuas; margens mínimas;	média-elevada, $10M^3 + 11M^2 + 5M$;	elevado;	baixo-médio;
GD	iterativo; centralizado; cenários estáticos e dinâmicos; problemas convexos; margens mínimas;	média-elevada, $C(J(\cdot))$ $\left[N_f^{GD} (5 \cdot N_{bt}^{GD} \cdot M + 5 \cdot M + 1) \right] +$ $N_f^{GD} (M^2 + M + 3)$;	elevado;	baixo-médio;
CO	não iterativo; centralizado; cenários estáticos; problemas convexos e não convexos; variáveis discretas e contínuas;	elevada; $O(M!)$;	elevado;	baixo;
<i>Métodos Aproximativos</i>				
WBA	não iterativo; banco de dados; distribuído; cenários estáticos; variáveis contínuas; desperdício moderado;	baixa, $O(M \cdot N^\Theta \cdot N^P)$;	baixo-médio;	baixo-médio;
EPA	não iterativo; distribuído; cenários estáticos; variáveis contínuas; desperdício elevado;	baixa, $17M^2 - M$;	baixo;	baixo;
EnPA	não iterativo; distribuído; cenários estáticos; variáveis contínuas; desperdício moderado;	baixa, $51M^2 + 62M - 34 + 2M \cdot (N_i^{\text{span}} + N_i^{\text{ROADM}})$;	baixo-médio;	baixo-médio;
DAT-PSL	não iterativo; distribuído; cenários estáticos; variáveis contínuas; desperdício médio;	baixa, $M \cdot (N^{\text{MF}}) + M$;	baixo-médio;	baixo-médio;
<i>Bio-inspirados (BI)</i>				
AG	nota 1;	média-elevada, $N_p \cdot N_{\text{bit}} \cdot M(5 + 8 \cdot N_f^{\text{OCV}}) + N_p^{\text{OCV}} \cdot$ $N_f^{\text{AG}}(2 + 14 \cdot M) + 2 \cdot N_p^{\text{AG}} \cdot N_f^{\text{AG}} \cdot C(J(\cdot))$;	médio-elevado;	baixo-médio;
ARS	nota 1;	médio-elevado, $N_f^{\text{AG}}(11 + 2 \cdot M) + N_f^{\text{AG}} \cdot C(J(\cdot))$;	médio	baixo-médio;
ACO	nota 1	média-elevada, $O((N^{\text{CID}})^2 \cdot N^{\text{ANT}} \cdot N_f^{\text{ACO}})$;	médio-elevado;	médio;
PSO	nota 1;	baixo-médio, $3 \cdot N_p^{\text{PSO}} \cdot M + N_f^{\text{PSO}} \cdot N_p^{\text{PSO}}(10 \cdot M) +$ $N_f^{\text{PSO}} \cdot N_p^{\text{PSO}}(C(J(\cdot)))$;	médio-elevado;	médio-elevado;
OCV	nota 1;	baixo-médio, $N_p^{\text{OCV}} \cdot M \cdot (3 + 10 \cdot N_f^{\text{OCV}}) + N_f^{\text{OCV}} \cdot N_p^{\text{OCV}} \cdot C(J(\cdot))$;	médio-elevado;	médio-elevado;
HSO	nota 1;	baixa-média, $25N_f^{\text{HSO}} \cdot K + 3 \cdot C(J(\cdot)) \cdot N_f^{\text{HSO}} \cdot K$;	médio-elevado;	médio-elevado;

Nota¹: iterativo; distribuído, semi-centralizado, centralizado; cenários estáticos e dinâmicos; problemas convexos e não convexos; variáveis inteiras, discretas ou contínuas; margens mínimas;

métodos de otimização, ou às ótimas, com baixo desperdício de recursos.

Finalmente, os compromissos complexidades-desempenhos podem ser discutidos. Com relação aos métodos exatos, os compromissos desempenhos-complexidades são considerados baixos-médios para os métodos IM e GD devido aos custos computacionais médios-elevados

necessários para retornar os desempenhos elevados e baixo para o método CO devido aos custos computacionais elevados necessários para retornar o seu desempenho elevado. No tocante aos métodos aproximativos, exceto o método EPA, os compromissos desempenho-complexidades são considerados baixos-médios, pois, ainda que custos computacionais são baixos, os desempenhos são médios-baixos, já acerca do método aproximativo EPA, o compromisso desempenho-complexidade é considerado baixo, pois, ainda que o seu custo computacional é equivalente aos demais métodos aproximativos, o seu desempenho é inferior ao desempenho dos demais métodos aproximativos. E no que diz respeito aos métodos BIs, o compromisso desempenho-complexidade computacional é considerado baixo-médio, para os métodos AG e ARS, que possuem complexidade média-elevada para um desempenho médio-elevado, e médio-elevado para o PSO, OCV e HSO, que possuem complexidade baixa-média para desempenho médio-elevado. Enfatiza-se que existem poucas discussões e aplicações na literatura para o método BI baseado no HSO e suas variações, por ser um método proposto recentemente em [RBOUH; IMRANI \(2014\)](#), enquanto os demais métodos BIs na Tabela 2.4 vêm sendo amplamente investigados na literatura; o HSO apresenta-se como candidato por apresentar complexidade computacional baixa-média, desempenho médio-elevado, bem como o compromisso desempenho-complexidade médio-elevado.

2.4 Conclusões do Capítulo

Este capítulo apresenta a estrutura e características das redes ópticas heterogêneas para aplicação em redes de transporte, onde ocorre a maior concentração do volume de dados, tendo como foco as redes ópticas com MLRs e as EONs, que se destacam em relação as redes ópticas com taxa única no que tange ao crescimento exponencial de diversas aplicações de internet, pois ambas as redes apresentam um melhor aproveitamento espectral e energético, assim como uma melhor flexibilidade e escalabilidade. As tecnologias empregadas para estas redes ópticas MLRs e EON foram apresentadas, tais como o WDM e o N-WDM, respectivamente, bem como as arquiteturas adotadas, as quais incluem os elementos das camadas físicas, e os modelos dos sistemas, os quais incluem estimativas perfeitas e imperfeitas dos canais resultantes do monitoramento imperfeito dos OPMs, instabilidade de potência (ou potência dinâmica) e envelhecimento dos elementos da camada física.

Por conseguinte, os problemas de AR foram formulados, especialmente o problema de PA, tendo como objetivo determinar as potências de transmissão ópticas que minimizam o consumo energético enquanto os requisitos de qualidade de transmissão são garantidos, e o problema do compromisso da SPA, pretendendo maximizar o compromisso de SPA enquanto os

requisitos de qualidade de transmissão são garantidos. Basicamente o problema de PA pode obter a máxima EE, combatendo imperfeições causadas por ASE e NLIs, garantindo a QoT em cenários dinâmicos, minimizando recursos durante o tempo de vida da EON, limitando o orçamento de energia e reduzindo efeitos causados por flutuações nos amplificadores, assim como uma formulação para problema do compromisso de SPA pode obter um melhor balanço para a máxima EE e a máxima SE, uma vez que os valores máximos de EE e de SE simultaneamente são objetivos conflitantes, uma normalização apropriada da discrepância das escalas de valores da potência [W] e do espectro [Hz], os quais são intrinsecamente normalizados, e um melhor aproveitamento dos recursos energéticos e espectrais.

Além disso, os fundamentos dos métodos de otimização para AR foram desenvolvidos, dentre eles, os métodos exatos, os BIs e os aproximativos, bem como um comparativo entre estes métodos. Foram apresentadas as discussões a respeito destes métodos, tais como as generalidades para cada método de otimização, assim como os aspectos relevantes e métricas qualitativas, que qualificam o desempenho, a complexidade e o compromisso desempenho-complexidade. Posteriormente, as análises comparativas entre os métodos foram apresentadas destacando o desempenho, a complexidade e o compromisso desempenho-complexidade. No que diz respeito aos métodos exatos, as análises de desempenhos-complexidades definiram níveis baixo ou baixos-médios para estes métodos devido ao desempenho elevado com custo de complexidade considerado médio-elevado, já, no que concerne aos métodos aproximativos, as análises de desempenhos-complexidades definiram níveis baixo ou baixos-médios para estes métodos devido ao desempenho baixo ou baixos-médios com custo de complexidade baixos, e no tocante aos métodos BIs, as análises definiram compromissos desempenhos-complexidades considerados médio ou médios-elevados para estes métodos devido ao desempenho médio ou médio-elevado com custo de complexidade considerados médios-elevados ou baixos-médios.

Em síntese, este capítulo tratou sobre as redes ópticas heterogêneas, em especial redes ópticas com MLRs e EONs, bem como problema de AR e métodos de otimização. Nos próximos capítulos, serão propostos esquemas de AR, tendo como foco a PA e o compromisso de SPA, adotando os métodos exatos, os BIs e os aproximativos, visando o melhor compromisso desempenho-complexidade no que tange as redes ópticas heterogêneas de transporte com MLRs e as EONs, capítulos 3 e 4, respectivamente.

3 Estratégia de Solução para o Problema de Alocação de Potência

Neste capítulo são apresentadas estratégias para resolução do problema de PA mínima para redes ópticas heterogêneas descrito no Capítulo 2, subseções 2.1.1 e 2.1.2. No caso das redes ópticas com múltiplas taxas (MLRs–*Mixed Line-Rates*), propõe-se um algoritmo de controle de potência adaptativo (APCA–*Adaptive Power Control Algorithm*) através de um controlador proporcional-integral-derivativo (PID) com seus ganhos PID ajustados pela otimização por enxame de partículas (PSO–*Particle Swarm Optimization*), o qual é denominado APCA-PID-PSO. No caso das redes ópticas elásticas (EONs–*Elastic Optical Networks*), propõem-se estratégias de alocação de potência (PA–*Power Allocation*) mínima assumindo o método de otimização por busca de furacões (HSO–*Hurricane Search Optimization*) e duas variações deste, tais como o método de otimização por busca de furacões caóticos (CHSO–*Chaotic Hurricane Search Optimization*), que insere um mapa caótico no HSO para prover maior diversidade e robustez nas soluções, bem como o método de otimização por busca de furacões caóticos adaptativos (A-CHSO–*Adaptive Chaotic Hurricane Search Optimization*), que insere mecanismo adaptativo no CHSO para atualização do parâmetro r_0 . Os resultados numéricos dos algoritmos propostos são validados através de comparações com os métodos exatos e aproximativos apresentados no Capítulo 2, particularmente nas subseções 2.3.1-2.3.2, onde são apresentados os métodos da inversão de matriz (IM), do gradiente descendente (GD–*Gradient Descent*), da média do melhor e pior (WBA–*Worst-Best Average*) e da alocação de potência suficiente (EnPA–*Enough Power Allocation*). As análises comparativas são compostas pelas métricas de desempenho, de complexidade computacional (CC) e do compromisso entre ambos.

A estratégia de PA para a rede óptica com MLR gerou o artigo da ref. SANTOS et al. (2018a), bem como as estratégias de PA para a EON geraram os artigos das refs. SANTOS; ABRÃO (2020a) e SANTOS; ABRÃO (2020b), respectivamente.

Os principais motivos para as estratégias de PA em redes ópticas heterogêneas são elencados: *i*) vários trabalhos (KANJ et al., 2018; BIRAND et al., 2014) evitam procedimentos de alocação de potência assumindo valores constantes para as potências de transmissão, uma vez que a alocação dos recursos nas redes ópticas heterogêneas na sua versão mais completa é do tipo não polinomial (NP)-difícil devido à variedade de parâmetros a serem gerenciados. Por exemplo, em relação às redes ópticas com MLRs é necessária a atribuição apropriada da potência, do roteamento, do comprimento de onda, da taxa e do formato de modulação

(PRWRMA—*Power, Routing, Wavelength, Rate, and Modulation Assignment*), bem como em relação às EONs é necessária a atribuição apropriada da potência, da rota, do formato de modulação e do espectro (PRMFSA—*Power, Routing, Modulation Format and Spectrum Assignment*) (VALE; JR, 2019); *ii*) a PA é um procedimento importante para combater as principais imperfeições nas redes ópticas heterogêneas, tais como as emissões espontâneas amplificadas (ASE—*Amplifier Spontaneous Emission*) provenientes dos amplificadores ópticos e as interferências não lineares (NLI—*Nonlinear interference*) provenientes da interferência própria do canal óptico (SCI—*Self-Channel Interference*) e da interferência cruzada entre os canais ópticos (XCI—*Cross-Channel Interference*) (PAN; PAVEL, 2014; SOUMPLIS et al., 2017); *iii*) a garantia de qualidade de transmissão (QoT—*Quality of Transmission*) ajustando a potência de transmissão dos canais ópticos em cenários dinâmicos, os quais estão relacionados às variações de tráfego, topologia da rede, aspectos físicos dos EDFA e ROADM na adição e remoção dos canais, reduzindo assim o desperdício de recursos ao longo da vida das EONs; *iv*) acréscimo de capacidade da rede (SANTOS et al., 2018a); e *v*) limitar o orçamento de energia, isto é, maximizar a eficiência energética (MARTINEZ et al., 2019).

Em seguida, este capítulo apresenta os métodos propostos neste trabalho de tese e os métodos comparativos selecionados na literatura para resolução do problema de alocação de potência mínima, Subseção 3.1. Por conseguinte, apresenta-se os aspectos de implementação destes algoritmos, bem como as métricas de desempenho, de complexidade e de compromisso desempenho-complexidade, Subseção 3.3. Subsequentemente, realiza-se a AR através dos métodos propostos e dos métodos comparativos por meio de simulações numéricas na Seção resultados numéricos, Seção 3.4, para uma rede óptica com MLRs e uma EON, particularmente nas subseções 3.4.1 e 3.5, respectivamente. Por último, as principais conclusões do capítulo são discutidas na Subseção 3.6.

3.1 Métodos Propostos

Nesta Seção são apresentados os métodos propostos para resolução do problema de alocação de potência mínima nas redes ópticas heterogêneas, tais como o algoritmo APCA-PID-PSO, o qual é sugerido para uma rede óptica com MLRs, Subseção 3.1.1, os algoritmos baseados no HSO modificado, Subseção 3.1.2, por exemplo, os algoritmos PA-HSO, PA-CHSO e PA-A-CHSO, subseções 3.1.2.1–3.1.2.3, respectivamente, os quais são sugeridos para uma EON, Subseção 3.1.2, assim como os métodos exatos e os aproximativos, os quais são adotados como métodos comparativos, Subseção 3.2.

3.1.1 Alocação de Potência Adaptativa baseada em um Controlador Proporcional Integral e Derivativo (APCA-PID-PSO)

O algoritmo APCA-PID-PSO é uma estratégia de controle de potência adaptativo, baseado no esquema de controle PID, que ajusta os ganhos de um controlador PID através do algoritmo BI do PSO. Em [SANTOS et al. \(2018b\)](#), o APCA-PID-PSO algoritmo foi proposto para alocação de potência na terceira fase das redes ópticas passivas da próxima geração (NG-PON3– *Third Phase of the Next-Generation of Passive Optical Networks*) pretendendo um controle de potência eficiente e efetivo quando sujeito às imperfeições nas estimativas dos canais ópticos nas NG-PON3, em que o ajuste sistemático dos ganhos PID em tempo real colabora para um melhor desempenho em cenários dinâmicos de redes ópticas, uma vez que estruturas de controle de potência de transmissão auto ajustáveis são mais promissoras para lidar com os aspectos de flexibilidade e de escalabilidade pertinentes às redes ópticas ([SANTOS et al., 2018b](#)). Neste trabalho de tese este algoritmo é proposto para lidar com potências dinâmicas em cenários relacionados às redes ópticas de transporte, sendo descrito na sequência em detalhes.

O algoritmo APCA-PID-PSO é adotado para retornar um melhor desempenho das ações do PID em concomitância com as variações das condições dos canais em tempo real. Este algoritmo segue um esquema de controle de potência linear em malha fechada para o i -ésimo canal óptico, em que o i -ésimo transmissor tem um controlador PID que ajusta a i -ésima potência de transmissão dadas as condições dos canais ópticos, tal como ilustrado na Fig. 3.1.

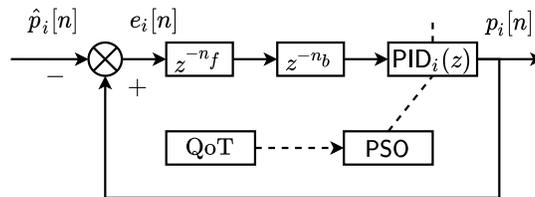


Figura 3.1 – Diagrama do APCA-PID-PSO.

A seguir, os principais elementos do APCA-PID-PSO são descritos. A variável $\hat{p}_i[n]$ é a referência de potência relacionada ao i -ésimo canal óptico na n -ésima iteração [W], em que n é o tempo discreto, dada por:

$$\hat{p}_i[n] = \Psi_i[n] \cdot p_i[n - 1] \text{ [W]}. \quad (3.1)$$

sendo $p_i[n]$ a potência do i -ésimo canal óptico na n -ésima iteração [W], $\Psi_i[n]$ a margem residual (RM–*Residual Margin*) de OSNR do i -ésimo canal óptico na n -ésima iteração [S.U.],

tal como em (2.28), dada por

$$\Psi_i[n] = \left(\frac{\text{L2dB}(\gamma_{\text{B2B},i}^*)}{\text{L2dB}(\hat{\gamma}_{\text{B2B},i}[n])} \right) [\text{S.U.}], \quad (3.2)$$

sendo $\gamma_{\text{B2B},i}^*$ a relação sinal-ruído óptica (OSNR–*Optical Signal to Noise Ratio*) alvo referente ao i -ésimo canal óptico [dB], $\hat{\gamma}_{\text{B2B},i}[n]$ a OSNR ponta a ponta estimada pelos monitores de desempenho óptico para o i -ésimo canal óptico na n -ésima iteração [dB]. Valores de $\Psi_i[n] < 1$ reduzem $\hat{p}_i[n]$, isto é, $p_i[n]$ está abaixo do valor alvo, bem como valores de $\Psi_i[n] > 1$ aumentam $\hat{p}_i[n]$, isto é, $p_i[n]$ está acima do valor alvo. A variável $e_i[n]$ é o erro de controle referente ao i -ésimo canal óptico na n -ésima iteração [W], que é dado por:

$$e_i[n] = (p_i[n] - \hat{p}_i[n]) [\text{W}]. \quad (3.3)$$

As variáveis n_f e n_b são o tempo discreto necessário para a informação propagar do receptor para o transmissor e o tempo discreto necessário para reportar as condições de canais ao receptor, respectivamente.

A partir da Fig. 3.1 formula-se a função de transferência em malha fechada para esquema de controle de potência no domínio z :

$$T_i(z) = \frac{p_i(z)}{\hat{p}_i(z)} = \frac{-\text{PID}_i(z)z^{-(n_f+n_b)}}{1 - \text{PID}_i(z)z^{-(n_f+n_b)}}, \quad (3.4)$$

em que $\text{PID}_i(z)$ denota o controlador PID em malha fechada (ALVES et al., 2016), dado por:

$$\text{PID}_i(z) = -K^P - \frac{K^I}{1 - z^{-1}} - K^D \cdot (1 - z^{-1}), \quad (3.5)$$

em que K^P , K^I e K^D são os ganhos proporcional, integral e derivativo, respectivamente. Para sintonia dos ganhos PID, os métodos clássicos não são adequados para aplicações semelhantes às redes ópticas com MLR com variações nas condições e incertezas dos canais. Por isso, adota-se uma sintonia adaptativa dos ganhos PID a partir do PSO, detalhado no Capítulo 2, Subseção 2.3.3.4 considerando as condições do enlace óptico de fibra, tal como (SANTOS et al., 2018b).

A função custo utilizada no problema de otimização é baseada no valor da integral do erro absoluto (IEA) [W]:

$$l(K^P, K^I, K^D) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{n=1}^{N_f^{\text{PID}}} n |e_i[n]| [\text{W}], \quad (3.6)$$

em que $e_i[n]$ é o erro, N_f^{PID} é o número final de iterações e M é o número de caminhos de luz, que interagem em alguma parte da rota do i -ésimo transmissor. Assim sendo, o problema de otimização de PA para uma rede óptica através da estratégia de controle APCA-PID-PSO pode ser formulado como:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{p} \in \mathbb{R}^M, K^P, K^I, K^D} \quad & I(K^P, K^I, K^D) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{n=1}^{N_f^{\text{PID}}} n |e_i[n]| [\text{W}], \\ \text{s.t.} \quad & (\Lambda.1) \quad p^{\min} \leq p_i \leq p^{\max} \quad i = 1, \dots, M, \\ & (\Lambda.2) \quad \hat{\gamma}_{\text{B2B},i} \geq \gamma_{\text{B2B},i}^* \quad i = 1, \dots, M. \\ & (\Lambda.3) \quad \Theta_i \geq \Theta_i^{\min} \quad i = 1, \dots, M. \end{aligned} \quad (3.7)$$

A alocação de potência mínima que garante os requisitos de QoT em (3.7) é obtida quando $I(K^P, K^I, K^D) \rightarrow 0$. A fim de simplificar a formulação do problema de otimização em (3.7), as restrições $\Lambda.2$ e $\Lambda.3$ podem ser reduzidas, pois a verificação de $\Lambda.2$ é avaliada na eq. (3.2), portanto está inserida no objetivo em (3.7) através de (3.3), bem como a verificação de $\Lambda.3$ está relacionada a $\gamma_{\text{B2B},i}^*$, isto é,

$$\gamma_{\text{B2B},i} \propto \Theta_i, \quad \text{logo} \quad \gamma_{\text{B2B},i} = \gamma_{\text{B2B},i}^* \quad \text{garante} \quad \Theta_i = \Theta_i^{\min},$$

assim sendo, a formulação em (3.7) é reduzida a:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{p} \in \mathbb{R}^M, K^P, K^I, K^D} \quad & I(K^P, K^I, K^D) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{n=1}^{N_f^{\text{PID}}} n |e_i[n]| [\text{W}], \\ \text{s.t.} \quad & (\Lambda.1) \quad p^{\min} \leq p_i \leq p^{\max} \quad i = 1, \dots, M. \end{aligned} \quad (3.8)$$

Assim, no contexto do problema de otimização formulado, o IEA inferior retornará os ganhos PID adequados (K^P , K^I , K^D), bem como o melhor vetor potência de transmissão $\mathbf{p}^* = [p_1, \dots, p_M]^{1 \times M}$, garantindo os requisitos de QoT de acordo com as condições do canal óptico. Finalmente, o pseudocódigo do princípio de funcionamento do APCA-PID-PSO é apresentado no Algoritmo 8.

3.1.2 Otimização por Busca de Furacões (HSO)

O HSO é um algoritmo inspirado no comportamento do furacão, baseado no movimento em curso espiral das parcelas de vento do furacão que se afastam de uma zona de baixa pressão (olho do furacão). Essas parcelas de ventos procuram por uma possível nova posição

do olho para encontrar a solução ótima. Trata-se de um algoritmo de otimização global para um problema com objetivo único (RBOUH; IMRANI, 2014) e multi-objetivo (RIZK-ALLAH et al., 2018), que tem desempenho muito competitivo em comparação a outros algoritmos de otimização bioinspirados (BIs), tais como o algoritmo de busca gravitacional (ABG) e PSO. O HSO foi proposto na literatura motivado pelos teoremas de otimização sem almoço grátis (NFL–No Free Lunch), que prova a inexistência de algoritmos universalmente eficientes.

As particularidades e as características do problema de otimização afetam a capacidade do algoritmo de otimização em encontrar a solução ótima (RBOUH; IMRANI, 2014). A exemplo disso, a aplicação da teoria do caos sozinha ou em conjunto com outros algoritmos, como o algoritmo de otimização por colônia de formigas (ACO–Ant Colony Optimization) (COELHO; MARIANI, 2008), o algoritmo de otimização por colônia de vaga-lumes (OCV) (GANDOMI et al., 2013) e o PSO (ALATAS et al., 2009) melhora a qualidade das soluções. O caos apresenta uma natureza não repetitiva, o que aumenta a busca aleatória dos métodos de otimização, bem como a capacidade de se afastar de soluções locais. Em geral, mapas caóticos baseados no comportamento complexo de um sistema determinístico não linear podem ser implantados de forma vantajosa para melhorar a qualidade das soluções.

3.1.2.1 Método de Otimização por Busca de Furacões (HSO)

A estratégia de PA mínima através do HSO é denominada PA-HSO e o seu princípio de funcionamento é apresentado em detalhes no Algoritmo 10, na Subseção 2.3.3.6, bem como a função aptidão adotada na eq. (2.26) na Subseção 2.2.1. Além disso, as duas variações propostas para o PA-HSO, tais como o PA-CHSO e o PA-A-CHSO são apresentados na Subseção 3.1.2.2 e 3.1.2.3, respectivamente.

3.1.2.2 Método de Otimização por Busca de Furacões Caóticos (CHSO)

A única diferença entre o PA-HSO e -CHSO é o procedimento de atualização do $z_k[n]$, anteriormente apresentado em (2.78). Para o PA-HSO $z_k[n]$ é uma variável aleatória com distribuição uniforme, enquanto para o PA-CHSO adota-se $z_k[n]$ como uma variável aleatória atribuída por um mecanismo caótico (COELHO; MARIANI, 2008; ALATAS et al., 2009). O intuito do mecanismo caótico é ampliar a capacidade de escape de mínimos locais e diversificação de soluções candidatas. Propõe-se um mapa caótico relacionado à dinâmica de uma população biológica, com as características de distribuição caótica modelada por um mecanismo recursivo de atualização, seguindo:

$$z_k[n + 1] = \omega^{\text{MC}} \cdot z_k[n](1 - z_k[n]), \quad (3.9)$$

em que $z_k[n] \in [0, 1]$ é a variável caótica, inicializada de forma arbitrária, e ω^{MC} é o parâmetro de controle no intervalo $0 < \omega^{\text{MC}} \leq 4$ (COELHO; MARIANI, 2008; ALATAS et al., 2009) no mecanismo caótico em (3.9). Os valores assumidos de $z_k[n]$ trazem mais diversidade para a etapa de pesquisa quando comparados com a abordagem de distribuição uniforme. O pseudocódigo do PA-A-CHSO é o mesmo do PA-HSO, descrito no Algoritmo 10 na Subseção 2.3.3.6 do Capítulo 2.

3.1.2.3 Método de otimização por Busca de Furacões Caóticos Adaptativos (A-CHSO)

O algoritmo PA-A-CHSO resulta de uma modificação na configuração do parâmetro r_0 presente no PA-CHSO. O intuito é ajustar dinamicamente o parâmetro r_0 enquanto as condições dos canais estão sendo modificadas e a QoT não foi garantida durante a fase de operação da EON, em contraste ao PA-CHSO que tem o parâmetro r_0 ajustado durante a fase de projeto e fixado durante a fase de operação EON.

O conceito do parâmetro r_0 adaptativo é análogo à taxa de aprendizagem presente em outros algoritmos de otimização, tal como o GD (ROBERTS et al., 2016; BOYD et al., 2004). Os valores altos de r_0 resultam em soluções ruins e convergência mais rápida, enquanto os valores baixos de r_0 resultam em uma solução geralmente melhor (muito perto da PA ótima) com convergência lenta (ROBERTS et al., 2016; BOYD et al., 2004). Suas duas principais vantagens são: a busca guiada através do r_0 adaptativo sob as condições de QoT atuais, bem como uma maior afinidade do parâmetro r_0 a partir dos aspectos dinâmicos e flexíveis presentes nas EONs.

A função linear assumida para o ajuste dinâmico de r_0 na n -ésima iteração é dada por:

$$r_0[n] = \left(\frac{r_0^{\text{max}} - r_0^{\text{min}}}{J^{\text{PA}}(\mathbf{p})^{\text{max}} - J^{\text{PA}}(\mathbf{p})^{\text{min}}} \right) \cdot J^{\text{PA}}(\mathbf{p})[n] + r_0^{\text{min}}, \quad (3.10)$$

em que $r_0^{\text{min}} = 0$, denota que não é necessário acréscimo de potência pois o objetivo é alcançado, e r_0^{max} são os valores mínimo e máximo de r_0 . O parâmetro r_0^{max} está relacionado à OSNR máxima aproximada $\tilde{\gamma}_i^{\text{max}}$ obtida por p_i^{EPA} através da eq. (2.18) e da eq. (2.45), respectivamente. O custo $J^{\text{PA}}(\mathbf{p})^{\text{max}}$ é o valor máximo do custo $J^{\text{PA}}(\mathbf{p})$ dado p_i^{EPA} obtido através da eq. (2.45) enquanto o custo $J^{\text{PA}}(\mathbf{p})^{\text{min}} = 0$ é o valor do custo ótimo de $J^{\text{PA}}(\mathbf{p})$.

3.2 Métodos de Otimização Exatos e Aproximativos

A aplicação dos métodos de otimização exatos e aproximativos para PA mínima em redes heterogêneas leva em conta trabalhos importantes abordados na literatura. Para uma rede

óptica múltipla taxas (MLRs), adota-se a solução exata a partir do método de IM apresentado no Capítulo 2, Subseção 2.3.1, tal como nos trabalhos de SANTOS et al. (2018), MARTINEZ et al. (2019) e DURAND et al. (2012) e o método aproximativo do WBA, apresentado no Capítulo 2 na Subseção 2.3.2.1, tal como no trabalho de CUKURTEPE et al. (2014). Já para o problema de alocação de potência mínima em EON têm sido adotadas as soluções exatas a partir do método do GD, apresentado no Capítulo 2, Subseção 2.3.1.2, tal como no trabalho de ROBERTS et al. (2016) e o método aproximativo da EnPA, apresentado no Capítulo 2, Subseção 2.3.2.3, tal como no trabalho em VALE; JR (2019).

3.3 Implementação, Desempenho e Complexidade Computacional

Nesta Seção são apresentados: os aspectos relevantes sobre a implementação dos métodos de otimização apresentados, Subseção 3.3.1; as métricas de desempenho, Subseção 3.3.2; as métricas de complexidade computacional, Subseção 3.3.2.2; bem como o compromisso desempenho-complexidade computacional, Subseção 3.3.2.3.

3.3.1 Aspectos de Implementação dos Algoritmos Analisados

Na sequência são discutidos os principais aspectos em relação à implementação dos métodos de otimização considerados neste capítulo.

3.3.1.1 Implementação do algoritmo APCA-PID-PSO

Os ganhos PID são ajustados em tempo real pelas partículas do PSO. Cada conjunto de ganhos PID determina as potências de transmissão dos canais ópticos através do controlador PID, considerando a QoT estimada pelos OPMs em (2.12), na n -ésima iteração do PSO. O ganho com menor custo determinado pelo objetivo em (3.8), na n -ésima iteração do PSO, determina as potências de transmissão dos canais ópticos. O controlador PID assume uma faixa de valores PID adotada em outros trabalhos da literatura que abordaram sintonias adaptativas de ganhos PID, através do PSO ou da rede neural artificial Adaline, tal como em SANTOS et al. (2018b) e em SANTOS et al. (2018), respectivamente, por exemplo: os ganhos PID pertencem às faixas de valores $K^P \in [-0, 1; 0, 1]$, $K_i \in [1, 3; 2, 5]$ e $K_d \in [-0, 1; 0, 1]$; e as iterações do controlador PID as faixas de valores $\varphi \in [1, 8]$. Os demais parâmetros do PSO são adotados conforme a Tabela 2 em SANTOS et al. (2018b). Os valores iniciais das potências dos canais são ajustados

para 0 dBm e as condições dos canais são reportadas pelos monitores de desempenho óptico (OPMs—*Optical Performance Monitors*).

3.3.1.2 Implementação do algoritmo WBA

Na etapa de projeto para os serviços que podem ser solicitados, isto é, $\Theta = [10, 40, 100]$ Gbps, com seus respectivos formatos de modulação pré-determinados nos transmissores, os quais serão apresentados na seção de resultados numéricos, o algoritmo WBA determina os alcances de transmissão que garantem as taxas de erros de bits (BERs—*Bit-Error Rates*) toleráveis para uma faixa de valores discretos $p \in [-2, -1, 0, 1, 2]$ dBm, considerando o mais alto nível de imperfeições para as condições de canais, tais como altas margens de projeto, efeitos de envelhecimento, variações abruptas por inserção ou retirada canais, dentre outros, assim como considerando a ausência de imperfeições, os quais assumem os canais em perfeitas condições. Mais detalhes são apresentados na Subseção 2.3.2.1 do Capítulo 2. Assim, na etapa de operação, quando um serviço (Θ) é requisitado para o i -ésimo canal óptico, que é alocado na primeira posição disponível no espectro, o algoritmo WBA retorna o valor de p_i proveniente do menor alcance médio que garante a i -ésima BER tolerável (e_i).

3.3.1.3 Implementação do algoritmo IM

Para realizar a alocação de potência mínima de forma ótima, tal método coleta todas as informações da rede óptica de forma centralizada, ou seja, os parâmetros físicos e de canais, o volume de tráfego de dados, dentre outros, são reportados para um nó central, onde todos os recursos são gerenciados de maneira conjunta. Essa coleta de informações define o vetor com as potências dos ruídos aditivo gaussiano branco (AWGN—*Additive white Gaussian noise*) na entrada do receptor relacionado ao i -ésimo canal óptico (\mathbf{p}^{rd}) [W], bem como a matriz interferente normalizada (\mathbf{H}) [S.U.]. Então, os elementos \mathbf{p}^{rd} e \mathbf{H} relacionam para encontrar a solução ótima na direção dos valores alvos para as interferências nas portadoras ($\mathbf{\Gamma}^*$) [S.U.], tal como em (2.36)¹.

3.3.1.4 Implementação do algoritmo GD

O algoritmo GD soluciona o problema de alocação de potência, em (2.27), visando a alocação de potência mínima de forma ótima (ou quase ótima) com tempo computacional apro-

¹No método de IM, com solução em (2.36), os ruídos não lineares, de *crosstalk* entre os canais ópticos e de disparo no receptor, que compõem o modelo de OSNR para redes ópticas com MLRs em (2.1), são negligenciados. O método IM considera somente as interferências e os ruídos de ASE oriundos dos amplificadores instalados ao longo da rede óptica. Por isso, para cenários ópticos altamente não lineares a otimalidade não pode ser encontrada.

priado. Para isso, as condições de canais são reportadas pelos monitores de desempenho óptico (OPMs) em tempo real e manipuladas para o ajuste de potência apropriado. O procedimento para alocação de potência mínima é iterativo e depende do passo de aprendizado para o método gradiente descendente (ω^{GD}), relacionando-se com a direção do gradiente descendente para atualizar as potências de transmissão, veja o Algoritmo 1. A atualização do passo de aprendizado ω^{GD} ocorre através do algoritmo de busca em linha por retrocesso (BT-*backtracking*), veja o Algoritmo 2, que também possui dois passos de aprendizados, ω_2^{BT} ajusta o valor de ω^{GD} e ω_1^{BT} verifica se o valor de ω^{GD} obtido é factível, ambos passos com valores típicos $\in [0, 1; 0, 8]$ e $\in [0, 01; 0, 3]$ (BOYD et al., 2004), respectivamente. O critério de parada é adotado assumindo um número máximo de iterações, que determina a solução ótima ou quase ótima com precisão adequada.

3.3.1.5 Implementação do algoritmo HSO e suas variações

O esquema de PA mínima a partir desses algoritmos é realizado em tempo real, tal como descrito nas subseções 3.1.2.1, 3.1.2.2 e 3.1.2.3. Duas estratégias são adotadas a para otimização dos parâmetros de entrada (OPE), bem como para a garantia da efetividade e da eficiência da PA mínima. Uma OPE é baseada na Seção Áurea (ScA) e outra baseada na taxa condicional de sucesso (TCS), as quais são detalhadas adiante nas subsubseções 3.3.1.5.1 e 3.3.1.5.2, respectivamente.

3.3.1.5.1 Otimização dos Parâmetros de Entrada baseado na Seção Áurea para os algoritmos baseados em HSO.

A estrutura para a otimização dos parâmetros de entrada assume conceito de Seção áurea (OPE-ScA) e configura-se semelhante ao procedimento sistemático proposto em FILHO et al. (2012), em que apenas os principais parâmetros de entrada que afetam drasticamente o desempenho dos algoritmos baseados no HSO são otimizados, por exemplo, r_0 e ω^{PV} , bem como apenas os principais parâmetros de entrada que afetam drasticamente a complexidade desses algoritmos são otimizados, por exemplo, N_f^{PV} e N_f^{HSO} .

A seguir, o procedimento de OPE-ScA é fundamentado para o algoritmo PA-HSO. Tal procedimento também se aplica aos algoritmos PA-CHSO e A-CHSO. Esse procedimento é composto por duas partes (φ). A primeira parte (φ_1) consiste em manter fixo o parâmetro ω^{PV} enquanto o parâmetro r_0 é otimizado; já a segunda parte (φ_2) consiste em manter fixo o parâmetro r_0 otimizado, obtido da etapa anterior, enquanto o parâmetro ω^{PV} é otimizado. O método de pesquisa da Seção áurea (ZIEGEL, 1987) busca os valores apropriados para os parâmetros de entrada. Tal método visa o valor mínimo de uma função objetivo unimodal

estreita sucessivamente um intervalo de valores candidatos para os parâmetros de entrada dos algoritmos dentro de uma região viável (ZIEGEL, 1987). Tanto em φ_1 como em φ_2 , a otimização dos parâmetros de entrada ocorre como no Algoritmo 11, que detalha apenas a otimização r_0 . Destaca-se que, para o algoritmo PA-A-CHSO, somente ω^{PV} é otimizado, pois r_0 é obtido como em (3.10).

Os parâmetros do Algoritmo 11 são estruturados baseados no algoritmo de busca da Seção áurea apresentado em PRESS et al. (2007). g_s é a Seção áurea dada por

$$g_s = \frac{1 + \sqrt{5}}{2},$$

bem como r_0^{\min} e r_0^{\max} são os respectivos valores mínimo e máximo para a faixa de valores de r_0 , N^{REPT} é o número de repetições para redução do intervalo de r_0 na n -ésima iteração ($\mathfrak{I}(r_0)[n]$), \tilde{r}_1 e \tilde{r}_2 são os pontos intermediários,

$$|r^{\max} - r^{\min}| < \Upsilon^{r_0}$$

é o critério de parada para otimização de r_0 , dado um valor candidato inferior (r_l) e superior (r_u) para r_1 e r_2 , Υ^{r_0} é a tolerância adotada como critério de parada para r_0 , $\omega^{\text{PV}} \in [\omega^{\text{PV},\min}, \omega^{\text{WP},\max}]$ é o parâmetro que se mantém fixo. N_f^{REAL} realizações são adotadas para medir $\mathbb{E}[J^{\text{PA}}(\mathbf{p})[n]]$, tal que $J^{\text{PA}}(\mathbf{p})[n]$ é modelado como em (2.28). Após a otimização de ω^{PV} realiza-se a otimização de ω^{PV} substituindo-se r_0 por ω^{PV} .

Basicamente, o Algoritmo 11 funciona da seguinte forma: i) as linhas 1-20 otimizam r_0 ; ii) as linhas 2-9 reduzem o intervalo de busca de r_0 , representado por $\mathfrak{I}(r_0)[n]$. Em detalhes, na linha 10 o parâmetro ω^{PV} é mantido fixo para otimizar somente o parâmetro r_0 , logo nas linhas 11-19 ele é otimizado enquanto o critério de parada

$$|r^{\max} - r^{\min}| < \Upsilon^{r_0}$$

não é alcançado. Na linha 20 é atribuído o valor de r_0 após N^{REPT} . Finalmente, na linha 21 repete-se a otimização de r_0 para ω^{PV} .

3.3.1.5.2 Otimização dos Parâmetros de Entrada baseado na Taxa Condicional de Sucesso para os algoritmos baseados em HSO.

A otimização dos parâmetros de entrada (OPE) baseado na taxa condicional de sucesso (TCS), a razão entre resultados que são considerados como sucesso e todos que foram obtidos ao longo da operação do algoritmo HSO, denominada OPE-TCS, objetiva re-otimizar os parâmetros de entrada dos algoritmos de PA baseados na heurística do furacão (HSO), relacionados ao

Algoritmo 11: Otimização dos Parâmetros de Entrada baseado na Seção Áurea (OPE-ScA)

Entrada: $N^{\text{REPT}}, N_f^{\text{REAL}}, \Upsilon^{r_0}, \Upsilon^{\omega^{\text{PV}}}, p^{\text{min}}, p^{\text{max}}, \omega^{\text{PV,min}}, \omega^{\text{PV,max}}, g_s,$
 $N_f^{\text{PV}}, \omega^{\text{PV}}, r^{\text{max}}, \theta_k[1], p^{\text{min}}, p^{\text{max}}, \theta_k[n] = 0, \mathbf{p}_0;$

Saída: $\omega^{\text{PV}}, r_0;$

1: Para $n^{\text{REPT}} = 1$ até N^{REPT} faça

2: Se $n^{\text{REPT}} = 1$ então

3: (a) $r^l = \log(p^{\text{min}});$

4: (b) $r^u = \log(p^{\text{max}});$

5: Se não

6: (a) $\mathfrak{J}(r_0)[n] = \frac{\min(|r_0 - r^l|, |r_0 - r^u|)}{(0.5g_s^{(n^{\text{REPT}}-2)})}$

7: (b) $r^l = \log(r_0) - \mathfrak{J}(a)[n]/2;$

8: (c) $r^u = \log(r_0) + \mathfrak{J}(a)[n]/2;$

9: Fim Se

10: mantêm ω^{PV} fixo;

11: Enquanto $|r^l - r^u| < \Upsilon^{r_0}$ Faça

12: Se $\mathbb{E}[J^{\text{PA}}(\mathbf{p}[n])|r_0 = 10^{(\hat{r}_1)}] < \mathbb{E}[J^{\text{PA}}(\hat{\mathbf{p}}[n])|r_0 = 10^{(\hat{r}_2)}]$

13: (a) $r_u = \hat{r}_2;$

14: (b) $\hat{r}_2 = r^u - g_s(r^u - r^l);$

15: Se não Se $\mathbb{E}[J^{\text{PA}}(\mathbf{p}[n])|r_0 = 10^{(\hat{r}_1)}] > \mathbb{E}[J^{\text{PA}}(\hat{\mathbf{p}}[n])|r_0 = 10^{(\hat{r}_2)}]$

16: (a) $r^l = \hat{r}_1;$

17: (b) $\hat{r}_1 = r^u + g_s(r^u - r^l);$

18: Fim Se

19: Fim Enquanto

20: Fim Para

21: $r_0 = (r^l + r^u)/2;$

22: executa a otimização de ω^{PV} de forma análoga as linhas **2** até **22**;

O valor de \mathbf{p} é determinado através do Algoritmo **10**

desempenho e à complexidade computacional, para confirmar os valores obtidos através do procedimento OPE-ScA.

No que tange ao desempenho dos algoritmos de PA baseados no algoritmo HSO, isto é, ω^{PV} e r_0 , o procedimento OPE-TCS assume como ponto de partida os valores de todos os parâmetros de entrada otimizados através do procedimento OPE-ScA. Considera-se ω^{PV} um parâmetro de baixo impacto no desempenho dos algoritmos, logo somente o parâmetro r_0 é re-otimizado, pois efetivamente a granularidade de r_0 está diretamente relacionada à atualização de potência dos canais ópticos. Assim sendo, o procedimento OPE-TCS otimiza r_0 calculando a taxa em que M canais ópticos atingem um desempenho desejado (ou BER

tolerável, representada por e^*) na n -ésima iteração com o menor desperdício de energia possível dados os valores de n e de r_0 :

$$P^{\text{TCS}-1} \triangleq \Pr[\Psi^* - \Lambda_1 \leq \Psi \leq \Psi^* + \Lambda_2 \mid r_0, n]. \quad (3.11)$$

em que $\Psi = [\Psi_1, \dots, \Psi_M]^{1 \times M}$ é o vetor RM [S.U.], que compõe a RM de M canais, tal que a i -ésima RM (Ψ_i) está definida na Subseção 2.2.1 em (2.27). Anteriormente em (3.11), o objetivo é garantir a QoT (assumindo uma BER menor ou igual a BER tolerável, por exemplo, $e \leq e^*$) em limites inferior e superior a uma taxa condicional de sucesso alvo (P^{TCS^*}), isto é,

$$\text{inf: } \Psi_i \geq \Psi^* - \Lambda_1 \quad \forall i \quad \Lambda_1 > 0,$$

$$\text{sup: } \Psi_i \leq \Psi^* + \Lambda_2 \quad \forall i \quad \Lambda_2 > 0,$$

Então, a função $P^{\text{TCS}-1}$ é avaliada sobre um comportamento médio de N_f^{REAL} realizações e seu valor de taxa alvo é denotado por P^{TCS^*} . Finalmente, o conjunto $\{r_0, n\}$ que garante $P^{\text{TCS}-1} \geq P^{\text{TCS}^*}$ pode ser encontrado; então, o procedimento de OPE-TCS para os parâmetros de entrada relacionados à complexidade dos algoritmos de PA baseados no HSO pode ser realizado, visto que a otimização dos parâmetros de entrada relacionados ao desempenho garante a QoT em (3.11).

No tocante à complexidade computacional dos algoritmos de PA baseados no algoritmo HSO, o procedimento OPE-TCS otimiza os parâmetros que afetam drasticamente a complexidade dos algoritmos HSO, por exemplo, o número máximo de iterações N_f^{HSO} e o fator parcelas de vento N_f^{PV} , considerando a TCS sobre um comportamento médio de N_f^{REAL} realizações denotada por:

$$P^{\text{TCS}-2} \triangleq \Pr[\Psi^* - \Lambda_1 \leq \Psi \leq \Psi^* + \Lambda_2 \mid N_f^{\text{PV}}, N_f^{\text{HSO}}, r_0, \omega^{\text{PV}}]. \quad (3.12)$$

Em (3.12) existe um conjunto infinito de combinações de pares $(W; N_f)$ que pode ser encontrado pelo TCS assumindo $P^{\text{TCS}-2} \geq P^{\text{TCS}^*}$, tal como os pontos de sucesso $(N_f^{\text{PV}*}; N_f^{\text{HSO}*})$. Então, a fronteira de Pareto (FP) é um subconjunto do conjunto de pontos de sucesso confiáveis e viáveis. Matematicamente, todos os pontos de sucesso $(N_f^{\text{PV}*}; N_f^{\text{HSO}*})$ são definidos pelo conjunto:

$$\mathcal{V} = \{N_f^{\text{PV}} \in \mathcal{N}_f^{\text{PV}}, \text{ e } N_f^{\text{HSO}} \in \mathcal{N}_f^{\text{HSO}}, \mid P^{\text{TCS}-2} \geq P^{\text{TCS}^*}\},$$

enquanto o subconjunto FP $\{(N_{f,t}^{\text{PV}*}, N_{f,t}^{\text{HSO}*})\}$ pode ser definido como:

$$\forall (N_{f,t}^{\text{PV}*}; N_{f,t}^{\text{HSO}*}) \in \mathcal{V} \mid \forall N_{f,i},$$

$$N_{f,t}^{\text{PV}*} = \min(N_{f,t}^{\text{HSO}} \cdot N_{f,j}^{\text{PV}*} \mid N_{f,j}^{\text{PV}} \geq N_{f,t-1}^{\text{PV}*}) \text{ e } N_{f,t}^{\text{HSO}*} = N_{f,t}^{\text{HSO}} \quad (3.13)$$

em que todos $(N_{f,t}^{\text{PV}*}; N_{f,t}^{\text{HSO}*})$ resultam do aumento de $t = [1, \dots, N_{N_f^{\text{HSO}}}]$ e $j = [1, \dots, N_{N_f^{\text{HSO}}}]$, que representam a diminuição de N_f^{PV} e N_f^{HSO} , respectivamente, bem como $N_{N_f^{\text{HSO}}} = |\mathcal{N}_f^{\text{HSO}}|$ e $N_{N_f^{\text{PV}}} = |\mathcal{N}_f^{\text{PV}}|$.

3.3.2 Métricas de Desempenho e Complexidade Computacional

Nesta subseção são apresentadas as métricas de desempenho e complexidade computacional, subseções 3.3.2.1 e 3.3.2.2, respectivamente, enquanto a métrica para o desempenho-complexidade é discutida na Subseção 3.3.2.3. Todas essas métricas são adotadas para o problema de PA mínima em redes ópticas heterogêneas.

3.3.2.1 Métricas de Desempenho

A qualidade da solução dos algoritmos de PA mínima é avaliada em termos da penalidade potência (PP) na n -ésima iteração é dada por:

$$\bar{p}_i[n] = 10 \cdot \log \left(\frac{p_i[n]}{p_i^*} \right) \quad [\text{decibel (dB)}], \quad (3.14)$$

em que o valor de p_i^* assume o perfeito conhecimento das condições de canais, que é obtido através dos métodos exatos. Os valores negativos de \bar{p}_i ($\bar{p}_i^{(-)}$) significam que $p_i < p^*$, já os valores positivos de \bar{p}_i ($\bar{p}_i^{(+)}$) significam que o $p_i > p^*$, indicando desperdício de energia. Além disso, o desempenho pode ser avaliado em termos do erro quadrático médio normalizado (NMSE–*Normalized Mean Square Error*) na n -ésima iteração, dado por:

$$\text{NMSE}[n] = \mathbb{E} \left[\frac{\|\mathbf{p}[n] - \mathbf{p}^*\|^2}{\|\mathbf{p}^*\|^2} \right]. \quad (3.15)$$

Uma métrica de competição do desempenho entre o valores de NMSE de dois algoritmos de PA mínima pode ser modelada como:

$$G^1[n] = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{NMSE}^*[n]}{\text{NMSE}[n]} \right), \quad (3.16)$$

em que $\text{NMSE}^*[n]$ é o $\text{NMSE}[n]$ do algoritmo de PA mínima de referência.

3.3.2.2 Métricas de Complexidade Computacional

As medidas de CC incluem o tempo de execução dos métodos em segundos, quantidade de operações matemáticas (C, em *flops*) e o limite assintótico da quantidade das operações matemáticas denotado por $\mathcal{O}(\cdot)$, tal como descrito na Seção 2.3 do Capítulo 2. C é afetado principalmente pelos parâmetros dos algoritmos, por exemplo, N_f^{ALGO} , tamanho e quantidade de rotas, número de canais ativos (M) e os parâmetros relacionados à OSNR, tais como N_i^{ROADM} e N_i^{span} . A seguir, a expressão da CC em *flops* para cada algoritmo de PA mínima analisado nesse capítulo é apresentado.

¹Esta métrica de competição é utilizada adiante na Fig. 3.14.

O algoritmo PA-HSO, Algoritmo 10, Subseção 2.3.3.6, $z_k[n]$ dado por uma distribuição uniforme, e a função aptidão, dado pela eq. (2.26), resultam uma CC:

$$C^{\text{PA-HSO}}[N_f^{\text{HSO}}] = 25N_f^{\text{HSO}} \cdot N_f^{\text{PV}} + 3 \cdot \left(19M^2 + 5M + \sum_{i=1}^M (N_i^{\text{ROADM}} + N_i^{\text{span}}) \right) N_f^{\text{HSO}} \cdot N_f^{\text{PV}}. \quad (3.17)$$

Por sua vez, o algoritmo PA-CHSO, Algoritmo 10, Subseção 2.3.3.6, $z_k[n]$ dado pelo mapa caótico da eq. (3.9), e a função aptidão, dada pela eq. (2.26), resultam uma CC:

$$C^{\text{PA-CHSO}}[N_f^{\text{CHSO}}] = C^{\text{PA-HSO}} + 6N_f^{\text{CHSO}} \cdot N_f^{\text{PV}}. \quad (3.18)$$

O algoritmo PA-A-CHSO, Algoritmo 10, Subseção 2.3.3.6, $z_k[n]$ dado pelo mapa caótico da eq. (3.9), atualização de r_0 eq. (3.10) e a função aptidão dado pela eq. (2.26), resultam uma CC:

$$C^{\text{PA-A-CHSO}}[N_f] = C^{\text{PA-CHSO}} + 3N_f^{\text{A-HSO}}. \quad (3.19)$$

O algoritmo PA-GD, Algoritmos 2 e 3, Subseção 3.2, resultam uma CC:

$$C^{\text{PA-GD}}[N_f^{\text{GD}}] = \left[19M^2 + 5M + \sum_{i=1}^M (N_i^{\text{ROADM}} + N_i^{\text{span}}) \right] \cdot \left[N_f^{\text{GD}} (5 \cdot N_{bt}^{\text{GD}} \cdot M + 5 \cdot M + 1) \right] + N_f^{\text{GD}} (M^2 + 4M + 3). \quad (3.20)$$

O algoritmo EnPA, tal como na eq. (2.47), resulta uma CC:

$$C^{\text{EnPA}} = 51M^2 + 62M - 34 + 2M \cdot (N_i^{\text{span}} + N_i^{\text{ROADM}}). \quad (3.21)$$

Assintoticamente, os algoritmos APCA-PID-PSO, PA-HSO, PA-CHSO, PA-A-CHSO, e EnPA apresentam complexidade da ordem de $O(M^2)$, bem como os métodos exatos do PA-GD e da IM resultam em complexidade da ordem de $O(M^3)$ e os métodos aproximativos da EnPA e WBA resultam em complexidade C da ordem de $O(M^2)$ e $O(M \cdot N^\Theta \cdot N^P)$, respectivamente.

Uma métrica para competição do desempenho entre os valores de C dos algoritmos de PA mínima analisados é dada por:

$$G[n] = 10 \log_{10} \left(\frac{C[n]}{C^*[n]} \right), \quad (3.22)$$

em que $C^*[n]$ é a $C[n]$ do algoritmo de PA adotado como referência.

3.3.2.3 Métricas de Compromisso Desempenho-Complexidade

O compromisso do desempenho-complexidade computacional é dado pelo balanço C e NMSE na n -ésima iteração:

$$\mathfrak{I}^{\text{C} \times \text{NMSE}}[n] = \left(\frac{1}{C[n] \cdot \text{NMSE}[n]} \right). \quad (3.23)$$

Note-se que os valores crescentes de $\mathfrak{I}^{\text{C}\times\text{NMSE}}[n]$ denotam compromissos desempenho-complexidade melhorados para o algoritmo de PA mínima analisado. Uma comparação dos valores de $\mathfrak{I}^{\text{C}\times\text{NMSE}}[n]$ entre dois algoritmos pode ser expressa pelo ganho relativo em [dB] na n -ésima iteração, denotado por:

$$G[n] = 10 \log_{10} \left(\frac{\mathfrak{I}[n]}{\mathfrak{I}^{\text{C}\times\text{NMSE}^*}[n]} \right), \quad (3.24)$$

sendo $\mathfrak{I}^{\text{C}\times\text{NMSE}}[n]$ dado por (3.23) para algoritmo de referência.

3.4 Resultados Numéricos

Nesta Seção o objetivo é analisar por meio de simulação numérica o comportamento dos algoritmos propostos para o problema de PA mínima: a) nas redes ópticas múltiplas taxas (MLRs) através do algoritmo APCA-PID-PSO e os algoritmos comparativos WBA e IM, Subseção 3.4.1; b) em redes ópticas elásticas (EONs) através dos algoritmos PA-HSO, -CHSO e -A-CHSO, bem como os algoritmos comparativos PA-GD e EnPA, Subseção 3.5. As simulações foram realizadas em plataforma MATLAB (versão 7.1) instalado em um computador pessoal com 8 GB RAM e processador Intel (R) Core (TM) i7-8550U CPU com velocidade base de 1.80 GHz podendo chegar a 1.99 GHz via turbo. As simulações numéricas são avaliadas sobre um comportamento médio de 100 tentativas.

3.4.1 Alocação de Potência Mínima em Redes Ópticas com Múltiplas Taxas (MLRs–Mixed Line-Rates)

A estratégia de PA para a rede óptica com MLR abordada nesta Seção gerou o artigo da ref. [SANTOS et al. \(2018a\)](#).

Este problema de otimização de PA através da estratégia de controle APCA-PID-PSO está formulado em (3.8), Subseção 3.1.1, tal como o modelo de sistema da rede óptica com MLRs na Subseção 2.2.1. Destaca-se que o número de partículas do PSO é 5, iterações do PID e PSO igual a 5, $e \in [1; 50]$, respectivamente, $K^P \in [-0, 1; 0, 1]$, $K^I \in [1, 3; 2, 5]$ e $K^D \in [-0, 1; 0, 1]$. Os aspectos de implementação do algoritmo APCA-PID-PSO e dos algoritmos comparativos WBA e IM estão detalhados na Subseção 3.3.1. Os parâmetros de canais, isto é, os formatos de modulação para diferentes taxas de bits são pré-definidos, tais como modulação por chaveamento liga-desliga (OOK–*On-Off Keying*), por quadratura dual com chaveamento em fase (DQ-PSK–*Dual Quadrature with Phase-Shift Keying*) e por polarização dual com chaveamento em fase-quadratura (DP-QPSK–*Dual Polarization with quadrature*

phase-shift keying), para 10, 40 e 100 Gbps, respectivamente. O posicionamento dos canais nos espectro seguem o método do primeiro *slot* livre (PSL), Subsubseção 2.3.2.4. A ordem de requisição dos canais ópticos leva em conta o índice da sua rota em ordem crescente, isto é, de R_1 até R_M . Adota-se um comprimento para cada *span* de 80 km com fibra do tipo padrão monomodo e um espaçamento entre os canais de 50 GHz. Para as simulações, considera-se uma topologia de rede virtual (TRV) ilustrada na Fig. 3.2 com intuito de concentrar as rotas em alguns enlace de fibra óptica para evidenciar os efeitos das interferências e facilitar a análise de PA mínima. A atribuição de rotas e comprimentos de onda está fora do escopo deste trabalho, por isso não são discutidas em detalhes. As rotas, distâncias, taxa de bits e formatos de modulações adotados são apresentados na Tabela 3.1. Demais parâmetros da camada física para essa rede óptica com MLRs, Subseção 2.2.1, são adotados como em IYER; SINGH (2017).

Tabela 3.1 – Rotas, distancias, serviços solicitados e formatos de modulação.

Rota	S→D	Distância (km)	Θ (Gbps)	Formato de Modulação
R_1	1 - 12	3020	10	OOK
R_2	6 - 10	2150	100	DP-QPSK
R_3	3 - 10	2580	40	DQ-PSK
R_4	1 - 11	2700	40	DQ-PSK
R_5	5 - 10	2910	10	OOK
R_6	7 - 10	2800	10	OOK

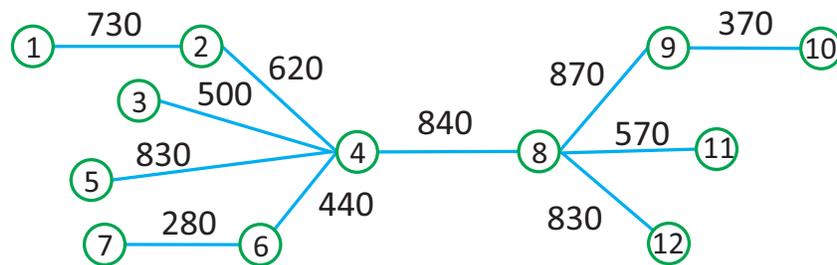


Figura 3.2 – Topologia de rede virtual com 12 nós; as distância estão em Km.

Para as análises são propostas três condições de operação da rede óptica com MLRs:

- TRV-1: assume os seis canais ópticos, tal como na Tabela 3.1 e na Fig. 3.2, operando em tráfego estático com estimativas perfeitas dos canais, isto é, livre das incertezas provocadas pelas imprecisões dos OPMs;
- TRV-2 assume os seis canais ópticos, tal como na Tabela 3.1 e na Fig. 3.2, operando em um tráfego estático sujeito aos erros provocados pela estimativa imperfeitas dos canais. Tais

erros são expressos pela equação (2.12), sendo $\sigma = 0,16$ dB e $\mu = 0$ dB, para serem compatíveis com os níveis de incerteza e ruído das medições ambientais dos OPMs atualmente utilizados;

TRV-3 assume os seis canais ópticos, tal como na Tabela 3.1 e na Fig. 3.2, operando em tráfego dinâmico, em que as rotas R_2 e R_5 são inseridas nas iterações 8 e 11 do algoritmo APCA-PID-PSO, respectivamente, com estimativas perfeitas dos canais. Tal inserção de rotas é emulada como uma perturbação de potência expressa pela eq. (2.13) nos canais que percorrem R_1 , R_3 , R_4 e R_6 , sendo $A^{\text{pert}} = 0,8$ dB e $n \leq 7$. Este modelo assume propagação das flutuações de potência através dos nós da rede, conforme discutido em (TSAI et al., 2015).

A seguir são analisados: a alocação de potência a penalidade de potência para cada canal óptico, em função da potência ótima alocada pelo método IM, tal como em (3.14), nas Figs. 3.3 e 3.4, para as condições de canais TRV-1 até a TRV-3; bem como a atualização dos ganhos do algoritmo APCA-PID-PSO, nas Figs 3.5 e 3.6 para as condições TRV-1 e TRV-3, dispensando TRV-2 que tem dinamismo similar à TRV-1, isto é, ambas as condições de canais assumem tráfego estático. Além disso são analisados: a complexidade computacional, em termos de Bih Oh, Fig. 3.7 a), sendo a quantidade de canais o fator dominante, bem como em termos de tempo computacional em segundos, Fig. 3.7 b); e o compromisso desempenho-complexidade apresentado pelos algoritmo de PA.

Na Fig. 3.3 a penalidade de potência para cada canal óptico, em função da potência ótima alocada pelo método IM, tal como em (3.14), é ilustrada para duas situações de condições de canais, a) TRV-1 e b) TRV-2. O método IM realiza o procedimento de PA e encontra otimalidade. Esta otimalidade é corroborada pelos resultados encontrados pelo algoritmo APCA-PID-PSO, quando ambos os procedimentos de PA são comparados adotando a métrica de penalidade de potência em (3.14). Os resultados do APCA-PID-PSO permitem concluir que os ruídos não lineares, de *crosstalk* e disparo no receptor no modelo de OSNR para redes ópticas com MLRs em (2.1), podem ser negligenciados para a configuração topológica adotada, uma vez que o método IM considera somente as interferências e os ruídos de ASE oriundos dos amplificadores instalados ao longo da rede óptica. Na Fig. 3.3 a) o algoritmo APCA-PID-PSO encontrou rápida convergência, isto é, 8 iterações, para as seis rotas com penalidades mínimas, isto é, 0 dB, em poucas iterações, enquanto, o algoritmo WBA encontra penalidades de potência na faixa de 0,6 a 1,3 dB, isto é, o algoritmo WBA alcança o mínimo desperdício de energia. Na Fig. 3.3 b) o algoritmo APCA-PID-PSO encontra rápida convergência, isto é, 12 iterações, porém alguns canais possuem penalidades de até 1,5 dB. Esses comportamentos estão relacionados ao nível de imprecisão na estimativa de dos canais por meio dos OPMs.

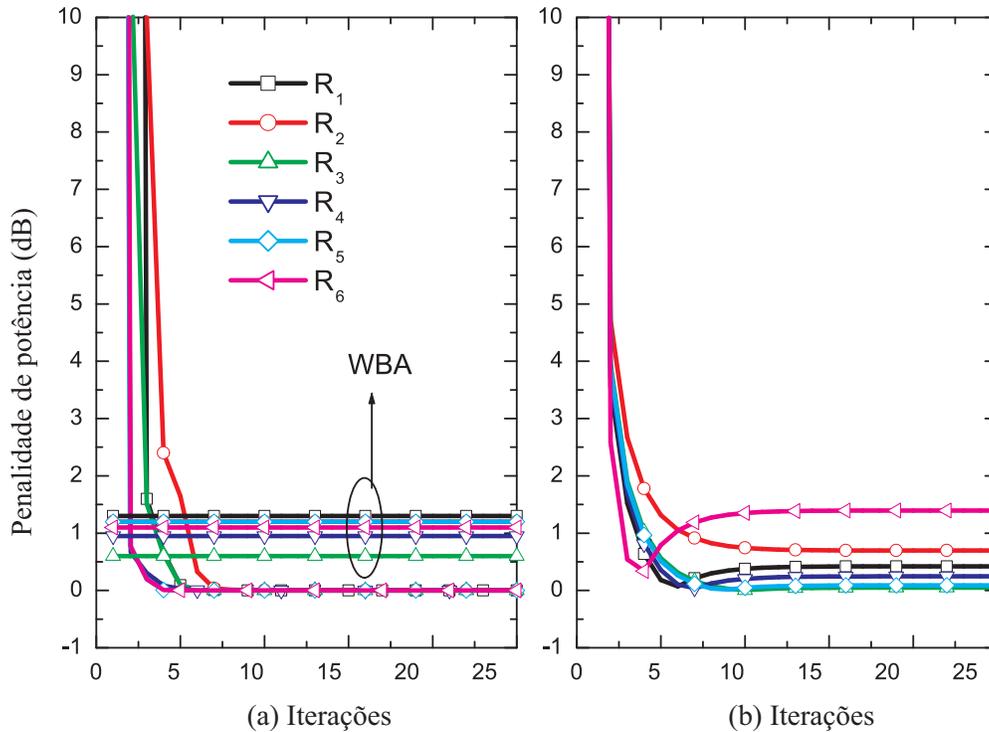


Figura 3.3 – Penalidade de potência (PP) para o algoritmo APCA-PID-PSO na etapa de operação, em função do número de iterações em curso (n) assumindo as condições de canais: a) TRV-1 e b) TRV-2.

Na Fig. 3.4 a penalidade de potência para cada canal óptico, em função da potência ótima alocada pelo método IM, tal como em (3.14), é ilustrada para a condição de canais TRV-3 em que o APCA-PID-PSO opera durante a inserção de canais que percorrem R_2 e R_5 . Observe que o APCA-PID-PSO encontra penalidade de potência de $\approx 0,12$ dB às custas de um comportamento oscilatório em comparação com a Fig. 3.4, mesmo para as rotas inseridas (R_2 e R_5).

Na Fig. 3.5 os valores dos ganhos PID e do NMSE para os procedimentos de PA baseados em PID, em da função iteração em curso de controle (n), para a condição de canais TRV-1 é ilustrada. Assumem-se duas condições de procedimento de PA: o algoritmo APCA-PID-PSO, em que o ajuste dos ganhos PID e procedimento de PA são realizados de forma simultânea durante a operação da rede; bem como o controle PID sem PSO, em que o ajuste dos ganhos PID ocorre na etapa de projeto e o procedimento de PA durante a operação da rede. Na Fig. 3.5 a) apresenta-se o ajuste dos ganhos PID para o APCA-PID-PSO, perceba que os valores encontrados são $K^P = -0.1$, $K^D = 1.3$ e $K^D = -0.1$, os quais são os limites inferiores adotados durante o processo de otimização dos ganhos. Tais valores de ganhos PID sugerem

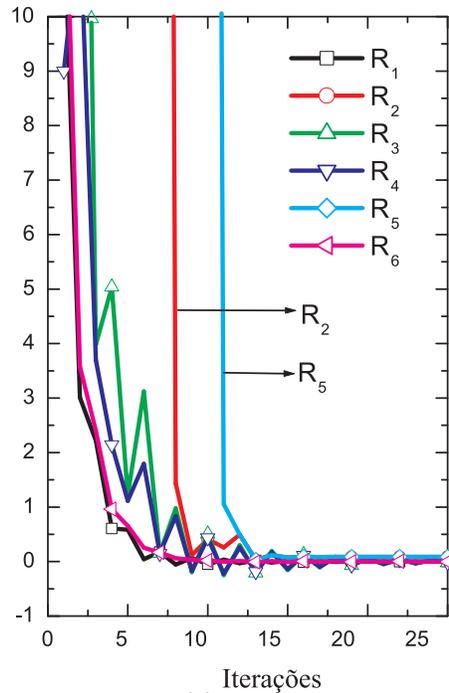


Figura 3.4 – Penalidade de potência (PP) para o algoritmo APCA-PID-PSO na etapa de operação, em função do número de iterações em curso (n) assumindo as condições de canais TRV-3.

que, o fato de atualizar ganhos e potência conjuntamente, o APCA-PID-PSO tende ao mínimo para o deslocamento das partículas em função do erro de controle em (3.3). Considera-se os ganhos PID finais do APCA-PID-PSO para o controle PID sem PSO. As oscilações nos ganhos PID para o APCA-PID-PSO ocorrem em valores pequenos de NMSE, compare com a Fig. 3.5 b), uma vez que o ajuste PID ocorre em todo tempo minimizando o erro de controle. Na Fig. 3.5 b) o APCA-PID-PSO e o PID sem PSO encontram o $NMSE^* = 4 \cdot 10^{-3}$, em poucas iterações, isto é, $n = 2$ e $n = 3$, respectivamente. A principal vantagem do APCA-PID-PSO é o ajuste de ganhos PID e o procedimento de PA de forma simultânea.

Na Fig. 3.6 os valores dos ganhos PID e do NMSE para os procedimentos de PA baseados em PID, em da função iteração em curso de controle (n), para a condição de canais TRV-3 é ilustrada. Assumem-se duas condições de procedimento de PA, da mesma forma que no parágrafo anterior, o algoritmo APCA-PID-PSO e o PID sem PSO. Na Fig. 3.6 a) apresenta-se o ajuste dos ganhos PID para o APCA-PID-PSO, percebe-se que os valores encontrados são $K^P = -0.1$, $K^D = 1.3$ e $K^I = -0.1$, os quais são os limites inferiores adotados durante o processo de otimização dos ganhos. Tais valores de ganhos PID sugerem que, o fato de atualizar ganhos e potência conjuntamente, o APCA-PID-PSO tende ao mínimo para o deslocamento

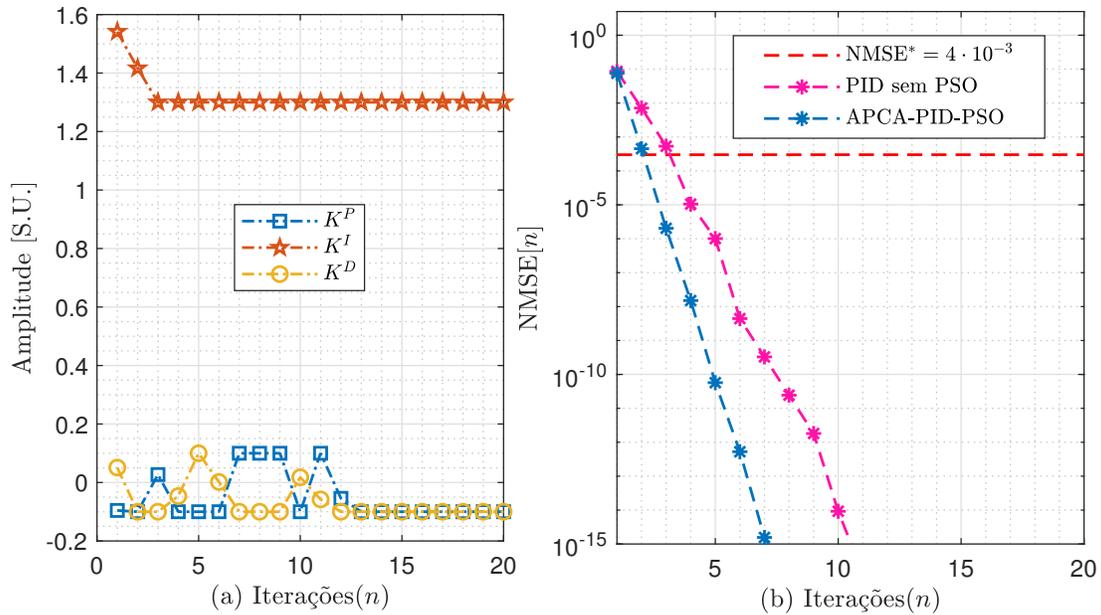


Figura 3.5 – Operação do Algoritmo APCA-PID-PSO, assumindo as condições de canais TRV-1: a) ajuste de ganhos PID para o algoritmo APCA-PID-PSO, em função da iteração em curso (n); b) NMSE para os algoritmos APCA-PID-PSO e PID sem PSO em função da iteração em curso (n). Os ganhos PID finais do APCA-PID-PSO são adotados para o PID sem PSO.

das partículas em função do erro de controle em (3.3). Considera-se os ganhos PID finais do APCA-PID-PSO para o controle PID sem PSO. As oscilações nos ganhos PID para o APCA-PID-PSO ocorrem principalmente durante a perturbação de potência para minimização dos erros de controle. Na Fig. 3.6 b) o APCA-PID-PSO e o PID sem PSO encontram o $NMSE^* = 4 \cdot 10^{-3}$, em poucas iterações, isto é, 2 iterações após término da perturbação de potência.

Complexidade computacional: tanto em cenários estáticos como em cenários dinâmicos, assumindo 6 canais ópticos, os resultados numéricos para CC são ilustrados em termos de grande-O e tempo computacional, Fig. 3.7 a) e b), respectivamente. Na Fig. 3.7 a), o algoritmo APCA-PID-PSO resulta em uma CC da ordem de $O(M^2)$, ou seja, ≈ 36 sem unidade (S.U.), com isso, ele supera o método de PA baseado na IM, que tem CC da ordem de $O(M^3)$, ou seja, \approx S.U., enquanto o WBA apresenta a menor complexidade, da ordem de $O(M)$, por exemplo, ≈ 6 S.U. Para além de 6 canais, a Fig. 3.7 também ilustra a CC na ordem de O para $M = 36$, $M = 72$ e $M = 144$ canais, evidenciando a superioridade do APCA-PID-PSO, com $O(36^2) \approx 1,3 \cdot 10^3$ S.U., $O(72^2) \approx 5,1 \cdot 10^3$ S.U. e $O(144^2) \approx 20,7 \cdot 10^3$ S.U., em relação ao IM, com $O(36^3) \approx 4,7 \cdot 10^4$ S.U., $O(72^3) \approx 3,73 \cdot 10^5$ S.U. e $O(144^3) \approx 3 \cdot 10^6$ S.U. Na

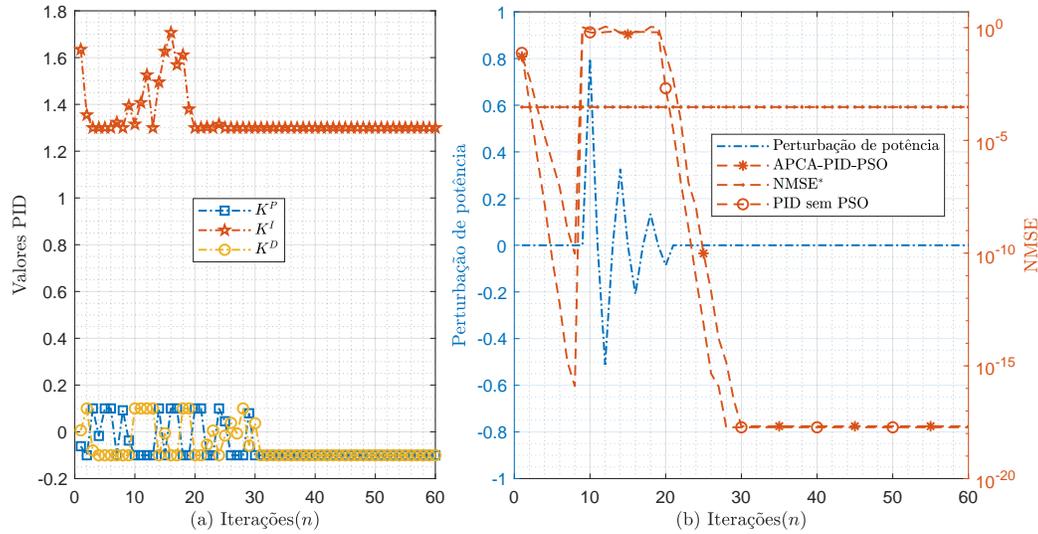


Figura 3.6 – Operação do Algoritmo APCA-PID-PSO, assumindo as condições de canais TRV-3: a) ajuste de ganhos PID para o algoritmo APCA-PID-PSO, em função da iteração em curso (n); b) NMSE para os algoritmos APCA-PID-PSO e PID sem PSO em função da iteração em curso (n). Os ganhos PID finais do APCA-PID-PSO é adotado para o PID sem PSO.

Fig. 3.7 a) a complexidade computacional em segundos é apresentada, todos algoritmos, exceto o IM acima de 36 usuários, alcançam convergência inferior a 5 ms, que é compatível com os protocolos de atualização dos OPMs (BIRAND et al., 2014; SARTZETAKIS et al., 2016). O método APCA-PID-PSO mostra-se computacionalmente adequado para todas as condições de canais.

Claramente, uma análise considerando somente o desempenho ou a CC é insuficiente, tal como ilustrado nas Figs. 3.3 e Fig. 3.4, uma vez que o APCA-PID-PSO vence em desempenho demais algoritmos de PA, mas perde para o WBA em complexidade computacional. Por isso, o compromisso desempenho-complexidade é discutido, tal que, o algoritmo APCA-PID-PSO supera os algoritmos MI e WBA, vide a Fig. 3.3-3.4 *versus* a Fig 3.7, pois encontra as soluções ótimas com CC inferior quando comparado ao método de PA baseado na IM. Destaca-se que a técnica do PSO não acarreta acréscimo de CC adicional em termos de Big-Oh (SANTOS et al., 2018).

3.4.1.1 Conclusão da PA na MLR

O algoritmo APCA-PID-PSO apresentou-se como um algoritmo candidato para o ajuste contínuo da potência transmitida em resposta à informação dinâmica das condições de canais

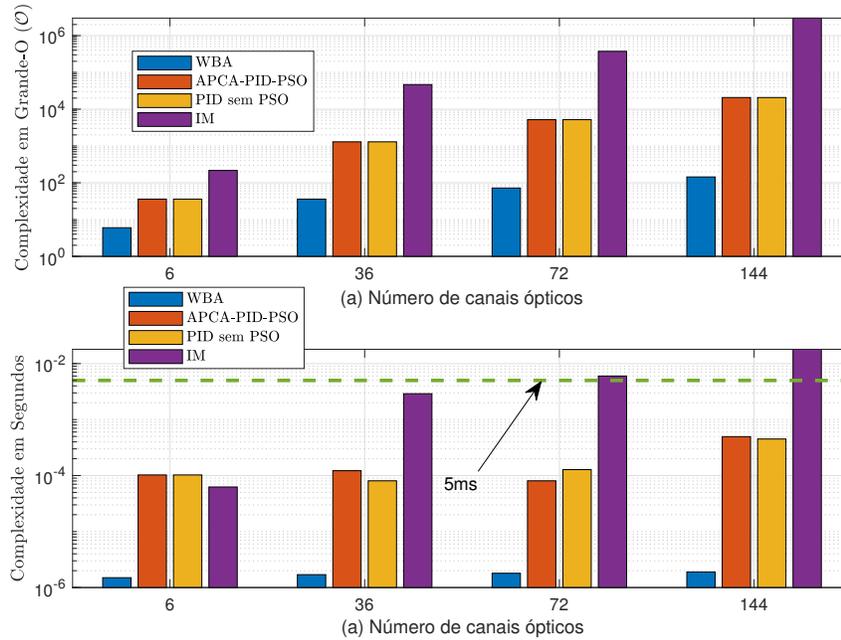


Figura 3.7 – Complexidade computacional para 6, 36, 72 e 144 canais, assume-se: (a) grande- O ; (b) tempo computacional em segundos.

de enlaces da rede óptica com múltiplas taxas. A eficácia do algoritmo APCA-PID-PSO está em mitigar dinamicamente a penalidade de potência nas redes ópticas com múltiplas taxas (MLRs) sob condições de medição com incertezas e ruído, bem como considerando perturbações nas potências dinâmicas.

3.5 Alocação de Potência Mínima em Redes Ópticas Elásticas (EONs)

Nesta Seção são apresentadas as estratégias de PA para resolver o problema de PA mínima descrito no Capítulo 2, Seção 2.1.2. Os seguintes métodos de PA mínima são abordados: os métodos BI propostos baseados no HSO, tais como o PA-CHSO, e -A-CHSO, os quais objetivam o melhor compromisso desempenho-complexidade, bem como o método exato do PA-GD que busca o melhor desempenho com alto custo computacional e o método aproximativo da EnPA que retorna as soluções razoáveis com baixo custo computacional. Os algoritmos do PA-CHSO e PA-A-CHSO geraram os artigos das refs. [SANTOS; ABRÃO \(2020b\)](#) e [SANTOS; ABRÃO \(2020a\)](#), respectivamente.

A Subseção 3.5.1 apresenta os parâmetros físicos adotados para EON e para os algoritmos de PA. A Subseção 3.5.2 realiza o OPE para os métodos baseados no HSO considerando condições perfeitas de canais. A Subseção 3.5.3 analisa os algoritmos de PA em termos do desempenho, complexidade computacional e do compromisso entre ambos, considerando condições perfeitas de canais, isto é, com estimativa perfeita dos OPMs, sem efeitos dinâmicos na rede, tais como retirada/acréscimo de canais ópticos, ou envelhecimento na camada física; enquanto a Subseção 3.5.4 analisa os algoritmos de PA em termos do desempenho, complexidade computacional e do compromisso entre ambos, considerando condições de canais imperfeitas. Finalmente, a Subseção 3.5.5 compara ambos algoritmos de PA analisados anteriormente em termos de desempenho, complexidade e compromisso desempenho-complexidade.

3.5.1 Parâmetros da Rede Óptica Elástica

A Fig. 3.8 a) ilustra uma topologia de rede virtual (TRV) para as rotas com origem e destino, bem como a Fig. 3.8 b) o posicionamento dos canais ópticos no espectro é realizado pelo método do primeiro *slot* livre (PSL), considerando o enlace com a maior quantidade de canais, entre os nós 7 e 8, sendo requisitados em ordem, isto é, de R_1 até R_{12} . Esta topologia foi escolhida para: a) concentrar as rotas R em alguns enlaces de fibras ópticas, principalmente entre os nós 7 e 8, portanto os efeitos de interferência, bem como os efeitos de não linearidades se tornam mais proeminentes; b) flexibilidade ou diversificação dos serviços (Θ) sobre um mesmo enlace de fibra óptica; c) a garantia da contiguidade dos canais entre os nós 7 e 8; e d) configurações realistas, proveniente das distâncias realistas e características apresentadas anteriormente em a)–c). A capacidade de transmissão EON está na faixa de 100 ~ 300 Gbps. Um enlace de fibra óptica é composto por $N^{\text{sts-enlace}} = 500$ slots de 12,5 GHz seguindo o padrão de frequência de *slots* determinado pela *International Telecommunication Union* (ITU). Adota-se uma banda de guarda de 1 *slot* (12,5 GHz) (VALE; JR, 2019); modulação em fase (PM–*Phase Modulation*), com chaveamento por deslocamento de fase binário (BPSK–*Binary Phase Shift Keying*), com chaveamento por deslocamento de fase em quadratura (QPSK–*Quadrature phase-shift keying*) e com modulação de amplitude em quadratura (QAM–*Quadrature Amplitude Modulation*). Como o foco é a PA sob cenários fortemente não lineares, isto é, cenários com forte influência de efeitos causados pela interferência própria do canal óptico (SCI–*Self-Channel Interference*) e interferência cruzada entre canais (XCI–*Cross-Channel Interference*) ópticos, ambas em (2.23), apenas um enlace de fibra óptica é considerado entre um nó e seu vizinho. O formato de modulação do i -ésimo canal óptico é definido pelo conceito de transmissão adaptativa baseada na distância (DAT–*Distance Adaptive Transmission*) apresentado na Subsubseção 2.3.2.4, particularmente na Tabela 2.3. Uma configuração de MF é assumida como candidata quando o

$\Psi^{\max} \geq 1$ [dB], caso contrário, o i -ésimo canal óptico reduz uma ordem do MF enquanto $\Psi_i \leq 1$ [dB], ou seja, PM- m QAM para PM- $(m/2)$ QAM, PM-8QAM para PM-QPSK, PM-QPSK para PM-QBSK, tal que $m \in [64, 32, 16, 8]$. O espectro do i -ésimo canal óptico combina um ou mais *slots* de frequências para criar canais mais amplos correspondentes a u_i . O método do primeiro *slot* livre foi adotado para determinar os valores $f_i \forall i$ -ésimo canal óptico nos primeiros *slots* contíguos disponíveis no enlace de fibra óptica que possui a maioria dos canais ópticos, nós 7 – 8 Fig. 3.8 b), então os demais enlaces de fibras ópticas assumem os mesmos valores de f_i relativos ao i -ésimo canal óptico. Assume-se um comprimento de *span* denotado por L equivalente a 100 km; outros detalhes, tais como requisito de taxa de bits, rotas, distância e MF são listados na Tabela 3.2. Além disso, os valores dos parâmetros da camada física adotados para a EON foram baseados em SOUMPLIS et al. (2017), ZHANG et al. (2020), POGGIOLINI et al. (2013), SARTZETAKIS et al. (2017), VALE; JR (2019), TSAI et al. (2015), conforme ilustrado na Tabela 3.3. Inicialmente, avaliamos apenas doze canais, incluindo os canais com maior e menor potência transmitida, tendo em vista destacar a solução de alocação de potência de cada canal óptico.

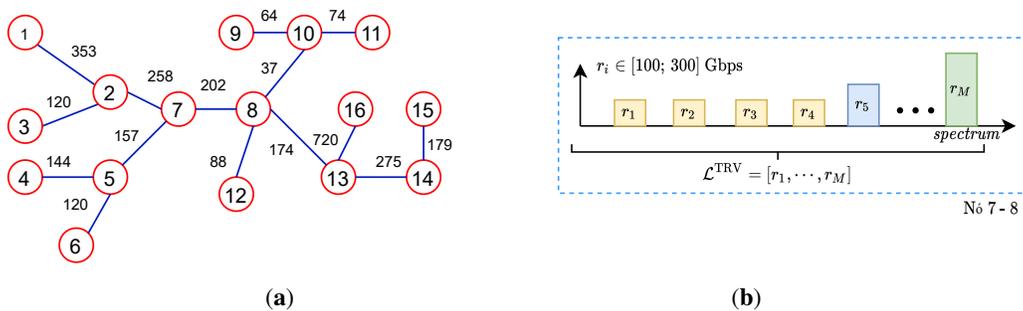


Figura 3.8 – (a) Topologia de rede virtual (TRV) adotada para a EON com distâncias em Km; e (b) carregamento da EON para M canais ópticos no enlace de fibra óptica com a maior concentração de canais.

Tabela 3.2 – Características dos canais: Rotas, Distância, Taxa de Bit e Formato de Modulação (MF).

Rota	origem → destino	Distância (km)	Θ (Gbps)	Formato de Modulação (F)
R_1	1 - 16	1707	100	PM-QPSK
R_2	1 - 15	1441	100	PM-QPSK
R_3	1 - 14	1262	100	PM-QPSK
R_4	1 - 9	914	100	PM-QPSK
R_5	3 - 14	1029	150	PM-8QAM
R_6	3 - 13	754	150	PM-8QAM
R_7	3 - 12	668	200	PM-16QAM
R_8	6 - 10	516	200	PM-16QAM
R_9	4 - 9	540	250	PM-32QAM
R_{10}	5 - 11	470	250	PM-32QAM
R_{11}	7 - 11	313	300	PM-64QAM
R_{12}	7 - 10	239	300	PM-64QAM

Tabela 3.3 – Valores dos parâmetros adotados para a camada física da EON.

Descrição	Variável	Valor	
Taxa de erro de bit aceitável no pré-FEC (ZHANG et al., 2020)	BER*	$4 \cdot 10^{-3}$	
Potência mínima do Tx	p^{\min} (dBm)	-100	
Potência máxima do Tx	p^{\max} (dBm)	20	
Constante de Planck (TSAI et al., 2015)	K^{CP} (J/Hz)	$6,6261 \cdot 10^{-34}$	
Frequência da Luz (TSAI et al., 2015)	f^{Luz} (Hz)	$193,55 \cdot 10^{12}$	
Dispersão da Velocidade de Grupo (TSAI et al., 2015)	β_2 (s ² /km)	$2,07 \cdot 10^{-23}$	
Parâmetro não-linear da fibra (ZHANG et al., 2020)	η^{fibra} (W/km)	1,3	
Comprimento de <i>span</i> padrão monomodo (ZHANG et al., 2020)	L (km)	100	
Monitoramento de incerteza de OSNR (SARTZETAKIS et al., 2017)	δ_i (dB)	$\sim \mathcal{LN}(\mu, \sigma)$	
Desvio padrão de δ (SARTZETAKIS et al., 2017)	σ (dB)	[0; 0,16]	
Esperança δ (SARTZETAKIS et al., 2017)	μ (dB)	0	
Tolerância de RM - Limite inferior	Λ_1	$4 \cdot 10^{-3}$	
Tolerância de RM - Limite Superior	Λ_2	$4 \cdot 10^{-3}$	
Perturbação máxima de potência (VALE; JR, 2019)	A_{pert} (dB)	1	
Início de vida da EON (IVE)	τ_0^{EON} (years)	0	
Fim de vida da EON (FVE)	τ_f^{EON} (anos)	10	
Taxa Condicional de Sucesso (TCS) Alvo	$p^{\text{PCS*}}$	0,94	
Efeitos de Envelhecimento dos Equipamentos		BoL	EoL
Coefficiente de Perda da Fibra (VALE; JR, 2019)	A^{fibra} (dB/km)	0,22	0,23
Perdas do Conector (VALE; JR, 2019)	c_{loss} (dB)	0,20	0,30
Conectores por <i>span</i> (VALE; JR, 2019)	s_{loss}	2	2
Perdas por rompimento (VALE; JR, 2019)	s_{loss} (dB)	0,30	0,50
Número de rompimentos (VALE; JR, 2019)	s_e (km ⁻¹)	2	2
Figura de Ruído do amplificador de fibra dopado com érbio (EDFA–Erbium-Doped Fiber Amplifier) (VALE; JR, 2019)	F (dB)	4,50	5,50
Perdas no multiplexador óptico ROADM (Reconfigurable Optical Add-Drop Multiplexer)	A^{ROADM} (dB)	20,0	23,0
Margem de Transponder (VALE; JR, 2019)	M^T (dB)	1,00	1,50
Margem de Projeto (VALE; JR, 2019)	M^D (dB)	2,00	1,00

3.5.2 Otimização dos parâmetros de Entrada sob Condições Perfeitas de Canais

A operação da EON em condições de canal óptico perfeitas resulta da estimativa perfeita de OSNR, bem como operação no IVE e o cenário estático. Os valores dos parâmetros da camada física de EON e dos PA são descritos na Tabela 3.2, 3.3 e 3.4. O preditor de Smith é adotado para compensar o atraso de ida e volta, tanto de entrega da potência lançada como de *feedback* dos OPMs (ALVES et al., 2016).

O procedimento de sintonia dos parâmetros de entrada (OPE) dos algoritmos de alocação de potência divide os principais parâmetros de entrada dos algoritmos baseados no HSO em três grupos: o primeiro grupo é composto pelos parâmetros de entrada que afetam diretamente o desempenho, tais como r_0 e ω^{PV} , ambos descritos na Subsubseção 3.5.2.1; o segundo grupo é composto pelos parâmetros de entrada que afetam diretamente a complexidade dos algoritmos de PA, tais como N_f^{PV} e N_f^{ALGO} , ambos descritos na Subsubseção 3.5.2.2; finalmente o terceiro grupo expressa o compromisso desempenho-complexidade dos parâmetros de entrada, Subsubseção 3.5.2.3. Os parâmetros de entrada dos algoritmos PA apresentados na Tabela 3.4 são o resultado de uma análise exaustiva de pelo menos N_f^{REAL} realizações no sentido do e^* para $r_0 \in [p^{\text{min}}, p^{\text{max}}]$, $\omega^{\text{PV, min}}$, $\omega^{\text{PV, max}}$, ω^{PV} , N_f^{PV} , N_f^{ALGO} , M , N^{REPT} , N^{Θ} , η^{PV} , sendo η^{PV} o fator parcela de vento relacionado a

$$N_f^{\text{PV}} = \eta^{\text{PV}} \cdot M,$$

$\theta_{k,1}$, θ_k , \mathbf{p} , μ e σ ; agrega-se ainda uma reotimização do procedimento OPE-ScA e OPE-TCS no sentido do melhor compromisso desempenho-complexidade, realizada para ω^{PV} , N_f^{PV} e N_f^{ALGO} .

3.5.2.1 Otimização dos Parâmetros de Entrada de Desempenho sob Condições Perfeitas de Canais

Os parâmetros de entrada ω^{PV} e r_0 que afetam drasticamente o desempenho do algoritmos PA-HSO, -CHSO e -A-CHSO são otimizados através dos procedimentos OPE-ScA e OPE-TCS, descritos nas subseções 3.3.1.5.1 e 3.3.1.5.2, respectivamente. O algoritmo OPE-ScA determina os valores de ω^{PV} e r_0 para os algoritmos PA-HSO, -CHSO e -A-CHSO, enquanto o algoritmo OPE-TCS determina somente os valores r_0 para o algoritmos PA-HSO e -CHSO com intuito de corroborar com os resultados obtidos através do procedimento OPE-ScA. Os valores iniciais dos parâmetros são definidos empiricamente, tal como a velocidade tangencial $\omega^{\text{PV}} = 1,5708$, a quantidade de parcelas de vento $N_f^{\text{PV}} = 180$ (por exemplo, $\eta^{\text{PV}} = 15$) e o número de iterações $N_f^{\text{HSO}} = 250$.

Tabela 3.4 – Parâmetros de entrada dos algoritmos de PA.

Param.	Descrição	Valor
$\omega^{\min, \text{PV}}$	Velocidade Angular Mínima	$10^{-4} \cdot \pi$
$\omega^{\max, \text{PV}}$	Velocidade Angular Máxima	2π
ω^{PV}	Velocidade Angular	$[10^{-4} \cdot \pi, 2\pi]$
ω^{GD}	passo de aprendizado para o método gradiente descendente	Algo. 2
$\omega_2^{\text{BT}^*}$	Passo que ajusta o valor de ω^{GD}	0,5
$\omega_1^{\text{BT}^*}$	Passo que verifica se o valor de ω^{GD} é factível	0,1
r_0	Acréscimo de potência [dBm]	$[-100, 20]$
M	Dimensão da Busca (canais ópticos)	12
N_f^{BT}	Número de Iterações para busca em linha por retrocesso (BT-backtracking)	[1, 50]
N_f^{PV}	Número de parcelas de vento	$M \cdot \eta^{\text{PV}}$
N_f^{HSO}	Número de Iterações dos algoritmos baseados no HSO por exemplo, CHSO e A-CHSO	[100, 500]
N_f^{GD}	Número de Iterações para o algoritmo GD	[300, 1000]
N_f^{REPT}	# repetições no procedimento de OPE	30
N_f^{REAL}	Número de Realizações	100
η^{PV}	Fator Parcelas de Vento	[1, 20]
$\theta_{k,1}$	Ângulo Inicial da k -ésima parcela de vento	0
θ_k	Ângulos da k -ésima parcela de vento	$z_{k,n}$
$\hat{\mathbf{p}}$	Valor inicial do olho (dBm)	0
$z_{k,n}$	Variável caótica	[0, 1]
μ	Variável de Controle do mapa logístico caótico	4

★ Valores típicos adotados como em (BOYD et al., 2004).

Os resultados do algoritmo OPE-ScA para os parâmetros r_0 e ω^{PV} em termos de N^{REPT} dos algoritmos de PA-A-CHSO, -CHSO e -HSO são ilustrados na Fig. 3.9. Os parâmetros r_0 e ω^{PV} alcançam a convergência total, tal como ilustrado na Fig. 3.9 a) e b). Os melhores resultados em termos de $J^{\text{PA}}(\mathbf{p})$ e $\sigma_{J^{\text{PA}}(\mathbf{p})}$ durante N_f^{REAL} são obtidos em primeiro lugar pelo PA-A-CHSO, em segundo lugar pelo PA-CHSO e em terceiro lugar pelo PA-HSO, tal como na Fig. 3.9. As melhores soluções tendem a valores maiores de r_0 e ω^{PV} , pois estes aceleram e reforçam as buscas por soluções melhores. A Tabela 3.5 apresenta os três passos do OPE-ScA, por exemplo, $n^{\text{REPT}} \in [1, 15, 30]$, destacando em negrito os parâmetros otimizados finais e sublinhando os parâmetros que são mantidos fixos no n -ésimo n^{REPT} .

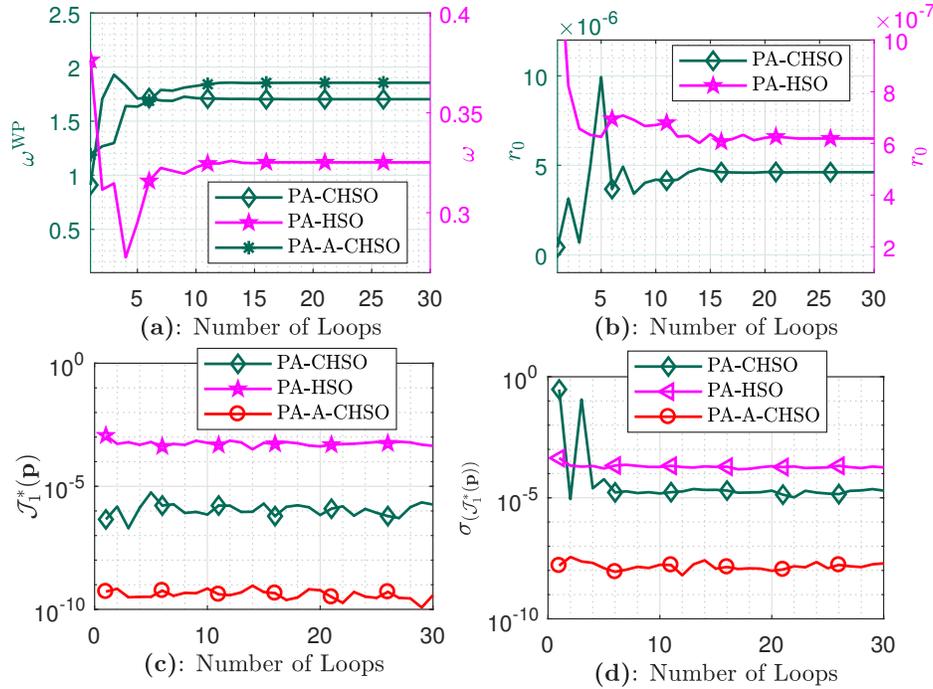


Figura 3.9 – Otimização dos parâmetros de entrada através da OPE-ScA para os algoritmos PA-A-CHSO, -CHSO e -HSO: (a) otimização de ω^{PV} ; (b) otimização de r_0 ; (c) o melhor valor da função custo $J^{PA^*}(\mathbf{p})$ em N_f^{REAL} realizações; (d) desvio padrão para $J^{PA}(\mathbf{p})$.

Tabela 3.5 – Resultados da otimização para os parâmetros de entrada do PA-A-CHSO, -CHSO e -HSO

n^{REPT}	Alg.	r_0	ω^{PV}	$J^{PA^*}(\mathbf{p})$	$\sigma(J^{PA}(\mathbf{p}))$
1	PA-CHSO	1,4465E-6	1,5708	1,4960E-6	8,8154E-6
1	PA-HSO	4,1284E-7	1,5708	1,1569E-3	4,3839E-4
1	PA-CHSO	1,4400E-6	9,1080E-1	1,3456E-6	2,4641E-5
1	PA-HSO	4,1284E-7	3,7640E-1	5,3199E-4	2,1404E-4
1	PA-A-CHSO	eq. (3.10)	1,1818	5,2721E-10	1,5813E-8
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
15	PA-CHSO	4,6865E-6	1,7029	1,9681E-6	2,1320E-5
15	PA-HSO	6,3577E-7	3,2479E-1	5,7971E-4	1,8454E-4
15	PA-CHSO	4,6865E-6	1,7041	1,4625E-6	1,6223E-5
15	PA-HSO	6,3577E-7	3,2478E-1	5,2697E-4	1,9233E-4
15	PA-A-CHSO	eq. (3.10)	1,8525	5,0449E-10	1,1781E-8
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30	PA-CHSO	4,6122E-6	1,7029	2,2187E-6	2,2840E-5
30	PA-HSO	6,1890E-7	3,2525E-1	4,9208E-3	1,9669E-4
30	PA-CHSO	4,6122E-6	1,7030	1,8136E-6	1,9775E-5
30	PA-HSO	6,1890E-7	3,2520E-1	4,4079E-4	1,8113E-4
30	PA-A-CHSO	eq. (3.10)	1,8553	3,7354E-10	1,9539E-8

O parâmetro de entrada r_0 obtido pelo procedimento OPE-ScA para os algoritmos PA-HSO ou -CHSO é validado pelo procedimento OPE-TCS em termos da quantidade de iterações (n) através de $P^{\text{TCS}-1}$ da eq. (3.11), tal que $n \in [1, 500]$, $r_0 \in [10^{-8}, 10^{-4}]$ e ω^{PV} é adotado a partir da Tabela 3.5 através do procedimento OPE-ScA. A $P^{\text{TCS}-1}$ garante a QoT assumindo um valor superior ($\Lambda_1 = 4 \cdot 10^{-3}$) e inferior ($\Lambda_2 = 1 \cdot 10^{-3}$) ao valor de OSNR alvo, o que implica em uma RM superior e inferior aceitável equivalente a $\Psi^{\text{max}} = 10 \log 10 (1.001) = 4.341 \cdot 10^{-3}$ dB e um $\Psi^{\text{min}} = 10 \log 10 (0,996) = -1,7407 \cdot 10^{-2}$, respectivamente. Então, os resultados numéricos são ilustrados na Fig. 3.10.

Na Fig. 3.10 o sucesso ocorre quando $P^{\text{TCS}-1} \geq P^{\text{TCS}^*}$. O algoritmo PA-CHSO obtém uma faixa mais ampla de sucesso (por exemplo, $r_0^* \in [8 \cdot 10^{-7}; 6 \cdot 10^{-5}]$), o que demonstra robustez às mudanças do parâmetro de entrada na etapa OPE. Já o algoritmo PA-HSO encontrou um intervalo mais estreito para o r_0 (por exemplo, $r_0^* \in [7 \cdot 10^{-7}, 8 \cdot 10^{-7}]$), com isso uma menor robustez e uma maior sensibilidade no ajuste de seu parâmetro de entrada na etapa do OPE. O melhor valor de r_0 para o algoritmo PA-CHSO é $r_0^* = 4 \cdot 10^{-6}$, o qual alcança uma convergência rápida ($n = 50$) e desempenho excelente ($P^{\text{TCS}-1} = 1$), enquanto o melhor valor de r_0 para o algoritmo PA-HSO é obtido como $r_0^* = 7 \cdot 10^{-7}$, o qual alcança convergência mais lenta e desempenho inferior ao algoritmo PA-CHSO, por exemplo, $P^{\text{TCS}-1}(50)|_{r_0^*} = 0$ e $P^{\text{TCS}-1}(250)|_{r_0^*} = 0,95$.

Resumidamente, os procedimentos OPE-ScA e OPE-TCS encontraram valores semelhantes para os parâmetros de entrada. O procedimento OPE-ScA determina os valores ótimos de r_0 e ω^{PV} ; o procedimento OPE-TCS confirma os valores dos parâmetros de entradas obtidos pelo procedimento OPE-ScA, assim como defini a sensibilidade e a robustez dos parâmetros de entrada. A seguir, adotamos para qualquer condição de funcionamento da rede, para o algoritmo A-CHSO

$$r_0 \text{ através eq. (3.10) e } \omega^{\text{PV}} = 1.8554,$$

para o CHSO

$$r_0 \in [8 \cdot 10^{-7}; 6 \cdot 10^{-5}] \text{ e } \omega^{\text{PV}} = 1,6975,$$

e para o PA-HSO

$$r_0 \in [7 \cdot 10^{-7}; 8 \cdot 10^{-7}] \text{ e } \omega^{\text{PV}} = 3,2520 \cdot 10^{-1}.$$

3.5.2.2 Otimização dos Parâmetros de Entrada de Complexidade sob Condições Perfeitas de Canais

Os parâmetros de entrada dos algoritmos de PA que afetam drasticamente a complexidade dos algoritmos de PA são $N_f^{\text{PV}} = \eta^{\text{PV}} \cdot M$ e N_f . A otimização destes parâmetros é realizada através

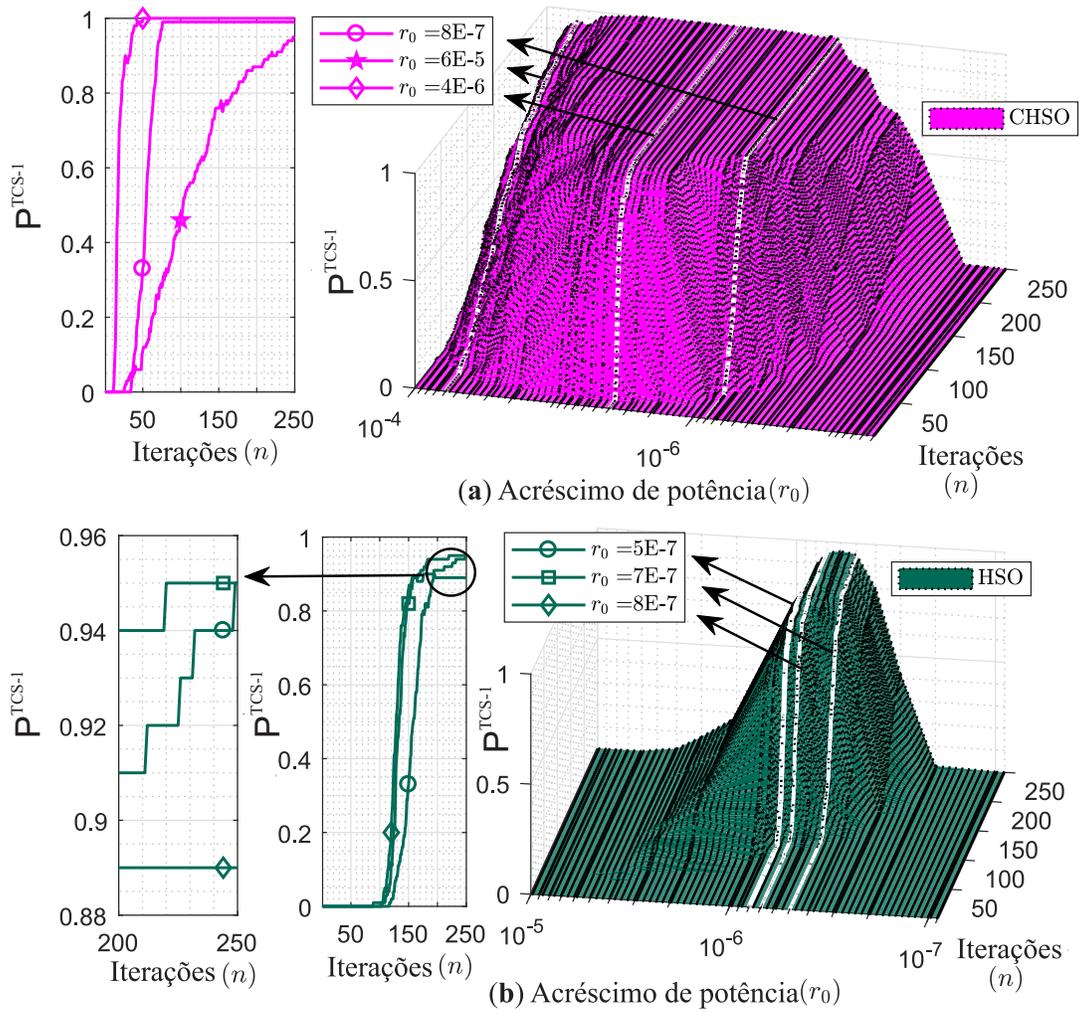


Figura 3.10 – OPE-TCS para os parâmetros de desempenho (P^{TCS-1}): (a) PA-CHSO e (b) PA-HSO

da P^{TCS-2} da eq. (3.13) para encontrar os valores possíveis para η^{PV} e $N_f \in \{(\eta_i^{PV*}, N_{f_i}^{ALGO*})\}$. Os parâmetros iniciais, tais como r_0 e ω^{PV} são adotados considerando a Seção anterior e os parâmetros $\eta^{PV} \in [1, 25]$ e $N_f^{ALGO} \in [1, 500]$, tal como ilustrado na Tabela 3.7.

Tabela 3.6 – Parâmetros iniciais adotados para otimização de η^{PV} e N_f .

Algoritmo	r_0	ω^{PV}	η^{PV}	N_f^{ALGO}
PA-A-CHSO	eq. (3.10)	1,8554	[1, 25]	[1:500]
PA-CHSO	$[8 \cdot 10^{-7}, 6 \cdot 10^{-5}]$	1,6975	[1, 25]	[1:500]
PA-HSO	$[5 \cdot 10^{-7}, 8 \cdot 10^{-7}]$	0,3252	[1, 25]	[1:500]

Então, os resultados numéricos de P^{TCS-2} dado um comportamento médio sobre N_f^{REAL} realizações são ilustrados na Fig 3.11, onde: a) PA-A-CHSO e d) sua vista superior, b) PA-CHSO e e) sua vista superior e c) PA-HSO e f) sua vista superior. As melhores soluções, $\{(\eta_i^{PV*}, N_{f_i}^{*})\} \in FP$ (curva azul), estão na região considerada viável e confiável eq. (3.13). O PA-A-CHSO encontrou melhores resultados do que o PA-CHSO e -HSO denotados por $(\eta^{PV*}; N_f^{ALGO*})$ e fornece maior regularidade na região plana de P^{TCS-2} para os pares de valores absolutos $(\eta^{PV}; N_f^{ALGO})$ que são confiáveis e viáveis.

3.5.2.3 Otimização dos Parâmetros de Entrada do Compromisso do Desempenho e da Complexidade Computacional sob Condições Perfeitas de Canais

Os parâmetros $N_f^{PV} = \eta^{PV} \times M$, N_f^{ALGO} , ω^{PV} e r_0 são avaliados com intuito de relacionar o desempenho e a complexidade para os algoritmos PA-A-CHSO, -CHSO e -HSO, conforme descrito na Subseção 3.3.1.5.2. As soluções candidatas de η^{PV} , N_f^{ALGO} , ω^{PV} e r_0 são obtidas na FP para cada algoritmo de PA, veja Fig 3.11. O algoritmo PA-A-CHSO encontrou a melhor solução, ou seja, $C^{A-CHSO} = 1,8248$ [M flops] ($\eta^{PV} = 16$ e $N_f^{A-CHSO} = 13$), enquanto o algoritmo PA-CHSO encontrou a segunda melhor solução, ou seja, $C^{CHSO} = 3,5706$ [M flops] ($\eta^{PV} = 11$ e $N_f^{CHSO} = 37$) e o algoritmo PA-HSO encontrou a terceira melhor solução, ou seja, $C^{HSO} = 35,3485$ [M flops] ($\eta^{PV} = 24$ e $N_f^{HSO} = 168$). Assim, os valores finais para os algoritmos PA-A-CHSO, -CHSO, -HSO estão resumidos na Tabela 3.7.

Tabela 3.7 – Parâmetros de entrada otimizados e suas respectivas complexidades.

Algoritmo	r_0	ω^{PV}	η^{PV}	N_f^{ALGO}	C [Mflops]
PA-A-CHSO	eq. (3.10)	1,8554	16	13	1,8248
PA-CHSO	$[8 \cdot 10^{-7}, 6 \cdot 10^{-5}]$	1,6975	11	37	3,5706
PA-HSO	$[5 \cdot 10^{-7}, 8 \cdot 10^{-7}]$	0,3252	24	168	35,3485

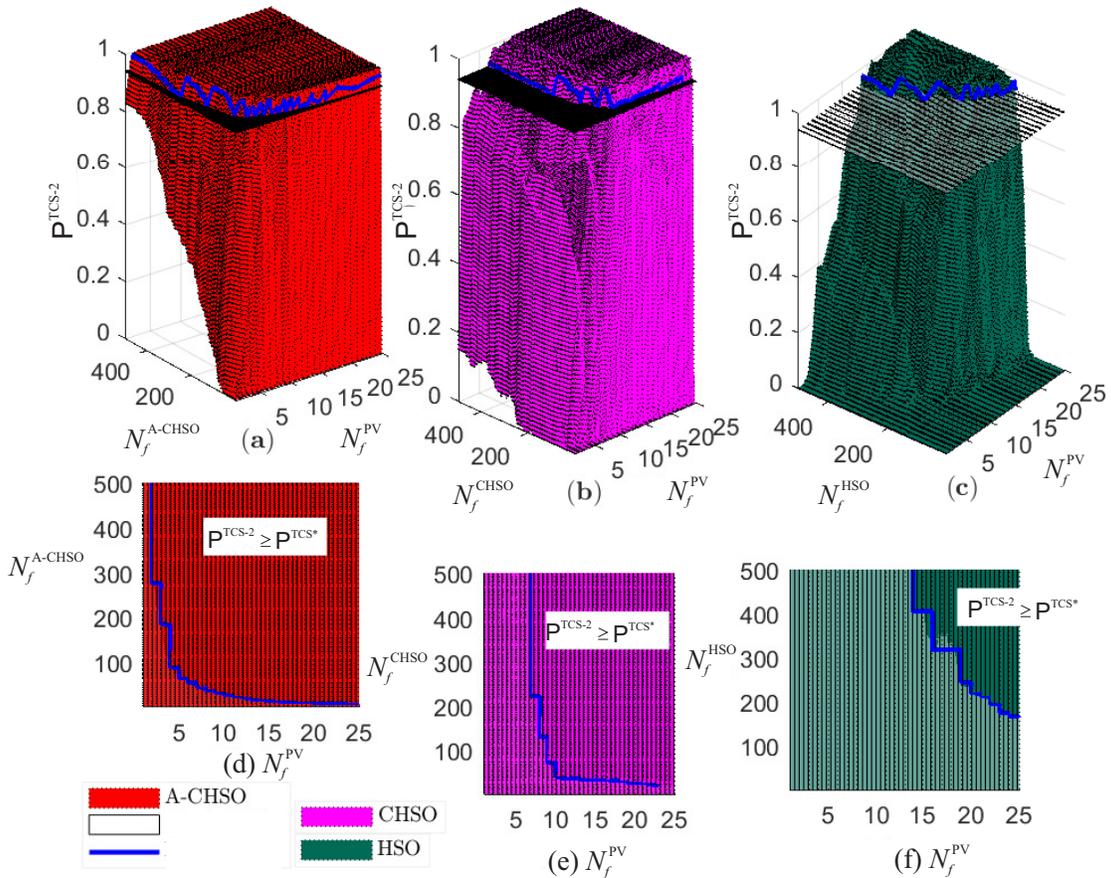


Figura 3.11 – OPE-TCS para os parâmetros de complexidade (P^{TCS-2}): (a) PA-A-CHSO e (d) sua vista do topo, (b) PA-CHSO e (e) sua vista do topo, bem como (c) PA-HSO e (f) sua vista do topo.

3.5.3 Alocação de Potência sob Condições Perfeitas de Canais

O procedimento de PA é analisado para os algoritmos PA-A-CHSO, -CHSO, -HSO e EnPA. As simulações consideram estimativas perfeitas dos canais, operação no IVE, cenário estático, bem como as rotas, distâncias e taxas de bits através da Tabela 3.2 e os valores dos parâmetros físicos através da Tabela 3.3. Os parâmetros gerais dos algoritmos de PA são adotados a partir da Tabela 3.4, enquanto os valores de desempenho e complexidade são adotados a partir da Tabela 3.7, sendo $r_0^{PA-CHSO} = 4,6122 \cdot 10^{-6}$ e $r_0^{PA-HSO} = 6,1890 \cdot 10^{-7}$.

A Fig. 3.12 ilustra a PA por canal óptico em função do número de iterações. As linhas tracejadas horizontais representam a PA por canal óptico da última iteração através da PA-GD, que é o método exato responsável por validar a convergência dos algoritmos baseados no HSO.

A PA por canal óptico atinge a convergência total em

$$\bar{n}_s = n \mid [|p_i^* - p_i| \leq 10^{-7}]$$

para todos os algoritmos de PA, exceto para a EnPA, por exemplo, $\bar{n}_s^{\text{A-CHSO}} = 13$, $\bar{n}_s^{\text{CHSO}} = 37$, $\bar{n}_s^{\text{HSO}} = 144$, $\bar{n}_s^{\text{GD}} = 439$. Nitidamente, o algoritmo PA-A-CHSO vence todos os algoritmos de PA.

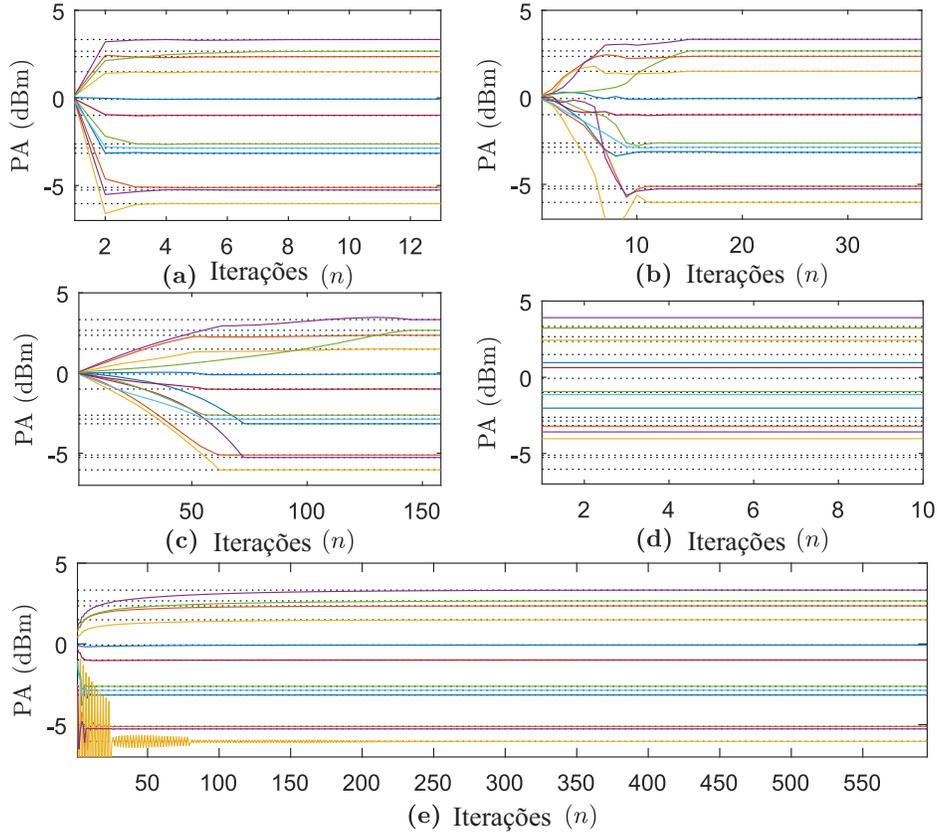


Figura 3.12 – PA por canal óptico em função do número de iterações: **a)** PA-A-CHSO; **b)** PA-CHSO **c)** PA-HSO; **d)**EnPA; **e)** PA-GD. As linhas pontilhadas em ambos gráficos representam a solução do PA-GD.

A seguir, apresenta-se para os algoritmos de PA-A-CHSO, -CHSO, -HSO e EnPA, o desempenho na Subsubseção 3.5.3.1, a complexidade computacional na Subsubseção 3.5.3.2, e o compromisso entre ambos na Subsubseção 3.5.3.3.

3.5.3.1 Desempenho da Alocação de Potência em Condições Perfeitas de Canais

O desempenho é avaliado em termos de NMSE em função do número de iterações, então ilustrado na Fig. 3.13 e registrado na Tabela 3.8. O método adota como referência o algoritmo

de PA ótima PA GD. O alvo de NMSE (NMSE*) é assumido como equivalente a $3 \cdot 10^{-4}$ para garantia de um intervalo de PP aceitável/alvo de $\bar{p}^{\max, (+, *)} = 1 + \Lambda_1 (= -1,7407 \cdot 10^{-2}, \text{ dB})$ e $\bar{p}^{\max, (-, *)} = 1 + \Lambda_2 (= 4,3408 \cdot 10^{-3}, \text{ dB})$, que garante a BER aceitável para os cenários propostos. Na Fig. 3.13, o algoritmo PA-A-CHSO supera todos os algoritmos de PA baseados no HSO com valores de NMSE $[n] \leq \text{NMSE}^* \forall n \geq 11$, por exemplo, $\text{NMSE}^{\text{PA-A-CHSO}}[13] = 2,7842 \cdot 10^{-5}$. O desempenho do algoritmo PA-A-CHSO é beneficiado pelo ajuste preciso do parâmetro r_0 para diferentes condições de enlace de fibra óptica fornecidas por $J^{\text{PA}}(\mathbf{p})$. O algoritmo PA-CHSO é o segundo melhor algoritmo BI para PA, ou seja, $\text{NMSE}[n] \leq \text{NMSE}^* \forall n \geq 23$ e $\text{NMSE}^{\text{CHSO}}[37] = 3,9085 \cdot 10^{-5}$. Confrontando o desempenho do NMSE do algoritmo PA-A-CHSO (referência) com outros algoritmos de PA na última iteração, tal como na eq. (3.16), têm-se o $G^{\text{AP-CHSO}}(\text{NMSE}[37]) = -1,4731 \text{ dB}$, tal como o $G^{\text{AP-HSO}}(\text{NMSE}[158]) = -4,9226 \text{ dB}$ e o $G^{\text{AP-APS}}(\text{NMSE}[1]) = -6,1478 \cdot 10^1 \text{ dB}$. Evidentemente, a EnPA encontrou a pior solução para o procedimento de PA.

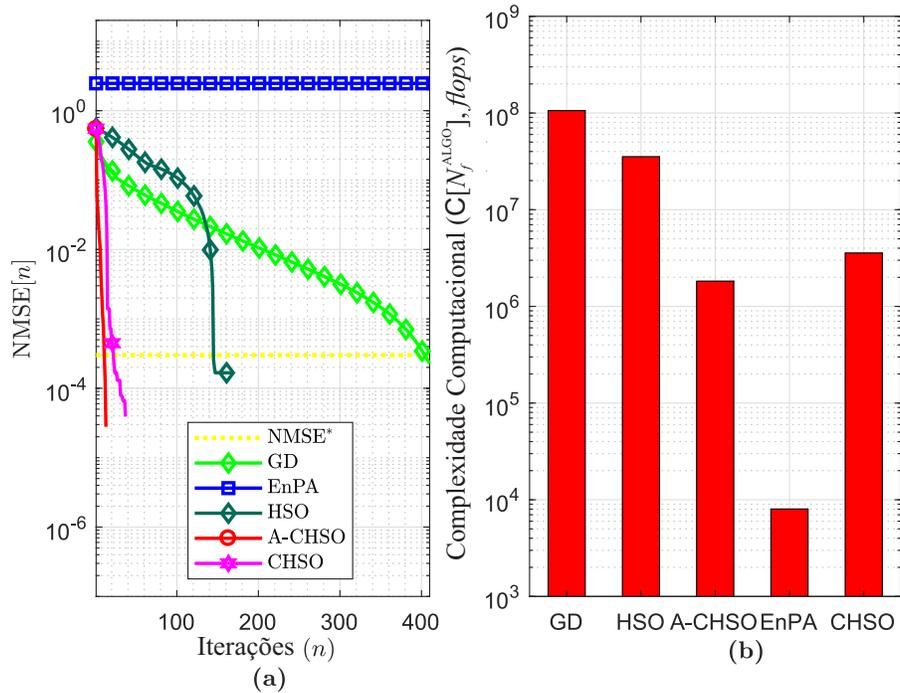


Figura 3.13 – PA-A-CHSO, CHSO, GD, e EnPA: (a) Análise de NMSE considerando um valor de NMSE alvo (NMSE*) menor ou igual a $3 \cdot 10^{-4}$ (a) análise de complexidade computacional (C).

Na Tabela 3.8, apresentada anteriormente, todos os algoritmos de PA encontraram $\bar{p}[n] \in [\bar{p}^{\max, (-, *)}, \bar{p}^{\max, (+, *)}]$, exceto a EnPA que encontrou valores altos de PP. O EnPA desperdiça energia com $\bar{p}^{(-)}[1] = 1,1888 \cdot 10^{-1} \text{ dB}$ e $\bar{p}^{(+)}[1] = 1,9718 \text{ dB}$. O algoritmo PA-A-CHSO encontra o melhor desempenho PP dos algoritmos baseados no HSO para $n \geq 12$,

Tabela 3.8 – Compromisso da complexidade computacional dos algoritmos de PA.

Alg.	N_f^{ALGO}	$\bar{p}^{(-)}[N_f^{\text{ALGO}}]$ (dB)	$\bar{p}^{(+)}[N_f^{\text{ALGO}}]$ (dB)	NMSE $[N_f^{\text{ALGO}}]$	$\mathcal{F}[N_f^{\text{ALGO}}]$, flops	$\mathfrak{T}^{\text{C} \times \text{NMSE}}[N_f^{\text{ALGO}}]$	\mathcal{I} (dB)
A-CHSO	1	-3,1876	5,8135	$5,4226 \cdot 10^{-1}$	140371	$1,3138 \cdot 10^{-5}$	4,4860
CHSO	1	-3,2514	5,9346	$5,5079 \cdot 10^{-1}$	96503	$1,8814 \cdot 10^{-5}$	4,4721
HSO	1	-3,2686	5,9681	$5,5902 \cdot 10^{-1}$	210552	$8,4960 \cdot 10^{-6}$	4,4860
EnPA	1	$1,1888 \cdot 10^{-1}$	1,9718	$3,9126 \cdot 10^1$	8030	$5,0326 \cdot 10^{-5}$	2,4800
GD	1	-2,3414	2,8517	$3,5558 \cdot 10^{-1}$	177949	$1,5804 \cdot 10^{-5}$	3,0136
$N_f = n \{ \text{NMSE}[n] = \text{NMSE}^* \}$:							
A-CHSO	11	$-1,6775 \cdot 10^{-3}$	$1,9795 \cdot 10^{-4}$	$2,9313 \cdot 10^{-4}$	1544081	$2,2094 \cdot 10^{-3}$	7,6332
CHSO	23	$-4,9230 \cdot 10^{-4}$	$2,9074 \cdot 10^{-3}$	$2,1303 \cdot 10^{-4}$	2219569	$2,1149 \cdot 10^{-3}$	9,9337
HSO	145	$-1,3080 \cdot 10^{-1}$	$8,6181 \cdot 10^{-2}$	$2,0332 \cdot 10^{-2}$	25802605	$1,9062 \cdot 10^{-6}$	$3,4487 \cdot 10^1$
GD	408	$-1,6006 \cdot 10^{-3}$	$1,1454 \cdot 10^{-5}$	$2,4928 \cdot 10^{-4}$	72603192	$5,5254 \cdot 10^{-5}$	$3,9613 \cdot 10^1$
N_f^{ALGO} as in Table 3.7							
A-CHSO	13	$-1,6377 \cdot 10^{-4}$	$3,9611 \cdot 10^{-5}$	$2,7842 \cdot 10^{-5}$	1824823	$1,9682 \cdot 10^{-2}$	8,1182
CHSO	37	$-2,4844 \cdot 10^{-4}$	$2,8181 \cdot 10^{-4}$	$3,9085 \cdot 10^{-5}$	3570611	$7,1655 \cdot 10^{-3}$	$1,4071 \cdot 10^1$
HSO	158	$-3,2227 \cdot 10^{-3}$	$1,5698 \cdot 10^{-3}$	$1,6705 \cdot 10^{-4}$	33267216	$1,7994 \cdot 10^{-1}$	$3,5200 \cdot 10^1$

tal que $\bar{p}^{(-)}[13] = -1,6377 \cdot 10^{-4}$ dB e $\bar{p}^{(+)}[13] = 3,9611 \cdot 10^{-5}$ dB, enquanto o segundo melhor desempenho dos algoritmos baseados no HSO é obtido pelo algoritmo PA-CHSO para $n \geq 23$, onde $\bar{p}^{(-)}[37] = -2,4844 \cdot 10^{-4}$ dB e $\bar{p}^{(+)}[37] = 3,9611 \cdot 10^{-5}$ dB. O algoritmo PA-GD é o algoritmo de PA mais lento, somente em $n \geq 175$ ele encontra $\bar{p}[n] \in [\bar{p}^{\max,(-,*)}, \bar{p}^{\max,(+,*)}]$, em virtude das oscilações apresentadas durante o procedimento de PA na Fig. ?? dada a sua habilidade de lidar com os ruídos NL dos canais ópticos. As oscilações do algoritmo PA-GD resultam em valores de PP mais altos na n -ésima iteração do que os demais algoritmos BI. Além disso, a integral do valor absoluto da margem residual para os M canais durante uma janela temporal de N_f^{ALGO} iterações,

$$\mathcal{I}[N_f^{\text{ALGO}}] = \frac{1}{N_f^{\text{REAL}}} \sum_{\ell=1}^{N_f^{\text{REAL}}} \sum_{n=1}^{N_f^{\text{ALGO}}} \|\Psi^* - \Psi[n]\|_2^{(\ell)},$$

demonstra uma capacidade de controle superior através do algoritmo PA-A-CHSO, por exemplo, $\mathcal{I}^{\text{PA-A-CHSO}}[13] = 8,1192$ enquanto o Algoritmo PA-CHSO (segundo melhor) tem $\mathcal{I}^{\text{PA-CHSO}}[37] = 14,0710$, tal como na Tabela 3.8.

3.5.3.2 Complexidade Computacional da Alocação de Potência em Condições Perfeitas de Canais

Os parâmetros que afetam a complexidade computacional em flops (C) são N_f^{ALGO} , N_f^{PV} , M , $N_i^{\text{ROADM}} \forall i$, $N_i^{\text{span}} \forall i$, $N_{\text{bt}}^{\text{GD}}$ e N_f^{GD} . Os resultados numéricos da CC em função do número de iterações (N_f^{ALGO}) são apresentados na Fig. 3.14-b) e registrados na Tabela 3.8, bem como pelo cálculo de $G(C)$ que assume o Algoritmo PA-GD como referência. o algoritmo EnPA é o melhor algoritmo de PA com $G(C[1]) = -76,0450$ dB, enquanto o PA-A-CHSO é o segundo melhor algoritmo de PA com $G(C[1]) = -52,4800$ dB e o PA-GD é o pior algoritmo de PA. A

EnPA venceu todos os algoritmos de PA em termos de CC, mas em termos de desempenho (NMSE) e PP alcança os piores resultados. Finalmente, na próxima subseção, o compromisso do desempenho e complexidade computacional ($\mathfrak{I}^{\text{C} \times \text{NMSE}}[n]$) é avaliado.

3.5.3.3 Compromisso de desempenho e complexidade computacional em Condições Perfeitas de Canais

A Fig. 3.12-a) descreve o compromisso desempenho-complexidade. O algoritmo PA-CHSO encontrou o melhor valor de $\mathfrak{I}^{\text{C} \times \text{NMSE}}[n]$, pois os seus valores de $\text{NMSE}[n] \times C[n]$ são menores do que os demais algoritmos de PA, em detalhes o seu valor de NMSE supera todos os algoritmos de PA. O algoritmo EnPA vence os algoritmos PA-A-CHSO e PA-CHSO para $n \leq 2$, o algoritmo PA-HSO para $n \leq 145$ e o algoritmo PA-GD para $n \leq 395$, pois possui a menor C do que todos algoritmos de PA. No entanto, o algoritmo EnPA tem o pior NMSE[n]. Em termos do $\mathfrak{I}^{\text{C} \times \text{NMSE}}[n]$ máximo, denotado por $\mathfrak{I}^{\text{C} \times \text{NMSE}, \text{max}}[n]$, o PA-A-CHSO supera todos algoritmos de PA, enquanto a EnPA tem valores fixos por não ser iterativo e PA-GD tem um valor de $\mathfrak{I}^{\text{C} \times \text{NMSE}, \text{max}}[n] \rightarrow \infty$ por se tratar da solução ótima. Finalmente, em termos do ganho relativo de $\mathfrak{I}^{\text{C} \times \text{NMSE}, \text{max}}[n]$, tal que o algoritmo PA-GD é a referência, a ilustrado na Fig. 3.12 - b) ilustra que o algoritmo PA-A-CHSO encontrou a melhor solução do que os outros algoritmos de PA.

3.5.4 Desempenho da Alocação de Potência sob Condições de Canais Imperfeitas

Nesta subseção, os algoritmos PA-A-CHSO, -CHSO, -HSO e -GD e -CHSO são avaliados em termos de eficácia sob condições de canais imperfeitas. Três análises são realizadas, tais como o monitoramento imperfeito dos OPMs na Subsubseção 3.5.4.1, os efeitos de envelhecimento do canal óptico, na Subsubseção 3.5.4.2 e a instabilidade de potência na Subsubseção 3.5.4.3. Os valores dos parâmetros adotados os algoritmos estão descritos na Tabela 3.4.

3.5.4.1 Monitoramento Imperfeito dos Monitores de Desempenho Óptico (OPMs)

A imprecisão do monitoramento dos OPMs pode ser modelada como uma variável aleatória log-normal $\delta_i \sim \mathcal{LN}(\mu, \sigma)$, tal que $\mu = 0$ dB e $\sigma = 0,16$ dB. Essas incertezas de monitoramento correspondem a um erro máximo $\delta_i^{\text{max}} = 0,6$ dB com probabilidade $> 0,9995$, normalmente adotada para redes ópticas com imprecisões de OPMs (DONG et al., 2015; WILLNER et al., 2008; SHIEH et al., 2007). Este erro é adicionado ao $\gamma_{\text{B2B},i}$ durante o

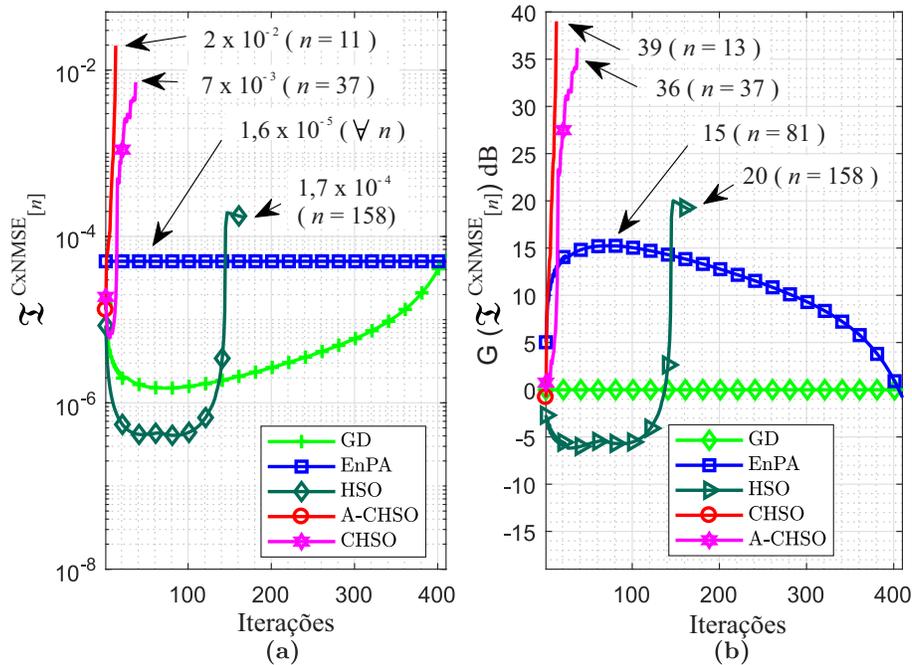


Figura 3.14 – (a) Compromisso de desempenho e complexidade computacional em função do número de iterações para cada algoritmo de PA ($\mathfrak{C}^{\text{C} \times \text{NMSE}, \max}[n]$); e (b) ganho relativo do compromisso de desempenho e de complexidade computacional ($G(\mathfrak{C}^{\text{C} \times \text{NMSE}}[n])$). PA-GD é assumido como referência.

procedimento de PA. Além disso, o cenário adotado pressupõe uma operação no IVE sem instabilidade de energia.

A Fig. 3.15 ilustra a velocidade e a tendência de convergência, bem como a qualidade das soluções obtidas pelos algoritmos de PA. Um alvo NMSE igual a $3,0243 \cdot 10^{-2}$, que depende da imprecisão dos OPMs, é encontrado via PA-GD ($n \geq 241$). Claramente, a redução do NMSE ocorre com o acréscimo de iterações. Nas primeiras iterações, o PA-A-CHSO atinge melhor convergência do que o PA-CHSO, por exemplo, $\text{NMSE}^{\text{PA-A-CHSO}}[3] = 3,3444 \cdot 10^{-2}$, aproximadamente cinco vezes mais rápido que $\text{NMSE}^{\text{PA-CHSO}}[14] = 3,1736 \cdot 10^{-2}$. Por outro lado, valores NMSE semelhantes são encontrados nas iterações posteriores, por exemplo, para $n = 13$ e $n \geq 37$, PA-A-CHSO e -CHSO, respectivamente, alcançam um NMSE assintótico [$n \rightarrow \infty$] $\approx 3,2986 \cdot 10^{-2}$. Os resultados obtidos são afetados pelas imprecisões dos OPMs, ainda assim, os valores assintóticos de NMSE obtidos são semelhantes para o PA-A-CHSO, -CHSO e -HSO para as condições de monitoramento perfeitas, veja a Fig. 3.15.

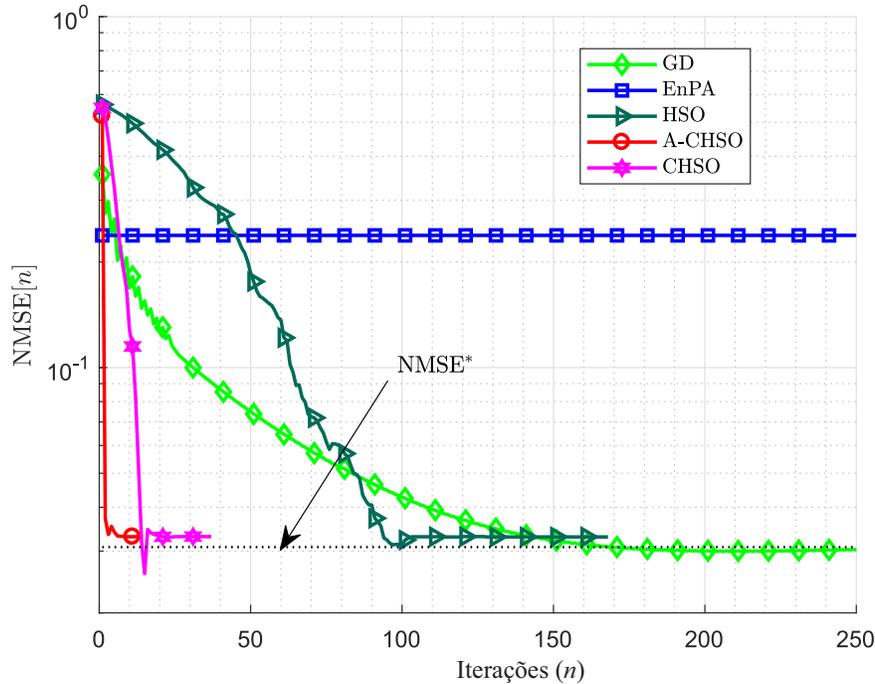


Figura 3.15 – Erro quadrático médio normalizado (NMSE) em função do número de iterações para os algoritmos PA-A-CHSO, -CHSO, -HSO, -GD e EnPA sob condições imperfeitas de canais. Devido as limitações dos OPMs, adota-se um $NMSE^* = 3.0243 \cdot 10^{-2}$ através da PA-GD.

3.5.4.2 Efeitos de Envelhecimento nos Canais

A Fig. 3.16 analisa a tendência de penalidade de potência para rede operando em vários períodos, por exemplo, $\tau^{EON} = [0, 2, 4, \dots, 10]$ anos, representando as degradações das condições dos canais por envelhecimento do IVE até FVE. O valor esperado do PP de M -canais ($\mathbb{E}[\bar{\mathbf{p}}]$) ao longo dos anos é ilustrado, bem como seu respectivo desvio padrão ($\sigma_{\bar{\mathbf{p}}}$), $\bar{p}^{\max,+}$ e $\bar{p}^{\max,-}$. O envelhecimento dos parâmetros é assumido como uma função linear do tempo τ^{EON} . Para a PA-GD com $\bar{\mathbf{p}} = 0$ dB e para a EnPA com $\bar{\mathbf{p}} \leq 1 \cdot 10^{-1}$ dB, a métrica PP não é discutida.

A $\mathbb{E}[\bar{\mathbf{p}}]$ e a $\sigma_{\bar{\mathbf{p}}}$ determinam o limite inferior e superior da PP de M canais durante a vida útil da EON. Os valores máximos (Ψ^{\max}) e mínimos (Ψ^{\min}) definem os valores alvos de PP, tais como $\bar{p}^{\max,-} = -1,7407 \cdot 10^{-2}$ dB e $\bar{p}^{\max,+} = 4,3427 \cdot 10^{-4}$ dB, respectivamente. Na Fig. 3.16, os valores máximos e mínimos da PP máxima dos algoritmos PA-A-CHSO e -CHSO $\in [\bar{p}^{\max,-,*}, \bar{p}^{\max,+,*}]$ e com isso $b_i \leq b^* \forall \tau^{EON}$. Em termos de acréscimo de tempo (τ^{EON} , em anos), o PA-A-CHSO é melhor que o PA-CHSO, por exemplo, os valores mais altos de $\mathbb{E}[\bar{\mathbf{p}}]$, $\bar{p}^{\max,+}$ e $\bar{p}^{\max,-}$ são encontrados para PA-A-CHSO do que para PA-CHSO. Os valores

de PP mais altos do PA-CHSO são oriundos do impacto não linear (η) na eq. (2.45), porque aumentam a granularidade de $r_0[n]$. Assim, os valores maiores de $r_0[n]$ corroboram os valores maiores de $\bar{p}_{\max,(+)}$ e $\bar{p}_{\max,(-)}$.

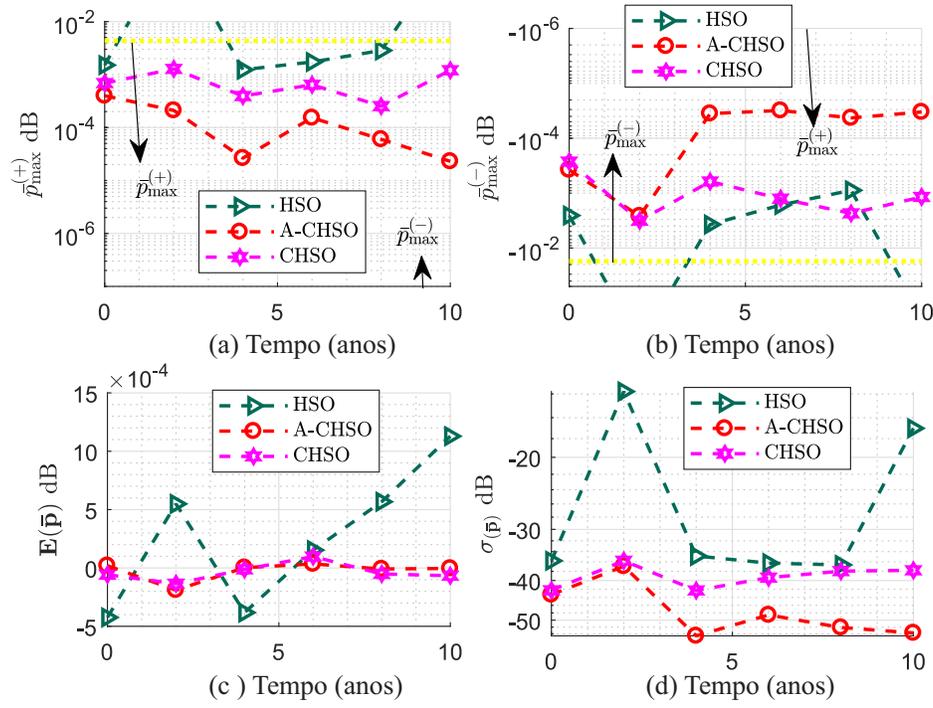


Figura 3.16 – Efeitos de envelhecimento para o PA-A-CHSO: (a) valores $\bar{p}_{\max}^{\max,(-)}$ [dB]; (b) valores de $\bar{p}_{\max,(+)}$ [dB]; (c) valores esperados de PP para M -canais em função do envelhecimento da rede ($E\{\bar{p}\}$) [dB]; e (d) desvio padrão de $E\{\bar{p}\}$ [dB], denotado como $\sigma_{\bar{p}}$ [dB].

3.5.4.3 Potência Dinâmica

A potência dinâmica ou perturbação de potência resulta da adição ou retirada de canais em qualquer nó da EON. Os canais sobreviventes são afetados por efeitos indesejáveis, aqui modelados por eq. (2.13), tal que $A^{\text{pert}} = 0,8$ dB e $f = 0,5$ Hz representam o sobressinal e subsinal máximo tal como no projeto de compensação da EDFA e garantem a retirada de dois canais simultaneamente (VALE; JR, 2019). Os algoritmos de PA são avaliados sob dois aspectos, a compensação e velocidade de re-otimização sob perturbações.

A Fig. 3.17 ilustra um cenário dinâmico para uma rede otimizada para operar com $M = 12$ canais ópticos no IVE, tal como na Tabela 3.2 e Fig. 3.8. No estágio de operação $1 \leq n \leq 19$, a rede está sem presença de comportamento dinâmico, então os algoritmos de PA

aguardam alterações nas condições de canais. Dois canais das rotas R_{10} e R_{11} são retirados no nó 8 em $n = 20$, o que resulta em quatro canais sobreviventes (R_4, R_8, R_9 e R_{12}). Os canais sobreviventes são afetados por flutuações de potência do nó 8 até seus respectivos destinos. A duração da perturbação de potência adotada para análise em cenários dinâmicos considera uma ocorrência deste efeito no intervalo $20 < n \leq 39$. Na ausência de compensação da PA, os canais das rotas R_4, R_8, R_9 e R_{12} são penalizados, por exemplo, $NMSE_{n \geq 40, nc}^{A-CHSO} = 5,2274 \cdot 10^{-2}$, pois não são reotimizados e as suas potências de transmissão são afetadas por flutuações. No entanto, a melhoria de desempenho é alcançada com a operação do PA-A-CHSO, -CHSO, -HSO e -GD, sendo os dois melhores:

$$NMSE_{52, cp}^{A-CHSO} = 1.0880 \cdot 10^{-6} \quad \text{e} \quad NMSE_{76, cp}^{CHSO} = 1.9411 \cdot 10^{-5},$$

enquanto $NMSE^{HSO} [71] = 1.5235 \cdot 10^{-4}$, $NMSE^{GD} [312] = 2.7589 \cdot 10^{-4}$ e $NMSE^{EnPA} [42] = 2.7219$. O valor alto de NMSE da EnPA é justificado pelo desperdício de energia.

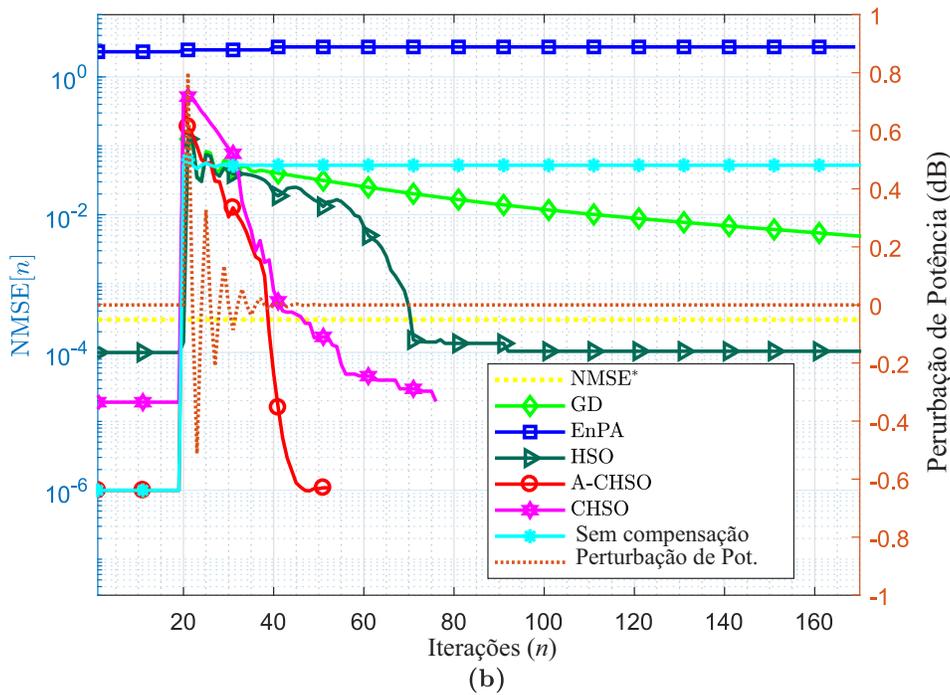


Figura 3.17 – NMSE para cenário dinâmico caracterizado por uma perturbação de potência (pert) ocorrendo entre $20 \leq n \leq 39$ iterações. Dois canais são retirados, R_{10} e R_{11} , e três situações são tomadas: ausência de PA e presença de PA através do PA-A-CHSO e -CHSO. Aqui, $NMSE^* \leq 3 \cdot 10^{-4}$ garante a QoT.

Resumidamente, a PA baseada no A-CHSO e -CHSO foi capaz de seguir a perturbação de potência, bem como alcançar uma nova distribuição ótima de potência nas últimas iterações.

Com intuito de encontrar NMSE^* para $n \geq 20$, o $\text{NMSE}^{\text{PA-A-CHSO}}[39] = 1,7235 \cdot 10^{-4}$ tem um custo de 1,7 M *flops* e o $\text{NMSE}^{\text{PA-CHSO}}[47] = 2,6556 \cdot 10^{-4}$ tem um custo de 2,6 M *flops*. Portanto, PA-A-CHSO tem uma melhor relação desempenho-complexidade em cenários dinâmicos, ou seja,

$$\mathfrak{C}^{\text{C} \times \text{NMSE-A-CHSO}} = 2,9860 \cdot 10^{-3} \quad \text{e} \quad \mathfrak{C}^{\text{C} \times \text{NMSE-CHSO}} = 1,4481 \cdot 10^{-3}.$$

3.5.5 Compromisso Desempenho e Complexidade Computacional sob Diferentes Carregamentos de Rede.

As análises de CC, de desempenho e do compromisso entre ambos são avaliados para treze carregamentos de rede, denotados por $\mathfrak{L}_1, \dots, \mathfrak{L}_{13}$. O \mathfrak{L}_1 é composto por $M = 12$ canais (2,2 Tbps), tal como na Fig. 3.8 e Tabelas 3.2 e 3.3, condições perfeitas de canais, bem como a estimativa perfeita da OSNR, operação no IVE e cenário estático. Então, o carregamento da rede ι -ésimo $\forall \iota \geq 2$ é baseado em \mathfrak{L}_1 , está configurado como:

$$\mathfrak{L}_\iota = \mathfrak{L}_1 \cdot \iota; \quad M = 12 \times \iota; \quad 2.2 \times \iota \quad [\text{Tbps}]; \quad \forall \iota = 2, 3, \dots, 13,$$

tal que \mathfrak{L}_ι tem a mesma topologia de \mathfrak{L}_1 , porém tais conexões (entre o receptor transmissor, por exemplo, Rx-Tx) são escaladas por ι vezes \mathcal{L}_1 chamadas. O problema da MF e alocação de espectro (SA) são definidos na Seção 2. Os parâmetros de entrada dos algoritmos de PA são avaliados sob duas condições, a condição c.1) que adota ω , N_f^{PV} , N_f^{ALGO} e r_0 registrados na Tabela 3.4 e a condição c.2) que reotimiza o parâmetro r_0 com base no OPE-ScA enquanto os valores ω , N_f^{PV} e N_f^{ALGO} são adotados a partir da Tabela 3.4. Em termos assintóticos, os PA-A-CHSO, -CHSO e -HSO possuem complexidade da ordem de $\mathcal{O}(M^2)$, Por outro lado, a complexidade do algoritmo GD é de ordem de $\mathcal{O}(M^3)$.

As Figs. 3.18 -a) e -b) ilustram as métricas de NMSE e PP em função do carregamento de rede (\mathfrak{L}), respectivamente, tal que o algoritmo PA-GD é adotado como referência para ambas métricas. O sucesso é encontrado quando $\bar{\mathbf{p}} \in [\bar{p}^{\text{min},(-,*)}, \bar{p}^{\text{max},(+,*)}]$. O PA-A-CHSO é o melhor algoritmo de PA para todos os carregamentos, encontrando $\bar{\mathbf{p}} \in [\bar{p}^{\text{min},(-,*)}, \bar{p}^{\text{max},(+,*)}]$ e os menores valores de NMSE. O PA-CHSO é segundo melhor algoritmo de PA para todos os carregamentos, encontrando $\bar{\mathbf{p}} \in [\bar{p}^{\text{min},(-,*)}; \bar{p}^{\text{max},(+,*)}]$ para $r_0|$ c.1 e $r_0|$ c.2, sendo $r_0|$ c.2 melhor que $r_0|$ c.1. O PA-HSO não encontrou o sucesso para todos carregamento: para $r_0|$ c.1, obteve sucesso em $\mathfrak{L}_i \forall i \leq 4$; e para $r_0|$ c.2, obteve sucesso em $\mathfrak{L}_i \forall i \leq 5$. Então, o melhor desempenho é obtido pelo PA-A-CHSO, devido a sua habilidade mais exploradora através do mapa caótico, bem como a granularidade de r_0 granularidade sob diferentes condições de canais.

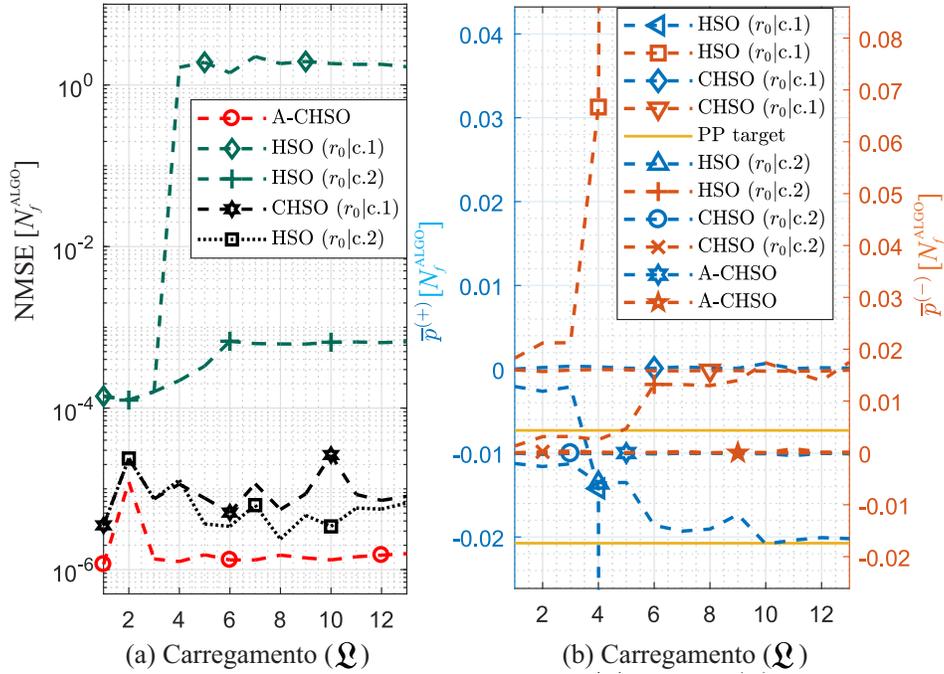


Figura 3.18 – PA-A-CHSO, CHSO, -HSO, -GD (a) erro quadrático (NMSE) na última iteração de cada algoritmo de PA $NMSE[N_f^{ALGO}]$ (b) PP máximas e mínimas na última iteração de cada algoritmo de PA, $\bar{p}^{(+)} [N_f^{ALGO}]$ e $\bar{p}^{(-)} [N_f^{ALGO}]$, respectivamente, para diferentes carregamentos de rede.

As Figs. 3.19-a) e -b) ilustram as métricas de CC (C) e do compromisso da CC e o desempenho ($\mathfrak{I}^{C \times NMSE}$) em função do carregamento de rede (Ω), ambos na última iteração (N_f^{ALGO}), denotados como $C[N_f^{ALGO}]$ e $\mathfrak{I}^{C \times NMSE}[N_f^{ALGO}]$, respectivamente. A PA-GD é adotada como referência para $C[N_f^{ALGO}]$ e $\mathfrak{I}^{C \times NMSE}[N_f^{ALGO}]$. Na Fig 3.19-a), o melhor algoritmo de PA é o PA-A-CHSO com $C[N_f^{ALGO}] \approx 15 \times 10^6 |\Omega_3$, enquanto o segundo melhor é o PA-CHSO com $C[N_f^{ALGO}] \approx 30 \times 10^6 |\Omega_3$, onde $C^{CHSO}[N_f^{ALGO}]/C^{CHSO}[N_f^{ALGO}] \approx 2 \forall \Omega_i$. Na Fig. 3.19-b), o melhor $\mathfrak{I}[N_f^{ALGO}]$ é obtido pelo algoritmo PA-A-CHSO. Claramente, o melhor compromisso do desempenho e da CC é obtida pelo PA-A-CHSO para diferentes carregamentos de rede em EONs.

3.5.6 Conclusão da PA na EON

O PA-A-CHSO é uma técnica candidata para alocação de recursos em EONs, superando todos os algoritmos BI deste capítulo, tais como o PA-CHSO e o -HSO. As principais vantagens do PA-A-CHSO são o seu desempenho, a sua CC e o seu compromisso entre o desempenho e

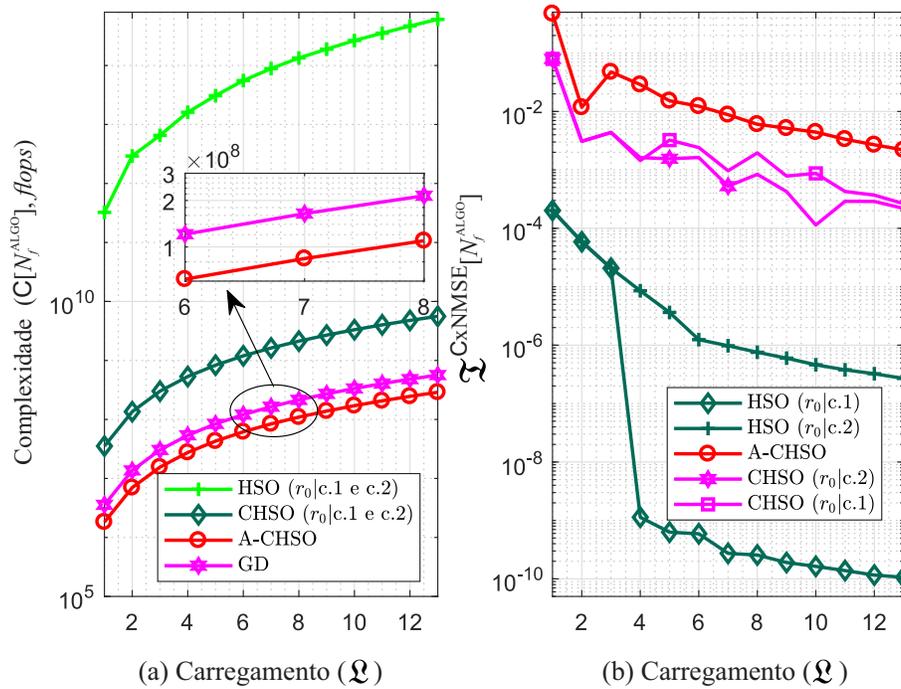


Figura 3.19 – PA-A-CHSO, CHSO, -HSO, -GD (a) complexidade computacional na última iteração de cada algoritmo de PA (C) [N_f^{ALGO}] [$fops$] (b) compromisso do desempenho e da complexidade computacional na última iteração de cada algoritmo de PA (\mathcal{C}^{CxNMSE} [N_f^{ALGO}]), para diferentes carregamentos de rede.

a CC, bem como a robustez, sensibilidade na sintonia dos parâmetros e taxa condicional de sucesso, conforme descrito na Seção de otimização dos parâmetros de entrada, Subseção 3.5.2.

A respeito do desempenho dos algoritmos de PA, as métricas de PP e do NMSE foram avaliadas. O PA-A-CHSO encontrou melhores resultados para as condições perfeitas de canais e imperfeitas, bem como os efeitos de envelhecimento e os cenários dinâmicos. Estes resultados colaboram para um reestabelecimento mais rápido da qualidade de transmissão, bem como redução de margens de PP.

A respeito da CC dos algoritmos de PA, a métrica de CC em [$fops$] foi avaliada. A PA-CHSO é o segundo melhor algoritmo de PA, enquanto a EnPA é o melhor algoritmo de PA. Porém, apenas a métrica CC não valida a qualidade dos algoritmos PA, pois a EnPA apresenta o pior desempenho. Portanto, a compensação de desempenho-complexidade foi avaliada, onde o PA-A-CHSO supera todos os algoritmos de PA sob carregamento de rede diferente em cenários realistas.

Então, o melhor compromisso de desempenho e complexidade computacional é obtido

pelo PA-A-CHSO, que demonstra convergência rápida, limitação de custo, redução de energia e eficácia em cenários EON dinâmicos.

3.6 Conclusões do Capítulo

Este capítulo trata sobre estratégias de PA em redes ópticas heterogêneas. Discutiu-se a implementação, a otimização dos parâmetros de entrada e a operação dos métodos sob os efeitos dinâmicos presentes durante a operação das redes ópticas, as estimativas imperfeitas dos canais, os efeitos de envelhecimento e outros. Tanto para a rede óptica com MLR como para a EON, os métodos combinados/modificados BI apresentaram os melhores resultados em termos do compromisso do desempenho e da complexidade computacional, enquanto os métodos aproximativos encontram soluções de baixa qualidade com baixa complexidade computacional e os métodos exatos soluções ótimas com alta complexidade computacional.

O método de otimização proposto do APCA-PID-PSO para as redes ópticas com múltiplas taxas (MLRs) foi comparado com os métodos da WBA e da IM, os quais têm superado no compromisso entre o desempenho e a complexidade computacional. Os principais resultados numéricos em termos de desempenho denotado pela $PP \approx 0$ dB, destacam a competência do APCA-PID-PSO em alcançar a eficiência energética máxima atrelada ao desperdício mínimo de energia para os requisitos de qualidade de serviço (QoS—*Quality of Service*) em cenários ópticos, tanto os estáticos como os dinâmicos (por exemplo, acréscimo ou retirada de canais, flutuações e outros). Assim sendo, o desempenho do algoritmo APCA-PID-PSO é validado como uma técnica potente para PA em redes ópticas com múltiplas taxas (MLRs). Além disso, em termos da complexidade computacional assintótica, dada pelo crescimento de M canais ópticos no tempo, o APCA-PID-PSO alcança convergência em poucas iterações ($n \approx 8$), tanto para os cenários estáticos como para os dinâmicos, bem como apresenta custo computacional na ordem de $O(M^2)$ inferior ao método exato da inversão de matrizes $O(N_f^{pv} \cdot \log(M^2))$. Assim sendo, a complexidade computacional resultante do APCA-PID-PSO destaca suas vantagens para atender o acréscimo de canais ópticos nos cenários ópticos, redução de custo e maior velocidade de processamento em relação ao método exato da IM.

O método proposto do PA-CHSO para EONs é comparado ao método tradicional do PA-HSO, -EnPA e -GD, então como aperfeiçoado através de uma estratégia adaptativa denotada como PA-A-CHSO. O desempenho do PA-CHSO é colaborado pelo mapa caótico, bem como do PA-A-CHSO, através de modificação do parâmetro fixo do r_0 para adaptativo, onde ambos colaboram na garantia de uma melhor robustez e estabilidade durante a PA em EONs sob diferentes condições de canais. O PA-A-CHSO tem encontrado PP na ordem de

$\bar{p} \in [-1, 7 \cdot 10^{-3}; 1, 9 \cdot 10^{-4}]$, que são valores aceitáveis para a garantia dos requisitos mínimos de QoS, tanto para cenários estáticos como para cenários dinâmicos. Além disso, ele supera o desempenho do PA-CHSO em cenários com estimação imperfeitas e escaláveis (acréscimo de canais ópticos), também clarificam através das PP em relação aos métodos da PA-HSO ($\bar{p} \in [-3 \cdot 10^{-1}; 1 \cdot 10^{-1}]$) e da PA-CHSO ($\bar{p} \in [-1 \cdot 10^{-3}; 3 \cdot 10^{-4}]$). Além disso em termos da complexidade computacional, tal como em $M = 12$, o PA-A-CHSO (1,8 M *flops*) supera o PA-CHSO (3,5 M *flops*) e o PA-HSO (33 M *flops*), ressalta-se que o mesmo comportamento do custo de complexidade computacional acontece com o acréscimo de canais ópticos, o que resulta em benefícios de processamento da otimização em tempo real, capacidade de otimização e escalabilidade permissiva da PA das EONs nos cenários ópticos atuais.

Então, os métodos BIs em relação aos métodos de otimização aproximativos e exatos são candidatos, devido à maior habilidade para reagir aos efeitos dinâmicos dos canais, economia de energia, que implicam na redução de amplificadores e aumento da capacidade dos canais, níveis superiores de robustez sob diferentes condições de canais e nas situações com imperfeições na estimativa de canais.

Então, os métodos BIs em relação aos métodos de otimização aproximativos e exatos são candidatos, dentre os principais benefícios estão uma maior habilidade para reagir aos efeitos dinâmicos dos canais e economia de energia. A economia de energia alcançada por estes métodos implica na redução de amplificadores e aumento da capacidade dos canais. Além disso, os métodos BIs encontram níveis superiores de robustez sob diferentes condições de canais e nas situações com imperfeições na estimativa de canais.

4 Estratégia de resolução para o Problema de Alocação de Espectro e Potência (SPA)

Neste capítulo, nas redes ópticas heterogêneas, particularmente as redes ópticas elásticas (EONs–*Elastic Optical Network*), Subseção 2.1.2 do Capítulo 2, é resolvido o problema do compromisso de alocação de espectro e potência (SPA–*Spectrum and Power Allocation*) formulado na Subseção 2.2.2 da seguinte maneira:

$$\begin{aligned}
 & \underset{\mathbf{c}, \mathbf{f}, \mathbf{p}}{\text{maximize}} && \mathfrak{I}^{\text{SPA}}(\mathbf{c}, \mathbf{f}, \mathbf{p}) = [\omega^{\text{SA}} \cdot J^{\text{SA}}(\mathbf{c}, \mathbf{f}, \mathbf{p}) + \omega^{\text{PA}} \cdot J^{\text{PA}}(\mathbf{p})]^{-1} \\
 & \text{s.t.} && (\Lambda.1) \quad \Theta \geq \Theta^*, \\
 & && (\Lambda.2) \quad \mathbf{e} \leq \mathbf{e}^*, \\
 & && (\Lambda.3) \quad b_i \geq 0, \\
 & && (\Lambda.4) \quad U \leq U^{\text{max}}, \\
 & && (\Lambda.5) \quad p^{\min} \leq p_i \leq p^{\max}, \quad \forall i = 1, \dots, M. \\
 & && (\Lambda.6) \quad \omega^{\text{SA}} + \omega^{\text{PA}} = 1
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

em que $\Lambda.i$ representa a i -ésima restrição, assim como $\Theta = [\Theta_1, \dots, \Theta_M]^{M \times 1}$ representa o vetor coluna da taxa de bit, $\Theta^* = [\Theta_1^*, \dots, \Theta_M^*]^{M \times 1}$ representa o vetor coluna taxa de bit alvo, $\mathbf{e} = [e_1, \dots, e_M]^{M \times 1}$ representa o vetor da BER, $\mathbf{e}^* = [e_1^*, \dots, e_M^*]^{M \times 1}$ representa o vetor coluna da BER alvo e $\mathbf{b} = [b_1, \dots, b_M]^{M \times 1}$ representa o vetor coluna da banda de guarda, dos canais ópticos. As funções custo de alocação de potência (PA–*Power Allocation*) e de alocação de espectro (SA–*Spectrum Allocation*), representadas por J^{SA} e J^{PA} , previamente definidas nas eqs. (2.34) e (2.35), respectivamente, as quais são baseadas nos conceitos de espectro residual (RS–*Residual Spectrum*) e margem residual (RM–*Residual Margin*), respectivamente, pretendem que seus valores mínimos sejam equivalentes a zero para maximizar o compromisso de SPA em (4.1), isto é, objetivam maximizar simultaneamente a eficiência energética (EE–*Energy Efficiency*) e a eficiência espectral (SE–*Spectral Efficiency*) em (4.1). A fim de prover o melhor balanço de EE-SE, os conceitos de RS e RM, tais como em (2.30) e (2.28), respectivamente, os quais foram discutidos em detalhes na Subseção 2.2.2, simplificam os objetivos de EE e SE em um único objetivo para lidar com a variedade de parâmetros presentes nas EONs, dentre eles, Θ , F_i que definem a i -ésima eficiência espectral do formato de modulação (MF) (c_i) relacionada a

U em (2.31), p e outros, os quais estão relacionados à potência e ao espectro alocados devido aos aspectos de flexibilidade e escalabilidade presentes nas EONs. Os parâmetros ω^{SA} e ω^{PA} regularizam o peso ou importância relativa na otimização da alocação de potência e espectro, em detalhes na Subseção 2.2.2, que podem incluir uma margem de segurança para SA ou PA¹

A fim de resolver o problema do compromisso de SPA em (4.1), neste Capítulo serão propostos três algoritmos com intuito de encontrar aquele que apresenta o melhor compromisso desempenho-complexidade, um método exato baseado em otimização combinatória (CO–*Combinatorial Optimization*), Subseção 4.1.2, o qual é denominado SPA-CO, tendo o objetivo de encontrar as melhores soluções, porém com alto custo computacional, assim como um método aproximativo que assume o método de transmissão adaptativa baseado na distância (DAT–*Distance Adaptive Transmission*), Subseção 4.1.1, o qual é denominado SPA-DAT, pretendendo encontrar soluções razoáveis com baixo custo computacional. Por fim, um método exato iterativo que se baseia no modelo populacional de Verhulst, Subseção 4.1.1, o qual é denominado SPA-V, objetivando o melhor compromisso desempenho-complexidade.

A seguir, os principais motivos para a propositura da estratégia do compromisso de SPA em EONs, bem como dos algoritmos de SPA são apresentados.

Em relação à propositura do problema do compromisso de alocação de potência-espectro em EONs, os principais motivos são elencados: 1) *Percebeu-se após ampla investigação que não há trabalhos disponíveis na literatura lidando com o problema do compromisso de SPA e soluções para operação em tempo real nas EONs.* Em (VALE; JR, 2019), os autores apresentaram uma formulação para o problema PRMFSA, porém eles não discutiram o SPA sob a perspectiva do compromisso de SPA. Da mesma forma, em (YAN et al., 2015) foi apresentada uma estratégia de SPA, porém não foi discutido o compromisso de SPA combinado com a solução de PA. Em (GOŚCIENÍ et al., 2014), o problema de SPA foi resolvido separadamente, mas quando avaliado em conjunto obteve-se uma economia de espectro com desperdício de energia. Em (ZHU et al., 2015), o problema de SA e de PA foram avaliados em conjunto. Ao analisar o impacto das ordens dos FMs no aumento de regeneradores para garantir a QoT. Foi verificado que ordens elevadas dos FMs resultam em uma superestimativa dos regeneradores e uma inclusão de técnicas de manejo dos regeneradores em tempo real. Em (HALDER et al., 2020), o problema do compromisso de SPA baseou-se no algoritmo de transmissão adaptativa de distância (DAT) para SA, porém sem controle de PA em tempo real; os resultados numéricos mostraram que a minimização de espectro resulta em desperdício de energia devido aos níveis

¹A margem de segurança para PA, que ocorre quando a importância relativa de ω^{PA} é maior do que de ω^{SA} , é conveniente para cenários ópticos com potência dinâmica. Já a margem de segurança para SA é maximizada, que ocorre quando a importância relativa de ω^{SA} é maior do que de ω^{PA} , é adequada para situações com desalinhamento de lasers..

elevados de potência de transmissão para cada MF. 2) *A formulação do compromisso de SPA é uma estratégia promissora para a AR em EONs*, uma vez que tal formulação pretende obter simultaneamente o valor mínimo para a somatória de espectro e de potência para os canais ópticos ativos. Assim como na Subseção 2.2.2 do Capítulo 2, ressalta-se que os procedimentos de SA e de PA possuem soluções conflitantes, por exemplo, o valor mínimo da somatória de espectro no procedimento de PA é solucionado com desperdício de energia, pois maiores níveis de SNRs ou ordens dos FMs são necessários para reduzir o espectro utilizado e combater as interferências enquanto a QoT é garantida (ZHU et al., 2015; HALDER et al., 2020), bem como o valor mínimo da somatória de energia no procedimento de SA é solucionado com desperdício de espectro, pois menores níveis de SNRs ou ordens dos FMs são necessários para reduzir o orçamento de energia e combater as interferências enquanto a QoT é garantida (ZHU et al., 2015; HALDER et al., 2020). 3) *O balanço adequado EE-SE através da normalização proposta somatória de potência e de espectro é fundamental para obter soluções que equilibram adequadamente a minimização EE-SE*. Em (YAN et al., 2015), uma formulação do problema de SPA baseou-se na soma ponderada de pesos relativos aos procedimentos de SA e de PA como uma estratégia de normalização das respectivas quantias. Os pesos relativos precisam realizar a normalização SA e PA com base nas condições atuais do canal, assim sendo, a seleção dos valores de pesos relativos apropriados torna-se um desafio, ainda mais no contexto das EONs, em que existe uma grande variedade de parâmetros do sistema. Por esse motivo, nesta Tese sugeriu-se a estratégia de normalização intrínseca com base no RM para a etapa de otimização PA (SANTOS; ABRÃO, 2020c), comparando os valores atuais e alvo da relação sinal-ruído óptica (OSNR–*Optical Signal to Noise Ratio*) durante a operação ponta-a-ponta (B2B) estimada pelos monitores de desempenho óptico, denotada por $\hat{\gamma}_{B2B,i}$ e γ^* , respectivamente, bem como o conceito de RS para a etapa de otimização SA, comparando o espectro usado (U) e o espectro alvo (U^*), formulado de forma semelhante ao conceito RM e RS. Esta expressão permite uma normalização adequada para resolver o problema do compromisso de SPA considerando diferentes taxas de bits, OSNRs e cenários de potências de transmissão.

Em relação à propositura dos algoritmos de alocação de potência-espectro, por exemplo, os algoritmos SPA-V, -DAT e -CO, para resolverem o problema do compromisso de SPA em EONs, os principais motivos são elencados: 1) *Por se tratar de um problema com tempo computacional não polinomial (NP)-Difícil*, o qual é definido pela atribuição de espectro, de formato de modulação, de roteamento e de potência (PRMFSA–*Power, Routing, Modulation Format and Spectrum Assignment*), a propositura de diferentes classes de métodos de otimização faz-se necessária para encontrar o melhor compromisso desempenho-complexidade, por exemplo, métodos exatos combinatoriais ou iterativos, heurísticos, aproximados, heurísticos-

evolucionários, dentre outros, que combinam os citados ou são uma variação destes. Por isso, as estratégias baseadas na classe de métodos exatos combinatoriais e aproximativos são discutidas adiante.

Em seguida, este capítulo apresenta os métodos propostos para resolução do problema do compromisso de SPA em EONs, Seção 4.1. Por conseguinte, apresenta-se os aspectos de implementação destes algoritmos, bem como as métricas de desempenho, de complexidade e de compromisso desempenho-complexidade, Seção 4.2. Subsequente, realiza-se a AR através dos métodos propostos e dos métodos comparativos por meio de simulações numéricas na Seção Resultados Numéricos, Seção 4.3. Por último, as principais conclusões do capítulo são discutidas na Seção 4.4.

4.1 Métodos de Otimização Abordados

Nesta Seção são apresentados os métodos propostos para resolução do problema do compromisso de SPA em EONs, tais como o algoritmos SPA-V, SPA-CO e SPA-DAT. O algoritmo SPA-V é um algoritmo exato iterativo pretendendo o melhor compromisso desempenho-complexidade, Subseção 4.1.1. O algoritmo SPA-CO é um algoritmo exato baseado em otimização combinatorial, visando soluções ótimas, porém com alto custo computacional, Subseção 4.1.2. Por fim, o algoritmo SPA-DAT é um algoritmo baseado em aproximações através do algoritmo DAT, em que é possível soluções modestas com baixo custo computacional, Subseção 4.1.3.

4.1.1 Algoritmo SPA baseado no Modelo de Verhulst (SPA-V)

O algoritmo de SPA baseado no método exato iterativo de Verhulst, denominado SPA-V, é apresentado no Algoritmo 12. Tal algoritmo é dividido em quatro partes (\wp): \wp_1) aloca os intervalos de frequência (*slots*) necessários para M canais nos primeiros *slots* livres (PSL) contínuos e contíguos, na ordem que são solicitados os serviços (Θ), Subseção 2.3.2.4; \wp_2) define os MFs apropriados; \wp_3) determina os valores das bandas de guardas dos canais; e \wp_4) realiza o procedimento de PA. A otimização de SPA é realizada sequencialmente, isto é, os passos $\wp_2 - \wp_3$ alocam o espectro baseado no custo J^{SA} e o passo \wp_4 aloca a PA baseado no custo J^{PA} .

Cada parte do algoritmo SPA-V (\wp_2 , \wp_3 e \wp_4) realiza um procedimento sistemático (ou iterativo) para evoluir os parâmetros de canais \mathbf{c} , \mathbf{b} , \mathbf{p} , visando alcançar os valores ótimos desses parâmetros baseando-se na métrica e^* , nos custos J^{SA} e J^{PA} , bem como nos valores anteriores

de \mathbf{c} , \mathbf{b} e \mathbf{p} . Essa solução baseada no modelo discreto de Verhulst evolui esses parâmetros de canais pressupondo a evolução temporal de uma quantidade de indivíduos de algumas espécies biológicas, as quais possuem crescimento limitado pelo espaço físico e alimentos tal como em VERHULST (2009).

No tocante a \wp_2 , a versão discreta do modelo-V para a i -ésima eficiência espectral de modulação (c_i) é modelada considerando seu valor estimado (\hat{c}_i), tal como em DURAND; ABRÃO (2011):

$$\hat{c}_i[n] = \hat{c}_i[n-1] + \omega_c^{\text{SPA-V}} \left(1 - \frac{e_i[n]}{e^*}\right) \hat{c}_i[n-1] \quad (4.2)$$

em que $\omega_c^{\text{SPA-V}}$ é o passo de aprendizado para atualização de $\hat{c}_i \forall i$ com valores maiores ou iguais a zero para que ocorra a redução de $\hat{c}_i[n]$ quando $e_i[n] > e^*$. Ainda em (4.2), realiza-se a inclusão do custo $J^{\text{SA}}[n]$ para incorporar a dinâmica do impacto do espectro utilizado de M canais, bem como de $\mathfrak{h}_{1,i}$ para evitar $e_i[n] > (e^* + \Upsilon^{\text{BER}})$ | $\Upsilon^{\text{BER}} \approx 0$, em que Υ^{BER} é a tolerância que evita uma BER acima do limite adequado durante o processo de otimização de c . Assim sendo, (4.2) é reformulado como:

$$\hat{c}_i[n] = \hat{c}_i[n-1] + \omega_c^{\text{SPA-V}} \left(1 - \frac{e_i[n]}{e^*}\right) \hat{c}_i[n-1] \cdot (J^{\text{SA}}[n] + \mathfrak{h}_{1,i}) \quad (4.3)$$

em que $\omega_c^{\text{SPA-V}}$ é o passo de aprendizado para o parâmetro \hat{c}_i do i -ésimo canal óptico. $\mathfrak{h}_{1,i}$ é modelado como:

$$\begin{aligned} \mathfrak{h}_{1,i} &= 0 & \text{Se } e_i[n] &\leq e^*, \\ \mathfrak{h}_{1,i} &= \mathfrak{X}_1 & \text{Se } e_i[n] &> (e^* + \Upsilon^{\text{BER}}) \mid \Upsilon^{\text{BER}} \approx 0, \end{aligned} \quad (4.4)$$

em que \mathfrak{X}_1 é a margem de segurança de \mathbf{b} que garante $e_i[n] \leq e^*$, bem como $\mathfrak{X}_1 < 0$ para que ocorra a redução de \hat{c}_i quando $e_i[n] > e^*$.

Com relação à \wp_3 , a versão discreta do modelo-V para a i -ésima banda de guarda (b_i) é modelada considerando seu valor estimado (\hat{b}_i), análogo à (4.2), tal como:

$$\hat{b}_i[n] = \hat{b}_i[n-1] + \omega_b^{\text{SPA-V}} \left(1 - \frac{e_i[n]}{e^*}\right) \hat{b}_i[n-1] \cdot (J^{\text{SA}}[n]) \cdot \mathfrak{h}_{2,i} + \mathfrak{h}_{3,i} \quad (4.5)$$

em que $\omega_b^{\text{SPA-V}}$ é o passo de aprendizado de $\hat{b}_i \forall i$. Tal parâmetro $\omega_b^{\text{SPA-V}} < 0$ reduz \hat{b}_i quando $e_i[n] < e^*$. $\mathfrak{h}_{2,i}$ em (4.5) é modelado como:

$$\begin{aligned} \mathfrak{h}_{3,\forall i \in \mathcal{V}} &= 0 & \text{Se } e_i[n] &\leq e^*, \\ \mathfrak{h}_{2,\forall i \in \mathcal{V}} &= \mathfrak{X}_2 & \text{Se } e_i[n] &> (e^* + \Upsilon^{\text{BER}}) \mid \Upsilon^{\text{BER}} \approx 0, \end{aligned} \quad (4.6)$$

em que \mathcal{V} contém um subconjunto com $(2v + 1)$ canais, composto pelo i -ésimo canal óptico e seus v vizinhos da direita e da esquerda no espectro, \mathfrak{X}_2 é a margem de \hat{b}_i que garante

$e_i \leq e^* \forall i$ -ésimo canal óptico, sendo $\mathfrak{X}_2 > 0$, pois b_i deve aumentar quando $e_i[n] > e^*$. $\mathfrak{h}_{3,i}$ pondera na eq. (4.6) como segue:

$$\begin{aligned} \mathfrak{h}_{3,\forall i \in \mathcal{V}} &= \mathfrak{X}_3 & \text{Se } e_i[n] &\leq e^*, \\ \mathfrak{h}_{3,\forall i \in \mathcal{V}} &= 0 & \text{Se } e_i[n] &> (e^* + \Upsilon^{\text{BER}}) \mid \Upsilon^{\text{BER}} \approx 0, \end{aligned} \quad (4.7)$$

em que $\mathfrak{h}_{3,\forall i \in \mathcal{V}} = \mathfrak{X}_3$ assegura a redução de \hat{b}_i enquanto $e_i < e^*$, caso contrário, a eq. (4.6) assegura o aumento de \hat{b}_i .

No tocante à φ_3 , o procedimento de PA do i -ésimo canal óptico é realizado para determinar os valores de \mathbf{p} que atingem a RM mínima em (2.28) enquanto $e_i < e^*$, tal como em VERHULST (2009), DURAND; ABRÃO (2011) e GROSS et al. (2011), mostrado nas eqs. (4.8) e (4.9). Denominado como PA-V, esse procedimento minimiza o valor de RM do i -ésimo canal óptico na n -ésima iteração como segue:

$$p_i[n] = p_i[n-1] + \omega^{\text{PA-V}} (\Psi_i[n]) \quad (4.8)$$

em que $\omega^{\text{PA-V}}$ é o passo de aprendizado para o procedimento de PA-V. Então, o critério de parada é modelado combinando dois critérios,

$$\Psi_i \leq \Upsilon^{\text{RM}}, \forall i \quad \text{e} \quad n = N_f^{\text{PA-V}} \quad (4.9)$$

em que Υ^{RM} é um valor de RM máximo tolerável e $N_f^{\text{PA-V}}$ é o número de iterações máximo adotado.

Em suma, o procedimento SPA-V, descrito no Algoritmo 12, consiste de uma execução sequencial do método PSL, de (4.3), de (4.5) e de (4.8). Os valores iniciais do algoritmo SPA-V são definidos empiricamente, por exemplo, \mathbf{c} , \mathbf{b} , $\omega_c^{\text{SPA-V}}$, $\omega_b^{\text{SPA-V}}$, $\omega^{\text{PA-V}}$, \mathfrak{X}_1 , \mathfrak{X}_2 , \mathfrak{X}_3 , $\Upsilon_c^{\text{SPA-V}}$, $\Upsilon_b^{\text{SPA-V}}$, $\Upsilon^{\text{PA-V}}$, $N_c^{\text{SPA-V}}$, $N_b^{\text{SPA-V}}$ e $N_f^{\text{PA-V}}$, bem como numericamente para $\mathbf{p}[1]$ através de (2.45), Subseção 2.3.2.4. O número máximo de iterações do algoritmo SPA-V é $N_f^{\text{SPA-V}}$, relacionado à $n^{\text{SPA-V}}$ -ésima iteração. Então, nas linhas 7, 16 e 25, o critério de parada é alcançado quando $\|J^{\text{SA}}[n_1]\|_2$ é menor ou igual aos valores das tolerâncias aceitáveis para \mathbf{c} , \mathbf{b} e \mathbf{p} , tal como $\Upsilon_c^{\text{SPA-V}}$, $\Upsilon_b^{\text{SPA-V}}$, $\Upsilon^{\text{PA-V}}$, respectivamente, bem como quando n é igual ao número máximo de iterações, $N_c^{\text{SPA-V}}$, $N_b^{\text{SPA-V}}$ e $N_f^{\text{PA-V}}$. Note que $\|\cdot\|_2$ é a norma Euclidiana para os valores $n_1 = [n, n-1, \dots, n-10]$. Além disso, nas linhas 11 e 20, uma função δ^{ROUND} é utilizada para arredondar cada elemento de $\hat{\mathbf{b}}$ e $\hat{\mathbf{c}}$ para os seus respectivos inteiros mais próximos, por exemplo, $\mathbf{c} = \delta^{\text{ROUND}}(\hat{\mathbf{c}})$. As linhas 9 – 10, 18 – 19 e 27 – 28 avaliam os limites máximos e mínimos de \mathbf{c} , \mathbf{b} e \mathbf{p} .

Algoritmo 12: Algoritmo SPA-V para resolver o problema do compromisso de SPA em EON

Entrada: Parâmetros da camada física da EON, dos canais e do SPA-V;

Saída: \mathbf{f} , \mathbf{p} e \mathbf{c} ;

```

1:  Enquanto  $n^{\text{SPA-V}} < N_f^{\text{SPA-V}}$  faça
2:   $\varnothing_1$ :
3:  ordene os  $M$  canais baseado no PSL;
4:  atualize o estado atual da lista de conexões;
5:   $\varnothing_2$ :
6:  execute (2.24), (2.34) e (4.3);  $n = 0$ ;
7:  Enquanto  $\{\|J^{\text{SA}}[n_1]\|_2 \geq \Upsilon_c^{\text{SPA-V}}\}$  ou  $\{n < N_c^{\text{SPA-V}}\}$  faça
8:   $n = n + 1$ ;
9:  Se  $\hat{c}_i > c_i^{\text{max}} \forall i$ ; então  $\hat{c}_i = c_i^{\text{max}}$ ; Fim Se;
10: Se  $\hat{c}_i < c_i^{\text{min}} \forall i$ ; então  $\hat{c}_i = c_i^{\text{min}}$ ; Fim Se;
11:  $\mathbf{c} = \delta^{\text{ROUND}}(\hat{\mathbf{c}})$ ;
12: execute (2.24), (2.34) e (4.3);
13: fim
14:  $\varnothing_3$ :
15: execute (2.24), (2.34) e (4.5);  $n = 0$ ;
16: Enquanto  $\{\|J^{\text{SA}}[n_1]\|_2 \geq \Upsilon_b^{\text{SPA-V}}\}$  ou  $\{n < N_b^{\text{SPA-V}}\}$  faça
17:  $n = n + 1$ ;
18: Se  $\hat{b}_i > b_i^{\text{max}} \forall i$ ; então  $\hat{b}_i = b_i^{\text{max}}$ ; Fim Se;
19: Se  $\hat{b}_i < b_i^{\text{min}} \forall i$ ; então  $\hat{b}_i = b_i^{\text{min}}$ ; Fim Se;
20:  $\mathbf{b} = \delta^{\text{ROUND}}(\hat{\mathbf{b}})$ ;
21: execute (2.24), (2.34) e (4.8);
22: Fim Enquanto
23:  $\varnothing_4$ :
24: execute (2.24) e (4.8);  $n = 0$ ;
25: Enquanto  $\{\|J^{\text{SA}}[n_1]\|_2 \geq \Upsilon^{\text{PA-V}}\}$  ou  $\{n < N_f^{\text{PA-V}}\}$  faça
26:  $n = n + 1$ ;
27: Se  $p_i > p_i^{\text{max}} \forall i$ ; então  $p_i = p_i^{\text{max}}$ ; End Se;
28: Se  $p_i < p_i^{\text{min}} \forall i$ ; então  $p_i = p_i^{\text{min}}$ ; Fim Se;
29: execute a eq.(2.24) e a eq.(4.8);
30: Fim Enquanto
31:  $n^{\text{SPA-V}} = n^{\text{SPA-V}} + 1$ 
32: Fim Enquanto

```

4.1.2 Algoritmo SPA baseado em Otimização Combinatorial (SPA-CO)

O algoritmo SPA-CO busca a solução ótima para o problema do compromisso de SPA, baseado em otimização combinatoria, no qual diferentes combinações dos parâmetros de canais, isto é, \mathbf{c} e \mathbf{b} são avaliadas e então determina-se o valor de \mathbf{p} . Diferentes combinações de \mathbf{c} e \mathbf{b} , bem como \mathbf{p} dados os parâmetros anteriores, definem todas as possibilidades de soluções para o procedimento de SPA. As soluções combinatoriais candidatas são ilustradas na Fig. 4.1. Tal estruturação é dividida em cinco partes, isto é, $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$ e φ_5 .

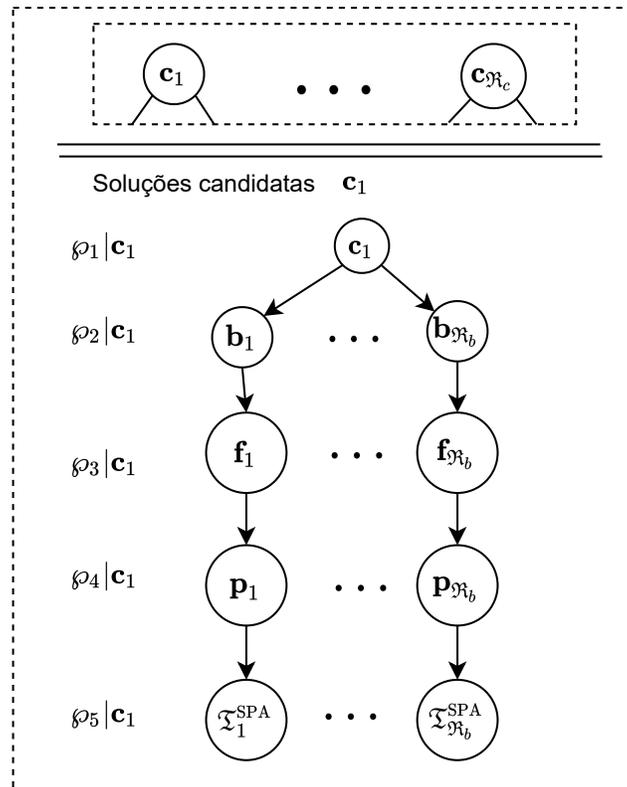


Figura 4.1 – Esquemático do algoritmo de SPA-CO.

Em relação a φ_1 , o algoritmo SPA-CO constrói os valores candidatos da eficiência espectral de modulação para todos os canais ópticos. A exemplo, a eficiência espectral de modulação para o i -ésimo canal óptico (c_i) é dada por:

$$\mathbf{y}_i^{\text{SPA-CO}|c} = [c_1^{\text{DAT}(-)}, \dots, c_1^{\text{DAT}}, \dots, c_1^{\text{DAT}(+)}]_{1 \times R_{c,i}}, \quad (4.10)$$

em que $c_i^{\text{DAT}} = c_i|\Theta_i$ é obtido a partir do conceito de transmissão adaptativa baseada na distância (DAT), a saber, O DAT supõe que a distância de transmissão é o fator mais relevante na QoT, embora os ruídos causados por efeitos NLI, como a XCI e SCI, também influenciem na QoT (IYER, 2017; ROTTONDI et al., 2018), tal como na Tabela 2.3; bem como $c_i^{\text{DAT}(-)}$ e $c_i^{\text{DAT}(+)}$ são as ordens de eficiência de modulação inferiores e superiores, respectivamente, $c \in \{2, 4, 6, 8, 10, 12\}$ (bps \cdot Hz $^{-1}$) dados os formatos de modulação PM- m QAM, PM-QPSK e PM-BPSK, tal que $m \in [64, 32, 16, 8]$, respectivamente. Em casos que não é possível $c_i^{\text{DAT}(+)}$ ou $c_i^{\text{DAT}(-)}$, assume-se que $c_i^{\text{DAT}(+)}$ ou $c_i^{\text{DAT}(-)}$ recebe c_i^{DAT} . $\mathfrak{R}_{c,i}$ é a quantidade de valores candidatos para c relacionados ao i -ésimo canal óptico e o \mathfrak{R}_c é quantidade de valores candidatos de \mathbf{c}_i , sendo $\mathbf{c}_i = [c_1, \dots, c_M]^{1 \times M}$ composto por combinações de $\mathbf{y}_i^{\text{SPA-CO}|c} \forall i$, dada por:

$$\mathfrak{R}_c = \prod_{\forall j} \text{card}(\mathbf{y}_{i,j}^{\text{SPA-CO}|c}, \forall i), \quad (4.11)$$

sendo $\mathbf{y}_{i,j}^{\text{SPA-CO}|c}$ cada elemento de $\mathbf{y}_i^{\text{SPA-CO}|c}$.

Em relação a φ_2 , o algoritmo SPA-CO constrói os valores candidatos relacionados à banda de guarda do i -ésimo canal óptico (b_i), dados por:

$$\mathbf{y}_i^{\text{SPA-CO}|b} = [b_i^{\min}, \dots, b_i^{\max}]^{1 \times \mathfrak{R}_b}, \quad (4.12)$$

em que b_i^{\min} e b_i^{\max} são os limites inferior e superior para b_i , respectivamente. Todas combinações candidatas de \mathbf{b}_i são obtidas por combinações de $\mathbf{y}_i^{\text{SPA-CO}|b}$. A quantidade de valores candidatos de \mathbf{b}_i é dada por:

$$\mathfrak{R}_b = \prod_{i=1}^M \text{card}(\mathbf{y}_i^{\text{SPA-CO}|b}). \quad (4.13)$$

As soluções candidatas para os espectros alocados, resultante das combinações de $\mathbf{y}_i^{\text{SPA-CO}|c}$ e de $\mathbf{y}_i^{\text{SPA-CO}|b} \forall i$, apresentados em (4.10) e (4.12), respectivamente, são aquelas que garantem que o espectro utilizado seja menor ou igual ao espectro disponível, isto é, $U \leq U^{\max}$.

Em relação a φ_3 , o algoritmo SPA-CO constrói os valores de frequência central para todos os canais ópticos, isto é, $\mathbf{f} = [f_1, \dots, f_m]^{1 \times M}$, em que f_i é modelada em (2.15).

Em relação a φ_4 , o algoritmo SPA-CO realiza o procedimento de PA através do algoritmo PA-V, em (4.8), considerando o critério de parada tal como em (4.9).

Na última parte do algoritmo SPA-CO, φ_5 avalia o melhor valor de $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$, eq. (2.33), revelada através das \mathfrak{R} soluções candidatadas dada por:

$$\mathfrak{R} = \mathfrak{R}_c \cdot \mathfrak{R}_b, \quad (4.14)$$

logo, os melhores valores de \mathbf{b} , \mathbf{c} e \mathbf{p} podem ser retornados.

4.1.3 Algoritmo SPA baseado na Transmissão Adaptativa dada a Distância (SPA-DAT)

O algoritmo SPA-DAT pretende soluções modestas com custo computacional reduzido. Relacionado aos métodos anteriores. Tal algoritmo é baseado na transmissão adaptativa para definir o MF apropriado para o i -ésimo canal óptico, bem como o algoritmo PSL, que define o posicionamento dos os *slots* do i -ésimo canal óptico. O pseudo-código do algoritmo SPA-DAT é descrito no Algoritmo 13.

O procedimento do PSL é responsável por atribuir os *slots* para todos os canais ópticos. Basicamente, existe uma lista com todos os *slots* livres, que sinaliza o primeiro grupo de *slots* livres contíguos e contínuos para uma chamada solicitada e atribui neste o canal óptico. A busca na lista é feita sequencialmente.

O procedimento do DAT supõe que a distância de transmissão é o fator mais relevante na QoT, embora os ruídos causados por efeitos NLI, como a XCI e SCI, também influenciem na QoT (IYER, 2017; ROTTONDI et al., 2018). Este procedimento é responsável por selecionar o MF apropriado tendo como referência o alcance de transmissão (AT) máximo que garante alta eficiência espectral, por exemplo, PM-QPSK, PM-QPSK, PM- m QAM $m \in [8, 16, 32, 64]$, os AT são $\leq 10.000, 5.000, 2500, 1.250, 625$ e 313 km, respectivamente. As soluções DAT são obtidas quando $\forall i$ -ésimo canal óptico a MR máxima aproximada ($\tilde{\Psi}_{\max,i}$) é maior ou igual a um MR aceitável/tolerável (Υ_{Ψ}), então:

$$\tilde{\Psi}_i^{\max} \approx \frac{\tilde{\gamma}_{\text{B2B},i}^{\max}}{\gamma_{\text{B2B},i}^*} \geq \Upsilon^{\Psi}, \quad (4.15)$$

em que $\tilde{\gamma}_{\text{B2B},i}^{\max}$ é uma aproximação para o valor máximo de OSNR relacionada ao i -ésimo canal óptico. O $\tilde{\gamma}_i^{\max}$ é obtido através de \tilde{p}_i^{\max} , que assume diferentes valores de u_i e de Θ_i , $p_j = p_i$, $\tilde{\gamma}_{\text{B2B},i}^{\max}$ a partir da eq. (2.47). Quando $\Psi_i^{\max} \leq \Upsilon_{\Psi}$, uma ordem inferior do MF deve ser adotada¹ e a eq (4.15) deve ser reavaliada. Este procedimento repete-se enquanto $\Psi_i^{\max} \geq \Upsilon^{\Psi}$. Para cada MF candidato, o $b_i = [b_i^{\min}; b_i^{\min}]$, $\forall i$ -ésimo canal óptico deve ser avaliado, como nas linhas 8 – 10 do Algoritmo 13. Após definir a alocação de *slots* e MF, o procedimento de PA é realizada através da alocação de potência baseada no modelo de Verhulst (PA-V) em (4.8).

¹por exemplo, de PM-32QAM a PM-16QAM, e se necessário para PM-8QAM.

Algoritmo 13: Algoritmo SPA-DAT para resolver o problema do compromisso de SPA em EON

Entrada: Parâmetros da camada física da EON;

Saída: \mathbf{f} , \mathbf{p} e \mathbf{F} ;

- 1: selecione $F_i \forall i$ assumindo uma alta SE baseada no AT, veja a Tabela 2.3;
 - 2: atualiza o estado atual da lista de conexões;
 - 3: **Enquanto** $\tilde{\Psi}_i^{\max} \leq \Upsilon^{\text{RM}} \forall i$ **faça**
 - 4: $n^{\text{SPA-DAT}} = n^{\text{SPA-DAT}} + 1$;
 - 5: seleciona o primeiro grupo de *slots* livres contíguos e contínuos
 - 6: **Se** $\tilde{\Psi}_i^{\max} \geq \Psi_{\text{tol}} \forall i$ **então**
 - 7: realiza a PA-V (4.8);
 - 8: **Senão**
 - 9: **Enquanto** $\tilde{\Psi}_i^{\max} \leq \Upsilon^{\text{RM}} \forall i$ **faça**
 - 10: a) $n^{\text{SPA-DAT}} = n^{\text{SPA-DAT}} + 1$;
 - 11: b) $b_i = [b_i^{\min}, \dots, b_i^{\max}] \forall i$ -ésimo canal óptico
 - 12: **Fim Enquanto**
 - 13: **Se** $\tilde{\Psi}_i^{\max} \leq \Upsilon^{\text{RM}} \forall i$ **então**
 - 14: a) retorne para a Linha 2;
 - 15: **Senão**
 - 16: a) reduza uma ordem do MF $\forall i$ -ésimo canal óptico; onde $\tilde{\Psi}_i^{\max} \geq \Upsilon^{\text{RM}}$;
 - 17: b) retorna na Linha 2;
 - 18: **Fim Senão**
 - 19: **Fim Se**
 - 20: **Fim Enquanto**
 - 20: Realiza o procedimento PA-V, (4.8), sai;
-

4.2 Implementação, Desempenho e Complexidade Computacional

Nesta Seção são desenvolvidos os aspectos relevantes sobre a implementação dos métodos de otimização, Subseção 4.2.1, bem como as métricas adotadas para o desempenho e a complexidade computacional, Subseção 4.2.2.

4.2.1 Aspectos de Implementação dos Algoritmos Analisados

Na sequência são discutidos os principais aspectos em relação à implementação dos métodos considerados.

4.2.1.1 Implementação do SPA-V

A estratégia de SPA baseada no modelo de Verhulst retorna os parâmetros de canais \mathbf{c} , \mathbf{b} e \mathbf{p} , que evoluem sequencialmente de forma análoga a um esquema de controle linear independente na direção da BER alvo, dos valores mínimos de U (\mathbf{c} e \mathbf{b}) e P (\mathbf{p}). O processo de otimização depende das condições de canais que são informadas pelos OPMs em tempo real. Os parâmetros de entrada do algoritmo são obtidos empiricamente a partir de uma faixa de valores que retornam as soluções factíveis, tal como descrito adiante na Subsecção 4.3.2.1 dos resultados numéricos.

4.2.1.2 Implementação do algoritmo SPA-DAT

A estratégia de SPA baseada no DAT retorna os parâmetros de canais \mathbf{c} , \mathbf{b} e \mathbf{p} utilizando-se da evolução temporal destes, com o intuito de maximizar o compromisso da SPA ($\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$). A respeito da SA, os valores iniciais de \mathbf{c} são designados a partir da Tabela 2.3, se a QoT do i -ésimo canal óptico não é encontrada, então aumenta-se os valores de b_i ou reduz o i -ésimo valor de c_i . Já a respeito da PA através do PA-V, os parâmetros de entrada do algoritmo PA-V são otimizados a partir de uma faixa de valores que retornam as soluções factíveis com tempo computacional aceitável, tal como descrito adiante na Subsecção 4.3.2.2 dos resultados numéricos.

4.2.1.3 Implementação do algoritmo SPA-CO

A estratégia de alocação de SPA baseada em otimização combinatorial combina diferentes parâmetros de canais \mathbf{c} , \mathbf{b} e \mathbf{p} com intuito de encontrar o conjunto destes parâmetros que maximizam o compromisso da SPA ($\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$). A respeito da PA através do PA-V, os parâmetros de entrada do PA-V são otimizados a partir de uma faixa de valores que retornam as soluções factíveis com tempo computacional aceitável, tal como descrito adiante na Subsecção 4.3.2.3 dos resultados numéricos. E a respeito da SA são gerados diferentes combinações de \mathbf{b} e \mathbf{c} .

4.2.2 Métricas de Desempenho e Complexidade Computacional

O desempenho dos algoritmos SPAs é apresentado em termos dos valores de somatória de potência (P) e de espectro (U). Além disso, a taxa condicional de sucesso (TCS) do i -ésimo canal óptico alcançar $e_i \leq \check{e}$ durante a operação de cada algoritmo SPA é avaliada para mensurar a robustez dos algoritmos de SPA. Tal TCS é dada por:

$$P^{\text{TCS}-3} \triangleq \Pr[e_i \leq \check{e} | N_f^{\text{algo}}], \quad (4.16)$$

em que \check{e} representa um valor arbitrário de e obtido durante o processo de otimização de um algoritmo SPA. No caso do algoritmo SPA-CO, a qualidade das soluções é determinada por $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$ analisando a taxa que $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$ é menor ou igual a $\mathfrak{T}^{\text{SPA,max}}$, dado por:

$$P^{\text{TCS-4}} \triangleq \Pr[\mathfrak{T}^{\text{SPA}} \leq \check{\mathfrak{T}}^{\text{SPA}}, \quad (4.17)$$

em que $\check{\mathfrak{T}}^{\text{SPA}}$ representa um valor arbitrário de $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$ obtido durante o processo de otimização SPA-CO.

Adicionalmente, avalia-se a falta ou excesso de P em relação à solução ótima através do $P^{\text{SPA-CO}}$ durante o processo de otimização dos algoritmos SPAs. Para isso, adota-se a integral do erro absoluto relativo (IEAR) para o procedimento de PA dado por:

$$E[n] = \sum_{n=1}^{N^{\text{OPM}}} \frac{P(n \cdot \tau^{\text{OPM}}) - P^{\text{SPA-CO}}}{P^{\text{SPA-CO}}} \cdot 100[\%], \quad (4.18)$$

em que τ^{OPM} é o tempo de atualização dos OPMs, $n \cdot \tau^{\text{OPM}}$ corresponde ao n -ésimo lote de atualização dos OPMs, por exemplo, $n = [1; \delta^{\text{FLOOR}}(\tau^{\text{ALGO}}/\tau^{\text{OPM}})]$, sendo τ^{OPM} o tempo de operação do algoritmo de SPA e δ^{FLOOR} o operador piso (*floor*) que aproxima o valor de $(\tau^{\text{ALGO}}/\tau^{\text{OPM}})$ para o valor inteiro mais próximo inteiro inferior. Da mesma forma é adotada a IEAR para o procedimento de SA, dada por:

$$S[n] = \sum_{n=1}^{N^{\text{OPM}}} \frac{U(n \cdot \tau^{\text{OPM}}) - U^{\text{SPA-CO}}}{U^{\text{SPA-CO}}} \cdot 100[\%], \quad (4.19)$$

em que $U^{\text{SPA-CO}}$ é o espectro alocado do algoritmo SPA-CO.

Finalmente, a métrica de complexidade computacional no caso dos algoritmos de SPA é avaliada em segundos.

4.3 Resultados Numéricos

Nesta Seção, a alocação de recursos (ARs) em EONs pretende maximizar o compromisso de SPA, apresentado na introdução deste capítulo em (4.1) e discutido em detalhes em (2.33), Subseção 2.2.2, com intuito de encontrar um algoritmo de SPA com o desempenho-complexidade apropriado. No tocante ao compromisso de SPA, o desperdício mínimo de espectro e a economia máxima de energia são dois objetivos conflitantes. Esses dois objetivos conflitantes foram modelados com base nos conceitos RS e RM para minimizar simultaneamente o espectro e a potência alocados. Com relação aos algoritmos de SPA, os três algoritmos de SPA propostos/adaptados e avaliados são: i) o algoritmo SPA-V, um algoritmo iterativo exato

visando alcançar o melhor compromisso desempenho-complexidade; ii) o algoritmo SPA-CO, um algoritmo exato baseado em otimização combinatória com o objetivo de obter soluções ótimas com alto custo computacional; e iii) o algoritmo SPA-DAT, um algoritmo baseado em aproximações para soluções modestas melhoradas com um custo computacional muito baixo. Os parâmetros de rede são apresentados na Subseção 4.3.1, bem como a descrição para as duas topologias de redes virtuais (TRVs) adotadas, isto é, a TRV-A e a TRV-B. Finalmente, o problema do compromisso de SPA é resolvido usando os algoritmos de SPA propostos para ambas as topologias, a TRV-A e a TRV-B, discutidas nas subseções 4.3.2 e 4.3.4, respectivamente. Para avaliar as soluções em termos de desempenho e complexidade dos canais ativos, adotamos métricas como a soma de potência, o espectro alocado, a taxa de erro de bit, a complexidade computacional e o compromisso desempenho-complexidade. As simulações numéricas foram realizadas na plataforma MATLAB (versão 7.1) em um computador com 32 GB de RAM e processador Intel Xeon E5-1650 @ 3,5 GHz.

A seguir, a Subseção 4.3.1 apresenta os parâmetros físicos adotados para EON e as topologias adotadas, tais como a TRV-A e a TRV-B. Subsequentemente, os problemas do compromisso de SPA para as topologias de redes ópticas elásticas TRV-A e TRV-B, Subseção 4.3.2 e Subseção 4.3.4, respectivamente, são resolvidos através dos três algoritmos de SPA propostos, tais como os algoritmos SPA-V, -CO e -DAT. Então, a Subseção 4.3.5 apresenta as vantagens e desvantagens dos algoritmos de SPA propostos para a resolução do compromisso de SPA. Finalmente, a conclusão para a estratégia de resolução do problema de SPA é apresentada na Subseção 4.3.6.

4.3.1 Parâmetros da Rede Óptica Elástica

A capacidade de transmissão EON está na faixa de 100 ~ 300 Gbps por canal óptico. Seis ordens de modulação foram adotadas, por exemplo, PM-BPSK, PM- m QAM, sendo $m = [4, 8, 16, 32, 64]$, ver Tabela 2.3. A i -ésima frequência central do canal óptico (f_i) é oriunda de Θ_i , F_i e b_i , tal como em (2.15), Subseção 2.1.2. Os parâmetros dos canais, incluindo a taxa de bits necessária, rotas e as suas distâncias, estão listados na Tabela 4.1, enquanto os parâmetros da camada física EON estão resumidos na Tabela 4.2 (SOUMLIS et al., 2018; YAN et al., 2015; TSAI et al., 2015). Para fins de simulação numérica, duas topologias de rede virtual (TRVs) serão apresentadas: a topologia TRV-A, uma TRV simples, representada na Fig 4.2-a), bem como a topologia TRV-B, mais complexa do que a TRV-A, uma topologia realista, apresentada na Fig. 4.2-c).

A topologia TRV-A: é assumida como uma topologia simples, composta por cinco nós, conforme ilustrado na Fig. 4.2. As taxas de bits exigidas, as rotas e as suas distâncias, estão listados

na Tabela 4.1. O foco está nos cenários fortemente não lineares, isto é, cenários com forte influencia de efeitos causados pela interferência própria do canal óptico (*SCI–Self-Channel Interference*) e interferência cruzada entre canais (*XCI–Cross-Channel Interference*) ópticos, considera-se que um enlace óptico de fibra entre dois nós possui somente uma fibra para os canais ópticos. O carregamento total no espectro disponível, denotado por $\mathfrak{Q}^{\text{TRV-A}}$, é dado por:

$$\mathfrak{Q}^{\text{TRV-A}} = [\mathfrak{Q}_1, \dots, \mathfrak{Q}_5],$$

A escolha da topologia possui quatro razões principais: i) garantia de contiguidade total do espectro, por exemplo, os cinco grupos de carregamento $\mathfrak{Q}_1 - \mathfrak{Q}_5$ ocupam ordenadamente os slots tendo como referência as fontes e destinos A-B, A-C, A-D, A-E e A-F, respectivamente, veja Fig. 4.2-b); ii) pouco grau de liberdade em termos do valores requisitados de Θ_i , $\forall i$ canal óptico $\in \mathfrak{Q}_i$; iii) viabilidade para a solução global através da otimização combinatória SPA-CO, dada as características de i) e ii) exigindo um alto esforço computacional; iv) a alta dependência do EON nos efeitos do canal não linear, bem como nos efeitos da interferência.

A topologia TRV-B: é assumida para investigar o problema de SPA considerando uma topologia EON mais complexa e realista. O interesse prático nessa topologia está na diversificação dos serviços, por exemplo, $\mathfrak{Q}_i = [\Theta_1, \dots, \Theta_M]$, $\forall \Theta_i \in [100; 300]$ Gbps, bem como das rotas no espectro, enquanto o TRV-A concentra os serviços equivalentes $\mathfrak{Q}_i = [\Theta_1, \dots, \Theta_M] \forall \Theta_i = \Theta$ Gbps para mesmas rotas no espectro, sendo compostas por dezesseis nós; além disso, as taxas de bits, rotas e suas distâncias estão listadas na Tabela 4.1. O foco está nos cenários fortemente não lineares, considera-se que um enlace de fibra óptica entre dois nós possui somente uma fibra para os canais ópticos. O carregamento total no espectro disponível dessa topologia é definido por:

$$\mathfrak{Q}^{\text{TRV-B}} = [\mathfrak{Q}_1, \dots, \mathfrak{Q}_{10}].$$

Note que \mathfrak{Q}_i é composto por M canais, veja TRV-B na Tabela 4.1. A escolha dessa topologia é motivada por três razões: i) concentração de todos os efeitos não lineares e de interferências entre os canais em um único enlace de fibra óptica, por exemplo, nós 7 – 8; ii) diversidade dos serviços requeridos (Θ_i), isto é, grau de liberdade, pelos canais e seus vizinhos em um único enlace de fibra óptica, por exemplo, nó 7 e nó 8, pretendendo uma diversidade adequada nos parâmetros de canais (p_i , b_i e c_i , $\forall i$) que seja superior ao obtido pela topologia TRV-A; iii) uma configuração próxima a cenários de topologia EON complexos e realistas configurados por i) e ii). A contiguidade do espectro está focada na ligação entre os nós 7 – 8.

As próximas subseções discutem os resultados das simulações numéricas para o problema de SPA usando os três algoritmos SPA propostos/adaptados, por exemplo, a Subseção 4.3.2

trata de soluções para a topologia TRV-A, enquanto a Subseção 4.3.4 revela resultados para a topologia TRV-B mais realista.

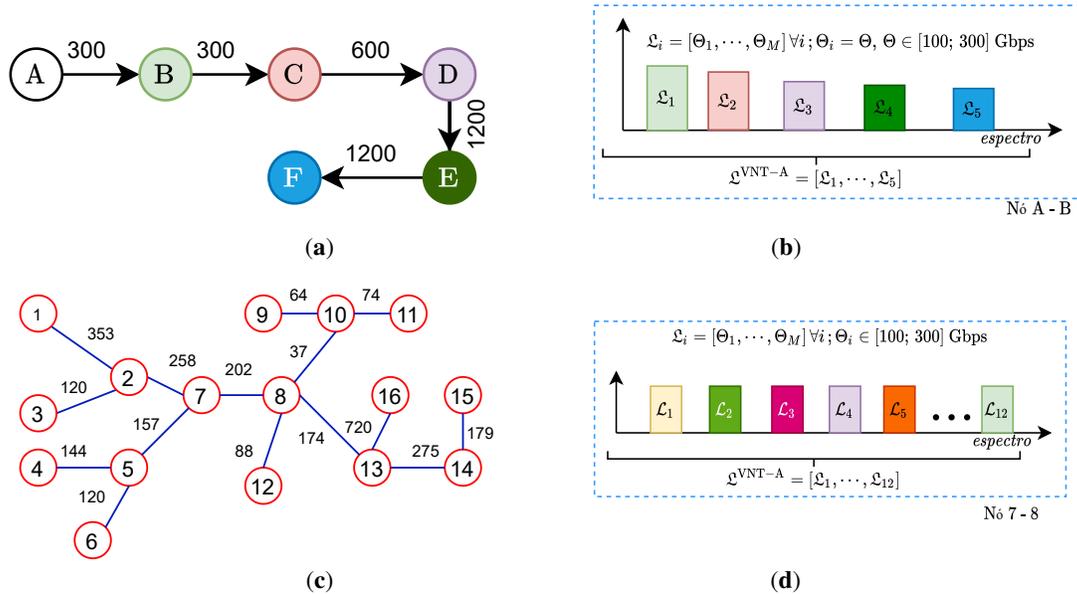


Figura 4.2 – Topologia de Rede Virtual (TRV) A e B para a EON com distâncias em km: (a) topologia TRV-A; (b) carregamento de rede para a TRV-A (\mathcal{L}); (c) topologia TRV-B; (d) carregamento de rede para a TRV-B (\mathcal{L}), com $M = 10$.

4.3.2 Resolução do Problema do Compromisso de SPA para a topologia de Rede Virtual (TRV)-A

Os parâmetros do sistema foram detalhados previamente na Subseção 4.3.1, tais como os parâmetros de canais, a topologia TRV-A, as rotas e suas distâncias, dentre outros. A topologia TRV-A é proposta para resolver o problema do compromisso de SPA para os três algoritmos SPA propostos, por ser uma topologia simples visando a solução global através do algoritmo SPA-CO. Primeiramente, os algoritmos SPA-V, SPA-DAT e SPA-CO são avaliados separadamente, subseções 4.3.2.1, 4.3.2.2 e 4.3.2.3, respectivamente. E em segundo lugar, uma comparação entre tais métodos de otimização é relatada na Subseção 4.3.3. Para avaliar as qualidades das soluções em termos de desempenho e de complexidade para os canais ativos, métricas como a somatória de potência e de espectro, bem como o compromisso de SPA, a complexidade computacional e o compromisso desempenho-complexidade são exploradas adiante em detalhes.

Tabela 4.1 – Aspectos das topologias de rede virtuais, TRV-A e TRV-B: carregamentos (\mathcal{Q}), número de canais (M), fluxo, distância e taxa de bit.

\mathcal{Q}_i	M	$s \rightarrow d$	Distância (km)	Θ (Gbps)
Topologia TRV-A				
\mathcal{Q}_1	20	A–B	300	300
\mathcal{Q}_2	20	A–C	600	250
\mathcal{Q}_3	20	A–D	1500	200
\mathcal{Q}_4	20	A–E	2400	150
\mathcal{Q}_5	20	A–F	3600	100
Topologia TRV-B				
	1	1–16	1707	100
	1	1–15	1441	100
	1	1–14	1262	100
	1	1–9	914	100
	1	3–14	1029	150
\mathcal{Q}_i	1	3–13	754	150
	1	3–12	842	200
	1	6–10	712	200
	1	4–9	604	250
	1	5–11	470	250
	1	7–11	313	300
	1	7–10	239	300

Notas: A VNT-B é composta por 10 carregamentos \mathcal{Q}_i .

A ordem dos canais ópticos da linha superior até a inferior determina a ordem de requisição deles.

4.3.2.1 Algoritmo SPA baseado no Modelo de Verhulst (SPA-V)

O problema do compromisso de SPA usando os conceitos RM e RS, apresentados na introdução deste capítulo em (4.1) e discutidos em detalhes em (2.33), é resolvido na perspectiva do algoritmo SPA-V proposto, Subseção 4.1.1. Os valores iniciais dos níveis de modulação dos parâmetros de canais, as bandas de guardas (GB–*Guard-Bands*) e as potências de transmissão são descritos na Tabela 4.3. Quatro níveis de modulação iniciais são assumidos, o $\mathcal{C}.1$ com MFs com valores de eficiência espectral baixos, tal como o $\mathcal{C}.2$ com MFs com valores de eficiência espectral médios, o $\mathcal{C}.3$ com MFs com valores de eficiência espectral altos e o $\mathcal{C}.4$ com MFs obtidos a partir da Tabela. 2.3. Esses diferentes valores de MF são adotados para garantir a capacidade e eficácia do algoritmo SPA-V. Além disso, os parâmetros de entrada do algoritmo SPA-V foram obtidos empiricamente, com base em valores $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$ melhorados que garantem $e_i \leq e^*$, $\forall i$ -ésimo canal óptico. Inicialmente, uma grande quantidade de iterações é empregada, por exemplo, $N_c^{\text{SPA-V}} = N_b^{\text{SPA-V}} = N^{\text{PA-V}} = 10^3$, tal como baixos valores tolerância, por exemplo, $\Upsilon_c^{\text{SPA-V}} = \Upsilon_b^{\text{SPA-V}} = \Upsilon^{\text{PA-V}} = 10^{-9}$, assim como os passos de aprendizado nos intervalos

Tabela 4.2 – EON: parâmetros dos canais e da camada física.

Descrição	Variável	Valor
BER aceitável no pre-FEC (YAN et al., 2015)	BER*	$4 \cdot 10^{-3}$
Potência de Tx mínima	p^{\min} (dBm)	-100
Potência de Tx máxima	p^{\max} (dBm)	20
Constante de Planck (TSAI et al., 2015)	K^{CP} ($\text{m}^2 \cdot \text{kg} \cdot \text{s}^{-1}$)	$6.6261 \cdot 10^{-34}$
Frequência da Luz (TSAI et al., 2015)	ν_c (Hz)	$193.55 \cdot 10^{12}$
Dispersão de Velocidade de Grupo (TSAI et al., 2015)	β_2 (s^2/km)	$2,07 \cdot 10^{-23}$
Parâmetro não linear da Fibra (YAN et al., 2015)	η^{fibra} (W/km)	1,3
Comprimento de <i>span</i> padrão mono-modo (YAN et al., 2015)	L^{fibra} (km)	100
Formato de modulação	c	Tabela 2.3
Banda de guarda (GB– <i>Guard-band</i>)	b	[4, 5, 6, 7, 8]
Coeficiente de perda da Fibra (SOUMLIS et al., 2018)	A^{fibra} (dB/km)	0,22
Perda no conector (SOUMLIS et al., 2018)	c_{loss} (dB)	0,20
Conectores por <i>span</i> (SOUMLIS et al., 2018)	s_{loss}	2
Perda de rompimento (SOUMLIS et al., 2018)	s_{loss} (dB)	0,30
Número de rompimentos (SOUMLIS et al., 2018)	s_e (km^{-1})	2
Figura de ruído do EDFA (SOUMLIS et al., 2018)	F (dB)	4,50
Perda do ROADM (SOUMLIS et al., 2018)	A^{ROADM} (dB)	20,0
Margem de <i>transponder</i> (SOUMLIS et al., 2018)	M^T (dB)	1,00
Margem de Projeto (SOUMLIS et al., 2018)	M^D (dB)	2,00

$\omega_c^{\text{SPA-V}} \in [10^{-4}; 2]$, $\omega_b^{\text{SPA-V}} \in [10^{-4}, 2]$, $\omega^{\text{PA-V}} \in [10^{-4} 2]$. A otimização dos critérios de parada tem sido realizada da seguinte forma: no caso das tolerâncias, $\Upsilon_c^{\text{SPA-V}}$, $\Upsilon_b^{\text{SPA-V}}$ e $\Upsilon^{\text{PA-V}}$, os seus valores iniciais igual a 10^{-9} são aumentados enquanto a QoT do canais pode ser garantida até encontrar as tolerâncias máximas aceitáveis que reduzem as complexidades; no caso da quantidade de iterações, $N_c^{\text{SPA-V}}$, $N_b^{\text{SPA-V}}$ e $N^{\text{PA-V}}$, os seus valores iniciais iguais a 10^3 são reduzidos enquanto a QoT dos canais pode ser garantida com o intuito de encontrar as complexidades mínimas adequadas. A otimização dos parâmetros \mathfrak{X}_1 , \mathfrak{X}_2 , \mathfrak{X}_3 baseia-se na magnitude de **c** e **b** que garante atualização apropriada através do algoritmo SPA-V.

Adiante na Fig. 4.3 é ilustrada a convergência do algoritmo SPA-V durante o processo de otimização dos parâmetros de canais **c**, **b**, e **p**, assumindo duas etapas de operação ($N_f^{\text{SPA-V}} = 2$) para os passos $\varphi_2 - \varphi_4$ e valores iniciais para **c** denotadas por $\mathfrak{C}.1$ - $\mathfrak{C}.4$. Na Fig. 4.3-a) é apresentado o processo de otimização de **c**, onde dois principais comportamentos podem ser observados, o primeiro é $U[1] > U[N_c^{\text{SPA-V}}]$ para $\mathfrak{C}.1$ e $\mathfrak{C}.2$, pois é possível aumentar a eficiência espectral do MF de alguns canais com objetivo de reduzir U enquanto $e_i \leq e^*$ pode ser garantida, bem como o segundo é $U[1] < U[N_c^{\text{SPA-V}}]$ para $\mathfrak{C}.3$ e $\mathfrak{C}.4$, pois é necessário reduzir a eficiência espectral do MF de alguns canais com objetivo de garantir $e_i \leq e^*$. Na Fig 4.3 b) é apresentado o processo de otimização de **b**, onde dois principais comportamentos podem ser observados, $U[1] = U[N_c^{\text{SPA-V}}]$ para $\mathfrak{C}1$ - $\mathfrak{C}3$, pois a etapa anterior foi suficiente para otimizar U e garantir $e_i \leq e^*$, bem como $U[1] < U[N_f^{\text{MF}}]$ para $\mathfrak{C}2$, pois um aumento

Tabela 4.3 – Algoritmo SPA-V: parâmetros de entrada com valores otimizados empiricamente

Descrição	Variável	Valor
Potência de transmissão inicial	$\mathbf{p}[1]$	(2.45)
Banda de guarda (GB)	b_i (Hz)	$[6, 25; 12, 5] \cdot 10^9$
Margem de \mathbf{c}	\mathfrak{X}_1	-1
Margem de \mathbf{b} , eq (4.6)	\mathfrak{X}_2	2
Margem de \mathbf{b} , eq (4.7)	\mathfrak{X}_3	1
Número de iterações para \mathbf{c}	$N_c^{\text{SPA-V}}$	$1,5 \cdot 10^2$
Número de iterações para \mathbf{b}	$N_b^{\text{SPA-V}}$	$2,5 \cdot 10^2$
Número de iterações para \mathbf{p}	$N_f^{\text{PA-V}}$	10^2
Tolerância \mathbf{b}	$\Upsilon_b^{\text{SPA-V}}$	10^{-1}
Tolerância \mathbf{c}	$\Upsilon_c^{\text{SPA-V}}$	$5 \cdot 10^{-1}$
Tolerância \mathbf{p}	$\Upsilon^{\text{PA-V}}$	10^{-5}
Passo de aprendizado de \mathbf{b}	$\omega_b^{\text{SPA-V}}$	$-1 \cdot 10^{-1}$
Passo de aprendizado de \mathbf{p}	$\omega^{\text{PA-V}}$	$5 \cdot 10^{-1}$
Passo de aprendizado de \mathbf{c} dado o valor de \mathbf{c} inicial:		
PM-QPSK	$\omega_c^{\text{SPA-V}}$	$9,0 \cdot 10^{-2}$
PM-16QAM	$\omega_c^{\text{SPA-V}}$	$9,0 \cdot 10^{-2}$
PM-64QAM	$\omega^{\text{PA-V}}$	$7,5 \cdot 10^{-2}$
conforme Table 2.3	$\omega_c^{\text{SPA-V}}$	$8,0 \cdot 10^{-2}$

da banda de guarda é necessário para garantir $e_i \leq e^*$. Na Fig 4.3-c) ocorre o processo de otimização da \mathbf{p} , as condições $\mathfrak{C}.1$ - $\mathfrak{C}.4$ encontram a convergência de P . Nas Figs. 4.3 d) -e) o processo de otimização de \mathbf{c} , \mathbf{b} , e \mathbf{p} , respectivamente, dado $N_f^{\text{SPA-V}} = 2$, evidencia que a etapa anterior é suficiente para otimização de U e P . A melhor solução de U foi obtida por $\mathfrak{C}.1$ com $U = 3,6129 \cdot 10^{12}$ Hz dado $c_i[1] = 4\forall i$, pois um menor impacto dos efeitos não lineares corroboram para as soluções do algoritmo SPA-V enquanto a pior solução de U foi obtida por $\mathfrak{C}.4$ com $U = 3,6525 \cdot 10^{12}$ Hz dado $\mathbf{c}[1]$ assumindo a transmissão adaptativa baseado na distância, pois o maior nível de efeitos não lineares dificultam otimização linear do algoritmo SPA-V. Uma comparação do espectro alocado na condição $\mathfrak{C}.1$ e $\mathfrak{C}.4$ mostra uma economia de $\approx 39,6 \cdot 10^9$ Hz para $\mathfrak{C}.1$. A melhor solução para P é obtida por $\mathfrak{C}.4$ com $P = 18,9148$ dBm e a pior por $\mathfrak{C}.1$ com $P = 19,2337$ dBm.

A Fig. 4.4-a) ilustra o compromisso de $U \times P$, representado pelos custos J^{SA} e J^{PA} , respectivamente. Por tratar-se de um controlador linear, o procedimento SPA-V é avaliado sob diferentes valores iniciais de $\mathfrak{C}.i$, tais valores iniciais modelam as diferentes quantias iniciais não lineares para a EON, resultando em diferentes valores para o compromisso de SPA, $\mathfrak{Z}^{\text{SPA}}$, veja a Fig. 4.4-a). O $\mathfrak{Z}^{\text{SPA-V}|\mathfrak{C}.1} = 4,50$ é o melhor de todas condições iniciais $\mathfrak{C}.i$, pois em relação aos demais $\mathfrak{C}.i$ encontrou o valor de U , Fig. 4.3-e, que supera o desperdício de P , Fig. 4.3-f. O valor de $\mathfrak{Z}^{\text{SPA-V}|\mathfrak{C}.3} = 4,48$ é o segundo melhor para U e P . O valor de $\mathfrak{Z}^{\text{SPA-V}|\mathfrak{C}.2} = 4,35$ é o terceiro melhor, com o segundo pior valor de U superando o segundo melhor valor de P em contraste

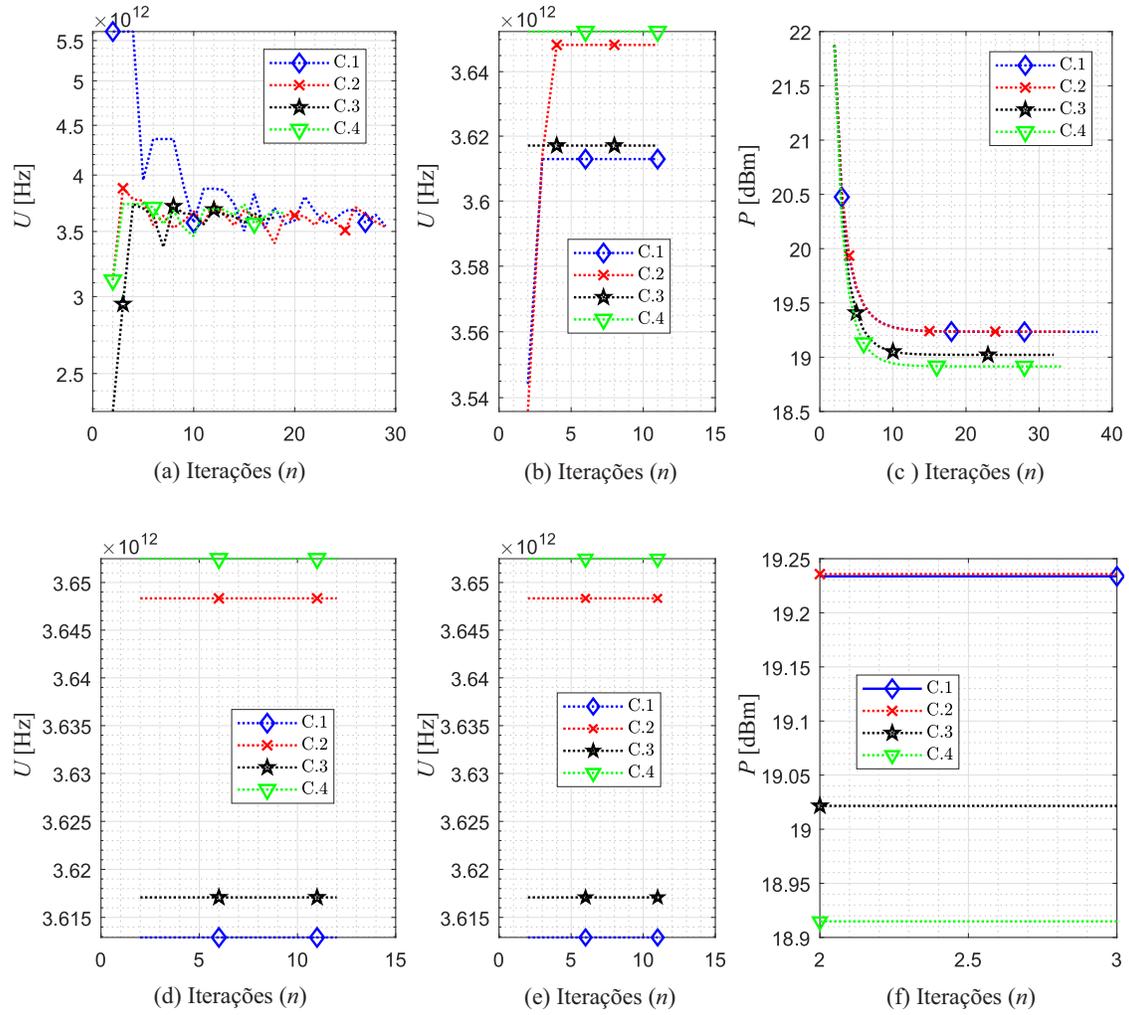


Figura 4.3 – Três partes do algoritmo SPA-V, (a) é a otimização de \mathbf{c} ($\varphi.2|n^{\text{SPA-V}} = 1$), (b) é a otimização de \mathbf{b} ($\varphi.3|n^{\text{SPA-V}} = 1$), (c) é a otimização de \mathbf{p} ($\varphi.4|n^{\text{SPA-V}} = 1$), (d) é a otimização de \mathbf{c} ($\varphi.2|n^{\text{SPA-V}} = 2$), (e) é a otimização de \mathbf{b} ($\varphi.3|n^{\text{SPA-V}} = 2$) e (f) é a otimização de \mathbf{p} ($\varphi.4|n^{\text{SPA-V}} = 2$).

aos demais $\mathfrak{C}.i$. O $\mathfrak{I}^{\text{SPA-V}|\mathfrak{C}.4} = 4,34$ é o pior de todas as condições iniciais, pois encontrou o pior valor U dos valores iniciais de $\mathfrak{C}.i$ que supera o melhor P de todos valores iniciais de $\mathfrak{C}.i$. O $\mathfrak{I}^{\text{SPA-V}|\mathfrak{C}.4} \approx \mathfrak{I}^{\text{SPA-V}|\mathfrak{C}.2}$ é a razão média do desperdício de U devido aos maiores efeitos não lineares presentes neles. Observa-se que o maior impacto em $\mathfrak{I}^{\text{SPA}}$ é causado por U . Embora valores semelhantes de $\mathfrak{I}^{\text{SPA}}$ sejam encontrados para as condições iniciais $\mathfrak{C}.i$, a condição com baixa ordem de MF ($\mathfrak{C}.1$) é a candidata.

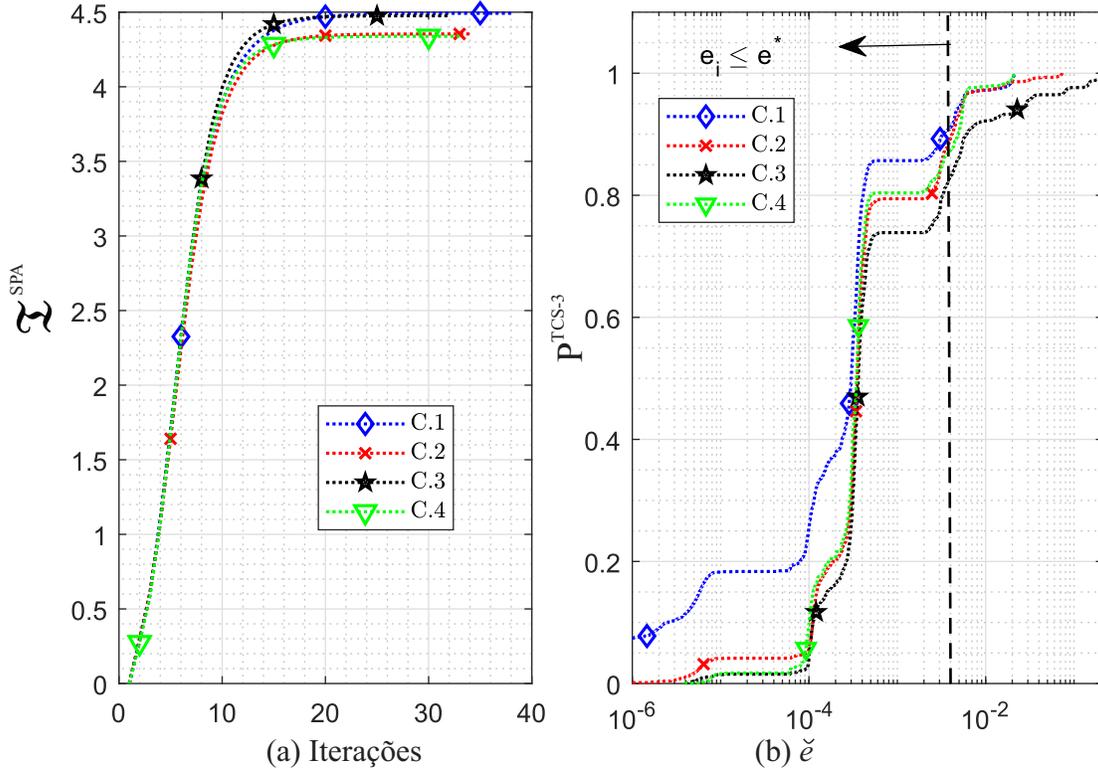


Figura 4.4 – Algoritmo SPA-V: (a) o compromisso da SPA ($\mathfrak{I}^{\text{SPA}}$) e (b) a taxa de sucesso do i -ésimo canal óptico alcançar $e_i \leq \check{\epsilon}$, denotado como $P^{\text{TCS-3}}$.

Além disso, o desempenho para o algoritmo SPA-V é analisado através da taxa de sucesso do i -ésimo canal óptico alcançar o valor arbitrário de BER $\check{\epsilon}$ durante seu processo de otimização, por exemplo, $e_i \leq \check{\epsilon}$, representado por $P^{\text{TCS-3}}$ em (4.16). Tal métrica considera quatro condições iniciais de \mathbf{c} , por exemplo, $\mathfrak{C}.1$ - $\mathfrak{C}.4$, durante toda a operação do algoritmo de SPA. Note que o melhor resultado dado $e_i \leq e^*$ é obtido por:

$$P^{\text{TCS-3}}|\{\mathfrak{C}.1(\check{\epsilon} = e^*)\} = 0,9107,$$

enquanto,

$$P^{\text{TCS-3}}|\{\mathfrak{C}.2(\check{\epsilon} = e^*)\} = 0,8929; \quad P^{\text{TCS-3}}|\{\mathfrak{C}.3(\check{\epsilon} = e^*)\} = 0,8306;$$

$$P^{\text{TCS-3}}|\{\mathfrak{C}.4(\check{e} = e^*)\} = 0, 8733.$$

Neste sentido, $P^{\text{TCS-3}}|\{\mathfrak{C}.1(\check{e} = e^*)\}$ vence no alcance de robustez, obtendo mais sucesso ($e_i \leq e^*$) do que os outros valores de $\mathfrak{C}.i$, bem como pela redução de penalidade de potência, justificada pelo sucesso ($e_i \leq e^*$) dado por $F|\mathfrak{C}.1$.

Em síntese, o algoritmo SPA-V encontrou a convergência total para todas as condições estabelecidas. Porém, os melhores resultados são obtidos por $\mathfrak{C}.1$, pois os efeitos não lineares e de interferência são menos proeminentes do que de $\mathfrak{C}.2$ à $\mathfrak{C}.4$.

4.3.2.2 Algoritmo SPA baseado na distância Adaptativa de Transmissão (SPA-DAT)

O problema do compromisso de SPA usando os conceitos RM e RS, tais conceitos apresentados na introdução deste capítulo em (4.1) e discutido em detalhes em (2.33), é resolvido na perspectiva do algoritmo SPA-DAT proposto, Subseção 4.1.3. O algoritmo SPA-DAT é capaz de fornecer soluções modestas com baixo custo computacional. Os valores dos parâmetros adotados para cada canal óptico são descritos na Tabela 2.3. Os formatos de modulação adotados incluem o PM-QPSK, PM- m QAM, tal que $m = [4, 8, 16, 32, 64]$ e bandas de guardas $\in = [6, 25, 12, 5] \cdot 10^9$ Hz. Para o procedimento PA-V é adotado $\omega^{\text{PA-V}} = 0, 5$, $N_f^{\text{PA-V}} = 100$ e $\Upsilon^{\text{PA-V}} = 10^{-5}$. Os principais resultados numéricos, incluindo o espectro alocado, a potência alocada, o compromisso da SPA e $P^{\text{TCS-3}}$ são ilustrados na Fig. 4.5.

A Fig. 4.5-a) ilustra a alocação de potência e de espectro através do algoritmo SPA-DAT em sua $n^{\text{SPA-DAT}}$ -ésima iteração. Ao longo das iterações, o valor de U aumenta para atingir $\tilde{\Psi}_i^{\text{max}} \geq \Upsilon_{\text{RM}} \forall i$ por duas razões, a primeira razão é a necessidade do aumento $b_i \forall i$ -ésimo canal óptico enquanto $\tilde{\Psi}_i^{\text{max}} \leq \Upsilon_{\text{RM}} \forall i$ -ésimo canal óptico. A segunda razão é a necessidade de redução de $c_i \forall i$ -ésimo canal óptico que $\tilde{\Psi}_i^{\text{max}} \leq \Upsilon_{\text{RM}}$. Essas duas razões visam reduzir os efeitos não lineares e as interferências relacionadas ao i -ésimo canal óptico $\in \tilde{\Psi}_i^{\text{max}} \leq \Upsilon^{\text{RM}}$ com os seus vizinhos, tais reduções de efeitos indesejados pretendem alcançar uma QoT apropriada. A Fig. 4.5-b) ilustra os resultados do procedimento de PA na $n^{\text{SPA-DAT}}$ -ésima iteração, tal procedimento é realizado com 7 iterações e retorna $P = 18, 6$ dBm. A Fig. 4.5 c) ilustra o compromisso de SPA para o algoritmo SPA-DAT na $n^{\text{SPA-DAT}}$ -ésima iteração, $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}[n^{\text{SPA-DAT}}]$. Para $1 \leq n^{\text{SPA-DAT}} \leq 6$, o $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}[n^{\text{SPA-DAT}}]$ é penalizado tanto pelo procedimento PA e de SA, então somente na última iteração ocorre o melhor compromisso de SPA, por exemplo, $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}[7] = 2, 9440$. Finalmente, a Fig. 4.5 d) ilustra a taxa de sucesso do i -ésimo canal óptico alcançar o valor arbitrário de BER \check{e} durante seu processo de otimização, por exemplo, $e_i \leq \check{e}$, representado por $P^{\text{TCS-3}}$ em (4.16). Um valor elevado é encontrado para $P^{\text{TCS-3}}$, por exemplo,

$P^{\text{TCS-3}}(\check{e} = e^*, N^{\text{algo}} = n^{\text{SPA-DAT}}) = 0,8850$, porém a QoT para todos os canais somente é encontrada após $n^{\text{PA-V}} \geq 6$ devido à $\tilde{\Psi}_i^{\text{max}} \leq \Upsilon_{\text{RM}}$.

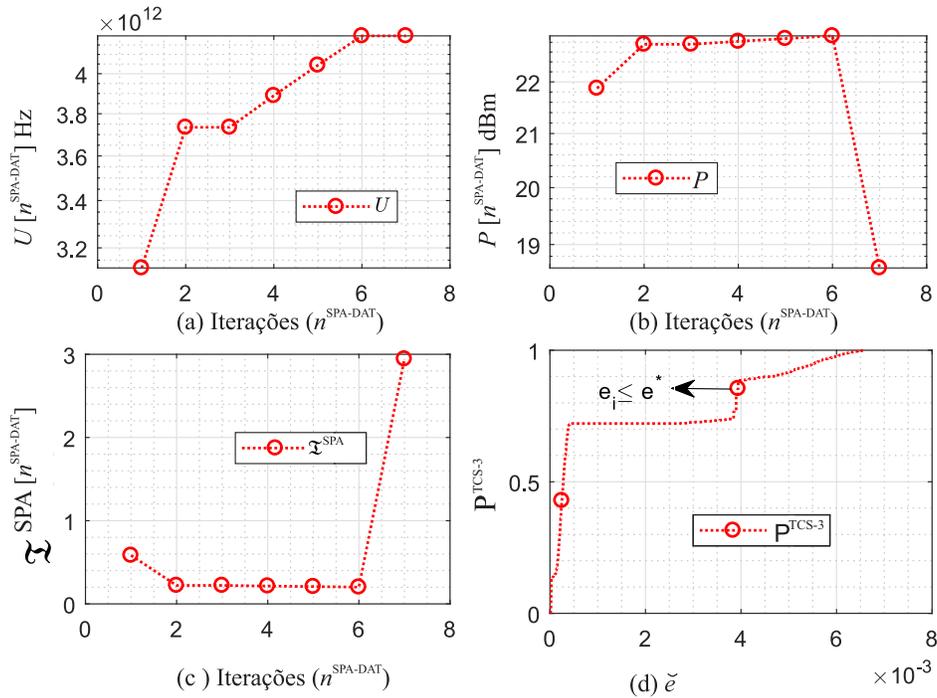


Figura 4.5 – Algoritmo SPA-DAT: (a) é a alocação de espectro dado $n^{\text{SPA-DAT}}$ -ésima iteração, (b) é a alocação de potência dado $n^{\text{SPA-DAT}}$ -ésima iteração, (c) é o compromisso de SPA dado a $n^{\text{SPA-DAT}}$ -ésima iteração ($Z^{\text{SPA}} [n^{\text{SPA-DAT}}]$) e (d) é a taxa de sucesso $P^{\text{TCS-3}}$ na $n^{\text{SPA-DAT}}$ -ésima iteração dado um valor arbitrário de e (\check{e}).

Em resumo, o algoritmo SPA-DAT retornou soluções modesta, apesar de ser penalizado pelos poucos graus de liberdade, os quais excluem tanto a alocação da i -ésima banda de guarda b_i e como da i -ésima eficiência espectral de modulação c_i . Por este motivo, o algoritmo SPA-DAT é considerado um método com soluções modestas e baixa complexidade computacional.

4.3.2.3 Algoritmo SPA baseado na otimização combinatorial (SPA-CO)

O problema do compromisso de SPA usando os conceitos RM e RS, tais conceitos apresentados na introdução deste capítulo em (4.1) e discutido em detalhes em (2.33), é resolvido da perspectiva do algoritmo SPA-CO proposto, Subseção 4.1.2. Para o procedimento PA-V é adotado $\omega^{\text{PA-V}} = 0,5$, $N_f^{\text{PA-V}} = 100$ e $\Upsilon^{\text{PA-V}} = 10^{-5}$. O algoritmo SPA-CO retorna a solução ótima com custo de complexidade computacional elevado, por isso duas premissas visando custo

computacional factível são adotadas, na primeira premissa, um mesmo valor de $c_i \forall i$ -ésimo canal óptico $\in \mathcal{L}_i$, limitando com uma ordem inferior e superior de MF no que tange ao procedimento de referência DAT, vide a Tabela 2.3, já, na segunda premissa, um mesmo valor de $b_i \forall i$ -ésimo é assumido para M canais ópticos. Os detalhes sobre os parâmetros dos canais são apresentados na Tabela 4.5. Essas premissas são adotadas para reduzir o número total de realizações (\mathfrak{R}) do algoritmo SPA-CO sob condições realistas para operação dos canais ópticos, por exemplo,

$$\mathfrak{R} = 2.1 \cdot 10^{106} |N_f^{\text{PA-V}}| = 100 \quad (1,4 \cdot 10^{96} \text{ anos; todas combinações}),$$

$$\text{contra} \quad \mathfrak{R} = 34 \cdot 10^9 |N_f^{\text{PA-V}}| = 100 \quad (12 \text{ horas})$$

Tabela 4.4 – SPA-CO: parâmetros de entrada

$s \rightarrow d$	Θ (Gbps)	\mathcal{L}_i	$F_i \forall i$	M	$[b_i^{\min}; b_i^{\max}] \forall i$
A-B	1	300	PM-mQAM $m \in [32, 64]$	20	[4, 8]
A-C	2	250	PM-mQAM $m \in [16, 32, 64]$	20	[4, 8]
A-D	3	200	PM-QPSK, PM-mQAM, $m \in [16, 32]$	20	[4, 8]
A-E	4	150	PM-QPSK, PM-QPSK, PM-16QAM	20	[4, 8]
A-F	5	100	PM-QPSK, PM-QPSK	20	[4, 8]

A qualidade das soluções do algoritmo SPA-CO em termos de $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$ é avaliada através de uma análise da taxa de $\mathfrak{T}^{\text{SPA}}$ ser menor ou igual a $\mathfrak{T}^{\text{SPA,max}}$, tal como em (4.17), assim como através de uma análise da taxa de e_i ser menor ou igual a um valor arbitrário de e (\check{e}), tal como em (4.16). Os resultados numéricos são ilustrados na Fig 4.6.

Na Fig 4.6 a) ilustra todas as soluções obtidas pelo algoritmo SPA-CO para o problema do compromisso de SPA sobre as condições da EON, a melhor solução quase-ótima dada por

$$\mathfrak{T}^{\text{SPA,max}} = 7,7920 \quad U = 3,1417 \cdot 10^{12} \text{ Hz} \quad P = 18,5613 \text{ dBm}.$$

Note que apenas 1,850 % dos valores através do algoritmo SPA-CO superam o melhor $\mathfrak{T}^{\text{SPA-V}} = 4,5$, ou seja, poucas realizações do algoritmo SPA-CO superam a solução via algoritmo SPA-V. Além disso, a taxa de sucesso do i -ésimo canal óptico alcançar o valor arbitrário \check{e} durante seu processo de otimização, por exemplo, $e_i \leq \check{e}$, representado por $\mathbf{P}^{\text{TCS-3}}$ em (4.16), é ilustrada na Fig 4.6-b) para o algoritmo SPA-CO. Em um total de

$$\mathfrak{R} = 34 \cdot 10^9 |N_p| = 100$$

combinações foi obtido

$$\mathbf{P}^{\text{TCS-3}} = 0,4105.$$

Evidentemente, um maior esforço computacional é necessário para encontrar a melhor solução do compromisso de SPA.

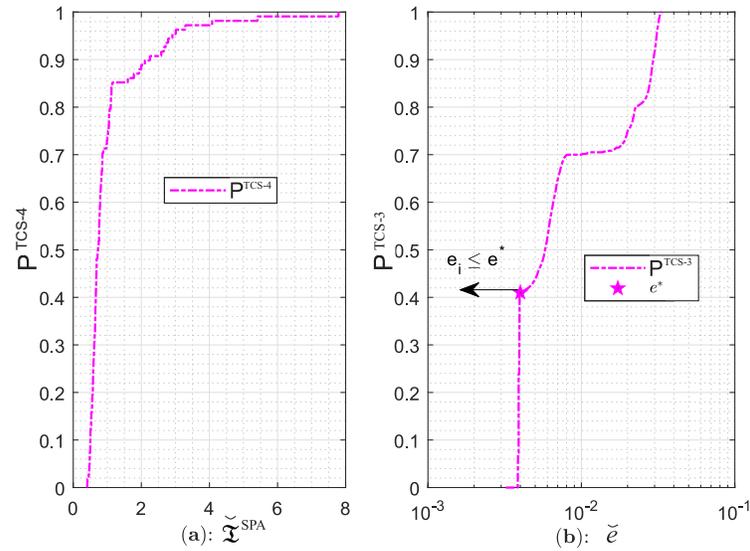


Figura 4.6 – Algoritmo SPA-CO: (a) $P^{\text{TCS-4}}$ e (b) $P^{\text{TCS-3}}$.

4.3.3 Comparação entre os Algoritmos SPA-V, -DAT e -CO

Nesta subseção é realizada a comparação entre os algoritmos SPA-V, -DAT e -CO. As análises são divididas em duas etapas, uma trata sobre a somatória de potência e espectro, abaixo na Subseção 4.3.3.1, e outra trata sobre o compromisso de SPA, bem como o custo de complexidade computacional (em segundos), abaixo na Subseção 4.3.3.2. Os parâmetros adotados para os canais ópticos e sistema estão descritos na Tabela 4.1 e 4.2, enquanto os parâmetros de entrada adotados para os três algoritmos de SPA são resgatados das subseções anteriores 4.3.2.1, 4.3.2.2 e 4.3.2.3. Os principais resultados numéricos são ilustrados na Fig. 4.7.

4.3.3.1 Análise de Potência e Espectro Otimizados

Nesta subseção o algoritmo SPA-CO é assumido como referência para comparações dos resultados numéricos entre os algoritmos de SPA. No tocante à U , veja a Fig. 4.7 a), o algoritmo SPA-V encontrou o menor desperdício de espectro com $U \approx 4,71 \cdot 10^{11}$ Hz ($\approx 13,1\%$), já, o algoritmo SPA-DAT encontrou o maior desperdício de espectro com $U \approx 1,0570 \cdot 10^{12}$ Hz ($\approx 29,3\%$). Perceba na Fig. 4.7 a) que o algoritmo SPA-V economiza $U \approx 5,86 \cdot 10^{11}$ Hz ($\approx 13,9\%$) sobre algoritmo SPA-DAT, colaborando para aumento de canais. No tocante à P , veja a Fig. 4.7 b), o algoritmo SPA-V retornou um desperdício de energia de $P \approx 0,67$ dBm ($\approx 1,6\%$), enquanto a SPA-DAT encontrou um desperdício de energia de $P \approx 4 \cdot 10^{-2}$ dBm ($\approx 1,4\%$).

Note na Fig. 4.7 **(b)** que o algoritmo SPA-DAT supera marginalmente o algoritmo SPA-V em termos de economia de energia com $P \approx 6.3 \cdot 10^{-1}$ dBm.

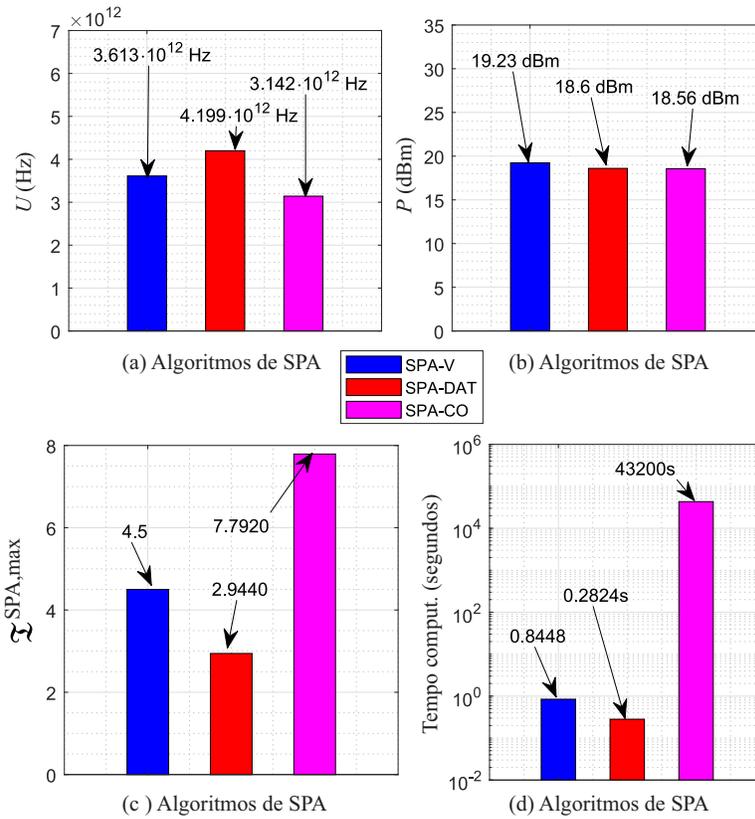


Figura 4.7 – Algoritmos SPA-V, SPA-DAT e SPA-CO: **(a)** é a alocação de espectro (Hz), **(b)** é a alocação de potência (dBm), **(c)** é o compromisso máximo do SPA ($\mathfrak{Z}^{\text{SPA,max}}$) e **(d)** é a complexidade computacional em segundos.

A seguir, na Fig 4.8 são ilustrados os valores S e E, discutidos em detalhes (4.19) e (4.18) na Subseção 4.2.2, respectivamente, obtidos pelos algoritmos SPA-V e SPA-DAT na n -ésima iteração, dado que os valores de S e de E obtidos pelo algoritmo SPA-CO durante sua operação são iguais a zero e seu melhor valor de $\mathfrak{Z}^{\text{SPA}}$ depende de todas as combinações dos parâmetros de canais \mathbf{c} , \mathbf{b} e \mathbf{p} , por exemplo, $\mathfrak{R} \geq 423 \cdot 10^3$. No tocante à métrica de E relacionada ao procedimento de PA, duas análises são realizadas: i) a primeira análise assume o tempo integral de operação pertinente aos respectivos algoritmos de SPA, por exemplo, $n = N_f^{\text{ALGO}}$, nesse caso o algoritmo SPA-DAT ($E \approx 3.4$ | $n = 3$) supera em falta ou excesso de P em relação aos algoritmos SPA-V ($E \approx 4.5$ | $n = 9$) e SPA-CO ($E = 0$ | $n \approx 4, 23 \cdot 10^5$), veja Fig 4.8; ii) a segunda análise assume o tempo de operação do algoritmo SPA-V como referência, por exemplo, $n = 9$, o algoritmo SPA-DAT ($E \approx 4.5$) mantém melhor desempenho do que o SPA-V ($E = 2, 9$),

veja Fig 4.8. No tocante à métrica de S relacionada ao procedimento de SA, duas análises são realizadas: i) a primeira análise assume o tempo integral de operação pertinente aos respectivos algoritmos de SPA, por exemplo, $n = N_f^{\text{ALGO}}$, nesse caso o algoritmo SPA-V ($S \approx 1,4 \mid n = 9$) é vencido em falta ou excesso de S pelos algoritmos SPA-DAT ($S = 0,6 \mid n = 3$) e o SPA-CO ($S = 0 \mid n \approx 4,23 \cdot 10^5$), tal como nas Fig 4.8; ii) a segunda análise assume o tempo de operação do algoritmo SPA-V como referência, por exemplo, $n = 9$, o algoritmo SPA-V ($S = 1,4 \mid n = 9$) vence o algoritmo SPA-DAT ($S = 2,6 \mid n = 9$), tal como na Fig 4.8. Evidentemente, os valores S e E justificam a falta ou excesso de recursos espectrais e energéticos durante o procedimento de AR em EONs, tal como na Fig. 4.7, essas análises retratam que $S^{\text{SPA-V}}$ vence o $S^{\text{SPA-DAT}}$ e $E^{\text{SPA-DAT}}$ vence o $E^{\text{SPA-V}}$.

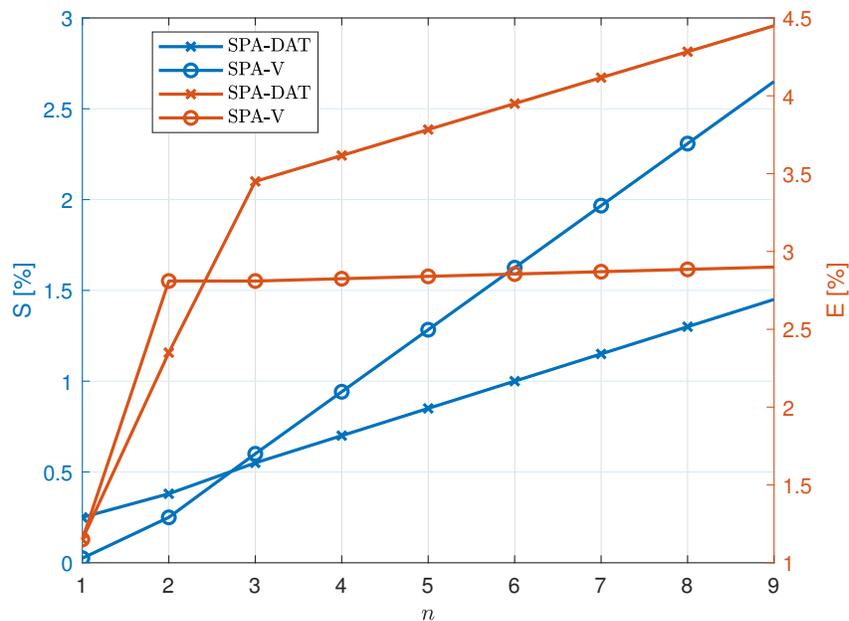


Figura 4.8 – Integral do erro absoluto relativo (IRAE) da somatória de potência e de espectro na n -ésima iteração dos algoritmos SPA-DAT e -V, representada pelas métricas $S[n]$ e $E[n]$ em %, relacionados aos procedimentos de PA e de SA, respectivamente.

Em síntese, o algoritmo SPA-CO encontrou a melhor solução para o compromisso de SPA, enquanto o algoritmo SPA-V encontrou a segunda melhor solução para o procedimento SA e o algoritmo SPA-V encontrou a segunda melhor solução para o procedimento PA. O algoritmo SPA-DAT encontrou um valor de PA superior ao encontrado pelo algoritmo SPA-V, pois quando o i -ésima QoT não é garantida ocorre um desperdício de espectro devido ao aumento da banda de guarda ou, alternativamente, à redução do i -ésimo MF pretendendo alcançar a QoT apropriada; consulte as linhas 6–22 do Algoritmo 12. Tal desperdício de espectro reduz p^{NLI} ,

logo o custo de PA tende a um valor inferior. Por outro lado, o algoritmo SPA-V encontrou um valor de SA melhor do que o algoritmo SPA-DAT, pois quando QoT não é garantida o modelo Verhulst otimiza a banda de guarda, MF e valores de potência de transmissão com mais precisão do que o algoritmo SPA-DAT, assim como em (4.2)-(4.8), com o objetivo de obter o melhor compromisso de SPA. Como pode ser observado, para os algoritmos SPA-V e SPA-DAT, uma única métrica, por exemplo, a SA ou a PA é insuficiente, assim sendo, o compromisso de SPA é avaliado na sequência, bem como o compromisso desempenho-complexidade.

4.3.3.2 Análise do compromisso de SPA relacionado ao compromisso desempenho-complexidade

A análise do compromisso de SPA relacionada ao compromisso desempenho-complexidade tem os principais resultados numéricos na Fig. 4.7-c) e -d).

No tocante ao compromisso de SPA os algoritmos de SPA têm os compromissos de SPA dados por:

$$\mathfrak{I}^{\text{SPA-CO}} = 7,7920; \quad \mathfrak{I}^{\text{SPA-V}} = 4,5; \quad \text{e} \quad \mathfrak{I}^{\text{SPA-DAT}} = 2,9440,$$

respectivamente, veja a Fig. 4.7 c).

Com relação ao desempenho dos algoritmos de SPA relacionado ao custo computacional: o algoritmo SPA-CO tem o melhor desempenho $\mathfrak{I}^{\text{SPA}}$ devido ao grande número de combinações compostas pelas potências de transmissão, bandas de guarda, formatos de modulação, isto é, uma ampla abordagem combinatória dos parâmetros de canais compondo a maioria das possibilidades para a solução do melhor compromisso de SPA, porém com custo computacional elevado, por exemplo, $\tau^{\text{ALGO}} = 43.200$ segundos. O algoritmo SPA-DAT tem o terceiro melhor desempenho para o compromisso de SPA, o seu custo computacional, inferido do Algoritmo 13, é composto por três procedimentos, a avaliação da margem residual máxima considerada aceitável/tolerável para uma dada distância de transmissão, o incremento de banda de guarda visando aumentar o QoT e o mecanismo PA-V, tais procedimentos retornam complexidade computacional inferior ao algoritmo SPA-V, por exemplo

$$\tau^{\text{SPA-DAT}} \approx 0.3 \quad \tau^{\text{SPA-V}} \approx 0.8 \text{ segundos.}$$

O algoritmo SPA-DAT tem o segundo melhor desempenho para o compromisso de SPA, o seu custo computacional, inferido do Algoritmo 12, é composto por três processos iterativos que consideram o modelo de Verhulst, dentre eles, a escolha adequada do formato de modulação, da banda de guarda e da potência de transmissão. Estes aspectos de complexidade estão relacionados à concentração não linear presente na topologia TRV-A, a exemplo, os três

procedimentos lineares iterativos baseados no modelo Verhulst do algoritmo SPA-V resultam um esforço computacional maior do que para o algoritmo SPA-DAT, porém, o esforço do algoritmo SPA-V é muito menor do que do algoritmo SPA-CO ($\approx 2 \cdot 10^{-3}\%$).

Resumidamente, o algoritmo SPA-CO consumiu um tempo computacional elevadíssimo para fornecer as soluções ótimas, enquanto o algoritmo SPA-V consumiu um tempo computacional adequado com desempenho superior ao algoritmo SPA-DAT, bem como o algoritmo SPA-DAT consumiu um tempo computacional inferior aos demais algoritmos de SPA com desempenho inferior ao algoritmo SPA-DAT, veja a Fig. 4.7-c). O algoritmo SPA-V pode ser aperfeiçoado através de uma versão distribuída, de um processamento acelerado por equipamento físico ou de uma otimização por *software*, uma vez que este algoritmo de SPA encontrou o segundo melhor desempenho do compromisso de SPA, isto o torna candidato para o melhor compromisso desempenho-complexidade para resolver o problema do compromisso de SPA.

4.3.4 Resolução do Problema do Compromisso de SPA para a topologia de Rede Virtual (TRV)-B

Os parâmetros de sistema foram detalhados previamente na Subseção 4.3.1, tais como os parâmetros de canais, a topologia TRV-B, as rotas e suas distâncias, dentre outros. A topologia TRV-B é proposta para resolver o problema do compromisso de SPA em cenários realistas com dimensão elevada para os algoritmos SPA-V e -DAT propostos, já, que algoritmo SPA-CO consome tempo computacional infactível para essa topologia, assim, a TRV-B generaliza os resultados do compromisso de SPA obtidos na TRV-A. Além disso, os parâmetros para o algoritmo SPA-V assumem os mesmos valores otimizados para TVR-A na Tabela 4.3, Subseção 4.3.2.1, bem como para o algoritmo SPA-DAT assumem os mesmos valores anteriormente otimizados, Subseção 4.3.2.2, tais como

$$\zeta_p = 0,5, \quad N_f^{\text{PA-V}} = 100 \quad \text{e} \quad \Upsilon^{\text{PA-V}} = 10^{-5},$$

Subseção 4.3.2.1.

A seguir, os resultados numéricos para a topologia TRV-B são apresentados acerca dos valores de espectro e de potência alocados, P e U , respectivamente, Subseção 4.3.4.1, bem como do compromisso de SPA e complexidade computacional em segundos, Subseção 4.3.4.2.

4.3.4.1 Análise de Potência e Espectro Otimizados

O espectro e a potência otimizados pelos algoritmos SPA-V e -DAT são ilustrados na Fig. 4.9-a) e 4.9-b), respectivamente. Em relação ao espectro alocado U , o algoritmo SPA-V

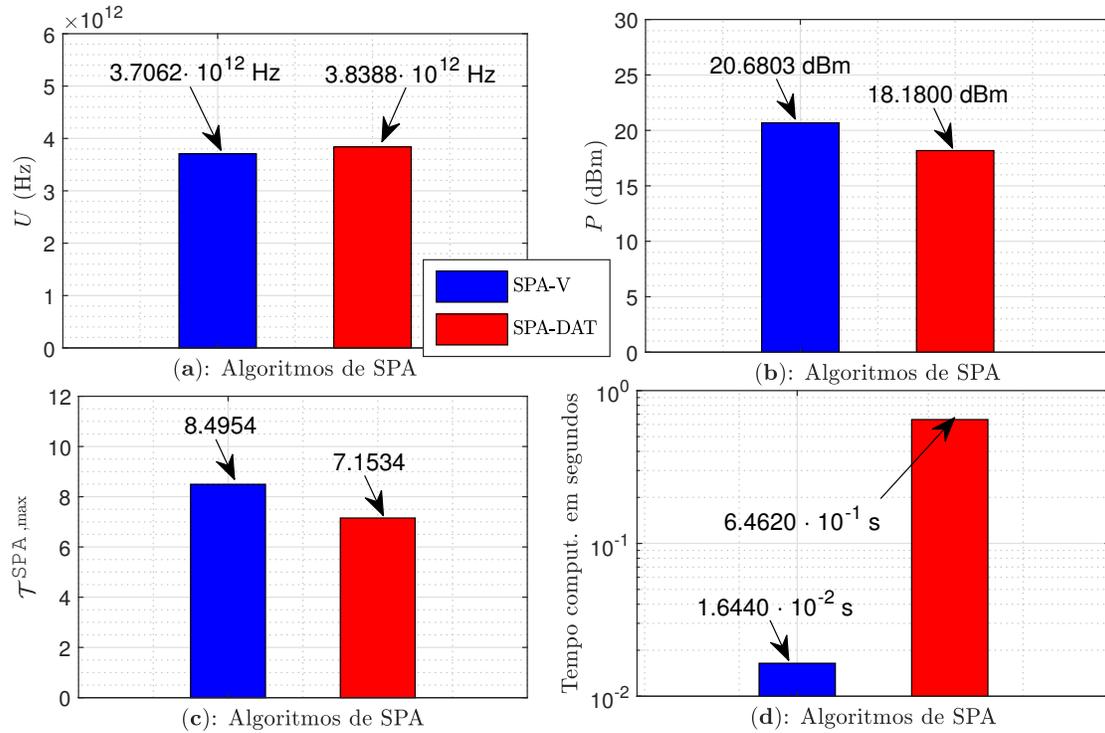


Figura 4.9 – Desempenho dos algoritmos SPA-V e SPA-DAT operando sobre a topologia TRV-B: (a) espectro alocado (Hz); (b) potência alocada (dBm); (c) máximo compromisso de potência-espectro alocados ($\mathcal{T}^{SPA,max}$); (d) complexidade computacional [segundos].

vence o algoritmo SPA-DAT, por exemplo,

$$U^{SPA-V} \approx 3,71 \cdot 10^{12} \text{ Hz} \quad \text{e} \quad U^{SPA-DAT} \approx 3,84 \cdot 10^{12} \text{ Hz},$$

retornando uma economia de espectro igual a $U \approx 3,39 \cdot 10^{11} \text{ Hz}$ ($\approx 3,4 \%$), colaborando para aumento de canais. Além disso, em termos de soma-potência, o algoritmo SPA-DAT é melhor que o algoritmo SPA-V, por exemplo,

$$P^{SPA-DAT} \approx 18,18 \text{ dBm} \quad \text{e} \quad P^{SPA-V} \approx 20,68 \text{ dBm},$$

retornando uma economia de energia igual a $P \approx 2,50 \text{ dBm}$ ($\approx 43,8 \%$).

4.3.4.2 Análise do compromisso de SPA relacionado ao compromisso desempenho complexidade

O compromisso de SPA máximo ($\mathcal{T}^{SPA,max}$) e a respectiva complexidade para ambos os algoritmos viáveis propostos são ilustrados nas Figs. 4.9. c) e 4.9. d), respectivamente. O

algoritmo SPA-V é capaz de atingir o melhor compromisso de SPA, superando o algoritmo SPA-DAT em (18 %). Sob tal topologia TRV-B, os valores dos compromisso de SPA alcançados são:

$$\mathfrak{I}^{\text{SPA-V}} \approx 8,50 \text{ (18\%)} \quad \text{e} \quad \mathfrak{I}^{\text{SPA-DAT}} \approx 7,15.$$

Além disso, a complexidade do algoritmo SPA-V também vence a complexidade do algoritmo SPA-DAT:

$$\tau^{\text{SPA-V}} \approx 1,644 \cdot 10^{-2} \quad \text{e} \quad \tau^{\text{SPA-DAT}} \approx 6,492 \cdot 10^{-1} \quad [\text{segundos}],$$

respectivamente, superando o algoritmo SPA-DAT em $\approx 40\times$ em relação ao tempo computacional para obter as soluções do compromisso de SPA. No caso da TRV-B, o custo computacional é inferior, pois nesta topologia a concentração não linear inferior à TRV-A, de tal modo os três procedimentos iterativos do algoritmo SPA-V com base no modelo Verhulst, um controlador linear, pois lidam apropriadamente com o problema do compromisso de SPA vencendo o algoritmo SPA-DAT no que cerne a sua complexidade ao longo de suas descobertas do compromisso desempenho-complexidade. Finalmente, sob cenários mais realistas para EONs com dimensão elevada, o algoritmo SPA-V tem encontrado uma melhor compromisso desempenho-complexidade.

4.3.5 Vantagens e desvantagens dos algoritmos de SPA propostos para a resolução do compromisso de SPA

As vantagens e as desvantagens dos algoritmos de SPA propostos estão resumidas qualitativamente na Tabela 4.5, destacando os aspectos de desempenho, da complexidade e do compromisso desempenho-complexidade. A qualidade de cada um desses aspectos é classificada como como ruim, bom, muito bom ou excelente. Note que o algoritmo combinatório SPA-CO retorna complexidade elevada com as melhores soluções, por isso é um método de referência, enquanto os algoritmos SPA-DAT e SPA-V retornam soluções modestas com custos computacionais competitivos, por isso ambos algoritmos são comparados com o algoritmo SPA-CO e entre eles.

Resumidamente, a partir da Tabela 4.5, as principais vantagens e desvantagens para cada algoritmo de SPA são elencadas: i) no caso do algoritmo SPA-CO, a sua principal vantagem é o seu excelente desempenho do compromisso SPA, já sua principal desvantagem é o seu custo computacional elevado, por exemplo, do tipo NP-Difícil, tal custo computacional torna o algoritmo SPA-CO inapropriado para aplicações em tempo real; ii) no caso do algoritmo SPA-V, a sua principal vantagem é o seu excelente compromisso desempenho (SPA)-complexidade,

Tabela 4.5 – Algoritmos de SPA: Vantagens e Desvantagens para as topologias TRV-A e TRV-B em EONs.

Algoritmo	Desempenho	Complexidade	Compromisso Desempenho-Complexidade
SPA-CO	excelente	exponencial; NP	ruim, dado uma complexidade factível (delimitada)
SPA-V SPA-CO	bom	reduzido; tempo real	bom;
SPA-DAT SPA-CO	muito bom	muito reduzido; tempo real;	muito bom;
SPA-V SPA-DAT	bom; melhor do que a do SPA-DAT;	pior do que o SPA-DAT; tempo real;	melhor do que o SPA-DAT, uma consequência de um bom valor de $\mathfrak{T}^{\text{SPA,max}}$ e operação em tempo real;
EONs realistas com dimensão elevada–TRV-B topology			
SPA-V	muito bom	muito reduzido; tempo real;	muito bom
SPA-DAT	bom	reduzido; tempo real	bom
SPA-V SPA-DAT	muito bom; melhor do que a do SPA-DAT;	menor do que o SPA-DAT; tempo real	melhor do que o do SPA-DAT

colaborado por soluções de SPA e complexidade adequadas, assim, esse algoritmo é candidato para aplicações em tempo real em dimensões consideradas elevadas, por exemplo, a topologia TRV-B; iii) finalmente, no caso do algoritmo SPA-DAT, a sua principal vantagem é o seu desempenho adequado para o compromisso de SPA, próximo ao algoritmo SPA-V, bem como o seu baixo custo de complexidade, vencendo os todos métodos de SPA em complexidade, porém o algoritmo SPA-DAT apresenta um excesso de banda por canal em relação ao algoritmo SPA-V que supera a sua economia de energia em relação ao SPA-V.

4.3.6 Conclusão para a estratégia de resolução para o problema do compromisso de SPA em EONs

Esse capítulo resolveu o problema do compromisso de espectro-potência para cenários realistas em EONs. Adotou-se uma abordagem de otimização para o procedimento de SPA considerando uma nova estratégia de otimização com objetivo único, que é maximizar simultaneamente a EE e a SE de M canais ópticos ativos em tempo real, considerando os conceitos de espectro residual (RS–*Residual Spectrum*) e margem residual (RM–*Residual Margin*). Ambos os conceitos, RS e RM, incluem intrinsecamente uma normalização para a somatória de espectro e de potência, pretendendo superar os desafios provenientes da variedade de parâmetros, devido aos aspectos flexibilidade e escalabilidade nas redes ópticas EONs, bem como visando uma solução conjunta adequada para o problema de PA e SA.

Para resolver o problema do compromisso de SPA em EONs, três algoritmos de SPA foram propostos e avaliados, tais como: i) o SPA-CO, um algoritmo exato baseado em otimização combinatória, capaz de retornar a solução ótima com custo computacional elevado; ii) o algoritmo SPA-DAT, um algoritmo baseado em aproximações via algoritmo DAT, hábil para encontrar soluções modestas e melhoradas com baixo custo computacional; e finalmente iii) o algoritmo SPA-V, um algoritmo exato iterativo, capaz de fornecer melhores compromissos desempenho-complexidade em relação aos algoritmos de SPA analisados. No escopo dos algoritmos de SPA, a formulação do compromisso de SPA tem sido competitiva ao lidar com diferentes taxas de bits, por exemplo, 100, 150, 200, 250 e 300 Gbps, enquanto a QoS é garantida em tempo real.

Os três algoritmos propostos de SPA para AR em EONs foram avaliados em termos do compromisso desempenho-complexidade. Os resultados numéricos confirmam os aspectos dos algoritmos de SPA propostos, veja:

$$\begin{aligned}\tau^{\text{SPA-V}} &= 0,8 \text{ [seg]} \times \mathfrak{I}^{\text{SPA-V}} \approx 4,5, & \tau^{\text{SPA-DAT}} &= 0,3 \text{ [seg]} \times \mathfrak{I}^{\text{SPA-V}} \approx 2,9, \\ \tau^{\text{SPA-CO}} &= 4 \cdot 10^3 \text{ [seg]} \times \mathfrak{I}^{\text{SPA-V}} \approx 7,8,\end{aligned}$$

tal relação $\tau^{\text{ALGO}} \times \mathfrak{I}^{\text{ALGO}}$ é apresentada na ordem do melhor ao pior compromisso desempenho-complexidade. Além disso, o algoritmo SPA-V atingiu uma economia de espectro alocado na ordem de 14 ~ 18 % quando comparado ao algoritmo SPA-DAT. Assim, o algoritmo SPA-V apresentou-se como um candidato competitivo para resolver o problema do compromisso de SPA em tempo real nas topologias TRV-A e TRV-B propostas.

Enfatiza-se que extensas análises para o desempenho, a complexidade e o compromisso desempenho-complexidade no que tange aos três algoritmos de compromisso de SPA propostos, por exemplo, SPA-V, -CO e -DAT, foram fornecidas para às duas topologias adotadas, a primeira topologia é simples, mas ilustrativa, denominada TRV-A, e a segunda topologia é mais complexa e realista, denominada TRV-B. A topologia TRV-A possui alta concentração não linear, devido ao seu espectro completamente contíguo, enquanto a topologia TRV-B agregou as não linearidades de TRV-A, mas com nós ópticos e rotas muito superiores (dimensão elevada). O algoritmo SPA-CO encontrou a solução ótima, por isso é uma referência dentre os algoritmos de SPA adotados, pois o espectro e a alocação de potência são otimizados simultaneamente, ambos colaborados pela normalização intrínseca de RM e RS. Os valores encontrados de *somatória potência alocada* e de espectro alocado para M canais ópticos, respectivamente produziram as seguintes soluções:

TRV-A :

$$P^{\text{SPA-CO}} \approx 18,56; \quad P^{\text{SPA-DAT}} \approx 18,60 (1\%); \quad P^{\text{SPA-V}} \approx 19,23 (15\%) \text{ [dBm]};$$

$$U^{\text{SPA-CO}} \approx 3,1 \cdot 10^{12}; \quad U^{\text{SPA-DAT}} \approx 4,2 \cdot 10^{12} (35\%); \quad U^{\text{SPA-V}} \approx 3,6 \cdot 10^{12} (16\%) \text{ [Hz]};$$

e TRV-B :

$$P^{\text{SPA-DAT}} \approx 18,18; \quad P^{\text{SPA-V}} \approx 20,68 \quad [\text{dBm}];$$

$$U^{\text{SPA-DAT}} \approx 3,8 \cdot 10^{12}; \quad U^{\text{SPA-V}} \approx 3,7 \cdot 10^{12} \quad [\text{Hz}].$$

Em especial, o algoritmo SPA-V encontrou valores discrepantes para o custo computacional tanto para a TRV-A como para a TRV-B, a principal razão é os aspectos de concentração não linear contra os aspectos lineares do modelo de Verhulst, por exemplo:

$$\tau^{\text{SPA-V|TRV-A}} \approx 8 \cdot 10^{-1}; \quad \tau^{\text{SPA-V|TRV-B}} \approx 2 \cdot 10^{-2} [\text{sec.}].$$

4.4 Conclusão do Capítulo

Esse capítulo resolveu o problema do compromisso de SPA em EONs, formulado em detalhes na Subseção 2.2.2, bem como apresentado nesse capítulo em (4.1), pretendendo a otimização simultânea EE-SE, uma vez que o capítulo anterior focou na máxima EE através de estratégias de alocação de potência para redes ópticas heterogêneas, bem como algoritmos de PA visando o melhor compromisso desempenho-complexidade. Para resolver esse problema, três classes de métodos de otimização foram propostos, tais como uma exata baseada em otimização combinatória, uma exata iterativa e uma aproximativa, para construir os algoritmos de SPA, anteriormente denominados SPA-CO, SPA-V e SPA-DAT, subseções 4.1.1, 4.1.3 e 4.1.2, respectivamente, tais classes foram adotadas para construção de análises concretas do compromisso de desempenho-complexidade. Aspectos de implementação desses algoritmos foram apresentados na Subseção 4.2, a fim de esclarecer os procedimentos para AR, além disso, as métricas de desempenho e complexidade computacional foram assumidas para classificar o desempenho obtido pela formulação do problema de otimização, bem como os algoritmos de SPA. Os resultados numéricos resolvem o problema do compromisso de SPA sob as perspectiva desses algoritmos para duas topologias, uma simples e uma mais complexa, a TRV-A e TRV-B, subseções 4.3.2 e 4.3.2, respectivamente. Comparações entre os algoritmos são realizadas, Subseção 4.3.3 e 4.3.4, análises de compromisso desempenho-complexidade, subseções 4.3.3.2 e 4.3.4.2, a vantagem e desvantagem de cada algoritmo, Subseção 4.3.5, e finalmente as principais conclusões para a estratégia de resolução do problema do compromisso de SPA em EONs, Subseção 4.3.6.

5 Conclusões e Trabalhos Futuros

Esta Tese propôs e analisou técnicas de otimização na resolução de problemas de alocação de potência e espectro em redes ópticas heterogêneas. O desenvolvimento destas técnicas foi realizado avaliando-se os resultados numéricos em redes com MLRs e EONs, em que os aspectos como imperfeições nas estimativas de canais, acréscimo e retirada de canais, dentre outros, possibilitam uma investigação profunda em relação ao desempenho e à complexidade computacional. Foram abordados diferentes problemas de otimização associados com a minimização do consumo energético para as redes com MLRs e as EONs, bem como o compromisso da alocação de espectro e potência para as EONs. Dentre as técnicas de otimização, abordamos as bio-inspiradas, aproximativas e exatas, aplicadas em problemas de AR.

No Capítulo 1 foram apresentados a introdução, as contribuições, os objetivos, a organização da Tese e os artigos associados. No Capítulo 2 foram apresentados as redes ópticas heterogêneas, os problemas de alocação de recursos e fundamentos dos métodos de otimização.

No Capítulo 3 foram propostas estratégias de alocação de potência (PA) mínima para as redes ópticas heterogêneas. Para a rede óptica com MLRs, o algoritmo APCA-PID-PSO foi utilizado como uma estratégia de resolução para o problema de PA, em que os resultados de simulações foram atrativos e tornam APCA-PID-PSO um método alternativo para resolver o problema de PA mínima eficientemente. O algoritmo APCA-PID-PSO possui boa resposta em cenários dinâmicos, pois converge para todos os casos considerados nas primeiras iterações com aproximações adequadas, bem como estabelece um bom compromisso desempenho-complexidade em relação aos métodos exatos e aproximativos considerados para comparações. Para as EONs, o método BI do HSO foi aperfeiçoado com a inclusão de um mapa caótico (PA-CHSO) e uma estratégia adaptativa (PA-A-CHSO). Os resultados das simulações mostraram um melhor desempenho e uma redução de complexidade computacional, devido a consideração das condições dos canais para a atualização do parâmetro adaptativo r_0 . O algoritmo PA-A-CHSO apresentou-se como um método alternativo para resolver o problema de PA mínima eficientemente, pois possui respostas adequadas em cenários dinâmicos e, estimativas imperfeitas de canais, converge para os casos considerados, reduz significativamente o custo computacional, assim como estabelece compromisso desempenho-complexidade adequado em relação aos métodos comparativos, os exatos e aproximativos.

No Capítulo 4, o compromisso de alocação de potência e espectro (SPA) em EONs é tratado utilizando-se três métodos propostos, isto é, SPA-CO, SPA-DAT e SPA-V. Os três métodos mostraram capazes de encontrarem soluções para o problema do compromisso de SPA.

O melhor desempenho tem sido alcançado pelo algoritmo SPA-CO, enquanto o segundo melhor pelo SPA-V e o terceiro melhor pelo SPA-DAT, a ordem contrária foi obtida para a complexidade computacional. Analisar a complexidade e o desempenho separadamente foi insuficiente, então foi analisado o compromisso entre ambos, em que o SPA-V encontrou o melhor compromisso de SPA.

Os resultados obtidos nesta Tese mostram-se promissores para área de pesquisa em redes ópticas heterogêneas, destacando os métodos bio-inspirados modificados como atrativos para problemas de PA e o método baseado no modelo populacional de Verhulst para o problema do compromisso de SPA. Tais métodos encontraram compromissos desempenhos-complexidades adequados para as redes ópticas heterogêneas avaliadas, bem como reduzem consumo de energia e espectro, aumentando a eficiência global para redes ópticas de comunicação.

No desenvolvimento desta Tese foram identificados temas e problemas cuja resolução apresentada na literatura pode ser melhorada. Desta forma são perspectivas para trabalhos futuros:

- Explorar a maximização da eficiência energética através de estratégias adaptativas similares ao PA-A-CHSO através de outros métodos de otimização BI tais como, PSO, OCV e outros;
- Explorar a inclusão do HSO no esquema APCA-PID-PSO para a PA mínima;
- Propor uma estratégia para ajuste dos ganhos da SPA-V para o problema de maximização do compromisso de SPA em tempo real.
- Propor técnicas multi-objetivo para avaliar o problema do compromisso de SPA em EONs.
- Propor métodos alternativos ao método PSL para o procedimento de SA.
- Propor novos problemas de otimização, tais como, o problema de maximização de taxas de bits e número de canais, dentre outros.
- Trabalhos futuros incluem diferentes topologias de rede realistas e de alta densidade, com alta concentração de ruídos não lineares, bem como efeito de envelhecimento da camada física, efeito dinâmico de potência e outros.

Referências Bibliográficas

ALATAS, B.; AKIN, E.; OZER, A. B. Chaos embedded particle swarm optimization algorithms. *Chaos, Solitons & Fractals*, Elsevier, v. 40, n. 4, p. 1715–1734, 2009. Cited 3 times on page(s) [77](#), [94](#) e [95](#).

ALVES, T. A. B.; DURAND, F. R.; ANGÉLICO, B. A.; ABRÃO, T. Power allocation scheme for OCDMA NG-PON with proportional–integral–derivative algorithms. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 8, n. 9, p. 645–655, 2016. Cited 5 times on page(s) [45](#), [51](#), [61](#), [92](#) e [115](#).

BIRAND, B.; WANG, H.; BERGMAN, K.; KILPER, D.; NANDAGOPAL, T.; ZUSSMAN, G. Real-time power control for dynamic optical networks—algorithms and experimentation. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, IEEE, v. 32, n. 8, p. 1615–1628, 2014. Cited 5 times on page(s) [34](#), [45](#), [51](#), [89](#) e [110](#).

BOUDA, M.; ODA, S.; VASSILIEVA, O.; MIYABE, M.; YOSHIDA, S.; KATAGIRI, T.; AOKI, Y.; HOSHIDA, T.; IKEUCHI, T. Accurate prediction of quality of transmission based on a dynamically configurable optical impairment model. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 10, n. 1, p. A102–A109, 2018. Cited 2 times on page(s) [34](#) e [51](#).

BOYD, S.; BOYD, S. P.; VANDENBERGHE, L. *Convex optimization*. [S.l.]: Cambridge university press, 2004. Cited 5 times on page(s) [63](#), [64](#), [95](#), [98](#) e [116](#).

CARENA, A.; CURRI, V.; BOSCO, G.; POGGIOLINI, P.; FORGHIERI, F. Modeling of the impact of nonlinear propagation effects in uncompensated optical coherent transmission links. *Journal of Lightwave technology*, IEEE, v. 30, n. 10, p. 1524–1539, 2012. Cited on page [50](#).

CARVALHO, L. H. H. d. et al. Avaliação experimental da transmissão óptica em altas taxas de supercanais com diferentes técnicas de multiplexação de subportadoras: Experimental evaluation of high-speed optical transmission of superchannels formed by different subcarrier multiplexing techniques. [sn], 2014. Cited on page [40](#).

CHATTERJEE, B. C.; BA, S.; OKI, E. Fragmentation problems and management approaches in elastic optical networks: a survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, IEEE, v. 20, n. 1, p. 183–210, 2017. Cited on page [34](#).

CHO, K.; YOON, D. On the general BER expression of one-and two-dimensional amplitude modulations. *IEEE Transactions on Communications*, IEEE, v. 50, n. 7, p. 1074–1080, 2002. Cited on page [50](#).

CHOWDHURY, P.; TORNATORE, M.; MUKHERJEE, B. On the energy efficiency of mixed-line-rate networks. In: IEEE. *2010 Conference on Optical Fiber Communication (OFC/NFOEC), collocated National Fiber Optic Engineers Conference*. [S.l.], 2010. p. 1–3. Cited on page [39](#).

COELHO, L. dos S.; MARIANI, V. C. Use of chaotic sequences in a biologically inspired algorithm for engineering design optimization. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 34, n. 3, p. 1905–1913, 2008. Cited 2 times on page(s) [94](#) e [95](#).

CUKURTEPE, H.; TORNATORE, M.; YAYIMLI, A.; MUKHERJEE, B. Dynamic traffic provisioning in mixed-line-rate networks with launch power determination. In: IEEE. *2013 15th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON)*. [S.l.], 2013. p. 1–5. Cited on page [33](#).

CUKURTEPE, H.; TORNATORE, M.; YAYIMLI, A.; MUKHERJEE, B. Provisioning of dynamic traffic in mixed-line-rate optical networks with launch power determination. *Photonic Network Communications*, Springer, v. 27, n. 3, p. 154–166, 2014. Cited 2 times on page(s) [66](#) e [96](#).

DAVALOS, E. J.; BARAN, B. A survey on algorithmic aspects of virtual optical network embedding for cloud networks. *IEEE Access*, IEEE, v. 6, p. 20893–20906, 2018. Cited on page [40](#).

DONG, Z.; KHAN, F. N.; SUI, Q.; ZHONG, K.; LU, C.; LAU, A. P. T. Optical performance monitoring: A review of current and future technologies. *Journal of Lightwave Technology*, IEEE, v. 34, n. 2, p. 525–543, 2015. Cited on page [125](#).

DURAND, F.; ANGELICO, B.; ABRÃO, T. Analysis of delay and estimation uncertainty in power control model for optical CDMA network. *Optical Switching and Networking*, v. 21, p. 67–78, 2016. Cited on page [45](#).

DURAND, F. R.; ABRÃO, T. Distributed SNIR optimization based on the Verhulst model in optical code path routed networks with physical constraints. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 3, n. 9, p. 683–691, 2011. Cited 2 times on page(s) [139](#) e [140](#).

DURAND, F. R.; ABRÃO, T. Energy-efficient power allocation for WDM/OCDM networks with particle swarm optimization. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 5, n. 5, p. 512–523, 2013. Cited on page [62](#).

DURAND, F. R.; FILHO, M. S.; ABRÃO, T. The effects of power control on the optical CDMA random access protocol. *Optical Switching and Networking*, Elsevier, v. 9, n. 1, p. 52–60, 2012. Cited on page [96](#).

EL-SEHIEMY, R. A.; RIZK-ALLAH, R. M.; ATTIA, A.-F. Assessment of hurricane versus sine-cosine optimization algorithms for economic/ecological emissions load dispatch problem. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, Wiley Online Library, v. 29, n. 2, p. e2716, 2019. Cited on page [81](#).

FILHO, J. C. M.; SOUZA, R. N. D.; ABRÃO, T. Ant colony input parameters optimization for multiuser detection in DS/CDMA systems. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 39, n. 17, p. 12876–12884, 2012. Cited on page [98](#).

GANDOMI, A. H.; YANG, X.-S.; TALATAHARI, S.; ALAVI, A. H. Firefly algorithm with chaos. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, Elsevier, v. 18, n. 1, p. 89–98, 2013. Cited on page 94.

GARCÍA, J. A. Implementação em FPGA de uma biblioteca parametrizável para inversão de matrizes baseada no algoritmo gauss-jordan, usando representação em ponto flutuante. 2010. Cited on page 63.

GOLDBARG, E.; GOLDBARG, M.; LUNA, H. *Otimização Combinatória e Metaheurísticas: Algoritmos e Aplicações*. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2017. Cited on page 65.

GOŚCIEŃ, R.; WALKOWIAK, K.; KLINKOWSKI, M. Distance-adaptive transmission in cloud-ready elastic optical networks. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 6, n. 10, p. 816–828, 2014. Cited on page 136.

GROSS, T. J.; ABRÃO, T.; JESZENSKY, P. J. E. Distributed power control algorithm for multiple access systems based on Verhulst model. *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, v. 65, n. 4, p. 361 – 372, 2011. ISSN 1434-8411. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1434841110001287>>. Cited on page 140.

HADI, M.; PAKRAVAN, M. R. Resource allocation for elastic optical networks using geometric optimization. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 9, n. 10, p. 889–899, 2017. Cited on page 33.

HALDER, J.; ACHARYA, T.; CHATTERJEE, M.; BHATTACHARYA, U. Optimal design of energy efficient survivable routing & spectrum allocation in EON. In: IEEE. *2020 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*. [S.l.], 2020. p. 1–6. Cited 2 times on page(s) 136 e 137.

IYER, S. Effect of modulation format's transmission reach on spectrum utilization in elastic optical networks. *International Journal of Information Technology*, Springer, v. 9, n. 4, p. 335–344, 2017. Cited 3 times on page(s) 68, 143 e 144.

IYER, S.; SINGH, S. P. Investigation of launch power and regenerator placement effect on the design of mixed-line-rate (MLR) optical wdm networks. *Photonic network communications*, Springer, p. 1–17, 2017. Cited 3 times on page(s) 39, 51 e 105.

KANJ, M.; ROUZIC, E. L.; MEURIC, J.; COUSIN, B. Optical power control in translucent flexible optical networks with GMPLS control plane. *IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking*, IEEE, v. 10, n. 9, p. 760–772, 2018. Cited 2 times on page(s) 69 e 89.

LEE, B.-K.; CHEN, H.-W.; CHEN, B.-S. Power control of cellular radio systems via robust Smith prediction filter. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, IEEE, v. 3, n. 5, p. 1822–1831, 2004. Cited 2 times on page(s) 45 e 51.

MACDUFFEE, C. C. *The theory of matrices*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2012. v. 5. Cited on page 62.

- MANOUSAKIS, K.; VARVARIGOS, E.; ELLINAS, G. Minimizing power consumption in mixed line-rate translucent optical networks. In: IEEE. *2014 International Conference on Optical Network Design and Modeling*. [S.l.], 2014. p. 102–107. Cited on page 52.
- MARTINEZ, C. A. P.; DURAND, F. R.; ABRÃO, T. Energy-efficient qos-based OCDMA networks aided by nonlinear programming methods. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, Elsevier, v. 98, p. 144–155, 2019. Cited 3 times on page(s) 35, 90 e 96.
- MATA, J.; MIGUEL, I. de; DURAN, R. J.; MERAYO, N.; SINGH, S. K.; JUKAN, A.; CHAMANIA, M. Artificial intelligence (AI) methods in optical networks: A comprehensive survey. *Optical switching and networking*, Elsevier, v. 28, p. 43–57, 2018. Cited 3 times on page(s) 34, 35 e 85.
- PAN, Y.; PAVEL, L. OSNR game optimization with link capacity constraints in general topology WDM networks. *Optical Switching and Networking*, Elsevier, v. 11, p. 1–15, 2014. Cited 5 times on page(s) 42, 43, 44, 51 e 90.
- PEREIRA, P. M. et al. Redes ópticas elásticas. *Trabalho de Conclusão de Curso. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo*, 2013. Cited on page 40.
- PESIC, J.; ZAMI, T.; RAMANTANIS, P.; BIGO, S. Faster return of investment in WDM networks when elastic transponders dynamically fit ageing of link margins. In: IEEE. *2016 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC)*. [S.l.], 2016. p. 1–3. Cited on page 51.
- POGGIOLINI, P.; BOSCO, G.; CARENA, A.; CURRI, V.; JIANG, Y.; FORGHIERI, F. The GN-model of fiber non-linear propagation and its applications. *Journal of lightwave technology*, IEEE, v. 32, n. 4, p. 694–721, 2013. Cited 2 times on page(s) 67 e 113.
- POINTURIER, Y. Design of low-margin optical networks. *IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking*, IEEE, v. 9, n. 1, p. A9–A17, 2017. Cited 3 times on page(s) 45, 50 e 52.
- PRESS, W. H.; WILLIAM, H.; TEUKOLSKY, S. A.; VETTERLING, W. T.; SAUL, A.; FLANNERY, B. P. *Numerical recipes 3rd edition: The art of scientific computing*. [S.l.]: Cambridge university press, 2007. Cited on page 99.
- RBOUH, I.; IMRANI, A. A. E. Hurricane-based optimization algorithm. *AASRI Procedia*, Elsevier, v. 6, p. 26–33, 2014. Cited 4 times on page(s) 81, 82, 87 e 94.
- RIZK-ALLAH, R. M.; EL-SEHIEMY, R. A.; WANG, G.-G. A novel parallel hurricane optimization algorithm for secure emission/economic load dispatch solution. *Applied Soft Computing*, Elsevier, v. 63, p. 206–222, 2018. Cited 2 times on page(s) 81 e 94.
- ROBERTS, I.; KAHN, J. M.; BOERTJES, D. Convex channel power optimization in nonlinear WDM systems using Gaussian noise model. *Journal of Lightwave Technology*, IEEE, v. 34, n. 13, p. 3212–3222, 2016. Cited 4 times on page(s) 51, 63, 95 e 96.

ROTTONDI, C.; BARLETTA, L.; GIUSTI, A.; TORNATORE, M. Machine-learning method for quality of transmission prediction of unestablished lightpaths. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 10, n. 2, p. A286–A297, 2018. Cited 5 times on page(s) [51](#), [68](#), [69](#), [143](#) e [144](#).

SAMBO, N.; SECONDINI, M.; CUGINI, F.; BOTTARI, G.; IOVANNA, P.; CAVALIERE, F.; CASTOLDI, P. Modeling and distributed provisioning in 10–40–100-gb/s multirate wavelength switched optical networks. *Journal of Lightwave Technology*, IEEE, v. 29, n. 9, p. 1248–1257, 2011. Cited on page [44](#).

SAMPAIO, L. D. H.; ABRÃO, T.; ANGÉLICO, B. A.; LIMA, M. F.; JR, M. L. P.; JESZENSKY, P. J. E. Hybrid heuristic-waterfilling game theory approach in MC-CDMA resource allocation. *Applied Soft Computing*, Elsevier, v. 12, n. 7, p. 1902–1912, 2012. Cited on page [61](#).

SAMPAIO, L. D. H.; LIMA, M. F.; ZARPELAO, B. B.; PROENÇA, M. L.; ABRAO, T. Power allocation in multirate DS/CDMA systems based on Verhulst equilibrium. In: IEEE. *2010 IEEE International Conference on Communications*. [S.l.], 2010. p. 1–6. Cited on page [63](#).

SANTOS, L. R. D.; DURAND, F. R.; GOEDEL, A.; ABRÃO, T. Auto-tuning PID distributed power control for next-generation passive optical networks. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 10, n. 10, p. D110–D125, 2018. Cited 2 times on page(s) [96](#) e [110](#).

SANTOS, L. R. dos; ABRÃO, T. Adaptive chaotic hurricane-aided efficient power assignment for elastic optical networks. *Optical Switching and Networking*, Elsevier, p. 100595, 2020. Cited 4 times on page(s) [36](#), [46](#), [89](#) e [111](#).

SANTOS, L. R. R. D.; ABRÃO, T. Heuristic chaotic hurricane-aided efficient power assignment for elastic optical network. *IEEE Access*, IEEE, v. 8, p. 83359–83374, 2020. Cited 4 times on page(s) [36](#), [81](#), [89](#) e [111](#).

SANTOS, L. R. R. D.; ABRÃO, T. Low-margin efficient power and spectrum assignment in elastic optical networks. *Optical Switching and Networking*, Submitted (Elsevier), x, n. x, p. x, 2020. Cited 3 times on page(s) [53](#), [56](#) e [137](#).

SANTOS, L. R. R. dos; DURAND, F. R.; ABRÃO, T. Adaptive power control algorithm for dynamical transmitted power optimization in mixed-line-rate optical networks. *IEEE Communications Letters*, IEEE, v. 22, n. 10, p. 2032–2035, 2018. Cited 8 times on page(s) [36](#), [42](#), [45](#), [50](#), [58](#), [89](#), [90](#) e [104](#).

SANTOS, L. R. R. dos; DURAND, F. R.; ABRAO, T. Adaptive PID scheme for OCDMA next generation pon based on heuristic swarm optimization. *IEEE Systems Journal*, IEEE, v. 13, n. 1, p. 500–510, 2018. Cited 3 times on page(s) [91](#), [92](#) e [96](#).

SARTZETAKIS, I.; CHRISTODOULOPOULOS, K.; TSEKREKOS, C.; SYVRIDIS, D.; VARVARIGOS, E. Quality of transmission estimation in wdm and elastic optical networks

accounting for space–spectrum dependencies. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 8, n. 9, p. 676–688, 2016. Cited 2 times on page(s) [44](#) e [110](#).

SARTZETAKIS, I.; CHRISTODOULOPOULOS, K. K.; VARVARIGOS, E. M. On reducing optical monitoring uncertainties and localizing soft failures. In: IEEE. *2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. [S.l.], 2017. p. 1–6. Cited 5 times on page(s) [45](#), [50](#), [52](#), [113](#) e [114](#).

SEVE, E.; PESIC, J.; DELEZOIDE, C.; BIGO, S.; POINTURIER, Y. Learning process for reducing uncertainties on network parameters and design margins. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 10, n. 2, p. A298–A306, 2018. Cited on page [34](#).

SHIEH, W.; TUCKER, R. S.; CHEN, W.; YI, X.; PENDOCK, G. Optical performance monitoring in coherent optical OFDM systems. *Optics express*, Optical Society of America, v. 15, n. 2, p. 350–356, 2007. Cited on page [125](#).

SOUMPLIS, P.; CHRISTODOULOPOULOS, K.; QUAGLIOTTI, M.; PAGANO, A.; VARVARIGOS, E. Network planning with actual margins. *Journal of Lightwave Technology*, IEEE, v. 35, n. 23, p. 5105–5120, 2017. Cited 6 times on page(s) [34](#), [45](#), [49](#), [50](#), [90](#) e [113](#).

SOUMPLIS, P.; CHRISTODOULOPOULOS, K.; QUAGLIOTTI, M.; PAGANO, A.; VARVARIGOS, E. Multi-period planning with actual physical and traffic conditions. *IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking*, IEEE, v. 10, n. 1, p. A144–A153, 2018. Cited 4 times on page(s) [45](#), [50](#), [148](#) e [152](#).

TARHUNI, N. G.; KORHONEN, T. O.; ELMUSRATI, M. S.; MUTAFUNGWA, E. Power control of optical CDMA star networks. *Optics Communications*, Elsevier, v. 259, n. 2, p. 655–664, 2006. Cited on page [62](#).

TSAI, J.; WANG, Z.; PAN, Y.; KILPER, D. C.; PAVEL, L. Stability analysis in a roadm-based multi-channel quasi-ring optical network. *Optical Fiber Technology*, Elsevier, v. 21, p. 40–50, 2015. Cited 5 times on page(s) [106](#), [113](#), [114](#), [148](#) e [152](#).

VALE, V.; JR, R. C. A. Power, Routing, Modulation Level and Spectrum Assignment in all-optical and elastic networks. *Optical Switching and Networking*, Elsevier, v. 32, p. 14–24, 2019. Cited 11 times on page(s) [47](#), [52](#), [67](#), [68](#), [90](#), [96](#), [112](#), [113](#), [114](#), [128](#) e [136](#).

VERHULST, P.-F. *Notice sur la loi que la population poursuit dans son accroissement. Correspondance mathématique et physique 10: 113–121*. [S.l.], 2009. Cited 2 times on page(s) [139](#) e [140](#).

WILLNER, A. E.; PAN, Z.; YU, C. Optical performance monitoring. In: *Optical Fiber Telecommunications VB*. [S.l.]: Elsevier, 2008. p. 233–292. Cited on page [125](#).

WINTER, M. *Nyquist Pulse Signalling for Spectrally Efficient Terabit/s Superchannels*. [S.l.]: out, 2010. Cited on page [40](#).

YAN, L.; AGRELL, E.; WYMEERSCH, H.; BRANDT-PEARCE, M. Resource allocation for flexible-grid optical networks with nonlinear channel model. *Journal of Optical Communications and Networking*, Optical Society of America, v. 7, n. 11, p. B101–B108, 2015. Cited 8 times on page(s) [33](#), [47](#), [49](#), [52](#), [136](#), [137](#), [148](#) e [152](#).

YANG, X.-S. *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2010. Cited 9 times on page(s) [66](#), [70](#), [71](#), [72](#), [73](#), [74](#), [75](#), [77](#) e [78](#).

ZHANG, Y.; XIN, J.; LI, X.; HUANG, S. Overview on routing and resource allocation based machine learning in optical networks. *Optical Fiber Technology*, Elsevier, v. 60, p. 102355, 2020. Cited 2 times on page(s) [113](#) e [114](#).

ZHAO, D.; ZHANG, J.; ZHAO, Y. Compensation control study based on impairment-aware for wavelength switched optical networks (WSON). *Optics Communications*, Elsevier, v. 284, n. 21, p. 5037–5042, 2011. Cited 2 times on page(s) [42](#) e [43](#).

ZHU, J.; CHEN, X.; CHEN, D.; ZHU, S.; ZHU, Z. Service provisioning with energy-aware regenerator allocation in multi-domain EONs. In: IEEE. *2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. [S.l.], 2015. p. 1–6. Cited 2 times on page(s) [136](#) e [137](#).

ZIEGEL, E. *Numerical recipes: The art of scientific computing*. [S.l.]: Taylor & Francis Group, 1987. Cited 2 times on page(s) [98](#) e [99](#).