

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
CÂMPUS CORNÉLIO PROCÓPIO
DIRETORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

LAYHON ROBERTO RODRIGUÊS DOS SANTOS

SINTONIA ADAPTATIVA DE ALGORITMOS DE
CONTROLE DE POTÊNCIA PID EM REDES ÓPTICAS
PASSIVAS DE PRÓXIMA GERAÇÃO BASEADA EM
INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

DISSERTAÇÃO

CORNÉLIO PROCÓPIO

2018

LAYHON ROBERTO RODRIGUÊS DOS SANTOS

**SINTONIA ADAPTATIVA DE ALGORITMOS DE
CONTROLE DE POTÊNCIA PID EM REDES ÓPTICAS
PASSIVAS DE PRÓXIMA GERAÇÃO BASEADA EM
INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná como requisito parcial para obtenção do grau de “Mestre em Ciências” – Área de Concentração: Sistemas Eletrônicos Industriais.

Orientador: Fábio Renan Durand

Co-orientador: Alessandro Goedtel

CORNÉLIO PROCÓPIO

2018

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação

S237 Santos, Layhon Roberto Rodrigues dos

Sintonia adaptativa de algoritmos de controle de potência / Layhon Roberto Rodrigues dos Santos. – 2018.
123 f. : il. color. ; 31 cm.

Orientador: Fábio Renan Durand.

Coorientador: Alessandro Goedel.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Cornélio Procópio, 2018.

Bibliografia: p. 103-107.

1. Algoritmos. 2. Controladores elétricos. 3. Controladores PID. 4. Engenharia Elétrica – Dissertações. I. Durand, Fábio Renan, orient. II. Goedel, Alessandro, coorient. III. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. IV. Título.

CDD (22. ed.) 621.3

Biblioteca da UTFPR - Câmpus Cornélio Procópio

Bibliotecários/Documentalistas responsáveis:
Simone Fidêncio de Oliveira Guerra – CRB-9/1276
Romeu Righetti de Araujo – CRB-9/1676

TERMO DE APROVAÇÃO
Título da Dissertação Nº 44:

“Sintonia Adaptativa de Algoritmos de Controle de Potência PID em Redes Ópticas Passivas de Próxima Geração Baseada em Inteligência Computacional”.

por

Layhon Roberto Rodrigues dos Santos

Orientador: **Prof. Dr. Fábio Renan Durand**

Esta dissertação foi apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA – Área de Concentração: Sistemas Eletrônicos Industriais, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica – PPGEE – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR – Câmpus Cornélio Procópio, às 9:00h do dia 04 de Abril de 2018. O trabalho foi aprovado pela Banca Examinadora, composta pelos professores:

Prof. Dr. Fábio Renan Durand
(Presidente)

Prof. Dr. Leonimer Flávio de Melo
(UEL)

Prof. Dr. Paulo Rogério Scalassara.
(UTFPR-CP)

Visto da coordenação:

Alessandro do Nascimento Vargas
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
UTFPR Câmpus Cornélio Procópio

A Folha de Aprovação assinada encontra-se na Coordenação do Programa.

Dedico esse trabalho a Deus e as pessoas mais especiais da minha vida:

minha mãe Salete, meu pai Roberto e meu irmão Lyncoln, que me apoiam em cada passo que dou, em dias glórias e frustrações, com palavras que orientam e motivam;

meus amigos Alan Ramazotti dos Santos, Júnio César da Silva e William Schuindt, que me acompanham em dias bons e ruins ao longo dos últimos 16 anos;

meus familiares e avós que transmitem palavras de confiança, perseverança e experiências de sabedoria no decorrer da minha vida;

aos muitos amigos do CIPECA da UTFPR-CP, pelo companheirismo ao longo dos últimos 18 meses;

ao Pr. José Vitório Maranhão, por um dia ter lançado sobre minha vida palavras de prosperidade espiritual, emocional e intelectual;

ao meu orientador Fábio Renan Durand, pelas orientações pertinentes a pesquisa e conselhos de amizade.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, que desde o nascimento me capacitou e cuidou de mim. Durante a fase de parto, minha mãe foi obrigada assinar um documento relacionado a complicações de saúde, no qual ela deveria escolher entre mim e ela, ela me escolheu, sobretudo pela graça de Deus fomos salvos.

Aos meus pais e irmão, por me guiarem por bons caminhos através de suas correções, honestidade e guerreirismo. Certa feita, meu pai me disse: - Eu passei por muitas necessidades, comecei a trabalhar aos 8 anos... tudo isso, me fez forte e aprendi algo: "somos pequenos e por isso precisamos sonhar muito para alcançar um pouco desse muito, por isso, nunca sonhe pouco e baixo".

Aos demais familiares e amigos, em especial, aqueles que estão presentes me apoiando e motivando. Em alguns momentos, até aqui, me senti fraco e desorientado, a sensibilidade deles os fizeram perceberem esses momentos confusos e de imediato me transmitiram sabedoria, através de suas experiências de vida.

Aos meus amigos do Centro Integrado de Pesquisa da UTFPR-CP, em especial, Andrey Cabral, Calequela J. T. Manuel, Daniel C. Jacinto, Renata Mascari, Cristiane Ap. P. Martinez, Ricardo dos Santos, Samuel Yamamoto e Bruna Fortunato pela suas presenças ativas ao longo desses 18 meses.

A todos professores, do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da UTFPR-CP e UEL, dos anos anteriores, atual e vindouros, que zelam pelo alto nível de qualidade da pesquisa para disseminação do conhecimento, contribuem para o aperfeiçoamento acadêmico e sobretudo fazem isso por amor.

Ao meu Orientador prof. Dr. Fábio R. Durand, um amigo inestimável, que tem uma carreira acadêmica fantástica de professor e pesquisador, com contribuições científicas e sociais. Durante esta pesquisa, sua orientação me deixou admirado por tamanha sabedoria.

Ao meu Co-orientador prof. Dr. Alessandro Goedel e o prof. Dr. Taufik Abrão por serem especialistas que contribuíram no decorrer da pesquisa com apontamentos que enriqueceram.

Aos servidores e colaboradores da UTFPR-CP, em especial, a Tatiane Siqueira dos Santos e a Ana Lucia Satiro Romano, que mantêm respectivamente o secretariado e a limpeza do nosso ambiente de pesquisa em ordem.

”Ouça os conselhos e aceite as instruções e acabará sendo sábio” Provérbios 19:20

RESUMO

SANTOS, Layhon R. R. dos. SINTONIA ADAPTATIVA DE ALGORITMOS DE CONTROLE DE POTÊNCIA PID EM REDES ÓPTICAS PASSIVAS DE PRÓXIMA GERAÇÃO BASEADA EM INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL. 123 f. Dissertação – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná . Cornélio Procópio, 2018.

Nesse trabalho são propostos esquemas de sintonia adaptativa para algoritmos de controle de potência distribuídos (DPCAs) proporcional-integral-derivativo (PID) utilizando os sistemas inteligentes (SI): **i)** método de Tyreus-Lyuben; **ii)** a otimização por enxame de partículas (PSO); e **iii)** rede neural artificial Adaline (AANN). As abordagens do controle de potência são realizadas no sentido *upstream* das redes ópticas passivas de próxima geração (NG-PON), especialmente para ser implantado no contexto de acesso múltiplo por divisão de códigos ópticos em redes passivas (OCDMA-PON). Os principais resultados demonstram habilidades de controle e sintonia adaptativa do DPCA através dos métodos TL, PSO e AANN considerando estimativas de erros realistas no canal óptico. São avaliadas as vantagens e desvantagens de cada método e suas variações.

Palavras-chave: Sintonia Adaptativa, Algoritmos de Controle de Potência Distribuídos (DPCA), Proporcional-Integral-Derivativo (PID), Otimização por Enxame de Partículas (PSO), Rede Neural Artificial Adaline (AANN), Tyreus-Lyuben (TL), Próxima Geração de Rede Ópticas Passivas (NG-PON)

ABSTRACT

SANTOS, Layhon R. R. dos. ADAPTIVE TUNING OF PID POWER CONTROL ALGORITHMS IN NEXT GENERATION PASSIVE OPTICAL NETWORKS BASED ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE. 123 f. Dissertação – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná . Cornélio Procópio, 2018.

In this work, is it proposed some power control strategies with adaptive auto-tuning for a distributed power control algorithms (DPCAs) proportional-integral-derivative (PID) using intelligent systems (IS): **i)** the Tyreus-Lyuben (TL) method; **ii)** particle swarm optimization (PSO); and **iii)** Adaline artificial neural network (AANN). The power control approach is realized for the upstream of next-generation passive optical networks (NG-PON), especially to be deployed in the context of optical code division multiplexing access passive networks (OCDMA-PON). The main results demonstrate the ability of control and adaptive auto-tuning through of the TL, PSO and AANN methods considering realistic error estimates in the optical channel. The advantages and disadvantages of each method and its variations are evaluated.

Keywords: Adaptive tuning, Distributed Power Control Algorithm (DPCA), Proportional-Integral-Derivative (PID), Particle Swarm Optimization (PSO), Adaline Artificial Neural Network (AANN), Tyreus-Lyuben (TL), Next-Generation Passive Optical Networks (NG-PON)

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	– Esquema de controle de potência na arquitetura de rede 40GE-OCDMA-PON.	27
FIGURA 2	– Diagrama de blocos do DPCA-PID.	28
FIGURA 3	– Esquema genérico de sintonia adaptativa e controle de potência DPCA-PID.	35
FIGURA 4	– Esquemático do equilíbrio estático baseado em uma gangorra, para obtenção da oscilação sustentada a partir de $[\Delta\mathbf{pp}][n]$	39
FIGURA 5	– Etapa de treinamento DPCA-PID-TLnS, no qual é realizado o ajuste do ganho crítico (k_{cr}) para $\epsilon = 0\%$. Em (a) são considerados $\mathbf{w}_{\text{Me}(1 \text{ e } 2)}[n]$ unitários e em (b) são considerados $\mathbf{w}_{\text{Me}(1 \text{ e } 2)}[n]$ conforme as equações (16) e (17).	40
FIGURA 6	– Etapa de treinamento DPCA-PID-TLnS, no qual é realizado o ajuste do ganho crítico para $\epsilon = 10\%$, considerando $\mathbf{w}_{\text{Me}(1 \text{ e } 2)}[n]$ conforme as eq. (16) e (17). Conforme já discutido no texto, são apresentadas melhores aproximações de oscilações sustentadas em relação à Fig. 5.	40
FIGURA 7	– Comportamento das funções baseadas no espaço vetorial normado de NMSE, para $k_p = 0,2$, $k_i = 0,5$ e $k_d = 0,2$. Onde (a) ilustra a NMSE ao longo das iterações do algoritmo de controle, (b) ilustra a NMSE nas iterações de maior influência para funções custos, (c) ilustra os custos de J_{p1} e J_{p2} ao longo das iterações do algoritmo de controle, (d) ilustra os custos de J_{p1} e J_{p2} nas iterações de maior influência para seus respectivos custos finais, (e) e (f) ilustram as diferenciações de primeira ordem dos custo J_{p1} e J_{p2} nas iterações de maior influência nos custos finais.	45
FIGURA 8	– Comportamento das funções custos baseadas nos erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos valores de SNIR atual ($\gamma[n]$) e SNIR alvo (γ^*), para $k_p = 0,2$, $k_i = 0,5$ e $k_d = 0,2$. Onde: (a) ilustra os $\mathbf{e}[\mathbf{n}]$ médios ao longo das iterações do algoritmo de controle; (b) ilustra os $\mathbf{e}[\mathbf{n}]$ médios nas iterações de maior influência para funções custos; (c) , (d) , (e) e (f) ilustram os custos respectivamente de J_{p3} à J_{p6} ao longo das iterações do algoritmo de controle.	47
FIGURA 9	– Diferenciação de primeira ordem das funções custos baseadas nos erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos valores de SNIR atual ($\gamma[n]$) e SNIR alvo (γ^*), para $k_p = 0,2$, $k_i = 0,5$ e $k_d = 0,2$. Onde: (a) , (b) , (c) e (d) ilustram as diferenciações de primeira ordem dos $\mathbf{e}[\mathbf{n}]$ médios ao longo nas iterações de maior influência para funções custos, respectivamente de J_{p3} à J_{p6}	48
FIGURA 10	– Esquema de operação e treinamento do DPCA-PID-AANN. Etapas: (a) treinamento; (b) treinamento e operação; (c) operação. Onde γ_i^* é a SNIR alvo e $\gamma_i[n]$ é a SNIR atual (calculadas em cada iteração). ...	50

FIGURA 11 – Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-TL supervisionado sujeito a incerteza na estimação do canal.	58
FIGURA 12 – Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-TL não supervisionado sujeito a incerteza na estimação do canal.	59
FIGURA 13 – Número de operações matemáticas do método TLnS para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários obteve-se o número de operações matemáticas $\in [1, 8137.10^7; 2, 0219.10^9]$	62
FIGURA 14 – Complexidade assintótica dos métodos TLnS e inversão de matriz para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários obteve-se o número de operações matemáticas do TLnS \in de $[4; 2, 3040.10^3]$ e do método de inversão de matriz $\in [1, 2041; 3, 8740.10^3]$	63
FIGURA 15 – NMSE dos algoritmos DPCA-PID-TLS e DPCA-PID-TLnS, sujeito a incerteza na estimação do canal.	64
FIGURA 16 – $ \text{NMSE} $ do algoritmos DPCA-PID-TLS e DPCA-PID-TLnS, sujeito a incerteza na estimação do canal. Onde a para o TLs é de $\{3,3035, 3,3714, 3,3848$ e $3,3692\}$ e para o TLnS é de $\{3,3035, 3,3793, 3,3691$ e $3,3734\}$, respectivamente para as incertezas (ϵ) de $\{0, 10, 20$ e $30\}\%$	64
FIGURA 17 – Alocação de potência por ONU do DPCA-PID- J_{p1} sujeito a incerteza na estimação do canal.	67
FIGURA 18 – Alocação de potência por ONU do DPCA-PID- J_{p2} sujeito a incerteza na estimação do canal.	69
FIGURA 19 – Complexidade assintótica das sintonias adaptativas do PSO baseadas no espaço vetorial normado e da inversão de matriz para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários as complexidades assintóticas $\in [1, 2041; 3, 8740.10^3]$	71
FIGURA 20 – Iterações dos máximos sobressinais das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$ sujeitos as incertezas na estimação do canal.	73
FIGURA 21 – Máximos sobressinais das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$ sujeitos as incertezas na estimação do canal.	73
FIGURA 22 – Iterações de máximos sobressinais das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$ sujeitos as incertezas na estimação do canal.	74
FIGURA 23 – Iterações de assentamento das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$ sujeitos as incertezas na estimação do canal.	74
FIGURA 24 – NMSE dos algoritmos DPCA-PID- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$ sujeitos as incertezas na estimação do canal.	75
FIGURA 25 – $ \text{NMSE} $ do algoritmos DPCA-PID- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$ sujeitos as incerteza na estimação do canal. Onde a para o J_{p1} é de $\{1,0000, 1,0072, 1,0182$ e $1,0700\}$ e para o J_{p2} é de $\{1,0000, 1,0076, 1,0184$ e $1,0705\}$, respectivamente para as incertezas (ϵ) de $\{0, 10, 20$ e $30\}\%$	75
FIGURA 26 – Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-PSO- J_{p3} sujeito as incertezas na estimação do canal.	77
FIGURA 27 – Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-PSO- J_{p4} supervisionado sujeito as incerteza na estimação do canal.	79
FIGURA 28 – Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-PSO- J_{p5} sujeito as incertezas na estimação do canal.	80
FIGURA 29 – Alocação de potência por ONU do DPCA-PID- J_{p6} supervisionado sujeito a incerteza na estimação do canal.	82
FIGURA 30 – Número de operações matemáticas dos métodos DPCA-PID-PSO-	

	(J_{p3} à J_{p6}) para diferentes carregamentos do sistema. São obtidas as mesmas quantidades de operações matemáticas para: i) J_{p3} e J_{p4} ; e ii) J_{p5} e J_{p6} . A diferença entre i e ii é dada por $n_p \cdot \varphi \cdot (\rho + 1)$ que é equivalente a $7,5600 \cdot 10^5$, essa diferença é representada na legenda por $(J_{p5} - J_{p3})$. Para os K usuários obteve-se o número de operações matemáticas do J_{p3} e $J_{p4} \in [3,9309 \cdot 10^7; 4,2819 \cdot 10^9]$, e J_{p5} e $J_{p6} \in [4,0065 \cdot 10^7; 4,2826 \cdot 10^9]$	84
FIGURA 31 –	Complexidade assintótica dos métodos e inversão de matriz para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários obteve-se o número de operações matemáticas do TLnS $\in [4; 2,3040 \cdot 10^3]$ e do método de inversão de matriz $\in [1,2041; 3,8740 \cdot 10^3]$	85
FIGURA 32 –	Máximos sobressinais das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO-(J_{p3} à J_{p6}), sujeitos as incertezas na estimação do canal.	86
FIGURA 33 –	Iterações de máximos sobressinais dos 10 treinamentos DPCA-PID-PSO-(J_{p3} à J_{p6}), sujeitos as incertezas na estimação do canal.	86
FIGURA 34 –	Iterações de máximos sobressinais das 10 tentativas DPCA-PID-PSO-(J_{p3} à J_{p6}), sujeitos as incertezas na estimação do canal.	87
FIGURA 35 –	Iterações de assentamento das 10 tentativas DPCA-PID-PSO-(J_{p3} à J_{p6}), sujeitos as incertezas na estimação do canal.	87
FIGURA 36 –	NMSE dos algoritmos DPCA-PID-(J_{p3} à J_{p6}) sem incertezas na estimação do canal.	89
FIGURA 37 –	NMSE dos algoritmos DPCA-PID-(J_{p3} à J_{p6}) sujeito a $\epsilon = 10\%$ na estimação do canal.	90
FIGURA 38 –	NMSE dos algoritmos DPCA-PID-(J_{p3} à J_{p6}) sujeito a $\epsilon = 20\%$ na estimação do canal.	90
FIGURA 39 –	NMSE dos algoritmos DPCA-PID-(J_{p3} à J_{p6}) sujeito a $\epsilon = 30\%$ na estimação do canal.	91
FIGURA 40 –	Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-AANN sujeito as incertezas na estimação do canal.	94
FIGURA 41 –	NMSE dos algoritmos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.	95
FIGURA 42 –	Iterações dos máximos sobressinais dos 10 treinamentos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.	95
FIGURA 43 –	Máximos sobressinais dos 10 treinamentos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.	96
FIGURA 44 –	Iterações de máximos sobressinais de 10 treinamentos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.	96
FIGURA 45 –	Iterações de assentamento de 10 treinamentos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.	97
FIGURA 46 –	Complexidade assintótica da sintonia adaptativa AANN e da inversão de matriz para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários as complexidades assintóticas $\in [1,2041; 3,8740 \cdot 10^3]$	99

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	–	Parâmetros do sistema	34
TABELA 2	–	Método de Tyreus-Luyben.	37
TABELA 3	–	Funções custos DPCA-PID-PSO.	44
TABELA 4	–	Parâmetros do sistema	56
TABELA 5	–	Ganhos resultantes do DPCA-PID-TLS	57
TABELA 6	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-TL – parte A.	58
TABELA 7	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-TL – parte B.	58
TABELA 8	–	Ganhos resultantes do DPCA-PID-TLnS	59
TABELA 9	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-TL – parte A.	60
TABELA 10	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-TL – parte B.	60
TABELA 11	–	Complexidade Computacional DPCA-PID-TL(S e nS).	60
TABELA 12	–	Parâmetros do PSO	65
TABELA 13	–	Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p1}	66
TABELA 14	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p1} – parte A.	67
TABELA 15	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p1} – parte B.	67
TABELA 16	–	Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p2}	68
TABELA 17	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p2} – parte A.	68
TABELA 18	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p2} – parte B.	68
TABELA 19	–	Complexidade Computacional DPCA-PID-(J_{p1} e J_{p2}).	69
TABELA 20	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO-(J_{p1} e J_{p2}).	72
TABELA 21	–	Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p3}	76
TABELA 22	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p3} – parte A.	77
TABELA 23	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p3} – parte B.	78
TABELA 24	–	Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p4}	78
TABELA 25	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p4} – parte A.	78
TABELA 26	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p4} – parte B.	79
TABELA 27	–	Ganhos resultantes do DPCA-PID-PSO- J_{p5}	80
TABELA 28	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p5} – parte A.	81
TABELA 29	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p5} – parte B.	81
TABELA 30	–	Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p6}	81
TABELA 31	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p6} – parte A.	82
TABELA 32	–	Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p6} – parte B.	82
TABELA 33	–	Complexidade Computacional DPCA-PID-PSO-(J_{p3} à J_{p6})	83
TABELA 34	–	Parâmetros de desempenho médios das 10 tentativas do DPCA- PID-PSO(J_{p4} à J_{p6})	88
TABELA 35	–	Comparação de NMSE para os dois grupos de J no PSO	92
TABELA 36	–	Parâmetros do DPCA-PID-AANN	92
TABELA 37	–	Ganhos obtidos no algoritmo DPCA-PID-AANN	93
TABELA 38	–	Parâmetros de desempenho do DPCA-PID-AANN - parte A.	93
TABELA 39	–	Parâmetros de desempenho do DPCA-PID-AANN - parte B.	93
TABELA 40	–	Complexidade Computacional DPCA-PID-PSO-AANN	97
TABELA 41	–	Análises de variações de ganhos PID, a partir do $T_{\text{PSO}-J_{p1}-4}$	109

TABELA 42–	Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p1}	110
TABELA 43–	Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p2}	112
TABELA 44–	Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p3}	114
TABELA 45–	Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p4}	116
TABELA 46–	Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p5}	118
TABELA 47–	Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p6}	120
TABELA 48–	Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-AANN	122

LISTA DE SIGLAS

PON	<i>Passive Optical Networks</i>
OLT	<i>Optical Line Terminal</i>
NG	<i>Next-Generation</i>
TDM	<i>Time Division Multiplexing</i>
XG	<i>X Geration</i>
TWDM	<i>Time and Wavelength Division Multiplexing</i>
WDM	<i>Wavelength Division Multiplexing</i>
OFDM	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>
OCDMA	<i>Optical Code Division Multiple Access</i>
ONU	<i>Optical Network Unit</i>
DPCA	<i>Distribuided Power Control Algorithms</i>
FM	Foschini/Miljanic
V	Verhulst
PID	Proporcional-Integral-Derivativo
SNIR	<i>Signal-to-Noise-Plus-Interferece Ratio</i>
QoS	Quality of Service
PSD	<i>Power Spectral Density</i>
OPM	<i>Optical Power Monitor</i>
ZN	Ziegler-Nichols
CC	Cohen-Coon
CHR	Chien-Hrones-Reswick
TL	Tyreus-Luyben
SI	Sistemas Inteligentes
CDMA	Code Division Multiple Access
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
GA	<i>Genetic Algorithm</i>
OSNR	<i>Optical Signal Noise Rate</i>
NN	<i>Neural Network</i>
NNSPID	<i>NN Service Level PID</i>
GASPID	<i>GA Service Level PID</i>
AANN	<i>Adaline Artificial Neural Network</i>
PMC	Perceptron de Múltiplas Camadas
E/D	<i>Encoder/Decoder</i>
AWG	<i>Arrayed Waveguide Gratings</i>
SSFBG	<i>Super-Structured Fiber Bragg Grating</i>
Rx	Receptor
Tx	Transmissor
BER	<i>Bit Error Rate</i>
PE	<i>Probability of Bit Error</i>
CIR	<i>Carrier-to-Interference Ratio</i>
ASE	<i>Amplified Spontaneous Emission</i>

I	Ação de controle Integral
P	Ação de controle Proporcional
D	Ação de controle Derivativa
(GVD)	Dispersão da Velocidade do Grupo
PMD	<i>Polarization Mode Dispersion</i>
TLS	TL Supervisionado
TlnS	TL não Supervisionado
DPCA-P	<i>Distributed Power Control Algorithms Proportional</i>
ACO	<i>Ant Colony Optimization</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

k_p	Ganho Proporcional
k_i	Ganho Integral
k_d	Ganho Derivativo
γ	SNIR atual
γ^*	SNIR alvo
N	Comprimento de código
ζ^2	Variância média de Hamming das amplitudes da correlação cruzada
Γ_i	Taxa de interferência na portadora CIR
\mathbf{p}	Vetor de potência dos algoritmos de controle
K	Número de nós ópticos (ou número de ONUs)
p_i	Potência transmitida pela i -ésima ONU
i -ésima	i -ésima ONU
p_j	Potência interferente transmitida pelas ONUs
P_{max}	Máxima potência de transmissão
P_{min}	Mínima potência de transmissão
G_{ij}	Ganho de Canal do link entre os pares transmissores e receptores
a_c	Atenuação do E/D
E/D	<i>Encoder/Decoder</i>
α_f	Representa atenuação da fibra (km^{-1})
L_c	Total de perdas internas no caminho óptico
d_i^{tx}	Comprimento do <i>link</i> de transmissão da ONU para o nó remoto
d_j^{rx}	Comprimento de <i>link</i> do nó remoto para OLT
n_{sp}	Fator de emissão espontânea
h	Constante de Planck
f	Frequência da onda portadora
G_{amp}	Ganho do amplificador
B_0	Largura da banda óptica
n_{ii}	Tempo de atraso entre o i -ésimo nó transmissor e i -ésimo nó receptor
n_{ij}	Tempo de atraso relacionado com a interferência j do usuário i
n_{ii}^{RT}	Tempo de atraso do avanço e retorno para atualização da CIR
n_f	Tempo de avanço para atualização da CIR
n_b	Tempo de retorno para a atualização da CIR
\mathbf{I}	Matriz identidade
\mathbf{H}	Matriz de interferência normalizada
u_i	Potência de ruído escalar
$e_i[n]$	Erro entre SNIR atual e SNIR alvo da i -ésima ONU na n -ésima iteração do algoritmo de controle
NMSE	<i>Normalized Mean Square Error</i>
ρ	Numero de iterações do algoritmo de controle
$\mathbb{E}[\cdot]$	Operador esperança
δ	Incertezas inseridas no canal óptico

ϵ	Limites inferiores e superiores da incerteza na estimação do canal
R_i	Taxa de bit individual
R_c	Taxa de Chip
L_{AWG}	Perda de AWG
L_{Bragg}	Perda de <i>Bragg</i>
$G_i(z)$	Função da transferência da i -ésima ONU no domínio Z , em qualquer instante do espaço-tempo
$Num_{gz}(z)$	Numerador de $G_i(z)$ representado polinomialmente, onde suas raízes são os zeros de $G_i(z)$ no domínio Z
$Den_{gz}(z)$	Denominador de $G_i(z)$, representado polinomialmente, onde suas raízes são pólos de $G_i(z)$ no domínio Z
k_{cr}	Ganho crítico
P_{cr}	Período crítico
Me_1	Somatória do módulo dos momentos da diferenciação das potências para $2 \leq n \leq \frac{\rho}{2}$, adotado na obtenção da oscilação sustentada
Me_2	Somatória do módulo dos momentos da diferenciação das potências para $(\frac{\rho}{2} + 2) \leq n \leq \rho$, adotado na obtenção da oscilação sustentada
pp_i	Vetor de potências do algoritmo de controle DPCA-P para a i -ésima ONU
$[\Delta \mathbf{pp}][n]$	Vetor diferenças das potências do algoritmo de controle DPCA-P das K ONUs
J	Função Custo
p_{id}	Posição da partícula no PSO
v_{id}	Velocidade da partícula no PSO
$p_{gd}^{best}[t]$	Melhor posição global das partículas no PSO
ϕ_2	Constante de intensidade de deslocamento (aceleração global/constante social)
$p_{id}^{best}[t]$	Melhor posição da partícula no PSO
ϕ_1	Constante de intensidade de deslocamento (aceleração local/constante cognitivo) no PSO
$R_{id1}[t]$	Distribuição uniforme que $\in [0;1]$ no PSO
$R_{id2}[t]$	Distribuição uniforme que $\in [0,1]$ no PSO
ω	Peso inercial no PSO
$(\mathbb{R}^n, \ \cdot\)$	Espaço vetorial normado do NMSE
$(\mathfrak{R}^n, \ \cdot\)$	Espaço vetorial normado \mathfrak{R}^n
$(\mathfrak{R}^n, \ \cdot\ ')$	Espaço vetorial normado' \mathfrak{R}^n
$\overline{\text{IAE}}$	Integral do erro absoluto médio dos K usuários
$\overline{\text{ISE}}$	Integral do erro quadrático médio dos K usuários
$\overline{\text{ITAE}}$	Integral do erro absoluto médio no tempo dos K usuários
$\overline{\text{ITSE}}$	Integral do erro quadrático no tempo dos K usuários
x	Entradas da AANN
\mathbf{w}	Vetor de pesos sinápticos da AANN
θ	Limiar de ativação da AANN
$g(\cdot)$	Função da ativação da AANN
m	Quantidade de Entradas da AANN
$pu_{i(n)}$	Potencial de ativação
$er_i[n]$	Diferença entre p_i^* e $pu_i[n]$
p_i^*	Valor desejado para a saída da AANN
\mathbf{w}^*	Vetor de pesos ótimos

η	Taxa de aprendizado da AANN
$E_{qm}(w)$	Erro quadrático médio entre p_i^* e $pu_i[n]$ para todas amostras de treinamento de cada época
ep	Época
λ	Precisão alvo AANN
$a_{E_{qm}}$	Aceleração da convergência do E_{qm}
\mathcal{O}	Big-Oh
R_i	Taxa de bit individual
R_c	Taxa de Chip
L_{AWG}	Perda de AWG
L_{Bragg}	Perda de <i>Bragg</i>
$ \text{NMSE} $	Norma Euclidiana do NMSE
T	Treinamento
MO%	Máximos sobressinais médios do controle de potência das ONUs
i_{MO}	Média das iterações dos máximos sobressinais no controle de potências das ONUs
σ_{MO}	Desvios padrões das iterações de máximos sobressinais no controle de potência das ONUs
σ_{MO}^2	Variâncias das iterações de máximos sobressinais no controle de potência das ONUs
i_s	Média das iterações de subidas no controle de potência das ONUs
σ_{MO}	Desvios padrões das iterações de subidas no controle de potência das ONUs
σ_s^2	Variâncias das iterações de subidas no controle de potência das ONUs
i_a	Iterações médias de assentamentos no controle de potência das ONUs
σ_a	Desvios padrões das iterações de assentamento no controle de potência das ONUs
σ_a^2	Variâncias das iterações de assentamento no controle de potência das ONUs
n_p	Número de partículas
φ	Número de iterações
μ	Índice não linear
w_i	Coefficiente de inércia inicial
w_f	Coefficiente de inércia final
J_{pc}	Função custo utilizada no PSO, onde c determina qual está sendo utilizada

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	20
1.1 OBJETIVOS	24
1.1.1 Objetivo Geral	24
1.1.2 Objetivos Específicos	24
1.2 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	25
1.3 DISSEMINAÇÃO DA PESQUISA	25
2 MODELO DO SISTEMA E FORMULAÇÃO DO PROBLEMA	26
2.1 ARQUITETURA DE REDE 40GE-OCDMA-PON	26
2.2 ESQUEMA DE OPERAÇÃO DPCA-PID	27
3 CONTROLE DE POTÊNCIA	29
3.1 PROBLEMA DO CONTROLE DE POTÊNCIA	29
3.2 ALGORITMO DE CONTROLE PID	32
3.3 ESTIMATIVA DE ERROS NO CANAL	33
4 SISTEMAS INTELIGENTES	34
4.1 ESQUEMA DE SINTONIA ADAPTATIVA TYREUS-LYUBEN	35
4.1.1 Método de Tyreus-Lyuben	36
4.1.2 DPCA-PID-TL	36
4.1.2.1 Treinamento supervisionado DPCA-PID-TLS	37
4.1.2.2 Treinamento não supervisionado DPCA-PID-TLnS	37
4.2 ESQUEMA DE SINTONIA ADAPTATIVA DPCA-PID-PSO	41
4.2.1 Otimização por enxame de partículas - PSO	42
4.2.2 DPCA-PID-PSO	43
4.3 ESQUEMA DE AUTOSINTONIA ADAPTATIVA DPCA-PID-AANN	49
4.3.1 Adaline artificial Neural Network	49
4.3.2 Esquema DPCA-PID-AANN	49
4.4 COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL	54
5 RESULTADOS NUMÉRICOS	56
5.1 DPCA-PID-TL	57
5.1.1 DPCA-PID-TL supervisionado	57
5.1.2 DPCA-PID-TL não supervisionado	58
5.1.3 Complexidade Computacional	60
5.1.4 Comparações dos métodos TL	62
5.2 DPCA-PID-PSO	65
5.2.1 Espaços vetoriais normados	65
5.2.1.1 DPCA-PID-PSO- J_{p1}	65
5.2.1.2 DPCA-PID-PSO- J_{p2}	67
5.2.1.3 Complexidade Computacional	69
5.2.1.4 Comparações das funções custos	71
5.2.2 Erros médios	76
5.2.2.1 DPCA-PID-PSO- J_{p3}	76
5.2.2.2 DPCA-PID-PSO- J_{p4}	77

5.2.2.3 DPCA-PID-PSO- J_{p5}	79
5.2.2.4 DPCA-PID-PSO- J_{p6}	81
5.2.2.5 Complexidade Computacional	82
5.2.2.6 Comparações das funções custos	85
5.2.3 Comparações gerais das funções custos do DPCA-PID-PSO	91
5.3 DPCA-PID-AANN	92
5.3.1 Complexidade Computacional	97
6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	100
6.1 CONCLUSÕES	100
6.2 TRABALHOS FUTUROS	101
REFERÊNCIAS	103
Apêndice A - ANÁLISES DA SELEÇÃO DOS GANHOS PID	108
Anexo A - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO-J_{P1}	110
Anexo B - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO-J_{P2}	112
Anexo C - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO-J_{P3}	114
Anexo D - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO-J_{P4}	116
Anexo E - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO-J_{P5}	118
Anexo F - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO-J_{P6}	120
Anexo G - TREINAMENTOS DPCA-PID-AANN	122

1 INTRODUÇÃO

As redes ópticas passivas (PON – *Passive Optical Networks*) vem se consolidando como uma tecnologia de acesso em banda larga e de integração com redes móveis em função de seu desempenho e boa relação custo-benefício (MAIER et al., 2012). Estas redes são alvos de intensa investigação devido ao aumento de serviços prestados a clientes que exigem maior velocidade de serviço e QoS (*Quality of Service*) no fornecimento de dados, vídeo e voz. As principais vantagens apresentadas pelas redes PON são: o fato de ser um sistema passivo, ou seja, não necessita da instalação de elementos ativos ao longo da rede, reduzindo custos energéticos de operação; e o compartilhamento de uma OLT (*Optical Line Terminal*) entre vários usuários, que minimiza custos relacionados a infraestrutura. (KRAMER; PESAVENTO, 2002; KIM, 2003).

A evolução das redes PONs de próxima geração (NG – *Next-Generation PONs*) são classificadas em três fases. A primeira fase é representada pela NG-PON1, que é baseada na TDM (*Time Division Multiplexing*). A NG-PON1 inclui várias opções de tecnologias tais como XG-PON assimétrica (10 Gbit/s *downstream* e 2.5 Gbit/s *upstream*), XG-PON simétrica (10 Gbit/s de *downstream* e *upstream*) e sobreposições de múltiplos XG-PON sobre uma única fibra através de vários canais de comprimento de onda (KANI et al., 2009). A segunda fase é representada pela NG-PON2, que é baseada em TWDM (*Time and Wavelength Division Multiplexing*), sendo a TWDM a melhor solução candidata apontada devido a compatibilidade com versões anteriores de PONs, flexibilidade e compartilhamento estático (BINDHAIQ et al., 2015; LUO et al., 2013; LAMBERT et al., 2013). As redes NG-PON2 suportam uma taxa de pelo menos 40Gbit/s de *downstream* e 10Gbit/s de *upstream* (LUO et al., 2013). A terceira fase é representada pela NG-PON3, que pode ser baseada no WDM (*Wavelength Division Multiplexing*), OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*) e OCDMA (*Optical Code Division Multiple Access*) (SONG et al., 2010; MATSUMOTO et al., 2014; HADI; PAKRAVAN, 2017). Na NG-PON3, a tecnologia OCDMA tem características de transmissão assíncrona, baixa latência, capacidade variável sob demanda e segurança na camada óptica (MATSUMOTO

et al., 2014; RAGHEB; FATHALLAH, 2011). Um esquema OCDMA, chamado de 40GE-OCDMA-PON pode alcançar uma taxa de transmissão bidirecional de 40Gbps (ALVES et al., 2016), por isso neste trabalho as análises são realizadas nessa arquitetura de rede.

O desempenho das redes NG-PON3 baseadas na tecnologia OCDMA está relacionado com a alocação de recursos, como o controle da potência transmitida em cada ONU (*Optical Network Unit*). O controle de potência influencia vários aspectos da rede como a diminuição da interferência entre os sinais transmitidos das ONUs, o aumento da vazão da rede, bem como o aumento da eficiência energética (MAIER et al., 2012; KANI et al., 2009; MAIER, 2012; MATSUMOTO et al., 2014; ALVES et al., 2016). Nesse contexto em ALVES et al. (2016) foram investigados DPCAs (*Distributed Power Control Algorithms*), baseados no modelo de FM (Foschini/Miljanic) e V (Verhulst), e proposta a utilização de DPCAs baseados no controle PID (Proporcional-Integral-Derivativo) para redes NG-PON3 com arquitetura 40GE-OCDMA-PON. O controle DPCA-PID proposto apresentou resultados superiores aos DPCA-FM e DPCA-V com o mesmo custo computacional.

O DPCA-FM (FOSCHINI; MILJANIC, 1993; ZANDER, 1992; DURAND et al., 2012a) é inspirado em um esquema de atualização linear que soluciona uma equação diferencial relacionada ao controle de potência transmitido (FOSCHINI; MILJANIC, 1993), enquanto o DPCA-V descreve o comportamento de indivíduos de uma determinada espécie, considerando limitações de espaço físico e alimentos, relacionados ao crescimento populacional (VERHULST, 1838; GARCIA et al., 2015; GROSS et al., 2006). Ambos algoritmos na teoria de controle clássico podem ser representados como controladores integrais e apresentam baixo custo computacional relacionado ao método de inversão de matrizes (ALVES et al., 2016). Assim, em ALVES et al. (2016) os termos derivativos e proporcionais foram acrescentados com o objetivo de obter maior capacidade de controle, caracterizando como algoritmos de controle PID (ANG et al., 2005).

A convergência dos algoritmos DPCA-PID está relacionada com a obtenção de uma SNIR (*Signal-to-Noise-Plus-Interference Ratio*) que atenda os níveis de QoS estabelecidos na OLT. O controle de potência está associado as degradações e variações que podem ser provocadas na estimativa de erro no canal óptico, que são resultantes das características dos sinais, arquitetura de rede, restrições de canal (com efeitos lineares e não lineares), perda de potência espectral (PSD – *Power Spectral Density*), além de erros provenientes do desempenho do equipamento de monitoramento óptico (OPM – *Optical Power Monitor*) (ALVES et al., 2016; CINCOTTI et al., 2006). Então, é necessário o

ajuste fino dos ganhos nos algoritmos DPCAs-PID para garantia de desempenho dentro dos níveis de QoS e demais critérios de projetos.

Os controladores PID são conhecidos pela sua simplicidade e robustez (MOHAMMAD et al., 2016). Contudo, o desempenho dos controladores PID está diretamente relacionado com a sintonia dos ganhos: k_p (ganho proporcional), que reduz o erro, porém não o elimina; k_i (ganho integral), que reduz o erro, porém acrescenta oscilações; e k_d (ganho derivativo), que reduz o erro através do aumento do amortecimento, redução do máximo sobressinal e do tempo de assentamento (SELAMAT et al., 2013).

Na etapa de sintonia, métodos empíricos são adotados pela capacidade de obter uma resposta de controle satisfatória através de ajuste de parâmetros sem o conhecimento da função de transferência do sistemas. Os métodos empíricos clássicos seguem basicamente duas vertentes: **i)** os baseados em curva de reação; e **ii)** os baseados na sensibilidade limite. A partir de curva de reação os métodos mais utilizados são o de ZN (Ziegler-Nichols), CC (Cohen-Coon) e CHR (Chien-Hrones-Reswick) (ÅSTRÖM; HÄGGLUND, 2004; TAVAKOLI; TAVAKOLI, 2003; WILLIS, 1999). Em relação aos métodos baseados em sensibilidade limite, os mais utilizados são de TL (Tyreus-Luyben) e ZN (MESHRAM; KANOJIYA, 2012; LUYBEN, 1986). Os métodos baseados na curva de reação tal como na sensibilidade limite, embora utilizados em diversas aplicações, nem sempre são factíveis devido ao tempo consumido para sintonia e ineficiência em problemas com dinâmicas complexas, por se basearem em modelos simplificados de baixa ordem (DITTMAR et al., 2012), sendo então os SI (Sistemas Inteligentes) e procedimentos numéricos indicados para solução de problemas complexos em tempo computacional aceitável (VALERDI, 2011).

Nesse sentido, as técnicas de inteligência computacional, tal como as redes neurais artificiais e a otimização por enxame de partículas, vêm sendo investigadas para o controle e sintonia de controladores em sistemas de telecomunicações. Em FILHO et al. (2011) é analisado o controle de potência para redes ópticas CDMA através da heurística denominada PSO (*Particle Swarm Optimization*) e modelo de crescimento populacional de Verhulst, em que apresentarem-se adequados para resolver o controle de potência. Em EL-KAMCHOUCI et al. (2007) é apresentado um algoritmo de controle de potência para rede sem fio baseado na técnica de otimização PSO, que encontra um vetor das potências na estação rádio base e comunica as unidades móveis para ajustarem suas potências, então é realizado uma comparação com GA (*Genetic Algorithm*) para avaliar a sua efetividade, concluindo que para uma mesma função objetivo e sob as mesmas condições o PSO apresentou superioridade em relação ao GA, solucionando o controle de potências com menores

níveis de potência e proporcionando menores probabilidades de interrupções.

Em ZHAO et al. (2015) é proposta uma estratégia de sintonia adaptativa de um algoritmo PID neural para ajuste dos ganhos de amplificadores ópticos responsáveis por definirem o nível potência dos usuários para melhoria da OSNR (*Optical Signal Noise Rate*). Em MERAYO et al. (2017) é proposto um controlador NN (*Neural Network*) PID para alocação de largura de banda em PONs atendendo os níveis de QoS estabelecidos, com ajuste dos ganhos em tempo real. O algoritmo de controle denominado NNSPID (*NN Service level PID*) garantiu níveis mínimos de serviço, apresentando resultados superiores a técnica de sintonia GASPID (*GA Service level PID*). O NNSPID forneceu respostas mais estáveis, robustas e rápidas, visto que o GASPID precisa acessar o GA para sintonizar o controlador PID.

Uma abordagem por meio do uso de redes neurais para sintonia de controladores PID pode ser realizada por meio da AANN (*Adaline Artificial Neural Network*). Em HALBWACHS et al. (2009) é apresentado um estimador neural de frequência variante no tempo em sistemas elétricos de potência em tempo real, onde a AANN demonstrou robustez na determinação da frequência comparado com as frequências teóricas. Em AL-KHAYYT (2013) é proposta uma estrutura de controlador PID neural através da Adaline, apresentado resultados satisfatório para o controle de trajetória de manipuladores de robô. Embora a AANN possua habilidades voltadas para problemas lineares, uma aproximação linear de dinâmicas não lineares pode ser adotada com obtenção de bons resultados (AL-KHAYYT, 2013). Uma vantagem da AANN é apresentar menor quantidade de operações matemáticas em relação a PMC (Perceptron de Múltiplas Camadas) e Madaline (Múltipla Adaline) por utilizar apenas uma camada com único neurônio, enquanto a PMC e Madaline são compostas por, no mínimo, uma camada de entrada e saída e mais de um neurônio (SILVA et al., 2010).

Dentro desse contexto, as principais contribuições deste trabalho consistem em investigar o ajuste dos ganhos PID e controle de potência do DPCA-PID em redes NG-PONs baseadas na arquitetura de rede 40GE-OCDMA-PON. São propostas: **i)** a DPCA-PID-TL, que é uma sintonia adaptativa do algoritmo de controle DPCA-PID através do método de Tyreus-Lyuben; **ii)** a DPCA-PID-PSO, que é uma sintonia adaptativa por intermédio da otimização por enxame de partículas; **iii)** e a DPCA-PID-AANN, que é uma autosintonia adaptativa por intermédio da rede neural artificial Adaline. Os três métodos são investigados devido as suas capacidades de soluções de problemas no qual é desconhecido a função de transferência, tal como neste trabalho, devido o desconhecimento

da função de transferência da planta 40GE-OCDMA-PON (ALVES et al., 2016; SANTOS et al., 2017). São avaliados os aspectos de sintonia dos ganhos PID, convergência do algoritmo, desempenho na estimativa de erro no canal e comparações entre os métodos de ajuste de ganhos, com objetivo de avaliar a eficiência da sintonia adaptativa dos métodos propostos especificamente em redes NG-PONs.

1.1 OBJETIVOS

Os objetivos deste trabalho estão separados em geral e específicos.

1.1.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral desse trabalho consiste em investigar a sintonia adaptativa dos ganhos PID do DPCA-PID aplicado a arquitetura de rede 40GE-OCDMA-PON abordando os sistemas inteligente TL, PSO e AANN e suas variações.

1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Os objetivos específicos desse trabalho consistem em:

1. **Propor e investigar os sistemas inteligentes:**

- (a) DPCA-PID-TL, que é o um esquema sintonia adaptativa dos ganhos PID do algoritmo DPCA-PID através do método de TL;
- (b) DPCA-PID-PSO, que é o um esquema de sintonia adaptativa dos ganhos PID do algoritmo DPCA-PID através da PSO;
- (c) DPCA-PID-AANN, que é um esquema de sintonia adaptativa dos ganhos PID do algoritmo DPCA-PID através da AANN.

2. **Avaliar a convergência das sintonias adaptativas propostos através,**

- (a) das iterações: de subida (i_s); de máximos sobressinais (i_{Mo}); e de assentamento (i_a). Além das suas respectivas variâncias (σ^2) e desvios padrões (σ);
- (b) do NMSE (*Normalized Mean Square Error*) em relação a vetor de potências ótimas obtido através do método de inversão da matriz e $|\text{NMSE}|$ (norma Euclidiana do NMSE).

1.2 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

O trabalho está organizado da seguinte forma: o modelo do sistema e formulação do problema são apresentados no capítulo 2; controle de potência no capítulo 3; sistemas inteligentes (TL, PSO e AANN) aplicados a sintonias adaptativas PID no capítulo 4; os principais resultados numéricos são apresentados no capítulo 5; finalmente, as conclusões e propostas de trabalhos futuros no capítulo 6.

1.3 DISSEMINAÇÃO DA PESQUISA

O desenvolvimento desta dissertação resultou na disseminação por meio de publicação e submissões.

1. Publicação:

- i) SANTOS, L. R. R. dos; DURAND, F. R. ; TAUFIK, A. Sintonia Adaptativa de Algoritmos PID de Controle de Potência em Redes NG-PON Baseado em PSO. In: XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2017, São Pedro. XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2017. p. 1-6.

2. Submissões:

- i) SANTOS, L. R. R. dos; DURAND, F. R. ; TAUFIK, A. An Adaptive PID Scheme for OCDMA NG-PON Based on Particle Swarm Optimization. In: IEEE System;
- ii) SANTOS, L. R. R. dos; DURAND, F. R. ; GOEDTEL, A. ; TAUFIK, A. Neural-based auto-tuning PID Distributed Power Control for Next Generation Passive Optical Networks. In: Journal of Optical Communications and Networking.

2 MODELO DO SISTEMA E FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Nesse capítulo é apresentada uma breve revisão da arquitetura de rede 40GE-OCDMA-PON e proposto um esquema de operação DPCA-PID.

2.1 ARQUITETURA DE REDE 40GE-OCDMA-PON

Os principais detalhes da arquitetura de rede 40GE-OCDMA-PON podem ser extraídos de MATSUMOTO et al. (2014) e ALVES et al. (2016). Na Fig. 1 são apresentados os principais elementos para a transferência de dados no sentido *upstream* (das ONUs para OLT), que determinam o controle de potência realizado pelas ONUs no envio das informações para OLT. A OLT é responsável por controlar e administrar os códigos ópticos transmitidos para as ONUs e recebido das ONUs. A OLT tem uma única estrutura multi-porta E/D (*Encoder/Decoder*) baseada em AWG (*Arrayed Waveguide Gratings*) para gerar e reconhecer códigos ópticos simultâneos com um único dispositivo. As ONUs são responsáveis por transmitirem os dados de interesse dos usuários e receber em *broadcast* os dados enviados pela OLT (MATSUMOTO et al., 2014; ALVES et al., 2016). As ONUs adotam uma SSFBG (*Super-Structured Fiber Bragg Grating*) para estrutura de E/D, que possui características tais como, baixa perdas de inserção independente do comprimento de código, desempenho de polarização independente e boa conectividade com a fibra óptica (TEH et al., 2002). As ONUs e OLT geram códigos coerentes PSK (*Phase-Shift Keying*), com informação por código incorporada na fase (MATSUMOTO et al., 2014; ALVES et al., 2016).

Na Fig. 1 a i -ésima ONU realizada seu controle de potência para ajuste da i -ésima potência de transmissão (Tx_i) do seu respectivo diodo laser, em seguida a codificação OCDMA é realizada através do i -ésimo encoder que adota a SSFBG. A informação codificada prossegue através da i -ésima fibra óptica, sujeita as incertezas dos canais ópticos, em que tem por destino o nó remoto. Um único link, sujeito as incertezas dos canais ópticos, conecta o nó remoto e OLT, onde trafegam todas as informações das K ONUs,

nos quais inserem incertezas provocadas pelas potências interferentes. Ao chegar na OLT a informação da i -ésima ONU, que é decodificada através do decoder AWG, é transmitida para o i -ésimo receptor óptico, onde é aferido a i -ésima SNIR que será enviada através do laço de *feedback* para i -ésima ONU para o ajuste da potência de transmissão. Por fim, ao atingir os níveis de QoS estabelecidos na OLT, são entregues os i -ésimos dados da i -ésima ONU.

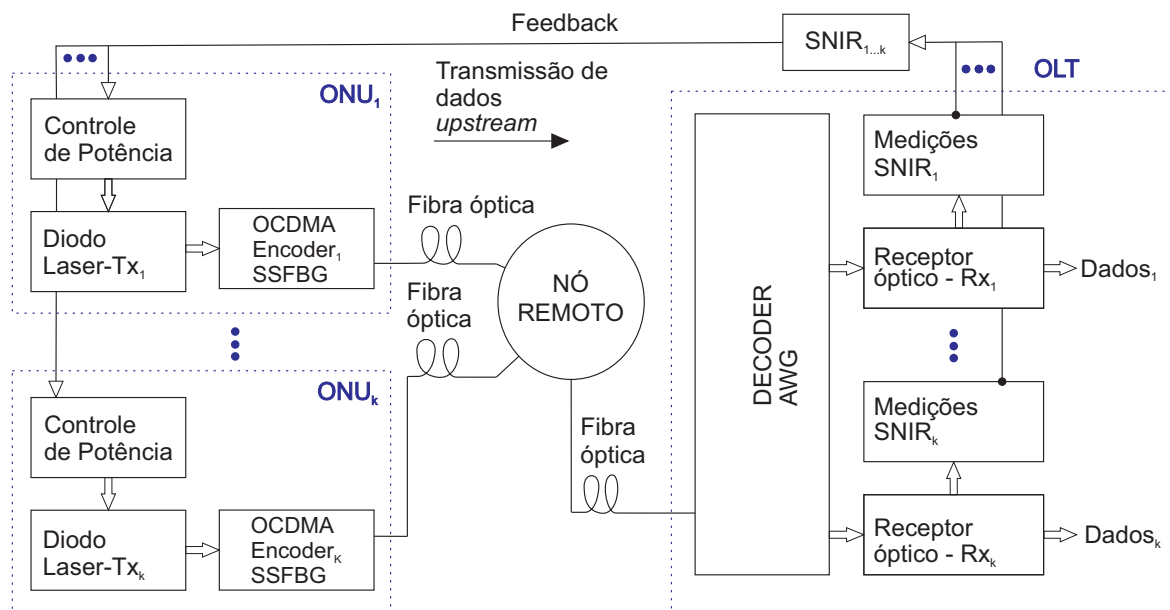


Figura 1: Esquema de controle de potência na arquitetura de rede 40GE-OCDMA-PON.

2.2 ESQUEMA DE OPERAÇÃO DPCA-PID

O esquema de operação do DPCA-PID trata-se de um controle linear de potências em malha fechada, que pode ser considerado como um controle potência independente por usuário (ALVES et al., 2016). A característica fundamental da sintonia adaptativa PID é aperfeiçoar o desempenho das ações PID através de inteligência computacional, de acordo com as variações das condições dos canais (ANG et al., 2005).

Na Fig. 2, um diagrama de blocos a respeito do DPCA-PID é apresentado. As ações PID são responsáveis por realizar o controle de potência nas ONUs para que ocorra a transmissão de seus dados até a OLT respeitando os seus níveis de QoS estabelecidos de SNIR. Por isso, através de um laço de *feedback* é avaliado a SNIR estimada no i -ésimo Rx (Receptor) da OLT que corresponde ao Tx (Transmissor) da i -ésima ONU. Ainda, na OLT

a SNIR estimada está sujeita as variações na estimação do canal, que serão considerados pelas sintonias adaptativas dos ganhos PID do algoritmo de controle de potência.

O termo sintonia adaptativa é adotado devido ao ajuste em tempo real dos ganhos PID em diferentes níveis de incertezas inerentes nos canais ópticos. Em cada nível de incerteza, além dos ajuste dos níveis de potências, novos ganhos PID são obtidos através dos sistemas inteligentes propostos.

Embora na OLT ocorra a estimação do nível de interferência via SNIR, tal como o monitoramento das condições do canal, o esquema proposto neste trabalho opera a partir da SNIR sem realizar acréscimo de complexidade na OLT (MATSUMOTO et al., 2014; PAN et al., 2010). Pois, o monitoramento da SNIR já é realizado na OLT.

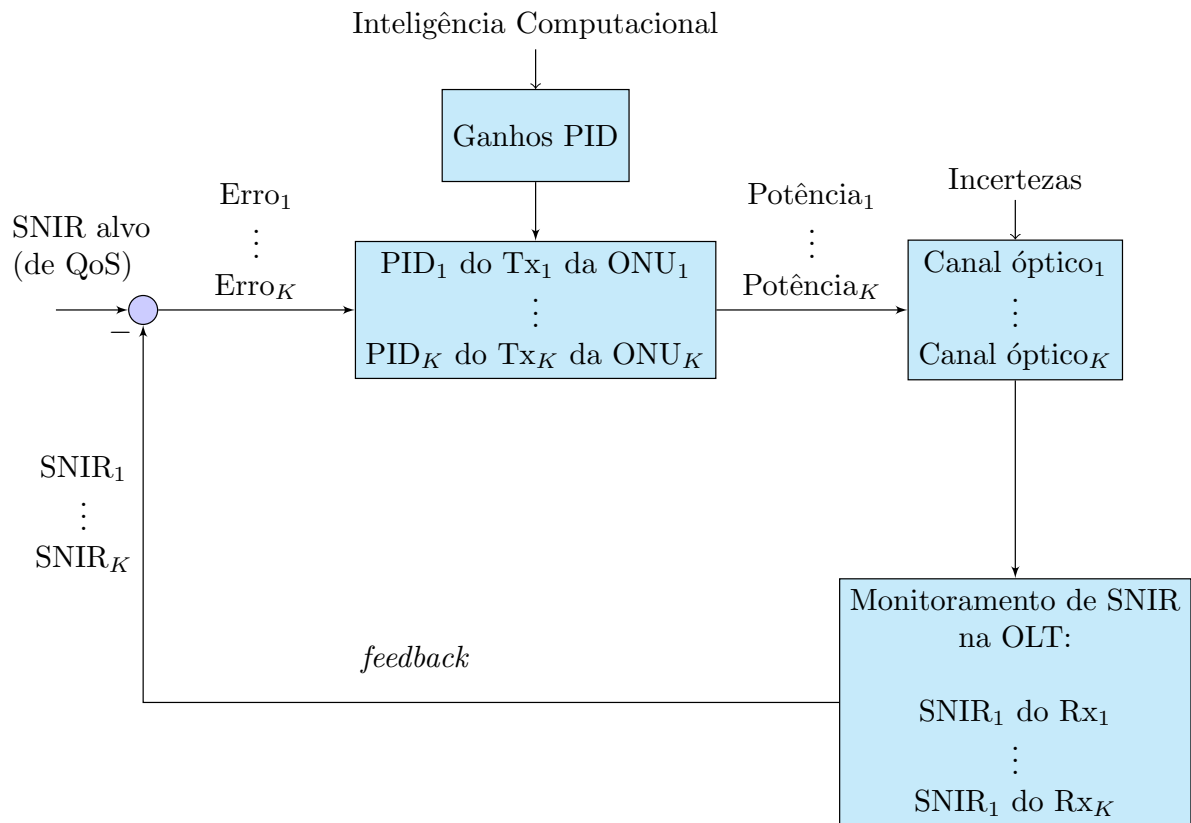


Figura 2: Diagrama de blocos do DPCA-PID.

3 CONTROLE DE POTÊNCIA

O controle de potência em sistemas de telecomunicações, vem sendo constantemente investigado e registrado na literatura a cerca dos DPCAs, na busca do aprimoramento contínuo das estruturas de controle. Esse interesse da comunidade científica, ocorre principalmente por resultados promissores que vem sendo alcançados através do DPCAs, tais como velocidade de convergência, proximidade com métodos analíticos exatos, sensibilidade na estimação de erros e redução de custo computacional (CAMARGO et al., 2012).

O principal objetivo dos DPCAs é obter as potências de transmissão em sistemas de telecomunicações que se aproximem dos níveis obtidos em soluções analíticas e exatas, com custos computacionais inferiores e factíveis (DURAND et al., 2012b).

As soluções analíticas e exatas são obtidas através do método de inversão de matriz que coleta todas informações relacionadas ao nó remoto (Fig. 1) para determinar as potências de Tx, por isso é considerado como um controle centralizado de potência. Esse controle centralizado demanda um alto esforço computacional, para que sejam realizadas as coletas das informações necessárias e encontradas as soluções através de procedimentos matemáticos. Por isso, diante desses altos esforços apresentados pelos métodos de inversão de matriz, os DPCAs vêm estabelecendo-se como algoritmos potenciais a serem utilizados na indústria de telecomunicações (ALVES et al., 2016).

Nesse contexto de controle de potência em NG-PON, esse capítulo explora a modelagem do controle de potência, bem como o método de inversão de matriz e os DPCAs, aplicados a 40GE-OCDMA-PON.

3.1 PROBLEMA DO CONTROLE DE POTÊNCIA

O desempenho de QoS está relacionado com a máxima BER (*Bit Error Rate*) aceitável, também conhecida como PE (*Probability of Bit Error*). A redução da BER pode ser obtida através da evolução da SNIR atual (γ) para atingir a SNIR alvo (γ^*).

A SNIR do sinal transmitido pela i -ésima ONU é dada por,

$$\gamma_i = \frac{N^2}{\zeta^2} \Gamma_i, \quad (1)$$

onde N é o comprimento de código, ζ^2 é a variância média de Hamming das amplitudes da correlação cruzada e Γ_i a taxa de interferência na portadora CIR (*Carrier-to-Interference Ratio*) (MATSUMOTO et al., 2014; ALVES et al., 2016). O controle de potência está relacionado com um vetor de potências \mathbf{p} , que minimiza a função custo (FILHO et al., 2011),

$$J(\mathbf{p}) = \mathbf{1}^T \mathbf{p} = \sum_{i=1}^K p_i \quad (2)$$

onde K é o número de nós ópticos (ou número de ONUs). A $J(\mathbf{p})$ está sujeita as restrições de Γ_i e potência (p_i) transmitida pela i -ésima ONU (FILHO et al., 2011; DURAND; ABRÃO, 2011),

$$(C.1) \quad \Gamma_i = \frac{G_{ii} p_i (n - n_{ii})}{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^K G_{ij} p_j (n - n_{ij}) + \sigma^2} \geq \Gamma_i^* \quad (3)$$

$$(C.2) \quad P_{\min} \leq p_i \leq P_{\max} \quad (4)$$

onde $\mathbf{p} = [p_1, p_2, p_3, \dots, p_K]^T$ representa o vetor coluna de potências ópticas transmitidas, p_j é a potência interferente transmitida pelas ONUs, P_{\max} é a máxima potência de transmissão, P_{\min} é a mínima potência de transmissão, Γ_i^* é requisito de QoS (ALVES et al., 2016; DURAND; ABRÃO, 2011). G_{ij} representa o ganho de canal do link entre os pares transmissores e receptores, dado por,

$$G_{ij} = 2 \cdot a_c \cdot L_c \cdot e^{-\alpha_f d_{ij}} \quad (5)$$

onde a_c é a atenuação do E/D , α_f representa atenuação da fibra (km^{-1}) e L_c é o total de perdas internas no caminho óptico (ALVES et al., 2016). O comprimento total de *link* entre a OLT e a ONU é representado por,

$$d_{ij} = d_i^{\text{tx}} + d_j^{\text{rx}} \quad (6)$$

onde d_i^{tx} é o comprimento do *link* de transmissão da ONU para o nó remoto e d_j^{rx} é o comprimento de *link* do nó remoto para OLT (FILHO et al., 2011).

A potência de ruído predominante, comparado aos ruídos balísticos e térmicos, é obtida a partir da ASE (*Amplified Spontaneous Emission*) no pré-amplificador óptico.

Assim, o ruído de potência no receptor é dada por,

$$\sigma^2 = 2 \cdot n_{sp} \cdot h \cdot f \cdot (G_{amp} - 1) \cdot B_0 \quad (7)$$

onde a constante 2 é devido aos dois modos de polarização presente na fibras monomodo, n_{sp} é o fator de emissão espontânea (tipicamente entre as faixas, $n_{sp} \in [2;5]$), h é a constante de Planck, f é a frequência da onda portadora, G_{amp} é ganho do amplificador e B_0 é a largura da banda óptica (MATSUMOTO et al., 2014; ALVES et al., 2016).

Existe um *delay* (tempo intrínseco de atraso) associado a atualização da CIR, Γ_i na eq. (3), no qual pode ser na ordem de dezena de milisegundos. Esse *delay* entre o i -ésimo nó transmissor e i -ésimo nó receptor é representado por n_{ii} e ainda o *delay* associado a interferência do usuário j no usuário i é representado por n_{ij} . Os *delays* são conhecidos como *delay round-trip*, que significa o tempo necessário para o envio de uma informação e a sua resposta, são representados por $n_{ii}^{RT} = n_{ij}^{RT} = n_f + n_b + 1$ (onde n_f é o tempo de avanço e n_b o tempo de retorno). Em situações nas quais o *delay round-trip* é conhecido, tal como neste trabalho, considera-se a operação do método tradicional preditor de Smith para compensá-lo no algoritmo de controle (ALVES et al., 2016; LEE et al., 2004).

Em notação matricial a eq. (3) pode ser reescrita de forma equivalente á $[\mathbf{I} - \mathbf{\Gamma}^* \mathbf{H}] \mathbf{p} \geq \mathbf{u}$, sendo \mathbf{I} = matriz identidade e \mathbf{H} é a matriz de interferência normalizada. A matriz \mathbf{H} é definida como $H_{ij} = \frac{G_{ij}}{G_{ii}}$ para $i \neq j$, caso contrário $H_{ij} = 0$. A potência de ruído escalar é obtida de $u_i = \frac{\Gamma_i^* \sigma^2}{G_{ii}}$. Assim, o vetor de potências ótimas da inequação pode ser substituída por uma igualdade e através da inversão de matriz resultar em $\mathbf{p}^* = [\mathbf{I} - \mathbf{\Gamma}^* \mathbf{H}]^{-1}$ (DURAND; ABRÃO, 2011). A solução através do método de inversão de matriz é considerada como um controle centralizado com alta complexidade computacional. Na solução por inversão de matriz, o custo computacional está diretamente relacionada com a dimensão do problema, dada pelo número de nós (usuários) ópticos ativos. Então, o acréscimo no número de usuários ativos, resulta em acréscimo do número de dados coletados para a matriz \mathbf{H} e \mathbf{u} , e conseqüentemente o número de operações matriciais requeridas para determinar a solução do vetor de potências através da inversão de matriz. Por isso, sem o conhecimento de todas informações de \mathbf{H} e \mathbf{u} o DPCA baseado em algoritmos de estimação de SNIR, onde cada usuários depende de parâmetros locais para o ajuste de suas respectivas potências, consiste de uma técnica promissora (GROSS et al., 2011).

3.2 ALGORITMO DE CONTROLE PID

O DPCA-PID é obtido a partir do DPCA-FM, que na teoria de controle clássica pode ser representado como um controlador integral. A ação de controle I (Integral) garante que a saída do processo atinja o valor de referência em estado estacionário e está relacionado ao acúmulo de erros. Assim, as análises e caracterização do DPCA-PID vem do acréscimo da ação de controle P (Proporcional) ao erro e de uma ação de controle D (Derivativa) que atua antecipando a resposta do controlador em relação ao erro (ALVES et al., 2016). No DPCA-FM a função erro é dada por:

$$e_i[n] = \left[1 - \frac{\gamma^*}{\gamma_i[n]} \right] p_i[n-1], \quad (8)$$

onde, i representa a i -ésima ONU, n representa a n -ésima iteração do algoritmo de controle de potência, $\gamma_i[n]$ é a SNIR atual, γ^* é a SNIR alvo estabelecida para obter a QoS e $e_i[n]$ é o erro entre $\gamma_i[n]$ e γ^* (ALVES et al., 2016). A partir da função do erro é obtido a função de transferência do controlador DPCA-PID no domínio- z ,

$$\frac{P_i(z)}{E_i(z)} = - \underbrace{k_p}_{\text{ação P}} - \underbrace{\frac{k_i}{1-z^{-1}}}_{\text{ação I}} - \underbrace{k_d(1-z^{-1})}_{\text{ação D}}, \quad (9)$$

e a sua equação a diferenças DPCA-PID escrita como (ALVES et al., 2016),

$$p_i[n] = p_i[n-1] - k_p(e_i[n] - e_i[n-1]) - k_i(e_i[n])... \\ - k_d(e_i[n] - 2e_i[n-1] + e_i[n-2]) \quad (10)$$

Após convergência, a qualidade da solução obtida com o DPCA-PID é determinada através da norma Euclidiana do NMSE (*Normalized Mean Square Error*):

$$|\text{NMSE}| = \sqrt{\sum_{n=1}^{\rho} (\text{NMSE}[n])^2}, \quad (11)$$

onde ρ é o número de iterações do algoritmo de controle, e o NMSE na n -ésima iteração está relacionado com o vetor de potências \mathbf{p}^* (DURAND; ABRÃO, 2011),

$$\text{NMSE}[n] = \mathbb{E} \left[\frac{\|\mathbf{p}[n] - \mathbf{p}^*\|^2}{\|\mathbf{p}^*\|^2} \right], \quad (12)$$

onde $\mathbb{E}[\cdot]$ é o operador esperança.

3.3 ESTIMATIVA DE ERROS NO CANAL

Neste trabalho estimativa de erro no canal óptico é modelada como a incerteza na estimação da SNIR em cada iteração do algoritmo de controle de potência DPCA-PID. A estimação da SNIR ocorre no nó receptor do canal óptico. Durante o processo de estimação, os valores dos ganhos dos canais ópticos são afetados por: **a)** vários parâmetros do sistema, tais como a forma de pulso transmitida do sinal, tipos de filtros, larguras de bandas e restrições do canal, tais como dispersão da velocidade do grupo (GVD) e densidade espectral de ruído; e **b)** os tipos de monitoramentos disponíveis na rede, tais como o monitor PMD (*Polarization Mode Dispersion*), monitor SNIR, monitor de potência no canal e monitor de dispersão cromática residual (ZAMI et al., 2008). Neste trabalho, a incerteza devido o processo de estimação da SNIR é representada por uma variável aleatória δ e são desconsideradas todas incertezas de monitoramentos. Assim, todas as incertezas de parâmetros do sistema são combinadas durante o processo de convergência dos algoritmos de controle DPCAs. Então, o efeito da incerteza na estimação do ganho do canal óptico G_{ii} é considerado acrescentando a variável δ que segue uma distribuição estatística uniforme ($\sim \mathcal{U}$) nos intervalos $[\pm \epsilon]$, resultando na matriz de canal estimado $\hat{\mathbf{G}}$ (ALVES et al., 2016), dada por:

$$\hat{\mathbf{G}} = (1 + \delta) \mathbf{G}, \quad \forall i \text{ e } \delta \sim \mathcal{U}[-\epsilon; \epsilon] \quad (13)$$

4 SISTEMAS INTELIGENTES

Nesse capítulo são explorados os ajustes dos ganhos PID e o controle de potência em redes ópticas passivas a partir dos métodos de TL, PSO e AANN. Esses resultados são obtidos através de simulações computacionais no Matlab, em um computador com: processador, Intel (R) Core i5U CPU (TM) M460 @ 2,53GHz 2,53GHz; memória instalada (RAM) 4,00 GB (utilizável: 3,80 GB); e sistema operacional Windows 8.1 Pro de 64 bits. Os parâmetros adotados do sistema, da 40GE-OCDMA-PON, são: uma taxa de transmissão de 40Gbps para cada ONU; comprimento de *link* entre o nó remoto e OLT de 40 Km; um *link* entre o nó remoto e as ONUs distribuído uniformemente em um raio de 2 e 50 km. Os demais parâmetros são registrados a seguir na Tabela 1.

Tabela 1: Parâmetros do sistema

Variáveis	Valores adotados
Potência mínima de transmissão	$P_{\min} = -100\text{dBm}$
Potência máxima de transmissão	$P_{\max} = 20\text{dBm}$
Coefficiente de perda da fibra	$\alpha_f = 0.2 \text{ dB/km}$
Comprimento de <i>link</i>	$d_{ij} \in [42; 90]\text{km}$
Constante de Planck	$h = 6,63 \cdot 10^{-34} \text{ J/Hz}$
Frequência da luz	$f = 193,1 \text{ THz}$
Comprimento da banda óptica	$B_o = 100 \text{ GHz}$
Fator de emissão espontânea	$n_{\text{sp}} = 2$
Ganho de amplificador de fibra dopada com Erbium	$G_{\text{amp}} = 20 \text{ dB}$
Comprimento de código	$N = 64$
Taxa de bit individual	$R_i = 40 \text{ Gbps}$
Taxa de Chip	$R_c = 320 \text{ Gchips}$
Perda de AWG	$L_{\text{AWG}} = 16 \text{ dB}$
Perda de <i>Bragg</i>	$L_{\text{Bragg}} = 6.7 \text{ dB}$
SNIR alvo	$\gamma^* = 20 \text{ dB}$
Número de iterações do algoritmo de controle	$\rho = 500$
Quantidade de ONUs	$K = 32$

As três sintonias adaptativas adotadas são compostas basicamente por dois estágios sequenciais: um que ajusta os ganhos PID para cada incerteza de estimativa de erro no canal; e outro que opera o DPCA-PID para a incerteza de SNIR vigente. A Fig. 3

apresenta um fluxograma genérico para as sintonias adaptativas.

O ajuste de ganhos é considerado como *trial* (tentativas) para PSO e treinamento para o TL e a AANN. A justificativa para a diferenciação dos termos segue basicamente a ideia de ajustes de ganhos em tempo real por tentativas e ajuste de ganhos por amostras obtidas. A ideia de amostras obtidas tal como no TL e AANN, configura o ajuste de pesos como treinamento.

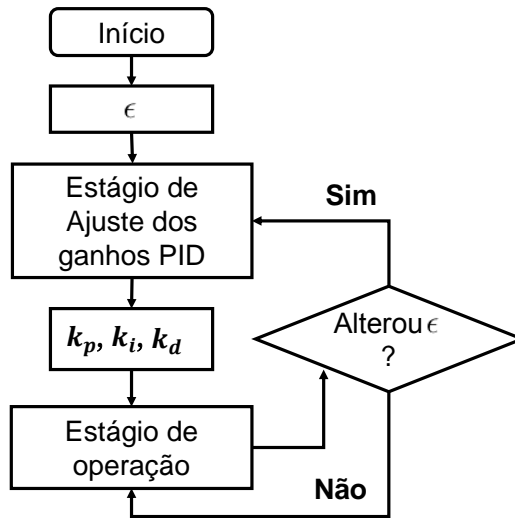


Figura 3: Esquema genérico de sintonia adaptativa e controle de potência DPCA-PID.

4.1 ESQUEMA DE SINTONIA ADAPTATIVA TYREUS-LYUBEN

O método de Tyreus-Lyuben, assim como ZN, são amplamente utilizados para a sintonia de ganhos PID, sobretudo são baseados em sistemas de baixa ordem e por isso não são garantidas soluções ótimas. O foco deste trabalho nesta classe de sintonizadores PID, que sintonizam através da sensibilidade limite, está no método TL. Pois, em uma breve análise realizada para o ZN, verificou-se que os ganhos PID obtidos não garantem convergência. Por isso, é proposto um esquema de sintonia adaptativa com ajuste dos ganhos baseado em TL.

Este esquema de sintonia adaptativa do DPCA-PID através do método de TL, segue duas estratégias para o ajuste dos ganhos PID: uma TLS (TL supervisionada), nomeada DPCA-PID-TLS; e uma TLnS (TL não Supervisionada), nomeada DPCA-PID-TLnS. Após o ajuste dos ganhos é executado o DPCA-PID da eq. (10) para a incerteza de SNIR vigente. Ambos esquemas de sintonia adaptativa, seguem o do fluxograma genérico de sintonia adaptativa apresentado na Fig. 3.

4.1.1 MÉTODO DE TYREUS-LYUBEN

O método de sintonia de TL é baseado na oscilação sustentada, que é uma resposta oscilatória com amplitude constante. A oscilação sustentada é obtida a partir de um controlador P em malha fechada (LUYBEN, 1986). Em termos de DPCA a partir da eq. (8) o algoritmo de controle DPCA-P é dado por:

$$pp[n] = k_p(e[n]) \quad (14)$$

Na eq. (14) anterior, a variação de k_p retrata o lugar geométrico no plano complexo das raízes (ou pólos) da equação característica $1 + k_p(z) \cdot G_i(z)$ quando se varia k_p de 0 a ∞ . Onde $G_i(z)$ representa a função da transferência no domínio Z da i -ésima ONU, em qualquer instante do espaço-tempo, dada por:

$$G_i(z) = \frac{Num_{gz}(z)}{Den_{gz}(z)} \quad (15)$$

onde $Num_{gz}(z)$ é o numerador de $G_i(z)$ representado polinomialmente, onde suas raízes são os zeros de $G_i(z)$ e $Den_{gz}(z)$ é o denominador de $G_i(z)$ representado polinomialmente, onde suas raízes são pólos de $G_i(z)$ no domínio Z. Ao lugar geométrico no plano complexo das raízes obtido com a variação de k_p , é dado o nome de Lugar das Raízes, que é uma ferramenta utilizada para análise de estabilidade e projeto de sistemas de controle (OGATA; YANG, 2002). Os valores k_p podem caracterizar os sistemas como superamortecidos, amortecidos, subamortecidos e instáveis. As características anteriormente discutidas estão relacionadas aos pólos dominantes serem reais e ou imaginários.

Nesse método, o ganho crítico (k_{cr}) e período crítico (P_{cr}) são obtidos através de incremento lento do ganho proporcional até obter a oscilação sustentada. A oscilação sustentada é a resposta oscilante com amplitude e período constantes. Em LUYBEN (1996) a constante P_{cr} é obtida em termos de minutos, porém neste caso todas considerações são discretas em torno das iterações n , a mesma é dada em termos adimensionais. Com os valores de k_{cr} e P_{cr} é possível obter os ganhos para um controlador PID, que são apresentados na Tabela 2. As principais características do método de sintonia TL são respostas mais lentas e menores sobressinais (LUYBEN, 1986, 1996).

4.1.2 DPCA-PID-TL

Nessa seção será discutido sobre as estratégias de treinamento supervisionado e não supervisionado que são adotadas para obter a oscilação sustentada no estágio de

Tabela 2: Método de Tyreus-Luyben.

	PID
k_p	$k_{cr}/2, 2$
k_i	$k_p/(2, 2 \cdot P_{cr})$
k_d	$k_{cr}/6, 3$

sintonia do DPCA-PID através do método TL. Após os ajustes dos ganhos é realizado o controle de potência a partir da eq. (10).

4.1.2.1 TREINAMENTO SUPERVISIONADO DPCA-PID-TLS

No TLS, o incremento de k_p é realizado manualmente até obter a oscilação sustentada. Nessa estratégia é empregado esforço manual, visto que o sistema possui características de amortecimento, dificultando a obtenção da oscilação sustentada, foram necessárias 10.000 iterações para obter uma aproximação de oscilação sustentada. Por isso, é incluso a segunda estratégia na etapa de treinamento, onde é proposto um procedimento computacional para obter a oscilação sustentada, aqui chamado de treinamento não supervisionado de TL.

4.1.2.2 TREINAMENTO NÃO SUPERVISIONADO DPCA-PID-TLNS

O TLnS é fundamentado em um procedimento computacional (descrito adiante no Algoritmo 1) que realiza o incremento ou decremento k_p em um passo de 10^{-4} com k_p inicial atribuído através de uma distribuição estatística uniforme $\sim \mathcal{U}_{TLnS}$.

Para a \mathcal{U}_{TLnS} , intervalos de $[0, 90; 1, 10]$, são definidos empiricamente através da análise exaustiva para k_p que proporcionam respostas oscilantes e instáveis. Em termos da teoria de controle, as respostas oscilantes representam o surgimento de pólos imaginários enquanto a instabilidade inicia-se com mínimo avanço de um dos pólos para o semi-plano direito do eixo imaginário (OGATA; YANG, 2002).

Pelo fato do principal objetivo do TLnS ser encontrar a resposta oscilante, uma estratégia para verificar se as respostas das potências ajustadas são oscilantes é adotada. Essa estratégia tem como objetivo realizar a variação de k_p até que a somatória dos módulos dos momentos da diferenciação das potências para $2 \leq n \leq \frac{\rho}{2}$, representada por Me_1 , seja menor que a somatória dos módulos dos momentos da diferenciação das potências para $(\frac{\rho}{2} + 2) \leq n \leq \rho$, representada por Me_2 . A posição da diferenciação da potência da i -ésima ONU na n -ésima iteração são análogas a sua distância em relação a

um ponto de equilíbrio ($\frac{\rho}{2} + 1$). Logo, deseja-se encontrar a relação $Me_1 \leq Me_2$ do vetor diferenças do vetor de potências. Me_1 é dado por,

$$Me_1 = \sum_{n=2}^{\frac{\rho}{2}} \frac{|[\Delta \mathbf{pp}][n]| \cdot \mathbf{w}_{\mathbf{Me1}}[n]}{K} \quad (16)$$

$$\mathbf{w}_{\mathbf{Me1}}[n] = [n-1, \dots, n-1]_{1 \times K}^T$$

e Me_2 é dado por,

$$Me_2 = \sum_{n=\frac{\rho}{2}+2}^{\rho} \frac{|[\Delta \mathbf{pp}][n]| \cdot \mathbf{w}_{\mathbf{Me2}}[n]}{K} \quad (17)$$

$$\mathbf{w}_{\mathbf{Me2}}[n] = [(n - \frac{\rho}{2} - 1), \dots, (n - \frac{\rho}{2} - 1)]_{1 \times K}^T$$

onde $pp_i = [pp_i[1], pp_i[2], pp_i[3], \dots, pp_i[\rho]]^T$ é o vetor das potências da i_{th} ONU obtido no algoritmo de controle. $[\Delta \mathbf{pp}][n] = [\Delta pp_1[n], \Delta pp_2[n], \Delta pp_3[n], \dots, \Delta pp_K[n]]$ é o vetor linha da diferenciação das potências das ONUs, $\forall n$, tal que $2 < n \leq \rho$ e $\neq \frac{\rho}{2}$. $\mathbf{w}_{\mathbf{Me1}}[n]$ e $\mathbf{w}_{\mathbf{Me2}}[n]$ são os vetores de pesos que ponderam $[\Delta \mathbf{pp}][n]$. $[\Delta \mathbf{pp}_i][n]$ é obtida através da estimação assintótica a diferenças de primeira ordem (FLAJOLET; SEDGEWICK, 1995),

$$[\Delta pp_i][n] = \sum_{j=0}^1 \binom{1}{j} (-1)^{1-j} p_i[n-j] \quad (18)$$

As equações (16) e (17) são baseadas no equilíbrio estático de forças (NORTON, 2004). Análogo ao comportamento de equilíbrio estático de uma gangorra, o vetor ($[\Delta \mathbf{pp}]$) é separado em duas partes, cujo o centro é em $\frac{\rho}{2} + 1$. O intuito é estabelecer o equilíbrio entre as duas partes através dos produtos dos elementos de ($[\Delta \mathbf{pp}][n]$) e seus respectivos pesos ($\mathbf{w}_{\mathbf{Me1}}[n]$ ou $\mathbf{w}_{\mathbf{Me2}}[n]$). É necessário garantir que os valores absolutos encontrados na primeira parte sejam menores ou iguais do que a segunda, $Me_1 \leq Me_2$, para garantir no mínimo uma aproximação da oscilação sustentada. Todo esse comportamento juntamente com as equações (16) e (17) são apresentados na Fig. 4.

Os vetores de pesos são responsáveis por ponderarem os sinais, reduzindo a desestabilização do algoritmo de controle que pode ocorrer devido ao surgimento de pólos lentos ao longo das iterações com as variações de k_p . Esse efeito é provocado pelo mínimo avanço de um ou mais pólos posicionados no eixo imaginário para o semi-plano direito. Um comparativo de $\mathbf{w}_{\mathbf{Me1}}[n]$ e $\mathbf{w}_{\mathbf{Me2}}[n]$ unitários com os adotados nas equações (16) e (17) é realizado na Fig. 5.

Pode ser verificado na Fig. 5 que as oscilações provocadas no final das iterações

são oriundas de pólos instáveis com atuação lenta. Embora a Fig. 5 (b) apresente oscilações ao longo das iterações, as mesmas iniciam em torno das 296 iterações, enquanto para Fig. 5 (a) iniciam em torno das 212 iterações. Isso demonstra que os vetores de pesos adotadas nas equações (16) e (17) apresentam maior robustez ao surgimento de pólos instáveis com atuações lentas. Nessas situações não são obtidas oscilações sustentadas, porém os resultados obtidos são considerados aproximações das mesmas, já que encontram-se próximos ao limiar da estabilidade.

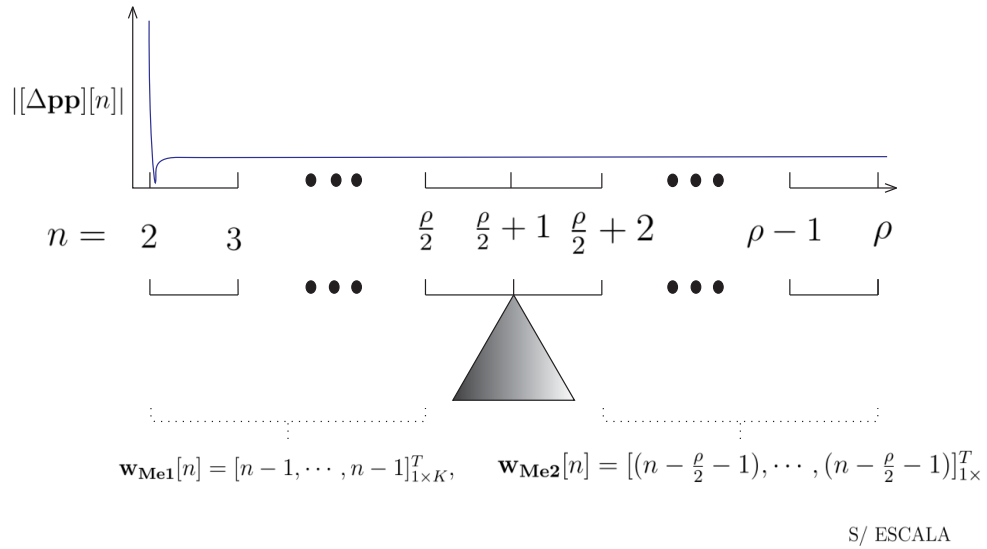


Figura 4: Esquemático do equilíbrio estático baseado em uma gangorra, para obtenção da oscilação sustentada a partir de $[\Delta pp][n]$.

Na Fig. 5 para uma estimativa de erros no canal de 0% não foi possível obter as oscilações sustentadas. Assim, para ilustrar situações que retornam oscilações sustentadas, na Fig. 6 é ilustrado o ajuste para uma estimativa de erros no canal de $\epsilon = 10\%$. As oscilações obtidas são aproximações que ocorrem devido aos máximos sobressinais apresentados nas primeiras iterações do controle de potência das ONUs.

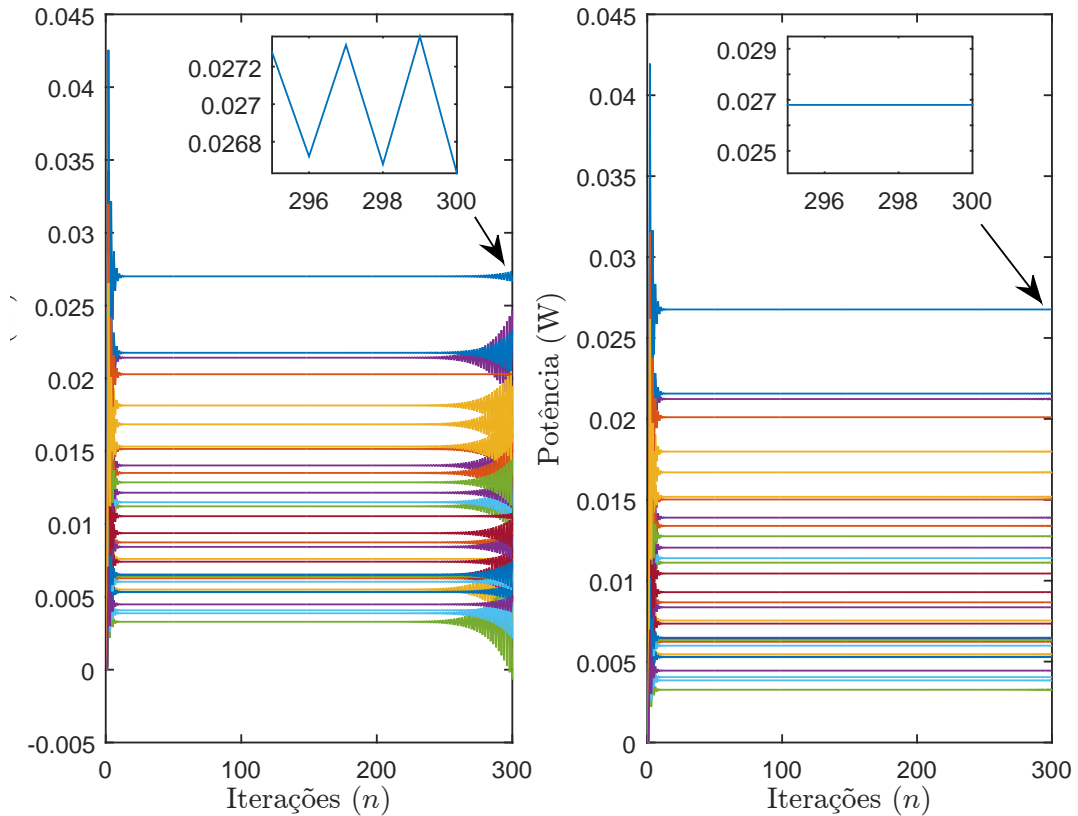


Figura 5: Etapa de treinamento DPCA-PID-TLnS, no qual é realizado o ajuste do ganho crítico (k_{cr}) para $\epsilon = 0\%$. Em (a) são considerados $\mathbf{w}_{Me(1 \ e \ 2)}[n]$ unitários e em (b) são considerados $\mathbf{w}_{Me(1 \ e \ 2)}[n]$ conforme as equações (16) e (17).

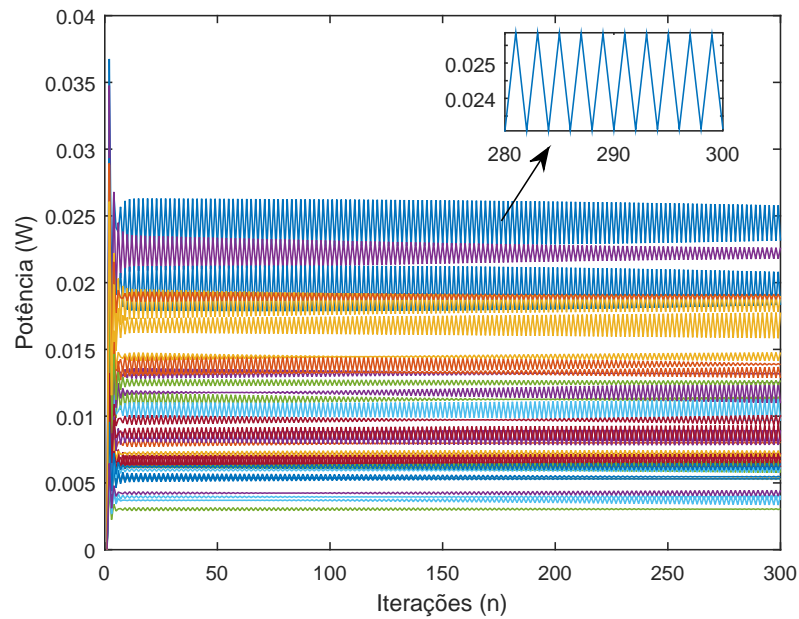


Figura 6: Etapa de treinamento DPCA-PID-TLnS, no qual é realizado o ajuste do ganho crítico para $\epsilon = 10\%$, considerando $\mathbf{w}_{Me(1 \ e \ 2)}[n]$ conforme as eq. (16) e (17). Conforme já discutido no texto, são apresentadas melhores aproximações de oscilações sustentadas em relação à Fig. 5.

Algoritmo 1: ETAPA DE TREINAMENTO DPCA-PID-TLNS: OBTENÇÃO DA OSCILAÇÃO SUSTENTADA.

```

1 início
2    $k_{p0} = \text{valor da } \sim \mathcal{U}_{\text{TLNS}}[0, 90, 1, 1];$ 
3    $k_p = k_{p0};$ 
4   sair = falso ;
5   executa equações (16), (17) e (18);
6   se  $Me_1 < Me_2$  e sair=falso então
7     repita
8        $k_p = k_p - 10^{-4};$ 
9       executa equações (16), (17) e (18);
10      se  $Me_1 > Me_2$  então
11         $k_p = k_p + 10^{-4};$ 
12        sair = verdadeiro;
13      fim
14    até sair=verdadeiro;
15  fim
16  senão se  $Me_2 < Me_1$  e sair=falso então
17    repita
18       $k_p = k_p + 10^{-4};$ 
19      executa equações (16), (17) e (18);
20      se  $Me_2 > Me_1$  então
21         $k_p = k_p - 10^{-4};$ 
22        sair = verdadeiro;
23      fim
24    até sair=verdadeiro;
25  fim
26 fim
27 retorna  $k_{cr} = k_p$ 

```

4.2 ESQUEMA DE SINTONIA ADAPTATIVA DPCA-PID-PSO

O esquema de sintonia adaptativa DPCA-PID-PSO, é separado em dois estágios: o das tentativas de ajustes dos ganhos PID através do PSO; e o de operação do DPCA-PID através da eq. (10) com os ganhos ajustados. O fluxograma genérico de sintonia

adaptativa apresentado anteriormente na Fig. 3 ilustra esses estágios de funcionamento do DPCA-PID-PSO.

Uma breve revisão do PSO aplicado no esquema de sintonia adaptativa DPCA-PID é relatado na próxima subseção.

4.2.1 OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS - PSO

O PSO é uma técnica bio-inspirada de inteligência de enxames baseada no coletivo, surge da interação de agentes de uma mesma espécie, seguindo algumas regras simples (EBERHART; KENNEDY, 1995). Esta técnica de otimização busca encontrar o melhor valor de máximo ou mínimo de uma função objetivo (J), também conhecida como função custo ou *fitness*, em um determinado espaço de busca, considerando o comportamento de grupos sociais, tais como: escola de peixes e bandos de aves (YANG, 2010). Uma das principais vantagens da utilização de J , é que embora possa ser inexistente ou exija uma alta complexidade a modelagem de um determinado sistema, é possível aferir a qualidade das respostas obtidas sendo esta uma métrica correlacionada ao problema em questão. Portanto, como se trata de uma meta-heurística, o PSO assume poucas ou nenhuma hipótese a cerca do problema em questão, podendo não garantir soluções ótimas em todos os casos (MEDEIROS; KRIPKA, 2012).

Durante a operação do PSO, as partículas viajam em um espaço de interesse com determinadas coordenadas. No algoritmo de controle DPCA-PID essas coordenadas são os ganhos (k_p , k_i e k_d), que compõe o posicionamento da partícula em um hiperplano, em nosso caso \mathfrak{R}^3 . Em cada iteração do PSO, as partículas (\mathfrak{R}^3) através de (J) retornam os custos da combinação das coordenadas, sendo então possível extrair a melhor solução. O melhor custo (custo global) de cada partícula influencia no comportamento das demais partículas, além do custo da própria partícula (custo local) influenciar si própria. Ambos custos estão respectivamente ligados a aceleração local e global, e diretamente associados a velocidade de deslocamento de cada partícula em \mathfrak{R}^3 (YANG, 2010), dada por:

$$\begin{aligned} v_{id}[t+1] = & \omega \times v_{id}[t] + \phi_1 \times R_{id1}[t] \dots \\ & (p_{id}^{best}[t] - p_{id}[t]) \dots \\ & + \phi_2 \times R_{id2}[t] (p_{gd}^{best}[t] - p_{id}[t]) \end{aligned} \quad (19)$$

onde p_{id} é a posição da partícula; v_{id} é a velocidade da partícula; $p_{gd}^{best}[t]$ é a melhor posição global das partículas; ϕ_2 é a constante de intensidade de deslocamento (aceleração global/constante social); $p_{id}^{best}[t]$ é a melhor posição da partícula; ϕ_1 é a constante de

intensidade de deslocamento (aceleração local/constante cognitivo); $R_{id1}[t]$ e $R_{id2}[t]$ são distribuições uniformes que $\in [0;1]$; ω é o peso inercial, responsável por uma busca mais explorativa, balanceando a consulta global e local (EBERHART; KENNEDY, 1995; SILVEIRA et al., 2009).

Então, a partir da posição atual da partícula e sua velocidade de deslocamento, é possível obter sua nova posição $p_{id}[t + 1]$. Assim, $p_{id}[t + 1]$ é dado por:

$$p_{id}[t + 1] = p_{id}[t] + v_{id}[t + 1] \quad (20)$$

A seguir na próxima subseção será descrito a estratégia DPCA-PID-PSO juntamente com as funções custos para ajuste dos ganhos PID.

4.2.2 DPCA-PID-PSO

As tentativas de ajuste dos ganhos PID do DPCA através do PSO é descrito adiante no Algoritmo 2.

Algoritmo 2: TENTATIVAS DE AJUSTE DOS GANHOS PID NO DPCA-PID-PSO

```

1 início
2   inicia enxame de partículas (elementos aleatórios);
3   aloca as potências na 40GE-OCDMA-PON através da eq. (10) ;
4   avalia as partículas através de  $J$  e atualiza gBest;
5   inicia as iterações;
6   repita
7     move as partículas;
8     avalia as partículas;
9     atualiza o pbest;
10    atualiza o gbest;
11  até fim iterações;
12 fim
13 retorna partícula com melhor custo
```

Dois grupos de funções custos propostas para as tentativas de ajuste dos ganhos PID, são registrados na Tabela 3: **i)** um grupo que avalia o espaço vetorial normado de (NMSE, $\|$), dado pelas normas ($\|$ e $\|'$) do vetor real NMSE em \mathfrak{R}^n , através dos dois espaços vetoriais normados ($\mathfrak{R}^n, \|$) e ($\mathfrak{R}^n, \|'$); e **ii)** um grupo que avalia o erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos K usuários através da $\overline{\text{IAE}}$, $\overline{\text{ISE}}$, $\overline{\text{ITAE}}$ e $\overline{\text{ITSE}}$.

Tabela 3: Funções custos DPCA-PID-PSO.

Grupo	Funções
i)	$J_{p1}(k_p, k_i, k_d) = \text{NMSE} = \sqrt{\sum_{n=1}^{\rho} (\text{NMSE}[n])^2}$
i)	$J_{p2}(k_p, k_i, k_d) = \text{NMSE}' = \sum_{n=1}^{\rho} \text{NMSE}[n] $
ii)	$J_{p3}(k_p, k_i, k_d) = \overline{\text{IAE}} = \sum_{n=1}^{\rho} \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K e_i[n] $
ii)	$J_{p4}(k_p, k_i, k_d) = \overline{\text{ISE}} = \sum_{n=1}^{\rho} \left(\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K e_i[n] \right)^2$
ii)	$J_{p5}(k_p, k_i, k_d) = \overline{\text{ITAE}} = n \sum_{n=1}^{\rho} \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K e_i[n] $
ii)	$J_{p6}(k_p, k_i, k_d) = \overline{\text{ITSE}} = n \sum_{n=1}^{\rho} \left(\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K e_i[n] \right)^2$

No grupo **i)** as soluções são manipuladas a partir da eq. (12) onde a potência obtida a partir do DPCA-PID é comparada com a p^* , que é obtida a partir do método analítico e exato. A J_{p1} avalia a convergência do DPCA-PID a partir da distância euclidiana do NMSE em relação a origem. Suas principais características são: rapidez para iteração de subida e sobressinal; mínimo sobressinal; e oscilações durante a fase de assentamento. Já a J_{p2} , avalia a convergência do DPCA-PID a partir da somatória dos elementos do NMSE. Suas principais características são: rapidez para iteração de subida e sobressinal; mínimo sobressinal; e oscilações amortecidas durante a fase de assentamento.

A Fig. 7 adiante ilustra o comportamento das funções custo J_{p1} e J_{p2} ao longo das iterações para um NMSE com ganhos $k_p = 0,2$, $k_i = 0,5$ e $k_d = 0,2$ retirados de (ALVES et al., 2016). O custo J_{p1} na n -ésima iteração da norma do espaço euclidiano de n elementos reais, $(\mathfrak{R}^n, \|\cdot\|)$, do vetor NMSE é obtido pela norma $(\|\cdot\|)$ de 2 números reais relacionados ao NMSE, sendo um relacionado ao NMSE na n -ésima iteração e outro ao NMSE $(n-1)$ -ésima iteração, logo esse custo por iteração é dado por: $(\mathfrak{R}^2, \|\cdot\|)[n] = \sqrt{(\mathfrak{R}^{n-1}, \|\cdot\|) + (\text{NMSE}[n])^2}$ para $n > 1$ e $(\mathfrak{R}^1, \|\cdot\|)[n] = \sqrt{(\text{NMSE}[n])^2}$ para $n = 1$. Em termos de aferição do custo da $(\mathfrak{R}^n, \|\cdot\|)$, através das diferenciações de primeira ordem das funções custos, na Fig. 7 (e) é possível observar, que a influência dos custos de J_{p1} ocorre predominantemente em torno das 16 primeiras iterações, e na Fig. 7 (f) o custo de J_{p2} ocorre em torno das 32 primeiras iterações. Por isso, ambas funções custos em regime transitório (iterações de subida e sobressinal) possuem características semelhantes, enquanto em regime permanente a função custo J_{p2} possui maior capacidade de amortecimento das oscilações.

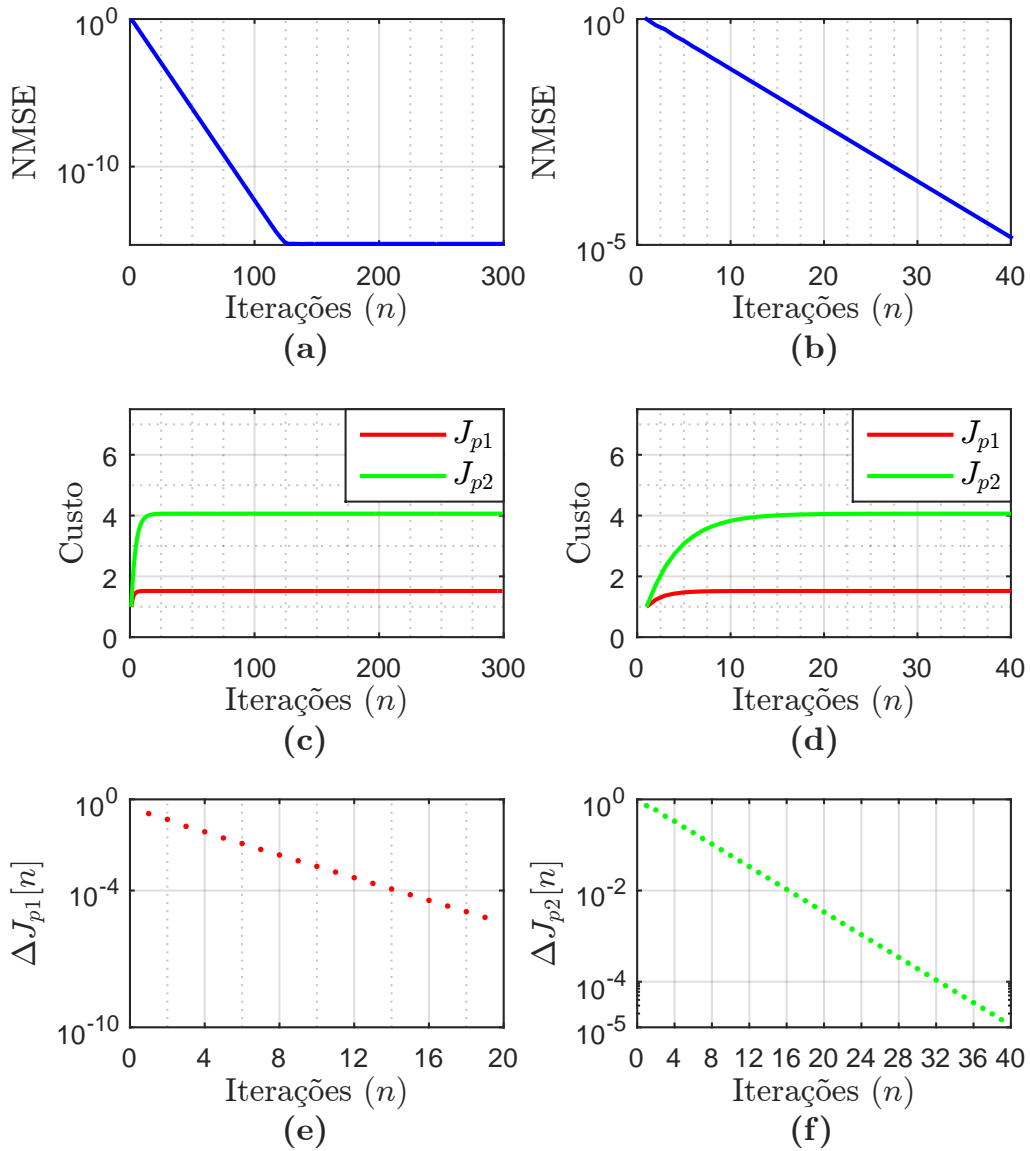


Figura 7: Comportamento das funções baseadas no espaço vetorial normado de NMSE, para $k_p = 0, 2$, $k_i = 0, 5$ e $k_d = 0, 2$. Onde (a) ilustra a NMSE ao longo das iterações do algoritmo de controle, (b) ilustra a NMSE nas iterações de maior influência para funções custos, (c) ilustra os custos de J_{p1} e J_{p2} ao longo das iterações do algoritmo de controle, (d) ilustra os custos de J_{p1} e J_{p2} nas iterações de maior influência para seus respectivos custos finais, (e) e (f) ilustram as diferenciações de primeira ordem dos custo J_{p1} e J_{p2} nas iterações de maior influência nos custos finais.

Já, no grupo **ii**) os custos são obtidos através de 4 funções que dependem de $\mathbf{e}[\mathbf{n}]$ retirado da eq. (8). A primeira é a J_{p3} , obtida da $\overline{\text{IAE}}$ (integral do erro absoluto médio dos K usuários). É sugerida para sistemas que tem amortecimento razoável e resposta transitória satisfatória, entretanto por não possuir nenhum fator de ponderamento sua seletividade para diversas amplitudes erros não é recomendada. A segunda é a J_{p4} , obtida da $\overline{\text{ISE}}$ (Integral do erro quadrático médio dos K usuários). Ela pondera as amplitudes dos erros de forma quadrática, resultando em maior influencia em erros grandes e menor influência para erros pequenos. Por isso, apresenta características de respostas rápidas e oscilatórias, resultando em baixa estabilidade relativa. A terceira é a J_{p5} , baseada na $\overline{\text{ITAE}}$ (integral do erro absoluto médio no tempo dos K usuários). Ela pondera os erros em função do tempo, erros iniciais grandes são ponderados com baixos pesos, enquanto erros que ocorrem próximo ao limiar entre o regime transitório e permanente são ponderados com maiores pesos. Assim, apresenta características de sistemas com baixo sobressinal e amortecimento das oscilações. A quarta é J_{p6} , baseada na $\overline{\text{ITSE}}$ (integral do erro quadrático no tempo dos K usuários). Ela pondera os erros em função do tempo, um erro inicial grande é ponderado com pesos baixos, enquanto erros que ocorrem próximo ao limiar entre o regime transitório e permanente sofrem maior influência. Para efeito de comparação da J_{p5} e J_{p6} , no limiar do transitório e regime permanente, a J_{p5} é mais recomendada, devido o maior capacidade amortecimento das oscilações. O comportamento das funções custos sobre os erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos K usuários são ilustrados na Fig. 8.

Na Fig. 8 são consideradas as 40 primeiras iterações que compõem os custos para efeito de análises, pois adiante os erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios são praticamente nulos. É possível verificar que para o $\overline{\text{ISE}}$ na Fig. 8 (d) e $\overline{\text{ITSE}}$ na Fig. 8(f) a magnitude dos custos são na ordem de 10^{-3} e suas convergências mais rápida comparada respectivamente ao $\overline{\text{IAE}}$ na Fig. 8 (c) e $\overline{\text{ITAE}}$ na Fig. 8 (e). Tanto a convergência mais rápida quanto a magnitude dos custos é consequente a ponderação que ocorre próximo ao limiar do regime transitório e permanente.

Para ilustrar as questões de convergência e influencia sobre regime transitório e permanente dos custos, são apresentadas as diferenciações de primeira ordem das funções custos baseadas nos erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios em função de suas iterações na Fig. 9. Antes de realizar as análises é suposto, assim como analisado anteriormente, que as faixas de atuações das funções custos são consideradas impactantes até que custo admissional a ser considerado seja menor que 10^{-4} . A partir dessa suposição de custo impactante, as faixas de atuações das funções custos em torno das iterações ocorrem nas: 18 primeiras iterações para J_{p3} na Fig. 9 (a); 4 primeiras iterações para J_{p4} na Fig. 9 (b); 30 primeiras

iterações para J_{p5} na Fig. 9 (c); 6 primeiras iterações para J_{p6} na Fig. 9 (d). A respeito do número de iterações, por possuírem valores superiores, fica evidenciado que J_{p3} e J_{p5} possuem maior desempenho em regime permanente. Além disso, a explicação para a curva apresentada nas primeiras iterações e maiores faixas de atuações de J_{p5} e J_{p6} em relação à respectivamente J_{p3} e J_{p4} é que a mesma ocorre acréscimo de custo provocado pelo tempo decorrido de controle com intuito de aperfeiçoar o regime permanente.

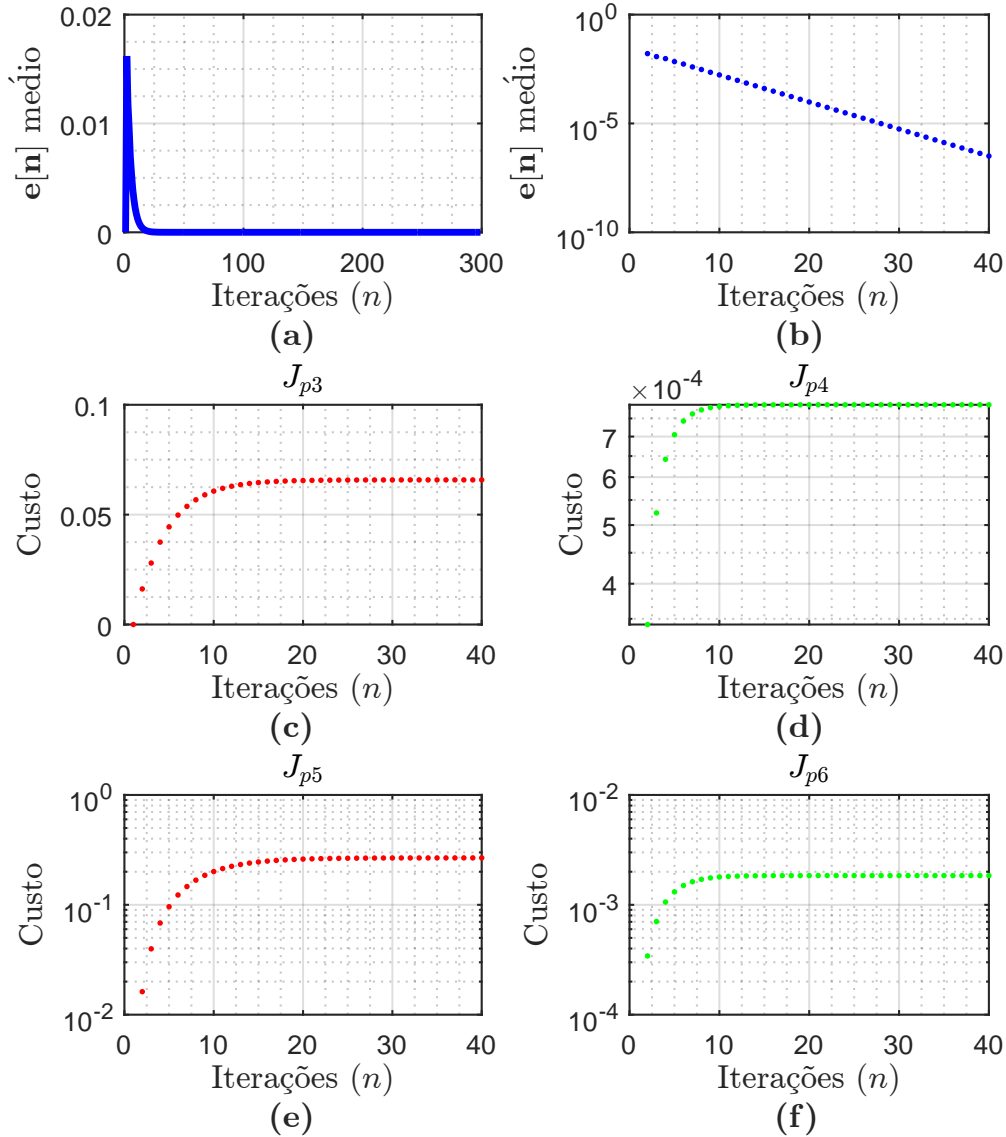


Figura 8: Comportamento das funções custos baseadas nos erros ($e[n]$) médios dos valores de SNIR atual ($\gamma[n]$) e SNIR alvo (γ^*), para $k_p = 0, 2$, $k_i = 0, 5$ e $k_d = 0, 2$. Onde: (a) ilustra os $e[n]$ médios ao longo das iterações do algoritmo de controle; (b) ilustra os $e[n]$ médios nas iterações de maior influência para funções custos; (c), (d), (e) e (f) ilustram os custos respectivamente de J_{p3} à J_{p6} ao longo das iterações do algoritmo de controle.

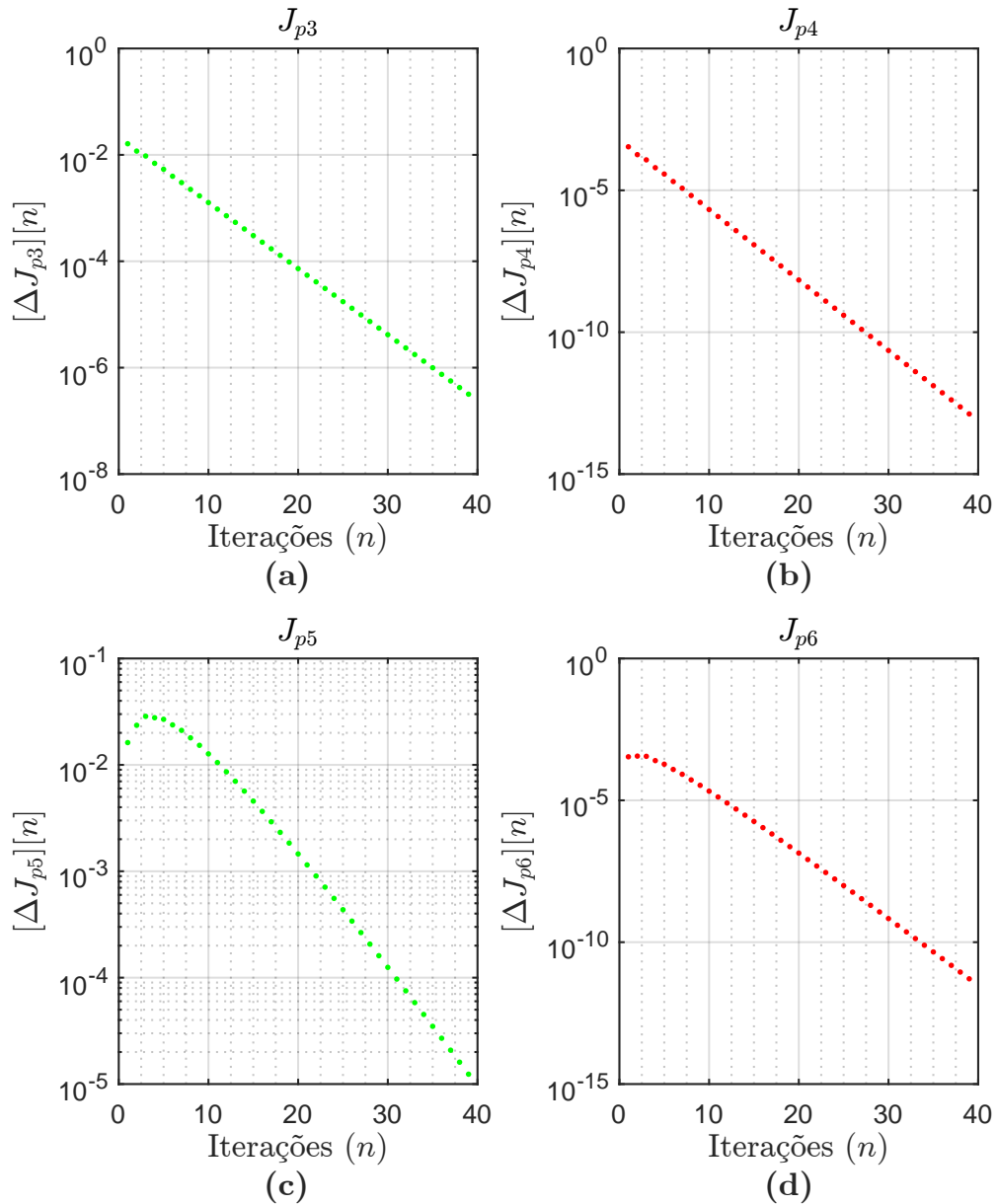


Figura 9: Diferenciação de primeira ordem das funções custos baseadas nos erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos valores de SNIR atual ($\gamma[n]$) e SNIR alvo (γ^*), para $k_p = 0, 2$, $k_i = 0, 5$ e $k_d = 0, 2$. Onde: (a), (b), (c) e (d) ilustram as diferenciações de primeira ordem dos $\mathbf{e}[\mathbf{n}]$ médios ao longo nas iterações de maior influência para funções custos, respectivamente de J_{p3} à J_{p6} .

Então, levando em conta as análises das funções custos, é possível observar que cada função custo apresenta uma vantagem ou desvantagem em relação aos regimes permanentes e transitórios, por isso está sendo proposta as 6 funções custos para avaliar seus respectivos desempenhos durante a etapa de sintonia do PSO, visando atingir os níveis de QoS mediante a estimativa de erros no canal com o menor custo complexidade

computacional e $|\text{NMSE}|$.

4.3 ESQUEMA DE AUTOSINTONIA ADAPTATIVA DPCA-PID-AANN

Nessa seção é realizado uma breve revisão da AANN para ajustes dos ganhos do DPCA-PID. O DPCA-PID é inserido na estrutura da AANN para configuração do controle de potência DPCA-PID-AANN. Os principais detalhes de treinamento e operação da AANN podem ser verificados adiante na Fig. 10.

4.3.1 ADALINE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

A AANN foi Idealizada por Bernard Widrow e seu aluno de graduação Hoff na Universidade de Stanford em 1960 (WIDROW et al., 1960). A aplicação em circuitos eletrônicos foi essencial para efetivação das redes neurais artificiais em instalações industriais. Suas principais contribuições foram a idealização da regra Delta e aplicações em problemas envolvendo sinais analógicos. É constituída por um único neurônio artificial e possui uma arquitetura do tipo *feedforward* de camada única, ou seja, o fluxo de informação é sempre adiante (SILVA et al., 2010).

É constituída basicamente por entradas x reais ou binárias; vetor de pesos sinápticos \mathbf{w} iniciados de forma aleatória; limiar de ativação θ real, iniciado de forma aleatória; saída $p_i[n]$; função de ativação $g(\cdot)$ degrau ou degrau bipolar para classificadores de funções ou linear em aproximadores de funções; processo de treinamento supervisionado; e ajustes de pesos sinápticos através da regra Delta (SILVA et al., 2010).

4.3.2 ESQUEMA DPCA-PID-AANN

Os sinais entrada da AANN são ponderados para obtenção de um potencial de ativação ($pu_i[n]$),

$$pu_i[n] = \sum_{q=1}^m x_q(-)w_q - \theta \quad (21)$$

sendo m a quantidade de entradas e o sinal $(-)$ estabelecido para ser análogo a eq. (10) apresentada anteriormente. O limiar de ativação é considerado termo variante em função $pu_{i(n)}$ representado por $p_i[n-1]$. O vetor de pesos (\mathbf{w}) é constituído pelos ganhos PID. Na etapa de operação após calculado $pu_i[n]$ é aplicada sua função de ativação com o objetivo de limitar sua saída. Na aplicação como classificador de padrões normalmente são utilizadas as funções de ativação degrau e degrau bipolar. Entretanto, nesse trabalho

usa-se a abordagem como aproximador de função e assim é adotado a função linear (SILVA et al., 2010) com saturação máxima e mínima respectivamente de 100mW e 0W, as quais correspondem as potências máxima e mínima de transmissão do diodo laser. A AANN possui basicamente duas etapas que podem ser verificadas na Fig. 10: **i)** a de treinamento onde ajusta os pesos através da regra Delta; e **ii)** a de operação que desconsidera a regra Delta a qual considera o erros associados para cada usuário e retorna as potências de todos usuários $\mathbf{p}[n]$.

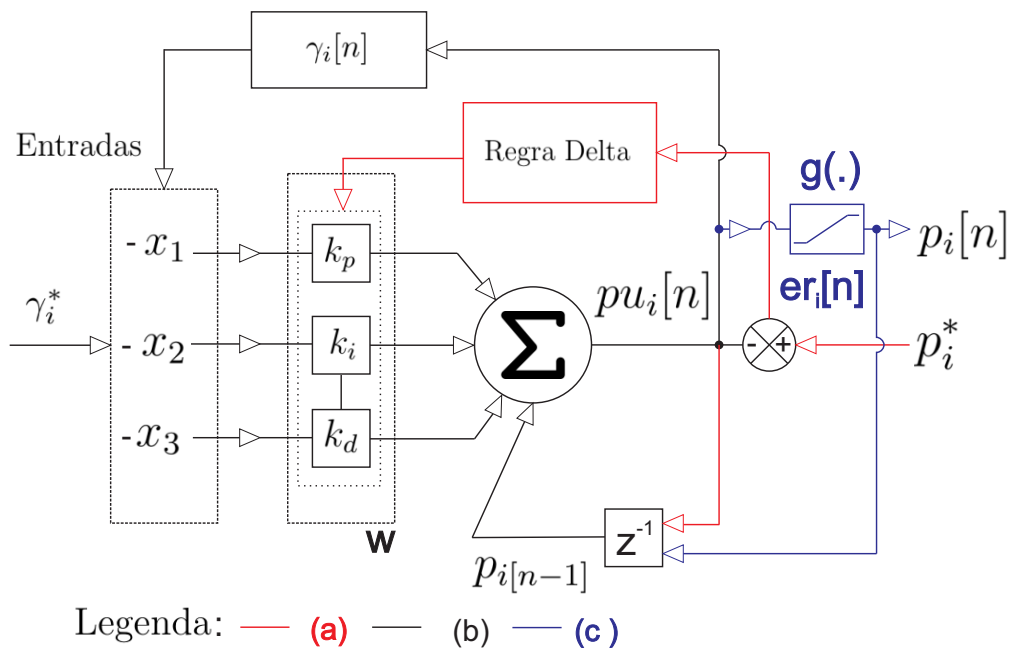


Figura 10: Esquema de operação e treinamento do DPCA-PID-AANN. Etapas: (a) treinamento; (b) treinamento e operação; (c) operação. Onde γ_i^* é a SNIR alvo e $\gamma_i[n]$ é a SNIR atual (calculadas em cada iteração).

Na etapa de treinamento é necessário calcular o erro $er_i[n]$, que é a diferença entre o valor desejado (p_i^*) e $pu_i[n]$,

$$er_i[n] = p_i^* - pu_i[n] \quad (22)$$

Como aproximador de função, embora a Adaline seja capaz de realizar aproximações dependendo da não linearidade, matematicamente a classe dos problemas a serem mapeados idealmente precisam ser linearmente separáveis. Além dos aspectos não-lineares a rede 40GE-OCDMA-PON está sujeita a estimativas de erro no canal óptico (lineares e não-lineares), sendo necessário a linearização, que também é importante para que os pesos sinápticos correspondam aos ganhos do controlador DPCA-PID. O potencial

de ativação linearizado da AANN análoga à eq. (10), é descrito por:

$$pu_i[n] = p_i[n - 1] - \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}^T[n] \quad (23)$$

onde $\mathbf{pu}[n] = [pu_1[n], pu_2[n], \dots, pu_K[n]]$, $\mathbf{x}[n] = [x_1[n], x_2[n], x_3[n]]$, $x_1[n] = (e_i[n] - e_i[n - 1])$, $x_2[n] = e_i[n]$, $x_3[n] = (e_i[n] - 2e_i[n - 1] + e_i[n - 2])$, $x_4[n] = p_i[n - 1]$, $\mathbf{w} = [k_p, k_i, k_d]$. Visto que é um único controlador para todos usuários, para o ajuste de pesos é considerado a i -ésima ONU que possui maior dispersão em relação a média das potências convergida após a primeira época do processo de aprendizado da AANN. Embora o modelo apresentado na eq. (10) não seja linear, a eq. (23) o considera linear nos parâmetros.

No processo de aprendizado da Adaline é realizado a minimização do erro quadrático entre $pu_{i(n)}$ e p_i^* para o ajuste do vetor de pesos \mathbf{w} , com o objetivo de obter o vetor de pesos sinápticos ótimos \mathbf{w}^* . Assumindo ρ como a quantidade de iterações de ajuste, têm-se o erro quadrático médio dado por,

$$E(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{\rho} (p_i^* - (p_i[n - 1] - \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}^T[n]))^2 \quad (24)$$

O vetor de pesos sinápticos ótimos é obtido calculado o vetor gradiente:

$$\nabla E(\mathbf{w}) = \frac{\partial E(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} \quad (25)$$

Após devidas manipulações matemáticas, este gradiente resulta em:

$$\nabla E(\mathbf{w}) = \sum_{n=1}^{\rho} (p_i^* - pu_i[n]) \cdot (-\mathbf{x}[n]) \quad (26)$$

O ajuste do vetor de pesos deve ser realizado na direção oposta ao gradiente já que o gradiente mínimo tende a taxas negativas, para que de fato ocorra a otimização. E para o mesmo é considerado uma taxa de aprendizado η relacionada a velocidade de convergência e passo para cálculo dos ganhos. Assim,

$$\Delta \mathbf{w} = -\eta \nabla E(\mathbf{w}) \quad (27)$$

O critério de parada do algoritmo é adotado em função do erro quadrático médio $\{ E_{qm}(w) \}$ em relação a todas amostras de treinamento em cada época (ep) (SILVA et

al., 2010), sendo definido por:

$$E_{qm}(ep) = \frac{1}{\rho} \sum_{n=1}^{\rho} (p_i^* - pu_i[n])^2 \quad (28)$$

Essa convergência ocorre com a diferenciação do erro quadrático médio $\{E_{qm}(ep)\}$ em relação as épocas para uma precisão alvo $0 < \lambda \ll 1$ (SILVA et al., 2010):

$$\{E_{qm}(ep + 1) - E_{qm}(ep)\} \leq \lambda \quad (29)$$

O comportamento do E_{qm} ao longo das épocas corresponde a seu movimento no espaço, então a diferenciação $\{E_{qm}(ep + 1) - E_{qm}(ep)\}$ análogo a mecânica Newtoniana, pode ser associado a velocidade de convergência do E_{qm} (SILVA et al., 2010). A velocidade de convergência do E_{qm} tal como sua aceleração tende a ficar constante ao logo das épocas. Em relação ao custo $|\text{NMSE}|$ da eq. (11), a aceleração quando adotada como um critério de parada apresentou uma convergência mais rápida do que velocidade para uma mesma precisão. A aceleração pode ser obtida através da estimação assintótica a diferenças de segunda ordem (FLAJOLET; SEDGEWICK, 1995), dada por:

$$a_{E_{qm}}(ep) = [\Delta E_{qm}(ep)]^2 = \sum_{j=0}^2 \binom{2}{k} (-1)^{2-j} E_{qm}(ep - j) \quad (30)$$

que equivale à

$$a_{E_{qm}}(ep) = E_{qm}(ep) - 2 \cdot E_{qm}(ep - 1) + E_{qm}(ep - 2) \quad (31)$$

Através da $a_{E_{qm}}$ com um único λ para todas incertezas de estimativa de erros no canal adotadas, a sintonia e controle de potência apresentam resultados satisfatórios, mesmo que existam diferentes erros estacionários em relação ao método de inversão de matrizes, que são provocados pela incerteza de monitoramento de SNIR. Assim, o critério de parada de convergência do algoritmo é definido através da relação $a_{E_{qm}} \leq \lambda$.

O algoritmo de ajuste dos ganhos do controlador DPCA-PID, que equivale a etapa de treinamento da AANN, é descrito adiante no Algoritmo 3. Para que ocorra a otimização dos ganhos é necessário que os pesos iniciais pertençam ao semiplano esquerdo e possuam pólos reais negativos. Como é desconhecida a priori a função de transferência da planta, a complexidade de se obter a faixa de ganhos que o controlador possa estar estável impede que seja feita uma análise refinada dos pesos iniciais através da estabilidade de Routh-Hurwitz (WU, 2015). Assim, para qualquer valor de w não pode ser garantido que

os ganhos do controlador serão otimizados através da regra Delta. A partir do momento no qual é obtido primeiro ponto de instabilidade em $p_{i[n]} \rightarrow \pm\infty$, o mesmo acontecerá com $w \rightarrow \pm\infty$.

Algoritmo 3: ETAPA DE TREINAMENTO DPCA-PID-AANN

```

1 início
2   w (inicial) = ganhos candidatos (elementos aleatórios);
3   calcula  $E_{qm}$  através da eq. (28);
4   executa a eq. (23) para estruturar dados.
5   para (linha 4) faça
6     |    $x = [x[1], \dots, x[\rho]]^T$ ;
7     |    $[pu_i[1], \dots, pu_i[\rho]]^T$ ;
8     |   calcula o  $p_i^*$  (inversão de matriz);
9   fim
10  w (anterior) = w;
11  calcula o w através da eq. (27);
12  calcula as medidas de desempenho;
13  para (linha 12) faça
14    |    $E_{qm}$  através da eq. (28);
15    |   |NMSE| através da eq. (12);
16  fim
17  época = época + 1; ;
18  calcula o  $a_{Eqm}$  através da a eq. (30);
19  se ( $a_{Eqm} > \lambda$ ) então
20    |   retorna para linha 4;
21  senão
22    |   sair;
23  fim
24 fim
25 retorna w,  $E_{qm}$  e NMSE

```

Para solucionar o problema dos valores iniciais para os vetores de pesos, é proposta uma estratégia no qual garante que o primeiro valor assumido por **w** seja estável e por conseguinte otimizado pela Adaline. Embora pareça mais prudente, em uma primeira análise, atribuir valores aleatórios para os três ganhos, torna-se custoso para o algoritmo estabelecer a combinação ideal, assim é adotado somente atribuir um ganho inicial para um dos ganhos. Pois, ao assumir que um dos ganhos sejam instáveis, a característica de ajuste linear da Adaline garante que na primeira iteração do ajuste de pesos os demais ganhos garantem a estabilidade do sistema. Então, essa estratégia atribui valores iniciais de: $k_p = 0$, pois k_p garante erros em regime permanente que instabilizam o ajuste do vetor de pesos; $k_d = 0$, pois a presença de ruídos no k_d faz com que o sistema os amplifique; e $k_i =$ um valor aleatório obtido a partir de uma distribuição estatística uniforme (\sim

$\mathcal{U}_{\text{AANN}}[0; 2]$), pois para qualquer valor de k_i desde que seja garantido seus limites estáveis, ocorrerá convergência. Os intervalos de k_i são determinados empiricamente através da análise de uma região de possíveis ganhos estáveis. Essa seleção do ganho integral inicial é descrita adiante no Algoritmo 4.

Algoritmo 4: SELEÇÃO DO GANHO INTEGRAL INICIAL

Entrada: ak_i, bk_i

Saída: w

1 início

2 **repita**

3 | k_i (inicial) = $\sim \mathcal{U}_{\text{AANN}}[0, 2]$;

4 | calcula $p_i[n]$ através da eq. (23);

5 | **até** $|\text{NMSE}| \leq \{P_{\text{max}} \cdot \rho \cdot K\}$;

6 fim

4.4 COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL

A complexidade computacional das sintonias adaptativas dos DPCAs a partir dos sistemas inteligentes propostos será avaliada no Capítulo 5 afim de comparações com o método de inversão de matriz. A análise da complexidade computacional é desenvolvida em termos do número de operações matemáticas realizadas em cada equação em função dos K usuários (SAMPAIO et al., 2010) e então determinadas a partir do conceito de \mathcal{O} (Big-Oh).

O \mathcal{O} define um limite superior à função que determina número de operações matemáticas necessárias para execução dos algoritmos em função de K ONUs. Somente são consideradas as instruções com tempo de execução relevante, tais como as operações de produto (multiplicação e divisão), adição, módulo (sendo este cada operação, aqui considerada como uma multiplicação), subtração e raiz quadrada, que neste trabalho são consideradas com custos computacionais equivalentes. Cada operação de módulo é considerada como uma multiplicação. As operações matriciais de ordenação, transposição, comparação, geração de números aleatórios e troca são consideradas proporcionais ao tamanho do problema, que é definido pelo tamanho do vetor ou matriz (MARQUES, 2014).

Adiante no Capítulo 5, nas funções de complexidades serão considerados os carregamentos do sistema $K \in \{2, 4, 6, \dots, 44, 46, 48\}$, que são o número de ONUs ativas.

Esse intervalo $[2; 48]$ de evolução de K , ilustra o cenário de estimação de SNIR. Em ALVES et al. (2016) relata que para $K = 32$, um cenário com sinais fortes é considerado para estimação de SNIR e para $K = 48$ um cenário com sinais fracos é considerado para estimação de SNIR.

5 RESULTADOS NUMÉRICOS

Nessa seção são analisadas as respostas dos três esquemas: DPCA-PID-TL, DPCA-PID-PSO e DPCA-PID-AANN e suas variações. Esses resultados são obtidos através de simulações computacionais no Matlab, em um computador com: processador, Intel (R) Core i5U CPU (TM) M460 @ 2,53GHz 2,53GHz; memória instalada (RAM) 4,00 GB (utilizável: 3,80 GB); e sistema operacional Windows 8.1 Pro de 64 bits. Os parâmetros adotados do sistema, da 40GE-OCDMA-PON, são: uma taxa de transmissão de 40Gbps para cada ONU; comprimento de *link* entre o nó remoto e OLT de 40 Km; um *link* entre o nó remoto e as ONUs distribuído uniformemente em um raio de 2 e 50 km. Os demais parâmetros são registrados a seguir na Tabela 4.

Tabela 4: Parâmetros do sistema

Variáveis	Valores adotados
Potência mínima de transmissão	$P_{\min} = -100\text{dBm}$
Potência máxima de transmissão	$P_{\max} = 20\text{dBm}$
Coefficiente de perda da fibra	$\alpha_f = 0.2 \text{ dB/km}$
Comprimento de <i>link</i>	$d_{ij} \in [42; 90]\text{km}$
Constante de Planck	$h = 6,63 \cdot 10^{-34}\text{J/Hz}$
Frequência da luz	$f = 193,1\text{THz}$
Comprimento da banda óptica	$B_o = 100\text{GHz}$
Fator de emissão espontânea	$n_{\text{sp}} = 2$
Ganho de amplificador de fibra dopada com Erbium	$G_{\text{amp}} = 20\text{dB}$
Comprimento de código	$N = 64$
Taxa de bit individual	$R_i = 40\text{Gbps}$
Taxa de Chip	$R_c = 320 \text{ Gchips}$
Perda de AWG	$L_{\text{AWG}} = 16\text{dB}$
Perda de <i>Bragg</i>	$L_{\text{Bragg}} = 6.7\text{dB}$
SNIR alvo	$\gamma^* = 20\text{dB}$
Número de iterações do algoritmo de controle	$\rho = 500$
Quantidade de ONUs	$K = 32$

5.1 DPCA-PID-TL

São avaliadas as duas estratégias de sintonia dos ganhos PID discutidas anteriormente na seção 4.1: o DPCA-PID-TLS e o DPCA-PID-TLnS. Primeiramente será discutido sobre cada um deles e após realizado comparações.

5.1.1 DPCA-PID-TL SUPERVISIONADO

Os valores obtidos de k_{cr} e P_{cr} , através das variações manuais k_p para o controlador proporcional em malha fechada, são aplicados na Tabela 2 para retornarem os ganhos PID. Assim, esses ganhos PID são registrados na Tabela 5 juntamente com os valores de $|\text{NMSE}|$.

Tabela 5: Ganhos resultantes do DPCA-PID-TLS

T	$\epsilon\%$	P_{cr}	k_{cr}	k_p	k_i	k_d	$ \text{NMSE} $	NMSE[500]
$T_{\text{TLS-1}}$	0	2	0.9871	0.4487	0.1020	0.1424	3.3714	1.4538E-10
$T_{\text{TLS-2}}$	10	2	0.9810	0.4459	0.1013	0.1416	3.3848	1.6635E-10
$T_{\text{TLS-3}}$	20	2	0.9779	0.4445	0.1010	0.1411	3.3692	1.7118E-10
$T_{\text{TLS-4}}$	30	2	0.9730	0.4423	0.1005	0.1404	3.3750	1.8750E-10

O controle de potência distribuído obtido das K ONUs é ilustrado na Fig. 11, onde a potência alocada por ONU apresentou total convergência para o método de TL com elevado número de iterações (em torno de 200 iterações), efeitos de degradações na estimativa do canal praticamente nulos (conforme pode ser verificado, a convergência para \mathbf{p}^*) e baixa seletividade de ganhos. Em relação a seletividade de ganhos, para os níveis de incertezas $\epsilon\% \in [0; 30]\%$ os ganhos resultantes são praticamente idênticos. De modo geral, em termos de controle as respostas obtidas são características de desempenhos amortecidos, no qual os pólos dominantes praticamente não apresentam máximos sobressinais.

O máximo sobressinal percentual médio ($\text{MO}\%$), iteração de máximo sobressinal médio (i_{MO}), subida (i_s) e assentamento (i_a), tal como seus respectivos desvios padrões e variâncias para os 32 usuários são apresentados nas Tabelas 6 e 7. Vale destacar, que as iterações são consideradas admissionais.

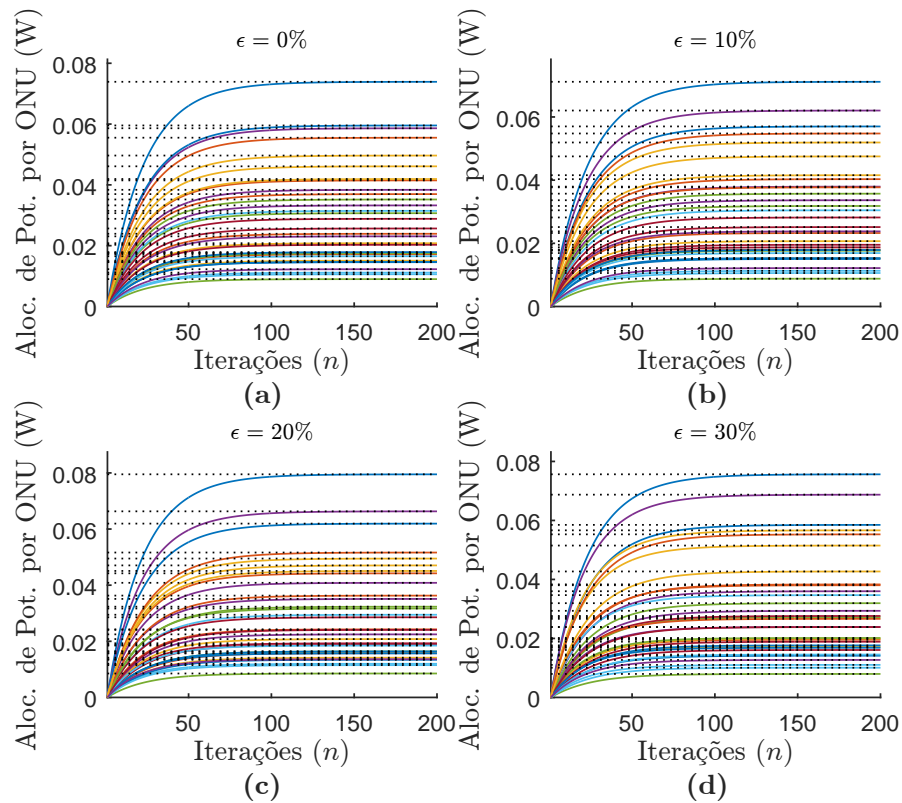


Figura 11: Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-TL supervisionado sujeito a incerteza na estimação do canal.

Tabela 6: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-TL – parte A.

T	$\epsilon\%$	$MO\%$	i_{MO}	σ_{MO}	σ_{MO}^2
T_{TLS-1}	0	5.81E-3	193	1.5695E-4	2.4632E-8
T_{TLS-2}	10	6.44E-2	203	4.5235E-3	2.0462E-5
T_{TLS-3}	20	2.06E-1	200	9.5563E-3	9.1324E-5
T_{TLS-4}	30	3.99E-1	196	27.6642E-4	765.3054E-8

Tabela 7: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-TL – parte B.

T	$\epsilon\%$	i_s	σ_s	σ_{MO}	σ_s^2	i_a	σ_a	σ_a^2
T_{TLS-1}	0	193	26.4977	702.1280	193	26.4977	702.1280	
T_{TLS-2}	10	203	27.2811	744.2571	203	27.2811	744.2571	
T_{TLS-3}	20	200	31.1549	970.6290	200	31.1549	970.6290	
T_{TLS-4}	30	196	27.6642	765.3054	196	27.6642	765.3054	

5.1.2 DPCA-PID-TL NÃO SUPERVISIONADO

Os ganhos PID são obtidos através do Algoritmo 1 e apresentados na Tabela 8, com os valores de $|\text{NMSE}|$.

O controle de potência obtido é ilustrado na Fig. 12, onde a potência alocada por

Tabela 8: Ganhos resultantes do DPCA-PID-TLnS

T	$\epsilon\%$	P_{cr}	k_{cr}	k_p	k_i	k_d	NMSE	NMSE[500]
T_{TLnS-1}	0	1	1.0400	0.4727	0.1074	0.1501	3.3035	5.5594E-11
T_{TLnS-2}	10	1	0.9843	0.4474	0.1017	0.1420	3.3793	1.5435E-10
T_{TLnS-3}	20	1	0.9777	0.4444	0.1010	0.1411	3.3691	1.7100E-10
T_{TLnS-4}	30	1	0.9735	0.4424	0.1006	0.1405	3.3734	1.8349E-10

ONU apresentou total convergência para o método de TL com elevado número de iterações (em torno de 200 iterações), efeitos de degradações na estimativa do canal praticamente nulos (conforme pode ser verificado, a convergência para \mathbf{p}^*) e baixa seletividade de ganhos. Em relação a seletividade de ganhos, para os níveis de incertezas $\epsilon\% \in [0; 30]\%$ os ganhos resultantes são praticamente idênticos. De modo geral, em termos de controle as respostas obtidas são características de desempenhos amortecidos, no qual os pólos dominantes praticamente não apresentam máximos sobressinais.

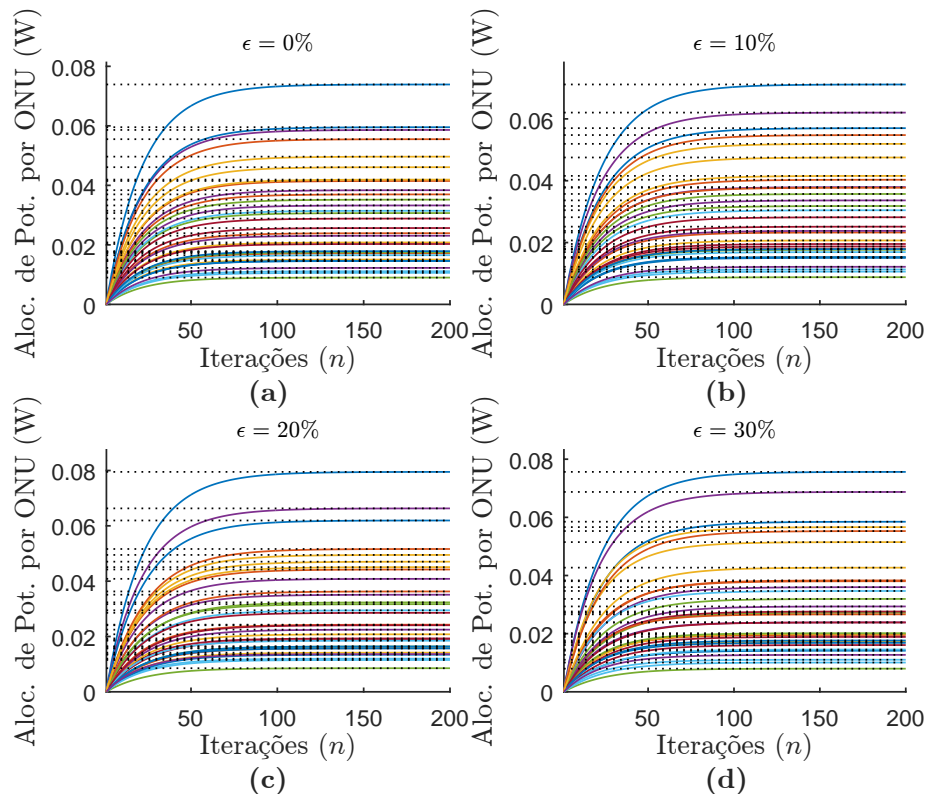


Figura 12: Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-TL não supervisionado sujeito a incerteza na estimativa do canal.

O máximo sobressinal percentual médio ($MO\%$), máximo sobressinal médio (i_{MO}), subida (i_s) e assentamento (i_a), tal como seus respectivos desvios padrões e variâncias para os 32 usuários são apresentados nas Tabelas 9 e 10.

Tabela 9: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-TL – parte A.

T	$\epsilon\%$	MO $\%$	i_{MO}	σ_{MO}	σ_{MO}^2
T_{TLnS-1}	0	5,81E-3	185	1.5695E-4	2.4632E-8
T_{TLnS-2}	10	6.44E-2	203	4.5235E-3	2.0462E-5
T_{TLnS-3}	20	2.06E-1	200	9.5563E-3	9.1324E-5
T_{TLnS-4}	30	3.99E-1	196	1.4554E-2	2.1182E-4

Tabela 10: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-TL – parte B.

T	$\epsilon\%$	i_s	σ_s	σ_s^2	i_a	σ_a	σ_a^2
T_{TLnS-1}	0	185	25.4361	646.9960	185	25.4361	646.9960
T_{TLnS-2}	10	203	27.1400	736.5806	203	27.1400	736.5806
T_{TLnS-3}	20	200	31.1549	970.6290	200	31.1549	970.6290
T_{TLnS-4}	30	196	27.5385	758.3710	196	27.5385	758.3710

5.1.3 COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL

As complexidades computacionais das sintonias adaptativas do TLS e TLnS são mensuradas a fim de comparações com o método de inversão de matriz, levando em conta a complexidade assintótica.

No método de TL supervisionado, as avaliações manuais de variações de k_p apresentam elevada complexidade de execução em tempo real, que conseqüentemente refletem em complexidade computacional imensurável. Sobretudo, o método TLnS não depende de avaliações manuais, o que implica que é um método inteiramente computacional com implementação em tempo real. Assim, complexidade computacional das equações do TLnS são registradas na Tabela 11 em termos da quantidade de operações matemáticas de K usuários.

Tabela 11: Complexidade Computacional DPCA-PID-TL(S e nS).

	eq.	soma	produto	raiz quadrada	inversa
DPCA-PID	(1)	0	$4K$	0	0
DPCA-PID	(3)	$(K + 1) \cdot K$	$(K + 3) \cdot K$	0	0
DPCA-PID	(8)	K	$2K$	0	0
DPCA-PID	(10)	$6K$	$3K$	0	0
TLS	∞	∞	∞	∞	∞
TLnS	(16)	$2 \cdot \left(\frac{\rho}{2} - 2\right)$	$\frac{\rho}{2}$	0	0
TLnS	(17)	$2 \cdot \left(\frac{\rho}{2} - 2\right)$	$\frac{\rho}{2}$	0	0
TLnS	(18)	$2 \cdot (\rho - 1)$	ρ	0	0

Na Tabela 11 a complexidade computacional em termos do número total de operações matemáticas das equações do TLnS, não resume-se somente a soma das equações

descritas. Em uma análise conjunta com o Algoritmo 1, é possível verificar que ocorrem acréscimos de complexidades devido:

- i) ao número de iterações de parada do TLnS, que depende diretamente de k_{p0} e não é possível prevê-la, visto que k_{p0} depende de uma geração aleatória. Por isso, adota-se como a quantidade de iterações de parada, a diferença entre limite mais distante dos valores médios encontrados para k_{cr} , que é $\approx \frac{1,1000-0,9797}{10^{-4}} \approx 1,21 \cdot 10^3$. Isso implica em um acréscimo de $\approx 1,21 \cdot 10^3$ repetições, para todas equações da Tabela 11 e somas realizadas nas relações $Me_1 > Me_2$ ou $Me_2 > Me_1$;
- ii) ao número de iterações (ρ) do algoritmo de controle de potência, que acrescentam ρ repetições nas equações (1), (3), (8) e (10).

Assim, os acréscimos das operações matemáticas proporcionados pelos tópicos **i** e **ii**, resultam em um total de operações matemáticas de:

$$C_{TL}(K) = 1,21 \cdot 10^3 (\rho \cdot (2K^2 + 20K) + (5\rho - 10)) \quad (32)$$

onde $C(K)$ é o número total de operações matemáticas de K usuários.

Adicionalmente, o número total de operações matemáticas para diferentes carregamentos do sistema é apresentado na Fig. 13.

Na Fig. 13, os principais impactos no número de operações matemáticas, ocorrem principalmente por dois motivos: ρ iterações do algoritmo de controle; e a número de iterações de parada durante a seleção de k_p . Esses dois motivos estabelecem um aumento de complexidade proporcional á quantidade de usuários K . Sobretudo, a maior taxa de crescimento das operações matemáticas é obtida através do comportamento assintótico, que sofre maior impacto nas equações (1), (3), (8) e (10) com seus custos registrados na Tabela 11.

Assim, a complexidade assintótica do TLnS para a sintonia adaptativa a partir da eq. (32) é da ordem de $\mathcal{O}(K^2)$, e a complexidade assintótica do método de inversão de matriz retirada de SAMPAIO et al. (2010), é da ordem de $\mathcal{O}(K^2 \cdot \log(K))$. A Fig. 14 ilustra a complexidade assintótica para diferentes tipos de carregamento.

Na Fig. 14 o método TLnS apresenta complexidade assintótica: inferior para $K \in \{2, 4, 6, 8\}$; equivalente para $K \in \{10\}$; e superior para $K \in \{10, 12, \dots, 44, 48\}$. Desta forma, é possível concluir que o método proposto TLnS apresenta desempenho superior em termos da complexidade assintótica para carregamentos superiores a 10 usuários.

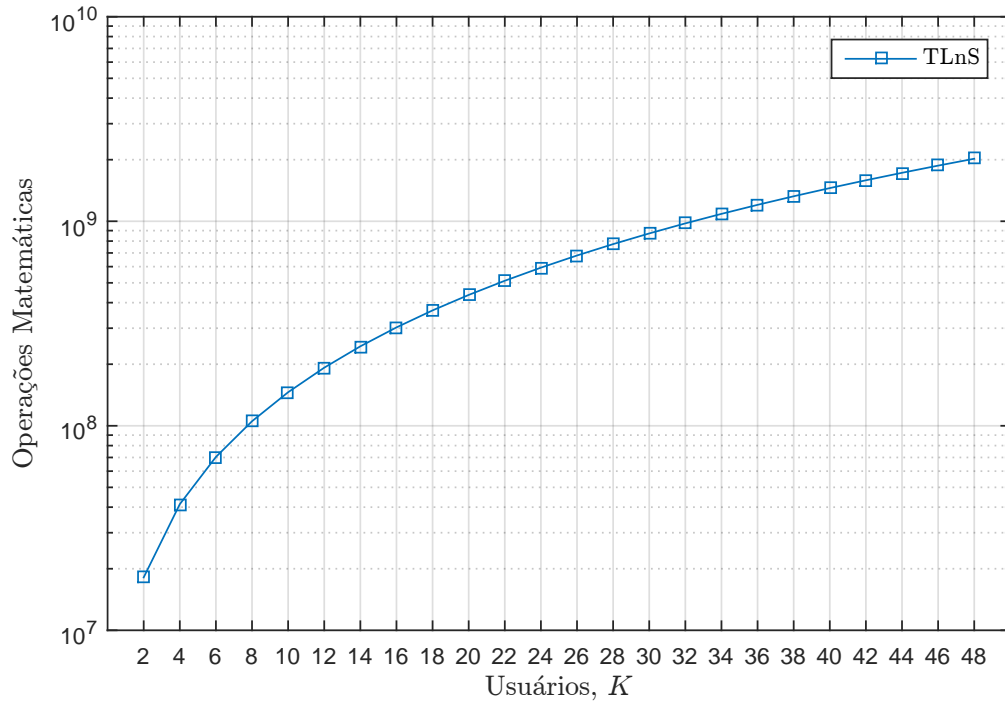


Figura 13: Número de operações matemáticas do método TLnS para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários obteve-se o número de operações matemáticas $\in [1,8137 \cdot 10^7; 2,0219 \cdot 10^9]$.

5.1.4 COMPARAÇÕES DOS MÉTODOS TL

Os dois esquemas de sintonia adaptativa TL apresentaram resultados semelhantes, tanto na questão dos ganhos resultantes como nas características de controle apresentadas nas Tabelas 5-10. Apesar de apresentarem mínimos sobressinais as resposta possuem lentidão no processo de convergência, assim estes esquemas de sintonia adaptativa podem ser caracterizados como uma sintonia adaptativa superamortecida. Embora ocorra o acréscimo de incerteza em ambos o métodos, os mesmos não apresentam sensibilidade na seleção dos ganhos, apresentando resultados praticamente equivalentes.

A respeito do custo computacional, o método TLnS não apresentou acréscimo de complexidade computacional em relação ao método de inversão de matriz. Demonstrou boas aproximações na obtenção da oscilação sustentada e possuiu maior destaque no quesito de sintonia adaptativa em tempo real, enquanto o método de sintonia supervisionado necessita de ajustes manuais impossibilitando a implementação em tempo real.

Nas Fig. 15 e 16, respectivamente com a NMSE e $|NMSE|$, são ilustradas comparações com o método de inversão de matriz para efeito de validações das sintonias

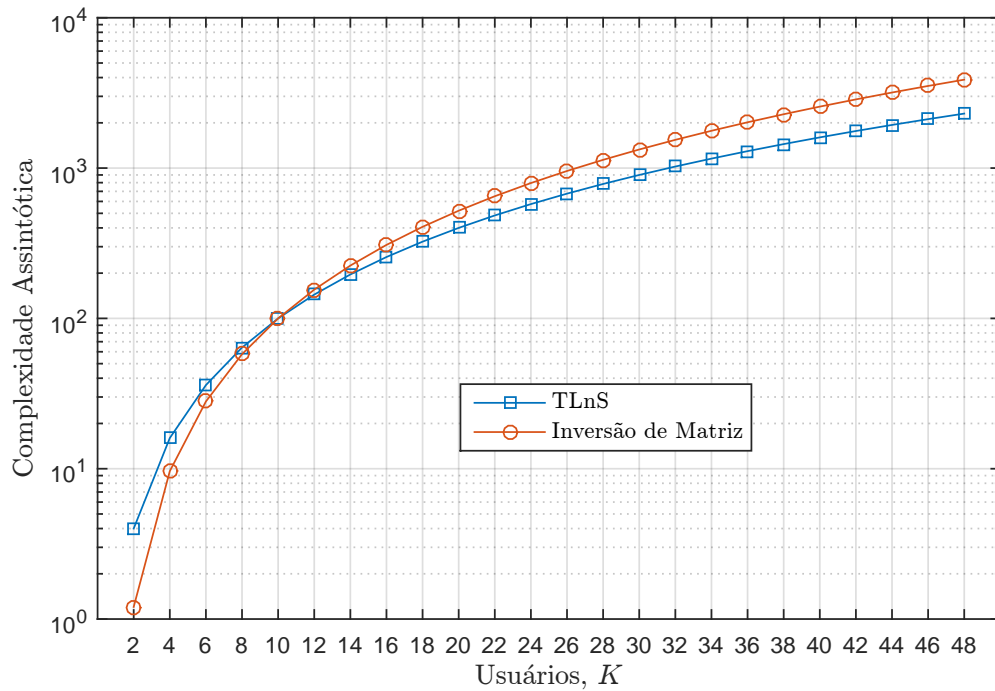


Figura 14: Complexidade assintótica dos métodos TLnS e inversão de matriz para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários obteve-se o número de operações matemáticas do TLnS $\in [4; 2,3040 \cdot 10^3]$ e do método de inversão de matriz $\in [1,2041; 3,8740 \cdot 10^3]$.

adaptativas TLS e TLnS. Através do NMSE é possível verificar as degradações provocadas nos DPCAs quando sujeitos as estimações dos canais, são baixas (em torno de 10^{-10} para 500 iterações) e apresentam uma $|\text{NMSE}|$ considerada alta (em aproximadamente 3,4). A $|\text{NMSE}|$ alta significa lentidão no processo de convergência, é possível verificar na Fig. 15 a semelhança existente entre o TL e TLnS, através do gráfico de barras, onde as respostas são praticamente idênticas tal como nas Tabelas 5 e 8. Sobretudo, por se tratar de um DPCA enquanto o método de inversão de matriz é caracterizado controle de potência centralizado, em ambas situações o método TL apresenta-se como uma técnica com capacidade de alocação de potência em ONUs.

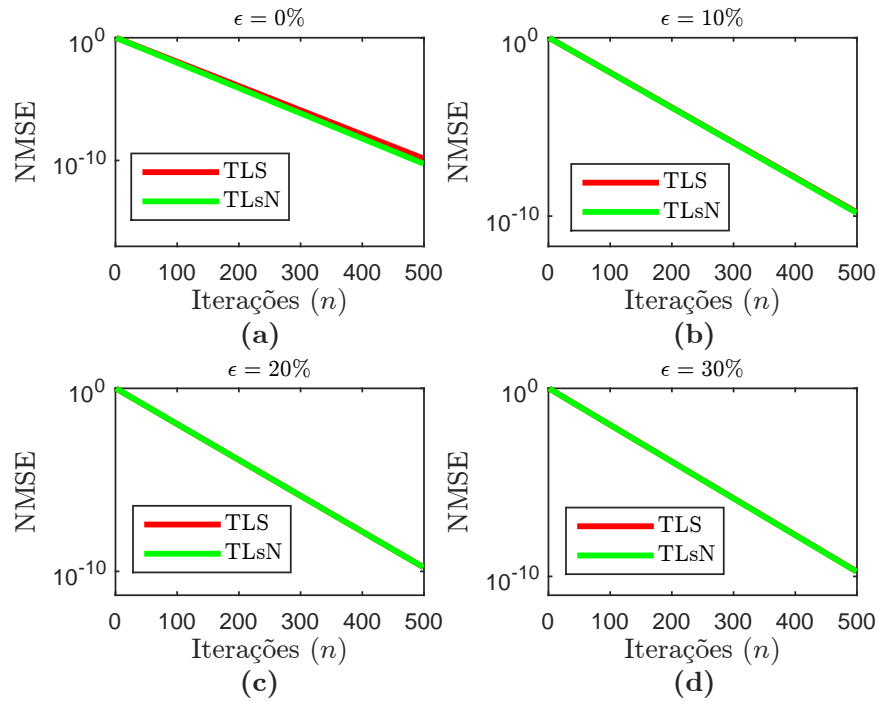


Figura 15: NMSE dos algoritmos DPCA-PID-TLS e DPCA-PID-TL_NS, sujeito a incerteza na estimação do canal.

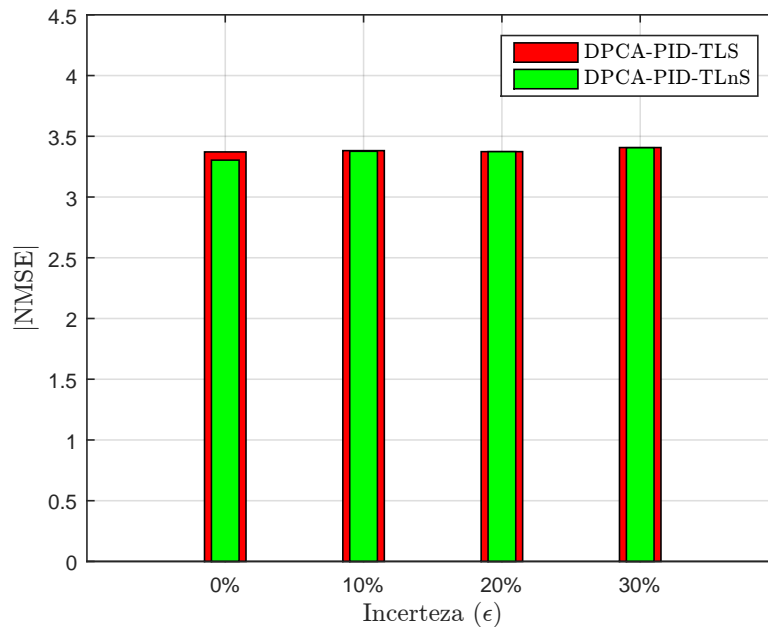


Figura 16: $|NMSE|$ do algoritmos DPCA-PID-TLS e DPCA-PID-TL_NS, sujeito a incerteza na estimação do canal. Onde a para o TLS é de $\{3,3035, 3,3714, 3,3848 \text{ e } 3,3692\}$ e para o TL_NS é de $\{3,3035, 3,3793, 3,3691 \text{ e } 3,3734\}$, respectivamente para as incertezas (ϵ) de $\{0, 10, 20 \text{ e } 30\}\%$.

5.2 DPCA-PID-PSO

Os parâmetros de simulações adotados para o PSO são apresentados na Tabela 12 e foram obtidos empiricamente.

Tabela 12: Parâmetros do PSO

Variável	Valor adotado
n_p - número de partículas	$n_p = K + 10$
ϕ_1 - aceleração local	0,8 para $t \leq \frac{\varphi}{2}$ e 0,3 $t > \frac{\varphi}{2}$
ϕ_2 - aceleração global	0,3 para $t \leq \frac{\varphi}{2}$ e 0,8 $t > \frac{\varphi}{2}$
ω - coeficiente de inércia	$w[t] = (w_i - w_f)\left(\frac{\varphi-t}{\varphi}\right)^\mu + w_f$
φ - número de iterações	60
μ - índice não linear	[0, 6; 1, 4]
w_i - coeficiente de inércia inicial	1
w_f - coeficiente de inércia final	0,4

São avaliados os dois grupos de funções custos registrados na Tabela 3: **i)** o grupo que avalia o espaço vetorial normado de (NMSE, $\|$) a partir dos espaços vetoriais normados; e **ii)** o grupo que avalia o erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos K usuários.

As análises são separadas em duas etapas: primeiramente são discutidas as funções custos dentro de seus respectivos grupos; e após serão selecionadas as melhores funções custos de cada grupo baseado no menor custo para comparações dos grupos.

Para cada função custo serão adotadas as nomenclaturas DPCA-PID-PSO- J_{pc} , onde c determina a função custo em questão.

5.2.1 ESPAÇOS VETORIAIS NORMADOS

Nessa subseção são avaliadas as funções custos baseadas no espaços vetoriais normados. Para cada função custo serão realizados 10 tentativas e apresentadas as melhores para cada estimação de erros no canal.

5.2.1.1 DPCA-PID-PSO- J_{P1}

As 10 tentativas realizadas para cada incerteza na estimação do canal são registradas no Anexo-A. Considerando o menor custo J_{p1} , são registrados os melhores ganhos obtidos para cada incerteza na Tabela 13. Quando há mais de um menor custo J_{p1} equivalente, é considerado aquele que possui o menor NMSE[500], tal que 500 é a última iteração do DPCA-PID-PSO- J_{p1} .

Tabela 13: Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p1}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO-}J_{p1-7}}$	0	-0,0007	1,8274	-0,0041	1,0000	6,4029E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p1-1}}$	10	-0,0047	1,8161	-0,0211	1,0013	5,5846E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p1-4}}$	20	-0,0202	1,7774	-0,0366	1,0024	5,1801E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p1-4}}$	30	-0,0387	1,7487	-0,0346	1,0050	5,8291E-16

Na Tabela 13 é possível verificar que possuem ganhos positivos (k_i) e negativos (k_p e k_d). Além de estarem relacionados diretamente com J_{p1} , os ganhos estão relacionados ao algoritmo de controle PID. Uma abordagem da seleção desses ganhos PID é discutida no Apêndice A.

O controle de potência para os ganhos registrados na Tabela 13 é ilustrado na Fig. 17 e suas principais características de controle nas Tabelas 14 e 15. Na Fig. 17, pode ser observado que o controle de potência das ONUs apresentou total convergência com baixo número de iterações (conforme Tabela 15), efeitos de degradações na estimativa do canal praticamente nulos (conforme pode ser verificado, a convergência para \mathbf{p}^*) e boa seletividade de ganhos. Acerca da seletividade dos ganhos, é possível verificar na Tabela 13 que diferentes ganhos PID são obtidos para diferentes incertezas na estimação dos canais.

A respeito das respostas obtidas em termos da teoria de controle, todas apresentam comportamento de sistemas com amortecimento que possuem pólos conjugados complexos, que são justificados pela presença de sobressinais na respostas e suas velocidades de convergência. Essas respostas, estão diretamente associadas a atuação da função custo em torno das primeiras iterações, conforme discutido na seção 4.2.2. Para $\epsilon = 10\%$ na Fig. 17 (b), que apresentou maiores oscilações, pode ser verificado na Tabela 15 que a convergência ocorreu em 21 primeiras iterações. As demais situações, na ausência de incerteza nas estimativas dos canais na Fig. 17 (a), que praticamente não apresentou oscilações, e para as incertezas na estimativa dos canais de $\epsilon = 20\%$ na Fig. 17 (c) e $\epsilon = 30\%$ na Fig. 17 (d), pode ser verificado na Tabela 15 que as convergências foram inferiores a 12 iterações, justamente por estarem dentro da região de sensibilidade da função custo.

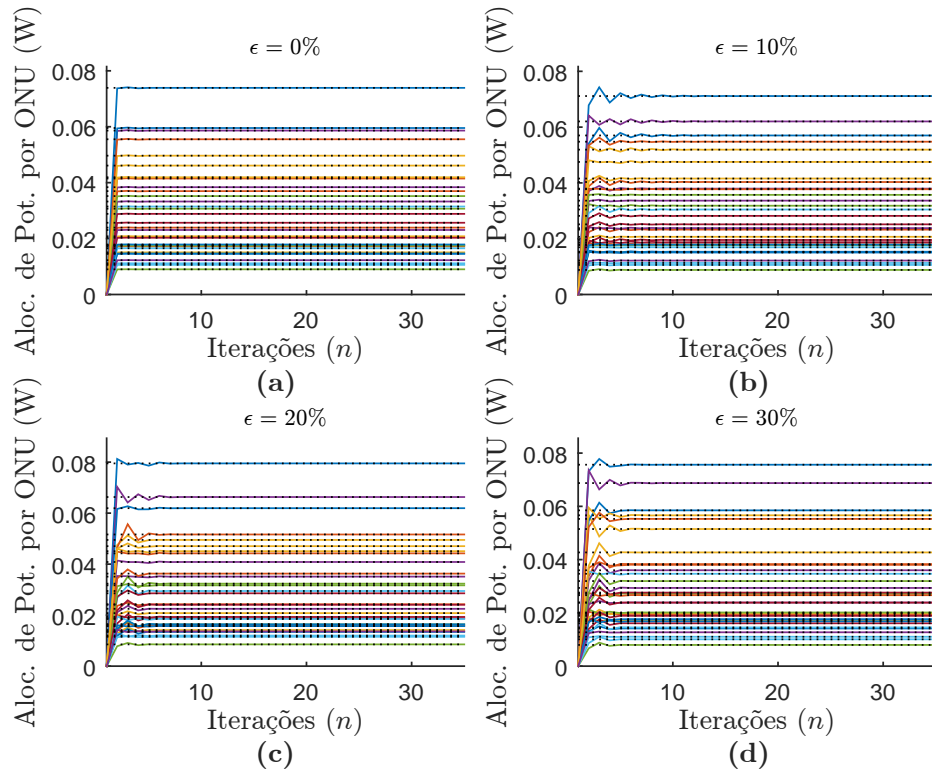


Figura 17: Alocação de potência por ONU do DPCA-PID- J_{p1} sujeito a incerteza na estimação do canal.

Tabela 14: Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p1} – parte A.

T	$\epsilon\%$	MO%	i_{MO}	σ_{MO}	σ_{MO}^2
$T_{PSO-J_{p1}-7}$	0	1,6651E-2	3	1.8119E-4	3.2830E-8
$T_{PSO-J_{p1}-1}$	10	1,9846	3	1.1935E-2	1.4243E-4
$T_{PSO-J_{p1}-4}$	20	4,5712	3	2.6809E-2	7.1870E-4
$T_{PSO-J_{p1}-4}$	30	6,4522	3	2.8440E-2	8.0881E-4

Tabela 15: Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p1} – parte B.

T	$\epsilon\%$	i_s	σ_s	σ_s^2	i_a	σ_a	σ_a^2
$T_{PSO-J_{p1}-7}$	0	3	1.7678E-1	3.1250E-2	5	3,5355E-1	1,2500E-1
$T_{PSO-J_{p1}-1}$	10	3	4.8256E-1	2.3286E-1	21	5,0189	25,1893
$T_{PSO-J_{p1}-4}$	20	3	4.8256E-1	2.3286E-1	10	2,1811	4,7571
$T_{PSO-J_{p1}-4}$	30	3	4.5680E-1	2.0867E-1	11	1,4906	2,2218

5.2.1.2 DPCA-PID-PSO- J_{P2}

As 10 tentativas realizadas para cada incerteza de estimação do canal são registradas no Anexo-B. Considerando o menor custo J_{p2} , são registrados os melhores ganhos obtidos para cada incerteza na Tabela 16.

O controle de potência para os ganhos registrados na Tabela 16 é ilustrado na

Tabela 16: Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p2}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-9}$	0	-0,0013	1,8275	0,0000	1,0030	8,4222E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-3}$	10	-0,0302	1,8047	-0,0310	1,1083	3,8593E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-8}$	20	-0,0516	1,7460	-0,0256	1,1220	5,7238E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-2}$	30	-0,0666	1,6997	-0,0197	1,1600	7,7140E-16

Fig. 18 e suas características de controle são apresentadas nas Tabelas 17 e 18. Na Fig. 18, pode ser observado que o controle de potência na ONUs apresentou total convergência com baixo números de iterações (conforme Tabela 18), efeito de degradações na estimativa do canal praticamente nulos (conforme pode ser verificado, a convergência para \mathbf{p}^*) e boa seletividade dos ganhos PID. Acerca da seletividade dos ganhos é possível verificar na Tabela 16 que diferentes ganhos PID são obtidos para diferentes incertezas na estimação dos canais.

A respeito das respostas obtidas em termos de teoria de controle, todas apresentam comportamento de sistemas amortecidos e pólos conjugados complexos, que são justificados pela presença de sobressinal na resposta e sua velocidade de convergência. Essas respostas de controle, estão diretamente associadas a atuação da função custo em torno das primeiras iterações. Na seção 4.2.2 sob as condições da mesma, é discutido sobre a faixa de atuação de J_{p1} que em relação a J_{p2} é o dobro. A maior faixa de atuação de J_{p2} justifica sua boa velocidade de convergência nas situações que apresentam maior oscilações antes de convergir, tal como em $\epsilon = 10\%$ na Tabela 18. Considerando todas incertezas de estimativa do canal, é possível verificar na Tabela 18 que a convergência ocorre para iterações iguais ou inferiores a 11.

Tabela 17: Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p2} – parte A.

T	$\epsilon\%$	MO%	i_{MO}	σ_{MO}	σ_{MO}^2
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-9}$	0	6,6763E-2	3	1,1851E-4	1,4043E-8
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-3}$	10	3,5854	3	1,4781e-2	2,1848E-4
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-8}$	20	4,6700	3	2,8154e-2	7,9267E-4
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-2}$	30	5,3492	3	2,8183e-2	7,9426E-4

Tabela 18: Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p2} – parte B.

T	$\epsilon\%$	i_s	σ_s	σ_s^2	i_a	σ_a	σ_a^2
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-9}$	0	3	0	0	4	2,4593E-1	6,0484E-2
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-3}$	10	3	4,7093E-1	2,2177E-1	10	1,2556	1,5766
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-8}$	20	3	4,3994e-1	1,9355E-1	11	1,5577	2,4264
$T_{\text{PSO}-J_{p2}-2}$	30	3	4,3994e-1	1,9355E-1	10	1.6798	2,8216

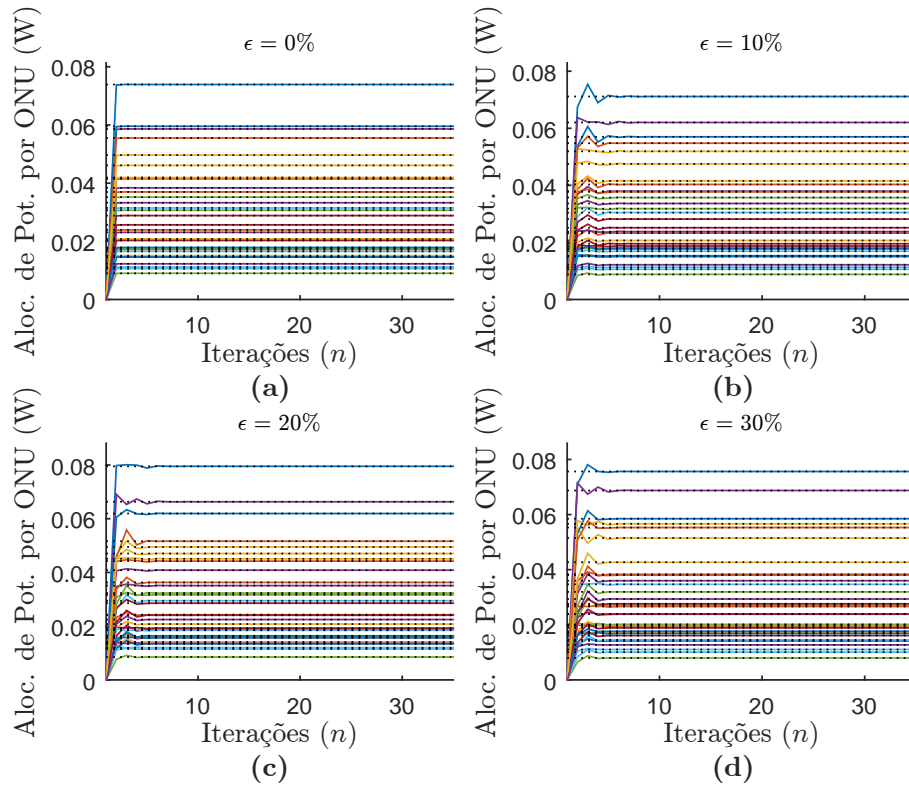


Figura 18: Alocação de potência por ONU do DPCA-PID- J_{p2} sujeito a incerteza na estimação do canal.

5.2.1.3 COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL

As complexidades computacionais das sintonias adaptativas do PSO baseadas nos espaços vetoriais normados são mensuradas a fim de comparações com o método analítico e exato, levando em conta a complexidade assintótica. Desta forma, na Tabela 19 são registradas as complexidades computacionais em função da quantidade de operações matemáticas de K usuários.

Tabela 19: Complexidade Computacional DPCA-PID- $(J_{p1}$ e J_{p2}).

	eq.	soma	produto	raiz q.	inversa
DPCA-PID	(1)	0	$4K$	0	0
DPCA-PID	(3)	$(K + 1) \cdot K$	$(K + 3) \cdot K$	0	0
DPCA-PID	(8)	K	$2K$	0	0
DPCA-PID	(10)	$6K$	$3K$	0	0
PSO	(19)	$4K \cdot n_p$	$5K \cdot n_p$	0	0
PSO	(20)	$K \cdot n_p$	0	0	0
J_{p1}	Tabela 3	$\rho - 1$	ρ	1	0
J_{p1}	Analítico e Exato	K	K^2	0	$\mathcal{O}(K^2 \cdot \log(K))$
J_{p2}	Tabela 3	$\rho - 1$	ρ	0	0
J_{p2}	Analítico e Exato	K	K^2	0	$\mathcal{O}(K^2 \cdot \log(K))$

Na Tabela 19 a complexidade computacional em termos do número total de operações matemáticas das equações do DPCA-PID-PSO, não resume-se somente a soma das equações descritas. Em uma análise conjunta com o Algoritmo 2, é possível verificar que ocorrem acréscimos de complexidades devido:

- i) ao número de iterações (ρ) do algoritmo de controle de potência, que acrescentam ρ repetições nas equações (1), (3), (8) e (10);
- ii) ao número de partículas (n_p) e iterações (φ) do PSO, que acrescentam $n_p \times \varphi$ repetições em J_{p1} , J_{p2} e nas equações (1), (3), (8) e (10).
- iii) ao número total de iterações (φ) do PSO, que acrescentam φ repetições nas equações (19) e (20).

Assim, os acréscimos das operações matemáticas proporcionados pelos tópicos **i** e **ii**, exceto as operações matemáticas da inversão de matriz (que é representada assintoticamente), resultam em um total de operações matemáticas de:

$$C_{PSO-J_{p1}}(K) = \rho \cdot n_p \cdot \varphi \cdot (2K^2 + 20K) + n_p \cdot \varphi \cdot (K^2 + K + 2\rho) \quad (33)$$

e

$$C_{PSO-J_{p2}}(K) = \rho \cdot n_p \cdot \varphi \cdot (2K^2 + 20K) + n_p \cdot \varphi \cdot (K^2 + K + 2\rho - 1) \quad (34)$$

que assintoticamente são na ordem de $\mathcal{O}(K^2)$. Sobretudo a complexidade assintótica da inversão de matriz deve ser acrescentada em ambas, por isso complexidade assintótica resultante é na ordem de $\mathcal{O}(K^2 + K^2 \cdot \log(K))$, ou simplesmente, $\mathcal{O}(K^2 \cdot \log(K))$.

Na análise de complexidade computacional do espaço vetorial normado não é ilustrado o número de operações matemáticas para diferentes carregamentos, pelo fato da complexidade da inversão de matriz ser dada em termos assintóticos na Tabela 19. A ilustração de complexidade assintótica do funções custos do PSO baseadas no espaço vetorial normado e inversão de matriz são registradas na Fig. 19, onde os três métodos apresentam complexidades assintóticas equivalentes. Assim, é possível concluir que o DPCA-PID-PSO- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$ não proporciona acréscimo de complexidade em relação ao método analítico e exato.

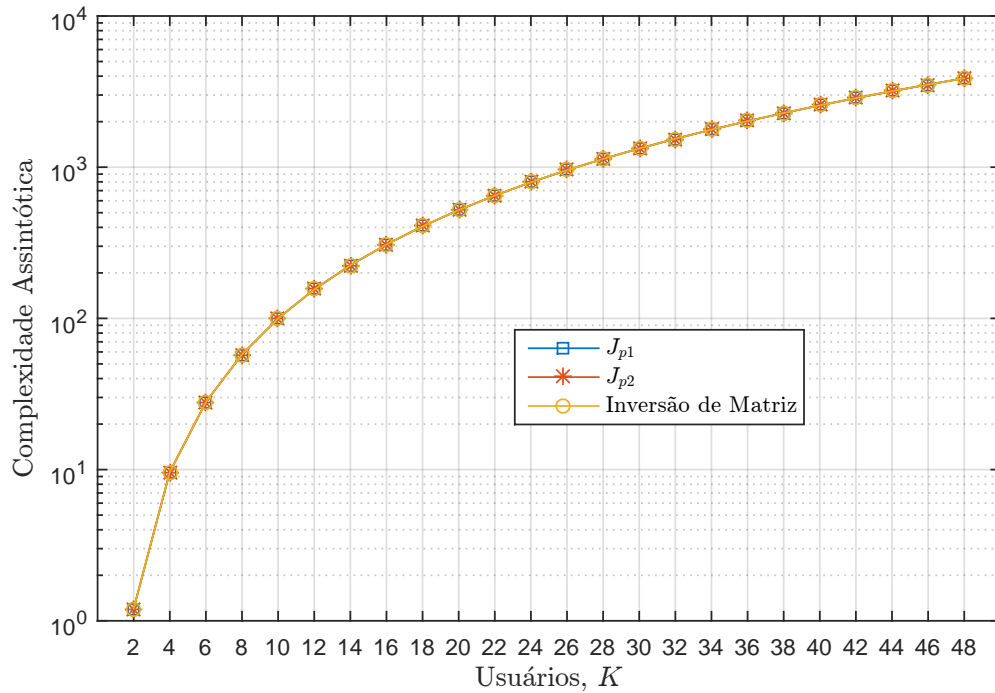


Figura 19: Complexidade assintótica das sintonias adaptativas do PSO baseadas no espaço vetorial normado e da inversão de matriz para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários as complexidades assintóticas $\in [1, 2041; 3, 8740 \cdot 10^3]$.

5.2.1.4 COMPARAÇÕES DAS FUNÇÕES CUSTOS

Nessa subseção são realizadas comparações das funções custos dos espaços vetoriais normados. Os desempenhos são ilustrados nas Figs. 20-23 e registrados na Tabela 20. As análises são separadas em dois grupos no qual as dinâmicas da potências controladas dos usuários possuem semelhanças: **i)** é composto pelas incertezas de estimativa de erro no canal de 0%, 20% e 30%; e **ii)** é composto somente pela incerteza de estimativa de erro no canal de 10% por apresentar maior número de oscilações antes de convergir. Assim, em relação aos grupos **i)** e **ii)**:

- i)** na Tabela 20 e Figs. 20-23, ambas funções custos possuem as respostas $\overline{MO\%}$, $\overline{i_{MO}}$, $\overline{i_s}$ e $\overline{i_a}$, com valores semelhantes. Isso ocorre devido a semelhança das dinâmicas apresentadas pelas incertezas na estimação do canal e a rápida convergência, que está dentro das faixas de atuações para ambas funções custos. No entanto, em relação ao $\overline{MO\%}$ e $\overline{i_a}$ para a incerteza na estimação do canal de 30%, a função custo J_{p2} apresenta-se superior, pois considera as menores amplitudes do NMSE (localizadas próximas a convergência).

ii) na Tabela 20 e Figs. 20-23, ambas funções custos possuem semelhanças nas respostas \bar{i}_s e \bar{i}_{MO} e diferenças $\overline{MO\%}$ e \bar{i}_a . Os resultados semelhantes basicamente estão relacionados a alta velocidade intrínseca na alocação de potência proporcionada pelo algoritmo DPCA-PID. Os resultados diferentes são devido as oscilações que ocorrem nas potências alocadas: nos máximos sobressinais, J_{p1} apresenta-se superior já que as primeiras iterações são as que mais influenciam no seu custo; e nas iterações de assentamento, a função custo J_{p2} apresenta-se superior devido maior região de atuação do que J_{p1} .

Tabela 20: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$.

T	$\epsilon\%$	$\overline{MO\%}$	\bar{i}_{MO}	\bar{i}_s	\bar{i}_a	$ NMSE $
$T_{PSO-J_{p1}}$	0	0,1404	2,7	2,4	4,8	1,0000
$T_{PSO-J_{p2}}$	0	0,1337	2,9	2,4	4,9	1,0000
$T_{PSO-J_{p1}}$	10	2,2712	3	3	20,4	1,0072
$T_{PSO-J_{p2}}$	10	3,5377	3	3	9,9	1,0076
$T_{PSO-J_{p1}}$	20	4,5216	3	3	10,6	1,0182
$T_{PSO-J_{p2}}$	20	4,4324	3	3	10,8	1,0184
$T_{PSO-J_{p1}}$	30	6,3262	3	3	11,0	1,0700
$T_{PSO-J_{p2}}$	30	5,3077	3	3	10,0	1,0705

Ainda na Tabela 20, a $|NMSE|$ é registrada para efeito de validações da capacidade de controle DPCA-PID-PSO para alocação de potência das ONUs, com base nas funções custos espaços vetoriais normados comparadas com o método da inversão de matriz. Por isso, são apresentadas as Fig. 24 (com o NMSE) e a Fig. 25 (com a $|NMSE|$).

Na Fig. 24 é possível verificar através do NMSE, que as degradações provocadas nos DPCAs quando sujeitos as estimações dos canais são baixas (em torno de $10E-16$ em 100 iterações). Para $\epsilon = 10\%$ na Fig 24 **(b)** é evidenciado maior velocidade de convergência de J_{p2} (50 iterações) em relação a J_{p1} (100 iterações) em situações que apresentam maior número de oscilações antes de convergir. Na Fig. 25, ambas funções custos apresentam uma $|NMSE|$ baixa (menores ou iguais a 1,0700), que significa rapidez na convergência.

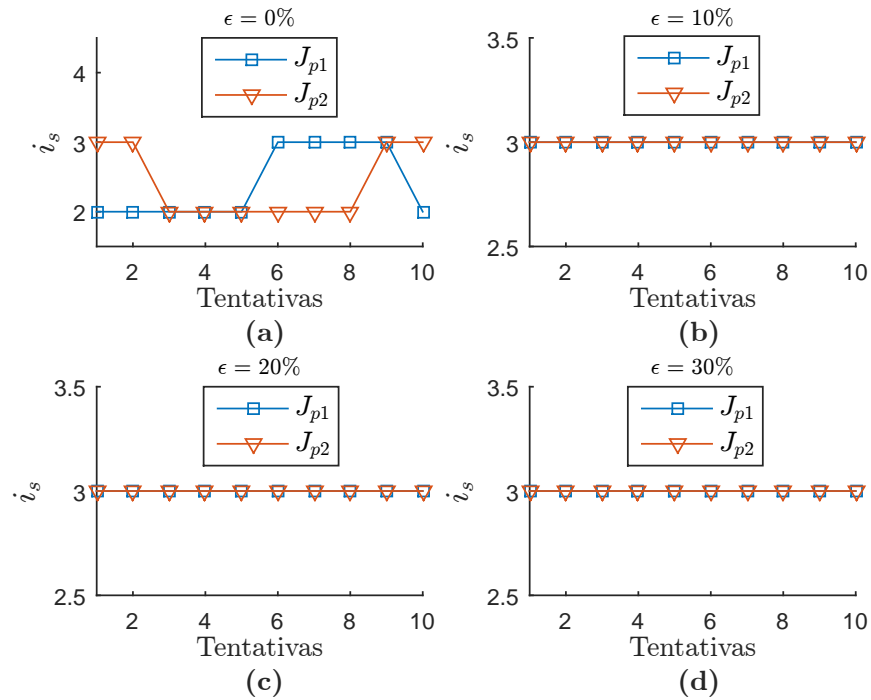


Figura 20: Iterações dos máximos sobressinais das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO-(J_{p1} e J_{p2}) sujeitos as incertezas na estimação do canal.

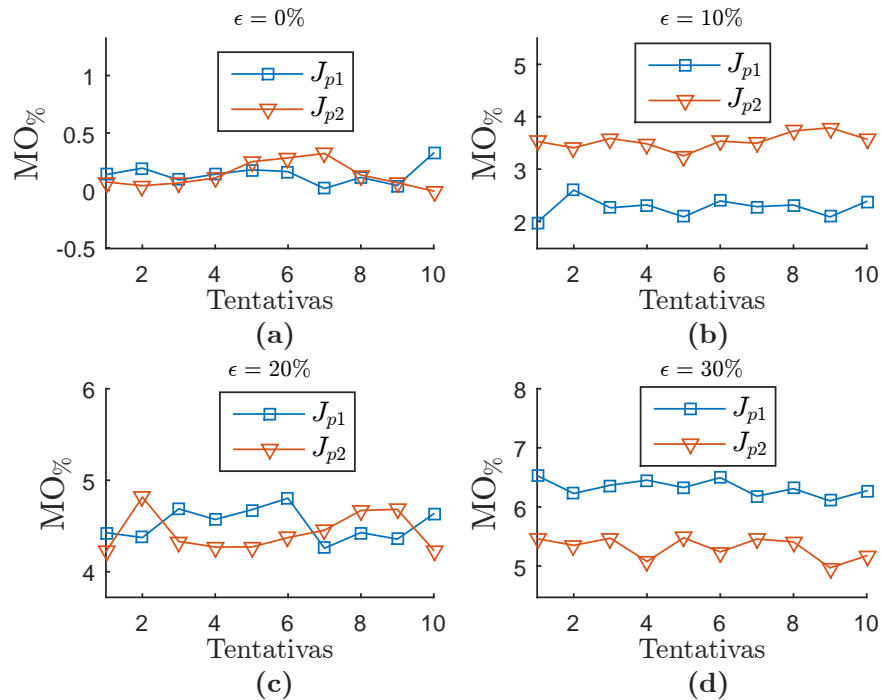


Figura 21: Máximos sobressinais das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO-(J_{p1} e J_{p2}) sujeitos as incertezas na estimação do canal.

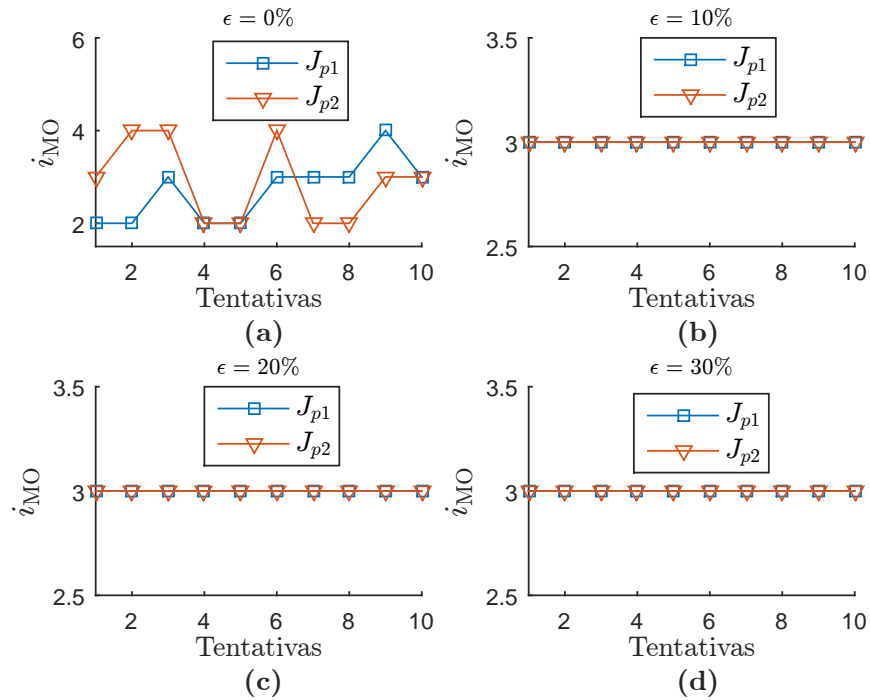


Figura 22: Iterações de máximos sobressinais das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO-(J_{p1} e J_{p2}) sujeitos as incertezas na estimação do canal.

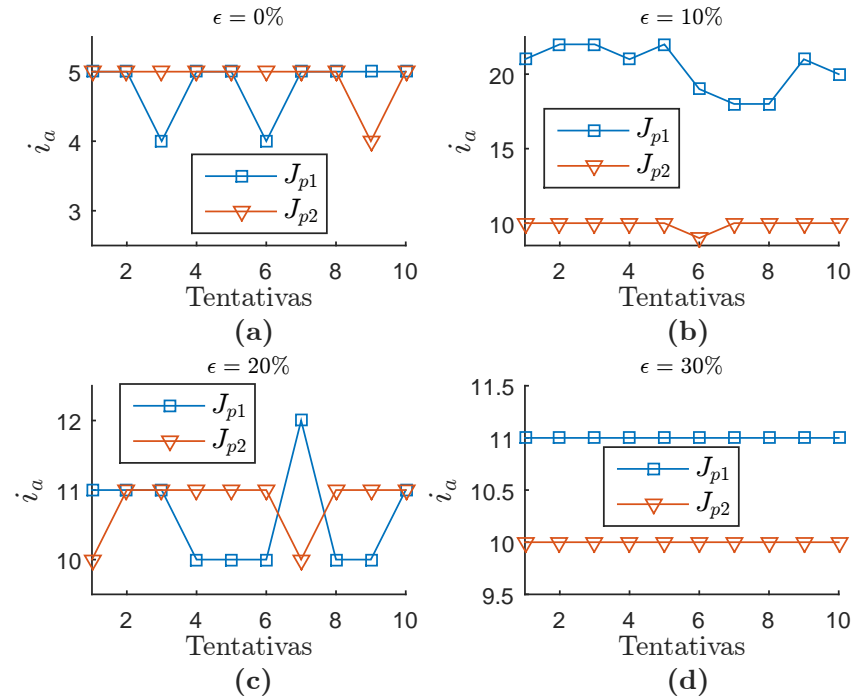


Figura 23: Iterações de assentamento das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO-(J_{p1} e J_{p2}) sujeitos as incertezas na estimação do canal.

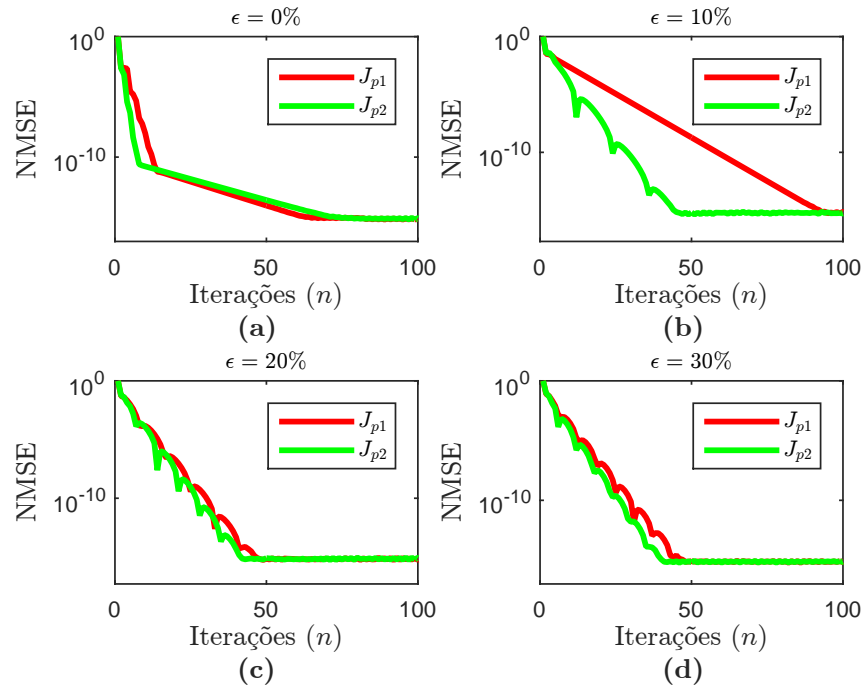


Figura 24: NMSE dos algoritmos DPCA-PID- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$ sujeitos as incertezas na estimação do canal.

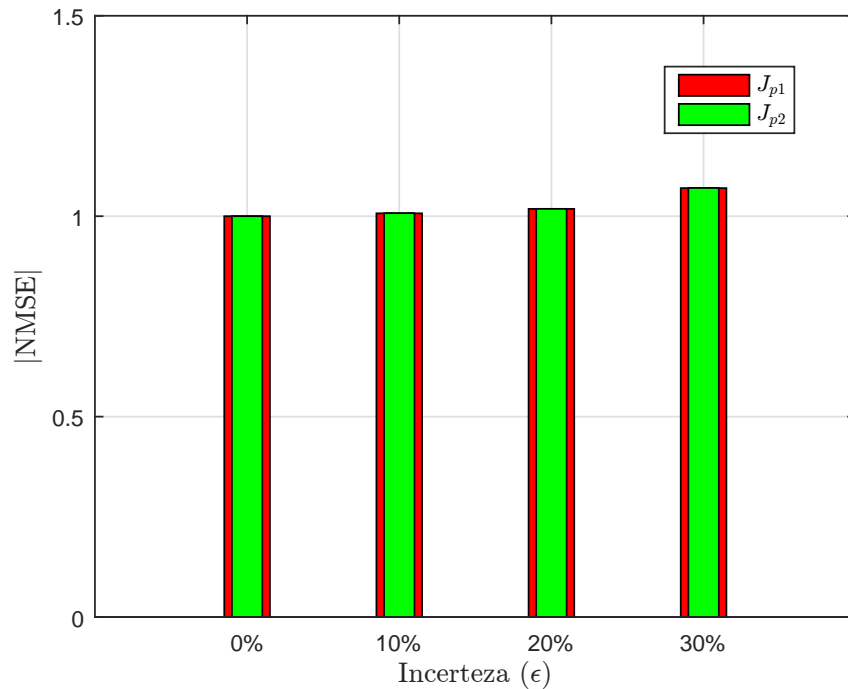


Figura 25: $|NMSE|$ do algoritmos DPCA-PID- $(J_{p1}$ e $J_{p2})$ sujeitos as incerteza na estimação do canal. Onde a para o J_{p1} é de $\{1,0000, 1,0072, 1,0182$ e $1,0700\}$ e para o J_{p2} é de $\{1,0000, 1,0076, 1,0184$ e $1,0705\}$, respectivamente para as incertezas (ϵ) de $\{0, 10, 20$ e $30\}\%$.

Então, pode-se concluir que J_{p1} é a função custo que apresentou melhor desempenho. Apesar de apresentar desempenho inferior em termos dos critérios de projeto, possui melhor desempenho de $|\text{NMSE}|$ (Tabela 20 e Figs. 24-25) para todas incertezas na estimação dos canais e isso significa uma melhor aproximação de J_{p1} em relação ao método da inversão de matriz.

A respeito da complexidade computacional, conforme apresentado na seção anterior, ambas apresentaram a mesma complexidade assintótica e não ocorreu acréscimo de complexidade em relação ao método da inversão de matriz.

5.2.2 ERROS MÉDIOS

Nessa subseção são avaliadas as funções custos baseadas nos erros médios dos K usuários. Para cada função custo, serão realizados 10 tentativas e apresentadas as melhores respostas para cada estimação de erros no canal.

5.2.2.1 DPCA-PID-PSO- J_{p3}

As 10 tentativas realizadas para as incerteza na estimação do canal são registradas no Anexo-C. Considerando o menor custo J_{p3} , são registrados os melhores ganhos obtidos para cada incerteza na Tabela 21. Quando há mais de um menor custo J_{p3} equivalente, é considerado aquele que possui o menor $\text{NMSE}[500]$, tal que 500 é a última iteração do DPCA-PID-PSO- J_{p3} .

Tabela 21: Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p3}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p3}	$\text{NMSE}[500]$
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-1}$	0	-0,0004	1,8340	-0,0005	1,6228E-2	8,8684E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-6}$	10	-0,0408	1,7592	-0,0312	1,8110E-2	5,7257E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-6}$	20	-0,0719	1,6749	-0,0170	1,9006E-2	6,5641E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-4}$	30	-0,0735	1,5647	-0,0088	1,9780E-2	7,3769E-16

A alocação das potências para os ganhos registrados na Tabela 21 é ilustrada na Fig. 26 e suas características de controle são apresentadas nas Tabelas 22 e 23. Na Fig. 26, pode ser observado que o controle de potência das ONUs apresentou total convergência com baixo número de iterações (conforme Tabela 23), efeito de degradações na estimativa do canal praticamente nulos (conforme pode ser verificado a convergência para \mathbf{p}^*) e boa seletividade de ganhos. Acerca da seletividade dos ganhos, pode ser verificado na Tabela 21 diferentes ganhos PID para diferentes incertezas na estimação dos canais.

As respeito das respostas obtidas em termos da teoria de controle, todas apresentam comportamento de sistemas com amortecimento razoável e respostas transitórias satisfatórias. Tal comportamento pode ser observado nas respostas obtidas da alocação de potência, onde na Tabela 22 é apresentado máximos sobressinais iguais e inferiores a 4,0371% e na Tabela 23 as iterações de assentamento menores ou iguais a 9, para todas as incertezas nas estimativas do canal.

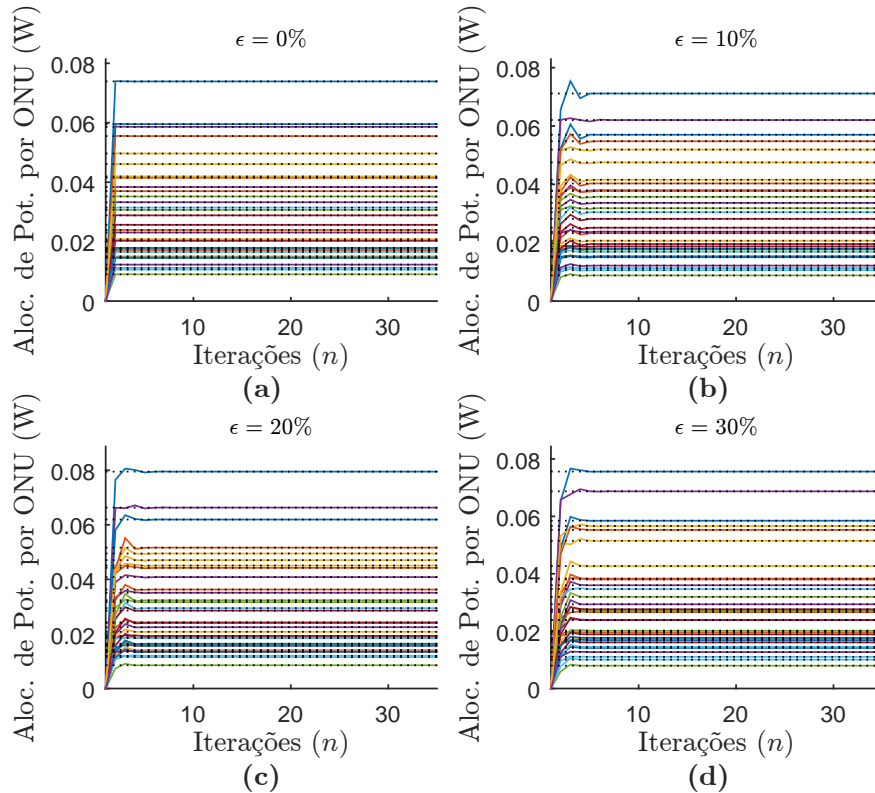


Figura 26: Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-PSO- J_{p3} sujeito as incertezas na estimação do canal.

Tabela 22: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p3} – parte A.

T	$\epsilon\%$	MO%	i_{MO}	σ_{MO}	σ_{MO}^2
$T_{PSO-J_{p3}-1}$	0	1,1554E-1	2	1,8897E-4	3,5711E-8
$T_{PSO-J_{p3}-6}$	10	3,6624	3	1,5524E-2	2,4101E-4
$T_{PSO-J_{p3}-6}$	20	4,0371	3	2,4018E-2	5,7689E-4
$T_{PSO-J_{p3}-4}$	30	2,5325	3	1,4970E-2	2,2411E-4

5.2.2.2 DPCA-PID-PSO- J_{p4}

As 10 tentativas realizadas para as incertezas na estimação do canal são registrados no Anexo-D. Considerando o menor custo J_{p4} , são registrados os melhores ganhos

Tabela 23: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p3} – parte B.

T	$\epsilon\%$	i_s	σ_s	σ_s^2	i_a	σ_a	σ_a^2
$T_{\text{PSO-}J_{p3-1}}$	0	2	0	0	5	6,5300E-01	4,2641E-01
$T_{\text{PSO-}J_{p3-6}}$	10	3	2,4593E-1	6,0484E-2	9	2,1755	4,7329
$T_{\text{PSO-}J_{p3-6}}$	20	3	2,4593E-1	6,0484E-2	9	1,5027	2,2581
$T_{\text{PSO-}J_{p3-4}}$	30	3	4,5680E-1	2,0867E-1	8	1,2297	1,5121

obtidos para cada incerteza na Tabela 24. Quando há mais de um menor custo J_{p4} equivalente, é considerado aquele que possui o menor NMSE[500], tal que 500 é a última iteração do DPCA-PID-PSO- J_{p4} .

Tabela 24: Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p4}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p4}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO-}J_{p4-1}}$	0	-0,0013	1,8315	0,0016	1,0704E-5	6,9812E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p4-1}}$	10	-0,024	1,7976	-0,0235	1,0697E-5	5,1269E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p4-2}}$	20	-0,0483	1,7131	-0,0369	1,1912E-5	5,5070E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p4-9}}$	30	-0,0706	1,6659	-0,0301	1,2092E-5	6,4083E-16

A alocação de potência para os ganhos registrados na Tabela 24 é ilustrada na Fig. 27 e suas características de controle são apresentadas nas Tabelas 25 e 26. Na Fig. 27, pode ser observado que o controle de potência das ONUs apresentou total convergência, com baixo número de interações (conforme a Tabela 26), efeito de degradações na estimativa do canal praticamente nulos (conforme pode ser verificado através da convergência para \mathbf{p}^*) e boa seletividade dos ganhos PID. Acerca da seletividade dos ganhos PID é possível verificar na Tabela 24 que diferentes ganhos PID são obtidos para diferentes incertezas na estimação dos canais.

A respeito das respostas obtidas em termos da teoria de controle, todas apresentam comportamento de sistemas amortecidos com pequenas oscilações até que ocorra a convergência, pois os ponderamentos quadráticos dos erros resultam em grande influência em erros grandes (primeiras iterações) e pequena influência em erros pequenos (iteraões de convergências), por isso na Tabela 25 são obtidos máximos sobressinais inferiores a 4,8679% e na Tabela 26 as iterações de assentamento iguais ou inferiores 14.

Tabela 25: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p4} – parte A.

T	$\epsilon\%$	MO%	i_{MO}	σ_{MO}	σ_{MO}^2
$T_{\text{PSO-}J_{p4-1}}$	0	8,5905E-2	4	1,2738E-4	1,6226E-8
$T_{\text{PSO-}J_{p4-1}}$	10	2,8861	3	1,4452E-2	2,0885E-4
$T_{\text{PSO-}J_{p4-2}}$	20	4,3929	3	2,7200E-2	7,3984E-4
$T_{\text{PSO-}J_{p4-8}}$	30	4,8679	3	2,9837E-2	8,9024E-4

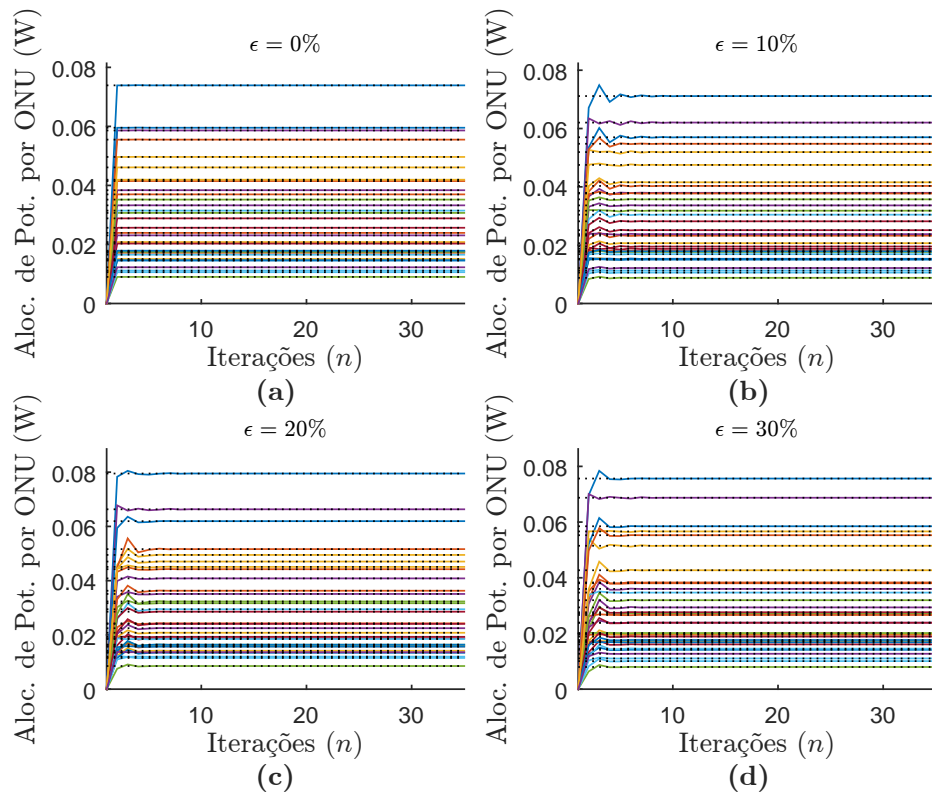


Figura 27: Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-PSO- J_{p4} supervisionado sujeito as incerteza na estimação do canal.

Tabela 26: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p4} – parte B.

T	$\epsilon\%$	i_s	σ_s	σ_s^2	i_a	σ_a	σ_a^2
$T_{\text{PSO-}J_{p4-1}}$	0	3	9,6250E-1	9,2641E-1	5	3,5355E-1	1.2500E-1
$T_{\text{PSO-}J_{p4-1}}$	10	3	4,5680E-1	2,0867E-1	13	2,8368	8,0474
$T_{\text{PSO-}J_{p4-2}}$	20	3	3,3601E-01	1,1290E-01	11	1,9876	3,9506
$T_{\text{PSO-}J_{p4-9}}$	30	3	3,9656E-01	1,5726E-01	11	2,0594	4,2409

5.2.2.3 DPCA-PID-PSO- J_{p5}

As 10 tentativas realizadas para as incertezas na estimação do canal são registrados no Anexo-E. Considerando o menor custo J_{p5} , são registrados os melhores ganhos obtidos para cada incerteza na Tabela 27. Quando há mais de um menor custo J_{p5} equivalente, é considerado aquele que possui o menor NMSE[500], tal que 500 é a última iteração do DPCA-PID-PSO- J_{p5} .

A alocação de potência para os ganhos registrados na Tabela 27 é ilustrada na Fig. 28 e suas características de controle são apresentadas nas Tabelas 28 e 29. Na Fig. 28, pode ser observado que o controle de potência das ONUs apresentou total convergência, com baixo número de iterações (conforme a Tabela 29), efeito de degradações na estimativa

Tabela 27: Ganhos resultantes do DPCA-PID-PSO- J_{p5}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p5}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO-}J_{p5-1}}$	0	0,0024	1,8333	-0,0019	1,6304e-02	9,3577e-16
$T_{\text{PSO-}J_{p5-9}}$	10	-0,0475	1,7058	-0,023	2,1407e-02	4,5005e-16
$T_{\text{PSO-}J_{p5-3}}$	20	-0,0826	1,6307	-0,0095	2,2748e-02	5,5357e-16
$T_{\text{PSO-}J_{p5-10}}$	30	-0,0649	1,5275	-0,0086	2,3954e-02	6,0472e-16

do canal praticamente nulos (conforme pode ser verificado através da convergência para \mathbf{p}^*) e boa seletividade dos ganhos PID. Acerca da seletividade dos ganhos PID é possível verificar na Tabela 27 que diferentes ganhos PID são obtidos para diferentes incertezas na estimação dos canais.

A respeito das respostas obtidas em termos de teoria de controle, todas apresentam comportamento de sistemas amortecidos com baixo sobressinal. Por isso, na Tabela 28 são obtidos máximos sobressinais iguais ou inferiores a 3,5644% e na Tabela 29 as iterações de assentamento iguais ou inferiores à 9. Sucintamente é possível verificar que J_{p5} em relação a J_{p3} , possui maior velocidade de convergência devido a maior influência dos pesos próximos as interações de convergência.

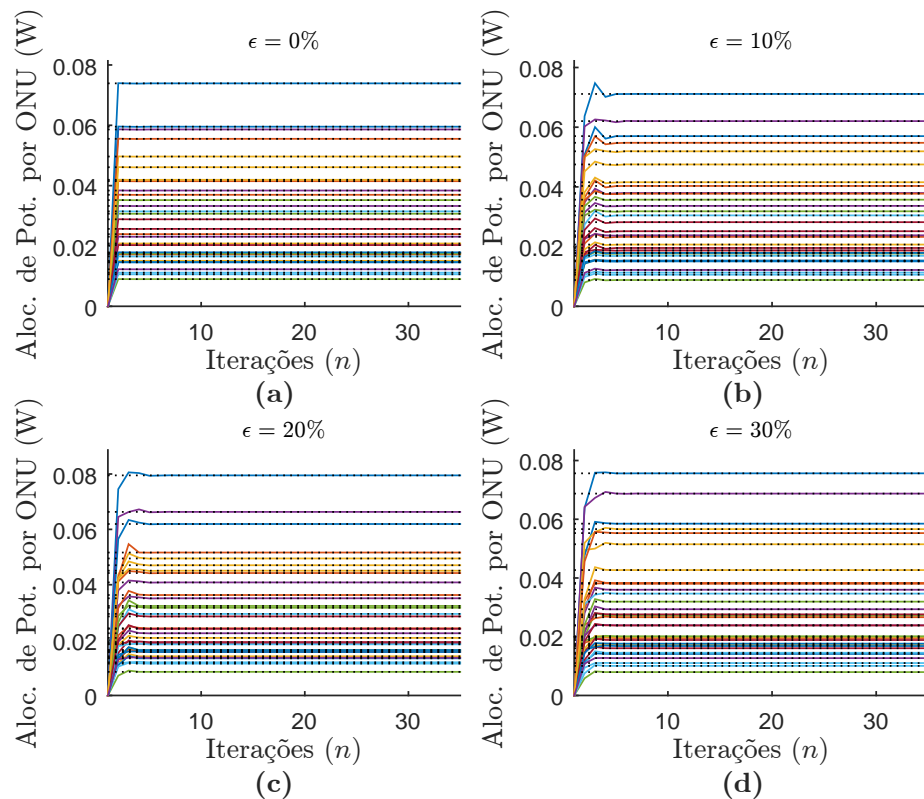


Figura 28: Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-PSO- J_{p5} sujeito as incertezas na estimação do canal.

Tabela 28: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p5} – parte A.

T	$\epsilon\%$	MO%	i_{MO}	σ_{MO}	σ_{MO}^2
$T_{PSO-J_{p5}-1}$	0	7,9706E-2	2	1,2583E-4	1,5833E-8
$T_{PSO-J_{p5}-9}$	10	3,1460	3	1,3083E-2	1,7117E-4
$T_{PSO-J_{p5}-3}$	20	3,5644	3	1,9500E-2	3,8023E-4
$T_{PSO-J_{p5}-10}$	30	1,5327	3	1,0055E-2	1,0111E-4

Tabela 29: Parâmetros de desempenho DPCA-PID-PSO- J_{p5} – parte B.

T	$\epsilon\%$	i_s	σ_s	σ_s^2	i_a	σ_a	σ_a^2
$T_{PSO-J_{p5}-1}$	0	2	0	0	5	3,5355E-1	1,2500E-1
$T_{PSO-J_{p5}-9}$	10	3	0	0	9	1,8641	3,4748
$T_{PSO-J_{p5}-3}$	20	3	1,7678E-1	3,1250E-2	9	1,1640	1,3548
$T_{PSO-J_{p5}-10}$	30	3	4,7093E-1	2,2177E-1	8	1,3183	1,7379

5.2.2.4 DPCA-PID-PSO- J_{p6}

As 10 tentativas realizadas para as incertezas na estimação do canal são registrados no Anexo-F. Considerando o menor custo J_{p6} , são registrados os melhores ganhos obtidos para cada incerteza na Tabela 30. Quando há mais de um menor custo J_{p6} equivalente, é considerado aquele que possui o menor NMSE[500], tal que 500 é a última iteração do DPCA-PID-PSO- J_{p6} .

Tabela 30: Ganhos resultantes do DPCA-PID- J_{p6}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{PSO-J_{p6}-4}$	0	-0,0080	1,8303	0,0036	1,0704e-05	7,7488e-16
$T_{PSO-J_{p6}-10}$	10	-0,0213	1,7751	-0,0281	1,0822e-05	5,7449e-16
$T_{PSO-J_{p6}-5}$	20	-0,0528	1,6979	-0,0323	1,2085e-05	5,1148e-16
$T_{PSO-J_{p6}-3}$	30	-0,0774	1,6483	-0,0225	1,2411e-05	6,2465e-16

A alocação de potência para os ganhos registrados na Tabela 30 é ilustrada na Fig. 29 e as suas características de controle são apresentadas nas Tabelas 31 e 32. Na Fig. 29, pode ser observado que o controle de potência das ONUS apresentou total convergência, com baixo número de iterações (conforme a Tabela 32), efeito de degradações na estimativa do canal praticamente nulos (conforme pode ser verificado através da convergência para \mathbf{p}^*) e boa seletividade dos ganhos PID. Acerca da seletividade dos ganhos PID é possível verificar na Tabela 30 que diferentes ganhos PID são obtidos para diferentes incertezas na estimação dos canais.

A respeito das respostas em termos de controle, todas são amortecidas com mínimas oscilações e apresentam baixos sobressinais. Os sobressinais na Tabela 31 são inferiores iguais ou inferiores a 4,5384% e na Tabela 32 as iterações de assentamento iguais

ou inferiores a 11.

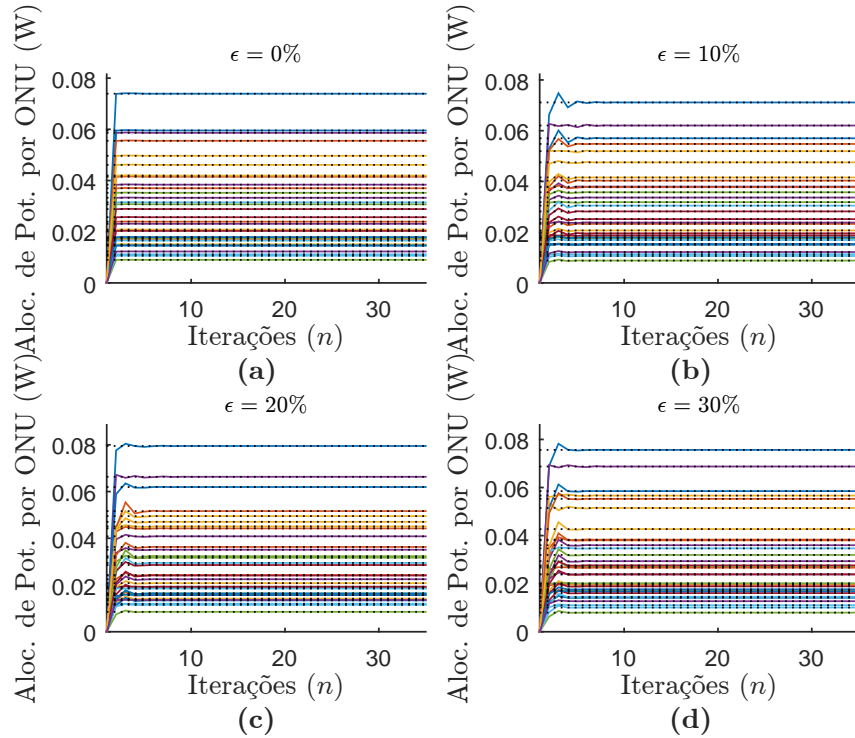


Figura 29: Alocação de potência por ONU do DPCA-PID- J_{p6} supervisionado sujeito a incerteza na estimação do canal.

Tabela 31: Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p6} – parte A.

T	$\epsilon\%$	MO%	i_{MO}	σ_{MO}	σ_{MO}^2
$T_{PSO-J_{p6}-4}$	0	2,3726E-1	3	1,5580E-4	2,4274E-8
$T_{PSO-J_{p6}-10}$	10	2,6819	3	1,5432E-2	2,3814E-4
$T_{PSO-J_{p6}-5}$	20	4,1154	3	2,6866E-2	7,2176E-4
$T_{PSO-J_{p6}-3}$	30	4,5384	3	2,7535E-2	7,5818E-4

Tabela 32: Parâmetros de desempenho DPCA-PID- J_{p6} – parte B.

T	$\epsilon\%$	i_s	σ_s	σ_s^2	i_a	σ_a	σ_a^2
$T_{PSO-J_{p6}-4}$	0	3	1,7678E-1	3,1250E-2	5	2,4593E-1	6,0484E-2
$T_{PSO-J_{p6}-10}$	10	3	3,6890E-1	1,3609E-1	11	1,8136	3,2893
$T_{PSO-J_{p6}-5}$	20	3	2,9614E-1	8,7702E-2	10	1,8794	3,5323
$T_{PSO-J_{p6}-3}$	30	3	3,5921E-1	1,2903E-1	10	1,7410	3,0313

5.2.2.5 COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL

As complexidades computacionais das sintonias adaptativas do PSO baseadas nos erros médios dos K usuários são mensuradas a fim de comparações com o método

analítico e exato, levando em conta a complexidade assintótica. Desta forma, na Tabela 33 são registradas as complexidades computacionais em função da quantidade de operações matemáticas de K usuários.

Tabela 33: Complexidade Computacional DPCA-PID-PSO- $(J_{p3}$ à J_{p6})

	eq.	soma	produto	raiz q.	inversa
DPCA-PID	(1)	0	$4K$	0	0
DPCA-PID	(3)	$(K + 1) \cdot K$	$(K + 3) \cdot K$	0	0
DPCA-PID	(8)	K	$2K$	0	0
DPCA-PID	(10)	$6K$	$3K$	0	0
PSO	(19)	$4K \cdot n_p$	$5K \cdot n_p$	0	0
PSO	(20)	$K \cdot n_p$	0	0	0
J_{p3}	Tabela 3: iii)	$(K - 1) \cdot (\rho - 1)$	$(K + 1) \cdot \rho$	0	0
J_{p4}	Tabela 3: iv)	$(K - 1) \cdot (\rho - 1)$	$(K + 1) \cdot \rho$	0	0
J_{p5}	Tabela 3: v)	$(K - 1) \cdot (\rho - 1)$	$(K + 2) \cdot \rho$	0	0
J_{p6}	Tabela 3: vi)	$(K - 1) \cdot (\rho - 1)$	$(K + 2) \cdot \rho$	0	0

Na Tabela 11 a complexidade computacional em termos do número total de operações matemáticas das equações do DPCA-PID-PSO, não resume-se somente a soma das equações descritas. Em uma análise conjunta com o Algoritmo 2, é possível verificar que ocorrem acréscimos de complexidades devido:

- i) ao número de iterações (ρ) do algoritmo de controle de potência, que acrescentam ρ repetições nas equações (1), (3), (8) e (10);
- ii) ao número de partículas (n_p) e iterações (φ) do PSO, que acrescentam $n_p \times \varphi$ repetições em J_{p1} , J_{p2} e nas equações (1), (3), (8) e (10).
- iii) ao número total de iterações (φ) do PSO, que acrescentam φ repetições nas equações (19) e (20).

Assim, os acréscimos das operações matemáticas proporcionados pelos tópicos **i** – **iii**, resultam em um total de operações matemáticas de:

$$C_{PSO-J_{p3}}(K) = \rho \cdot n_p \cdot \varphi \cdot (2K^2 + 20K) + n_p \cdot \varphi \cdot (2K \cdot \rho - K + 1) \quad (35)$$

$$C_{PSO-J_{p4}}(K) = \rho \cdot n_p \cdot \varphi \cdot (2K^2 + 20K) + n_p \cdot \varphi \cdot (2K \cdot \rho - K + 1) \quad (36)$$

$$C_{PSO-J_{p5}}(K) = \rho \cdot n_p \cdot \varphi \cdot (2K^2 + 20K) + n_p \cdot \varphi \cdot (2K\rho - K + \rho + 1) \quad (37)$$

$$C_{PSO-J_{p6}}(K) = \rho \cdot n_p \cdot \varphi \cdot (2K^2 + 20K) + n_p \cdot \varphi \cdot (2K\rho - K + \rho + 1) \quad (38)$$

Adicionalmente, o número total de operações matemáticas das para diferentes carregamentos do sistema é apresentado na Fig. 30.

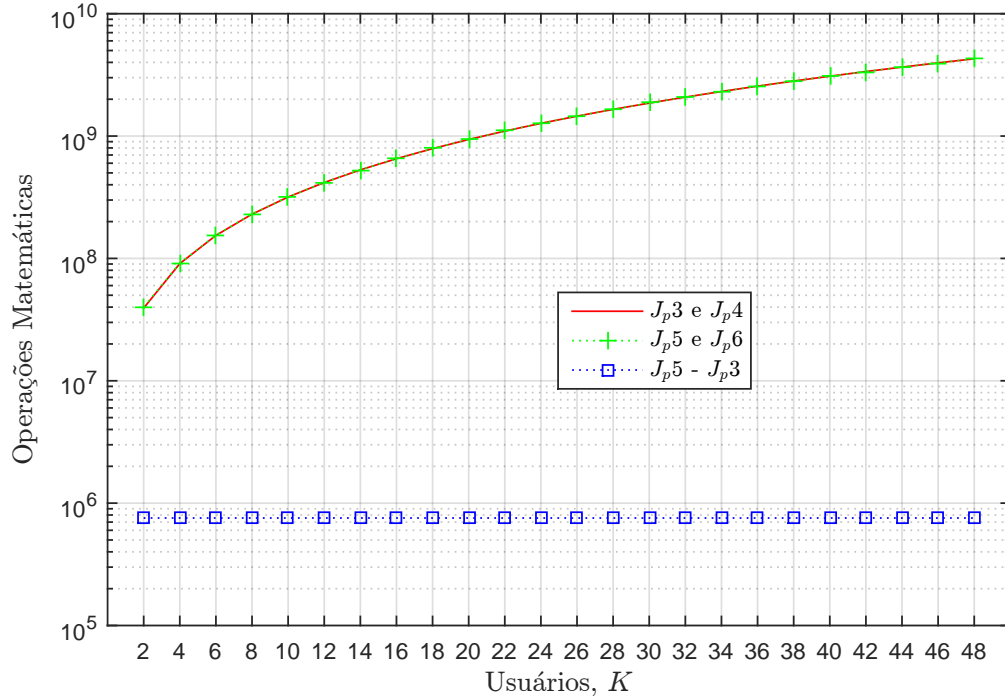


Figura 30: Número de operações matemáticas dos métodos DPCA-PID-PSO- $(J_{p3}$ à $J_{p6})$ para diferentes carregamentos do sistema. São obtidas as mesmas quantidades de operações matemáticas para: **i)** J_{p3} e J_{p4} ; e **ii)** J_{p5} e J_{p6} . A diferença entre **i** e **ii** é dada por $n_p \cdot \varphi \cdot (\rho + 1)$ que é equivalente a $7,5600 \cdot 10^5$, essa diferença é representada na legenda por $(J_{p5} - J_{p3})$. Para os K usuários obteve-se o número de operações matemáticas do J_{p3} e $J_{p4} \in [3,9309 \cdot 10^7; 4,2819 \cdot 10^9]$, e J_{p5} e $J_{p6} \in [4,0065 \cdot 10^7; 4,2826 \cdot 10^9]$.

Na Fig. 30 tal como nas eqs. (35)-(38) é possível observar que o número de operações matemáticas de J_{p3} são equivalentes à J_{p4} , e de J_{p5} são equivalentes à J_{p6} . Nelas os principais impactos no número de operações matemáticas, ocorrem principalmente por três motivos: ρ iterações do algoritmo de controle; o número de partículas do PSO; e o número total de iterações do PSO. Esses três motivos estabelecem um aumento de complexidade proporcional á quantidade de usuários K . Sobretudo, a maior taxa de crescimento das operações matemáticas é obtida através do comportamento assintótico, que sofre maior impacto nas equações (1), (3), (8) e (10) registrados na Tabela 11.

Assim, as complexidades assintóticas dos DPCA-PID-PSO- $(J_{p3}$ à $J_{p6})$ descritas nas eqs. (35)-(38) são na ordem de $\mathcal{O}(K^2)$. Essas complexidade assintóticas são ilustradas na Fig. 14, onde concluiu-se que complexidade assintótica dos métodos propostos em relação ao método analítico e exato são: menores para $K \in \{2, 4, 6, 8\}$; equivalentes para $K \in \{10\}$; e maiores para $K \in \{10, 12, \dots, 44, 48\}$. Por isso, os destaques dos métodos

propostos em termos de complexidade assintótica são para carregamentos equivalentes ou superiores a 10 usuários.

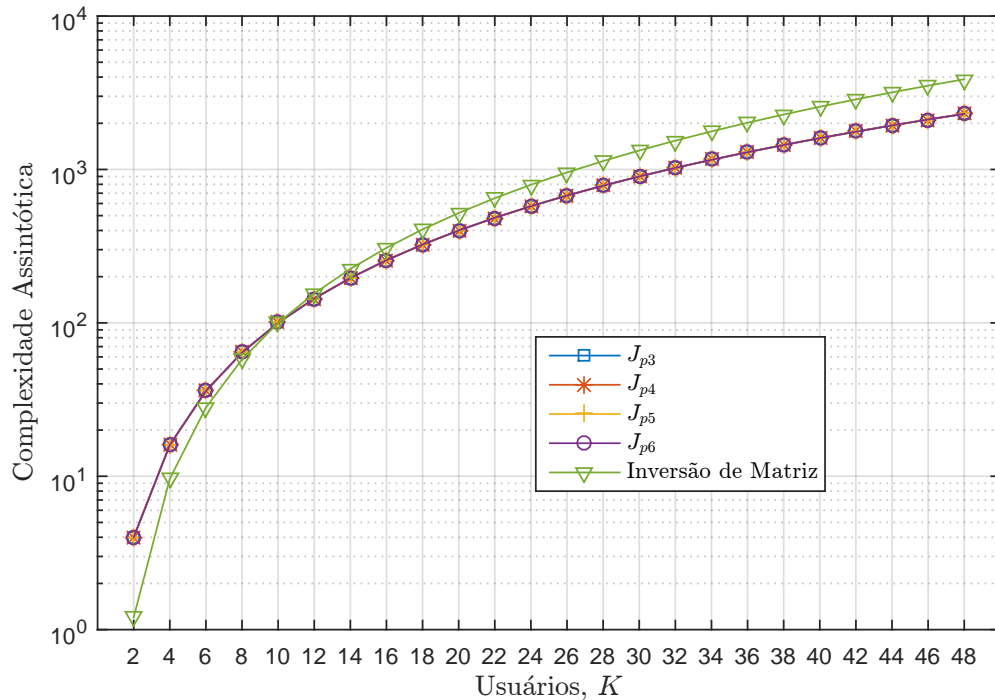


Figura 31: Complexidade assintótica dos métodos e inversão de matriz para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários obteve-se o número de operações matemáticas do TLnS \in de $[4; 2,3040 \cdot 10^3]$ e do método de inversão de matriz \in $[1, 2041; 3, 8740 \cdot 10^3]$.

5.2.2.6 COMPARAÇÕES DAS FUNÇÕES CUSTOS

As comparações das funções custos baseadas nos erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos K usuários (dos ganhos registrados nas Tabelas 21, 24, 27 e 30) são ilustradas nas Figs. 33-35 e registrados na Tabela 34. A função custo J_{p5} apresenta superioridade em termos dos máximos sobressinais (Fig. 32), iterações: subida (Fig. 33); de máximos sobressinais (Fig. 34); e assentamento (Fig. 35). A superioridade de J_{p5} em relação as demais, em termos dos critérios de controle, também pode ser verificada através da Tabela 34. Essa superioridade de J_{p5} ocorre principalmente porque na maioria das incertezas de estimação do canal a função custo J_{p5} apresenta maior região de operação e sensibilidade (em termos da atuação em regime transitório e permanente), enquanto a J_{p4} e J_{p6} apresentam menores sensibilidades devido seu ponderamento nas oscilações com pequena amplitudes, localizadas próximas as convergências.

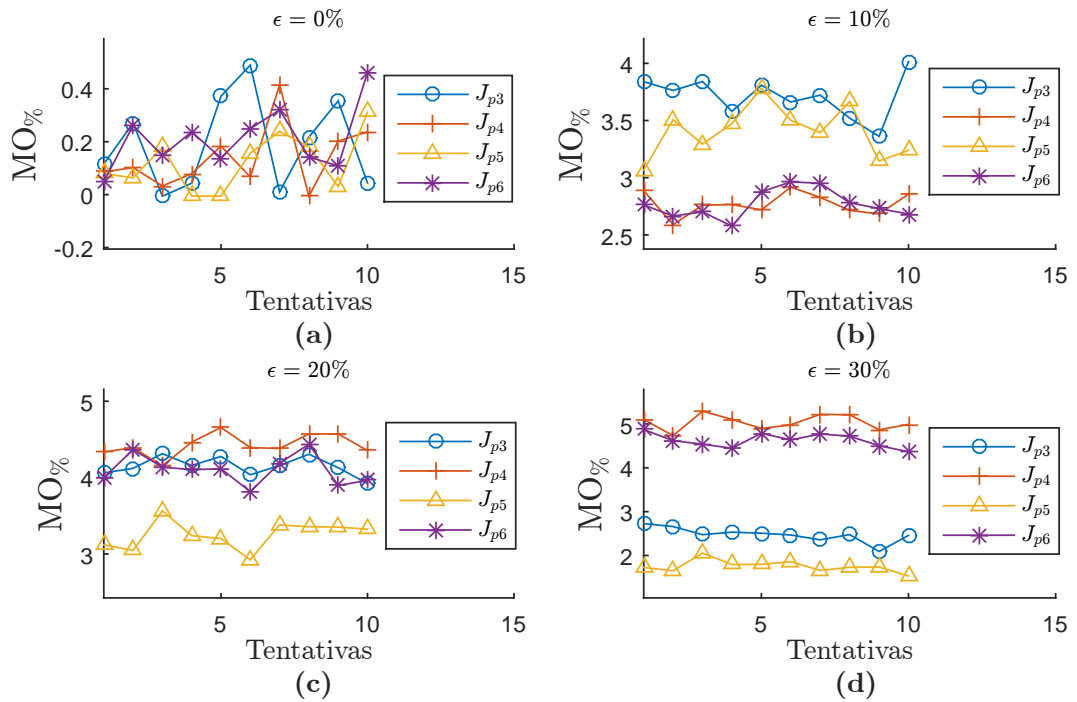


Figura 32: Maximos sobressinais das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO- $(J_{p3}$  J_{p6}), sujeitos as incertezas na estimao do canal.

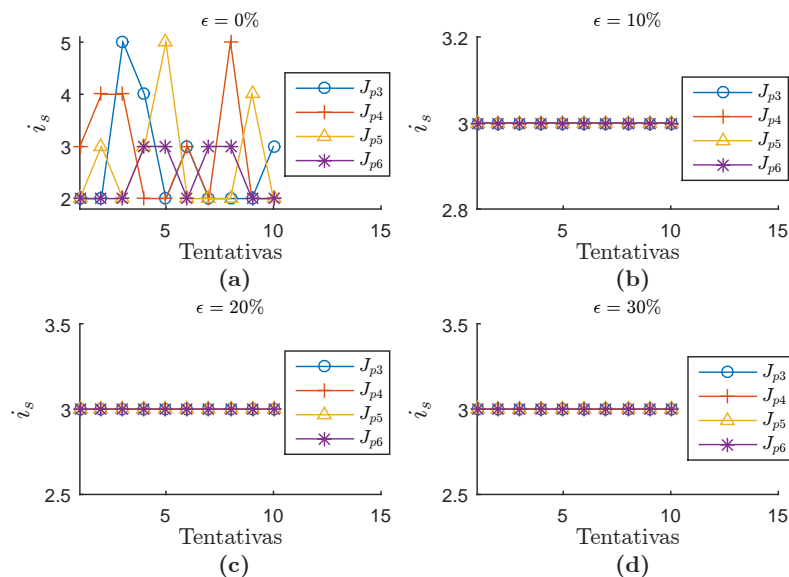


Figura 33: Iteraoes de maximos sobressinais dos 10 treinamentos DPCA-PID-PSO- $(J_{p3}$  J_{p6}), sujeitos as incertezas na estimao do canal.

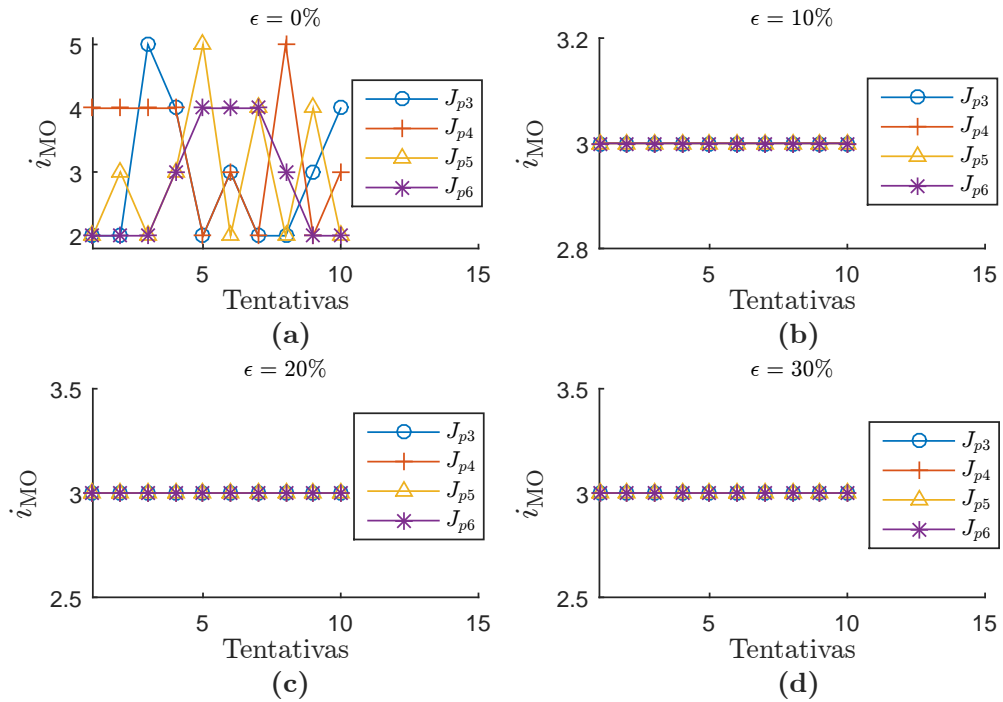


Figura 34: Iterações de máximos sobressinais das 10 tentativas DPCA-PID-PSO- (J_{p3} à J_{p6}), sujeitos as incertezas na estimação do canal.

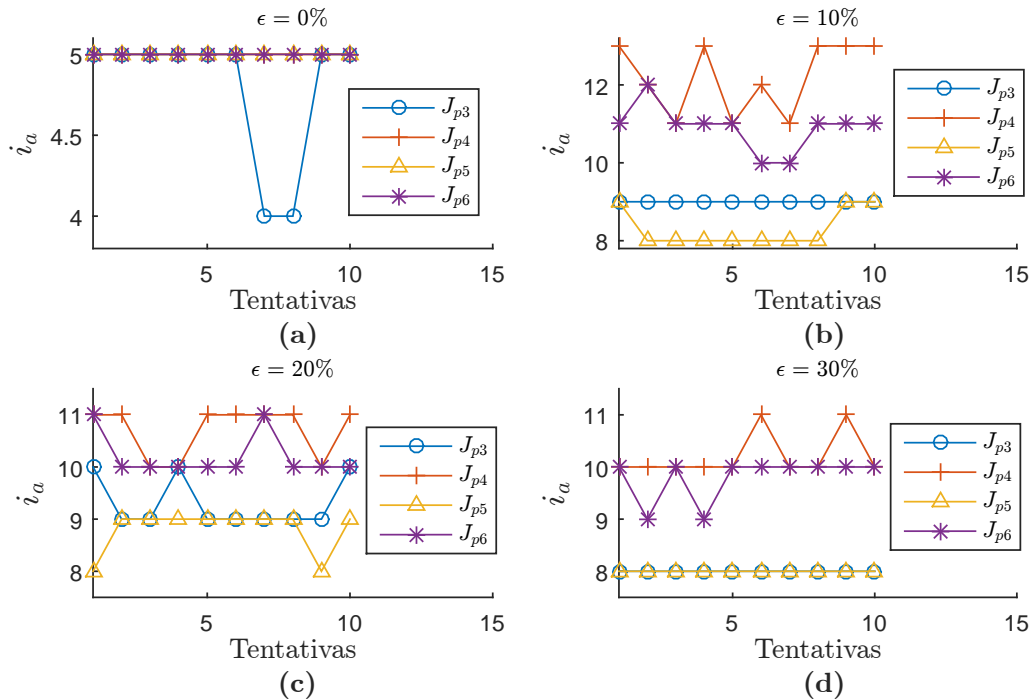


Figura 35: Iterações de assentamento das 10 tentativas DPCA-PID-PSO- (J_{p3} à J_{p6}), sujeitos as incertezas na estimação do canal.

Tabela 34: Parâmetros de desempenho médios das 10 tentativas do DPCA-PID-PSO(J_{p4} à J_{p6})

T	$\epsilon\%$	$\overline{MO\%}$	$\overline{i_{MO}}$	$\overline{i_s}$	$\overline{i_a}$	$ NMSE $
$T_{PSO-J_{p3}}$	0	0,1911	2.9000	2,7	4,8	1,0000 ¹
$T_{PSO-J_{p4}}$	0	0,1398	2,8	2,9	5	1,0000 ¹
$T_{PSO-J_{p5}}$	0	0,1230	3,3	2,7	5	1,0000
$T_{PSO-J_{p6}}$	0	0,2114	2,8	2,4	5	1,0000
$T_{PSO-J_{p3}}$	10	3,7116	3	3	9	1,0083
$T_{PSO-J_{p4}}$	10	2,7720	3	3	12,2	1,0074 ¹
$T_{PSO-J_{p5}}$	10	3,4071	3	3	8,3	1,0094 ¹
$T_{PSO-J_{p6}}$	10	2,7690	3	3	10,9	1,0077
$T_{PSO-J_{p3}}$	20	4,1487	3	3	9,3	1,0199
$T_{PSO-J_{p4}}$	20	4,4275	3	3	10,7	1,0189 ¹
$T_{PSO-J_{p5}}$	20	3,2510	3	3	8,8	1,0217 ¹
$T_{PSO-J_{p6}}$	20	4,1027	3	3	10,2	1,0192
$T_{PSO-J_{p3}}$	30	2,4755	3	3	8	1,0757
$T_{PSO-J_{p4}}$	30	5,0396	3	3	10,2	1,0714 ¹
$T_{PSO-J_{p5}}$	30	1,7545	3	3	8	1,0782 ¹
$T_{PSO-J_{p6}}$	30	4,6263	3	3	9,8	1,0719

Para efeito de validações da capacidade de controle DPCA-PID-PSO para alocação de potência das ONUs, com base nas funções custos que avaliam os erros ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos K usuários, comparações com o método de inversão de matriz são apresentadas nas Fig. 36-39 (com a NMSE) e na Tabela 34 (com a $|NMSE|$). Em termos de NMSE, são analisados em tópicos para cada incerteza:

- $\epsilon = 0\%$: são ilustrados na Fig. 36, onde a função custo J_{p6} apresentou melhor NMSE nas primeiras iterações. Nas ultimas iterações os valores médios apresentados pelas funções custo são: $J_{p3}=1,1469E-15$, $J_{p4}=7,5693E-16$, $J_{p5}=8,8854E-16$ e $J_{p6}=7,6380E-16$. Sendo J_{p4} , aquela que apresentou melhor NMSE nas ultimas iterações.
- $\epsilon = 10\%$: são ilustrados na Fig. 37, onde a função custo J_{p3} apresentou melhor NMSE nas primeiras iterações. Nas ultimas iterações os valores médios apresentados pelas funções custo são: $J_{p3}=5,9845E-16$, $J_{p4}=6,3680E-16$, $J_{p5}=5,9588E-16$ e $J_{p6}=6,2184E-16$. Sendo J_{p5} , aquela que apresentou melhor NMSE nas ultimas iterações.
- $\epsilon = 20\%$: são ilustrados na Fig. 38, onde a função custo J_{p5} apresentou melhor

¹São as funções custos que apresentam melhores resultados em relação: **a)** aos critérios de controle (que são os máximos sobressinais, iterações de máximo sobressinal, de subida e de assentamento); e **b)** a $|NMSE|$, em cada nível de incerteza na estimativa do canal.

NMSE nas primeiras iterações. Nas ultimas iterações os valores médios apresentados pelas funções custo são: $J_{p3}=6,2431E-16$, $J_{p4}=6,3106E-16$, $J_{p5}=6,0977E-16$ e $J_{p6}=6,2889E-16$. Sendo J_{p5} , aquela que apresentou melhor NMSE nas ultimas iterações.

- $\epsilon = 30\%$: são ilustrados na Fig. 39, onde a função custo J_{p5} apresentou melhor NMSE nas primeiras iterações. Nas ultimas iterações os valores médios apresentados pelas funções custo são: $J_{p3}=7,0445E-16$, $J_{p4}=7,2050E-16$, $J_{p5}=7,2595E-16$ e $J_{p6}=7,3201E-16$. Sendo J_{p3} , aquela que apresentou melhor NMSE nas ultimas iterações.

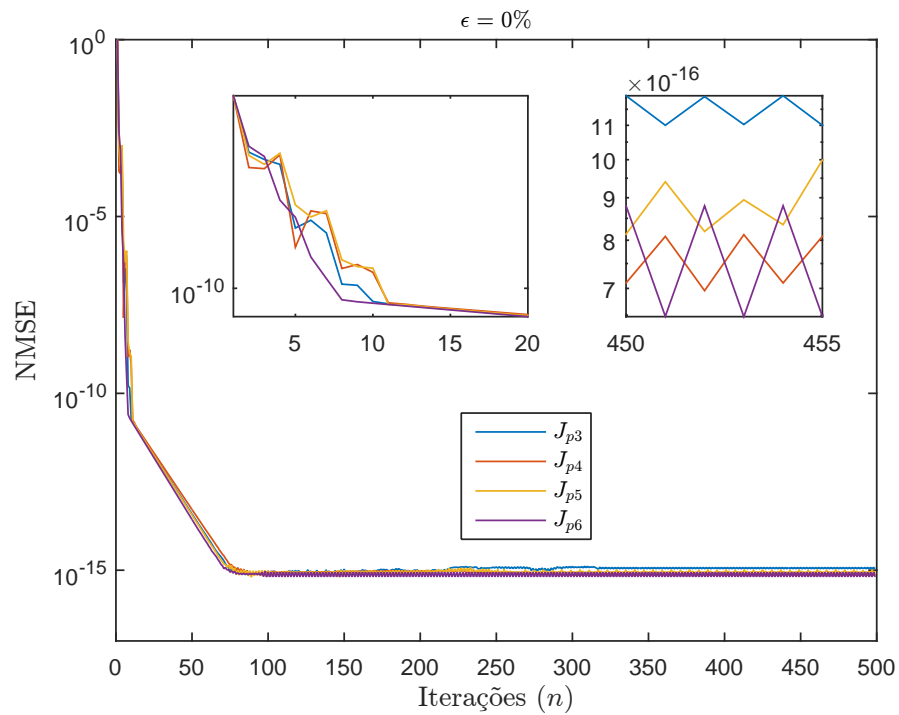


Figura 36: NMSE dos algoritmos DPCA-PID- $(J_{p3}$ à $J_{p6})$ sem incertezas na estimação do canal.

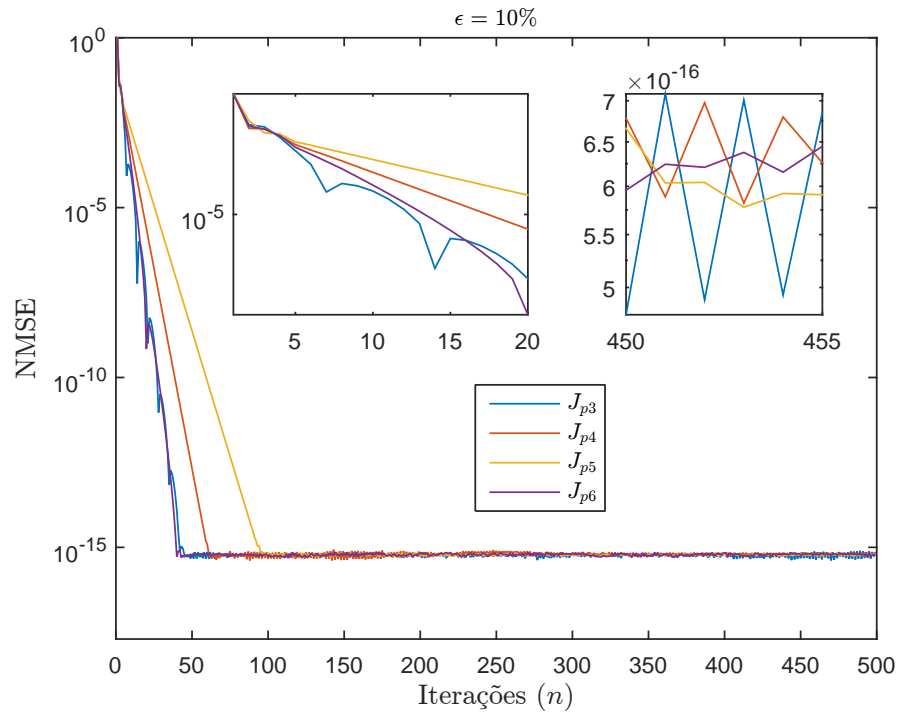


Figura 37: NMSE dos algoritmos DPCA-PID- $(J_{p3}$ à $J_{p6})$ sujeito a $\epsilon = 10\%$ na estimação do canal.

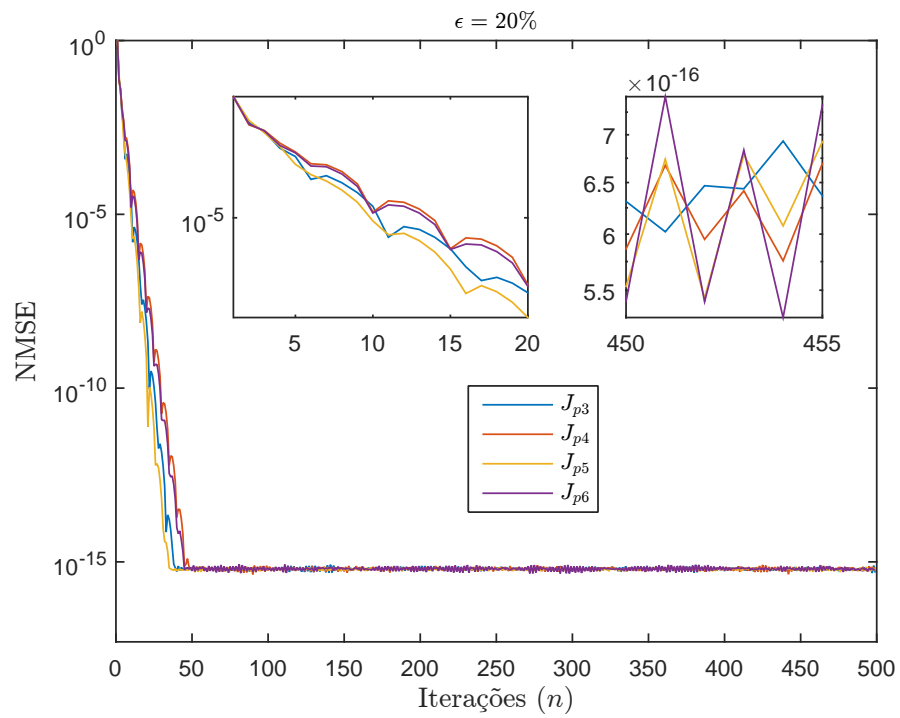


Figura 38: NMSE dos algoritmos DPCA-PID- $(J_{p3}$ à $J_{p6})$ sujeito a $\epsilon = 20\%$ na estimação do canal.

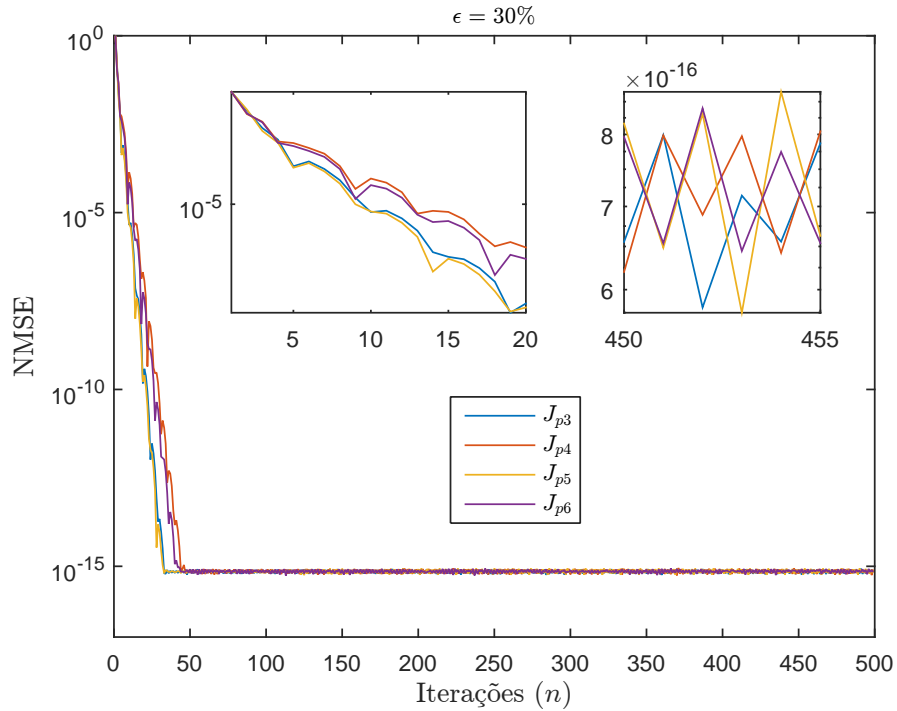


Figura 39: NMSE dos algoritmos DPCA-PID- $(J_{p3}$ à J_{p6}) sujeito a $\epsilon = 30\%$ na estimação do canal.

Na Tabela 34, os resultados de $|\text{NMSE}|$ demonstram que embora J_{p5} apresente melhores resultados em termos das primeiras iterações de NMSE, assim como os critérios de projetos (máximos sobressinais, iterações de máximo sobressinal, de subida, e de assentamento) das Tabelas 22, 23, 25, 26, 28, 29, 31, 32. Contudo, J_{p4} apresenta-se mais apropriada em termos de $|\text{NMSE}|$.

A respeito do custo computacional, a J_{p4} demonstra-se com desempenho superior, apesar de todas apresentarem a mesma complexidade assintótica que já é inferior a obtida através do método analítico e exato, o número de operações matemáticas (seção 5.2.2.5) é menor que os demais das funções custos baseadas no erro médio dos K usuários. Por isso, e também pela proximidade das respostas com o método analítico e exato conforme discutido no parágrafo anterior J_{p4} é a função custo com melhor desempenho.

5.2.3 COMPARAÇÕES GERAIS DAS FUNÇÕES CUSTOS DO DPCA-PID-PSO

Em cada grupo de funções já foram analisadas as vantagens e desvantagens de cada função custo em termos dos critério de projeto, NMSE, $|\text{NMSE}|$ e complexidade computacional. No entanto, as métricas destacadas são: a $|\text{NMSE}|$, no qual determina o quão próximo do método de inversão de matrizes a função custo em questão apresentou-se

no algoritmo de controle de potência distribuído PID; e a complexidade computacional assintótica, que determina o custo computacional de implementação real.

Na Tabela 35 é apresentado os valores de $|\text{NMSE}|$ dos melhores ganhos de cada grupo para cada incerteza.

Tabela 35: Comparação de $|\text{NMSE}|$ para os dois grupos de J no PSO

T	$\epsilon\%$	$ \text{NMSE} $
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-7}$	0	1,0000
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-1}$	0	1,0000
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-1}$	10	1,0072
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-1}$	10	1,0074
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-4}$	20	1,0182
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-2}$	20	1,0189
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-4}$	30	1,0700
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-9}$	30	1,0714

Em todas situações de incertezas na estimação do canal, a melhor função custo baseada no espaço vetorial normado apresentou-se levemente superior a melhor função custo baseada ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos K usuários. Porém, a função custo baseada no espaço vetorial normado demanda complexidade computacional maior, onde sua complexidade assintótica é na ordem de $\mathcal{O}(K^2 \cdot \log(K))$, enquanto que a função custo baseada ($\mathbf{e}[\mathbf{n}]$) médios dos K usuários é na ordem de $\mathcal{O}(K^2)$. Então, em termos práticos é considerado que a função custo J_{p4} demonstra-se a mais apropriada dos dois grupos de funções custos para alocação de potência em ONUS sujeita a erros de estimativas no canal, devido seu menor custo computacional e resultados bem próximos aos obtidos no método analítico e exato.

5.3 DPCA-PID-AANN

A Tabela 36 mostra os valores de parâmetros utilizados nas simulações numéricas de DPCA-PID-AANN, obtidos empiricamente através de análise de convergência, regiões de ganhos estáveis e precisão alvo.

Tabela 36: Parâmetros do DPCA-PID-AANN	
Variáveis	Valores adotados
Taxa de aprendizado	$\eta = 25$
Precisão alvo	$\lambda = 10^{-12}$
Faixa de ganhos iniciais de k_i	$[ak_i; bk_i] = [0; 2]$

Inicialmente, em cada treinamento são gerados os ganhos iniciais k_{p0} , k_{i0} e k_{d0}

de acordo com o Algoritmo 4, que são otimizados para obtenção dos ganhos resultantes k_p , k_i e k_d . São realizados 10 treinamentos para cada nível de incerteza na estimação do canal e registrados os ganhos, épocas e custo E_{qm} no Anexo-G.

Os melhores ganhos PID para cada incerteza na estimação do canal são registrados na Tabela 37, suas alocações de potências são ilustradas adiante na Fig. 40 e suas características de controle são apresentadas nas Tabelas 38 e 39. Nelas são possíveis verificar que a alocação de potência apresentou total convergência para todas incertezas na estimação dos canais, com baixo número de iterações para $\epsilon = \{0, 20, e 30\}\%$ e um número mais elevado de iterações para $\epsilon = \{10\}\%$, efeitos na degradação dos canais foram praticamente nulos (conforme pode ser verificado através da convergência para \mathbf{p}^* , que adicionalmente também é apresentado na Fig. 41) e boa seletividade de ganhos (embora, esteja limitada aos resultados obtidos, no ajuste de pesos da regra Delta que considera a i -ésima ONU com maior dispersão em relação as média das potências de convergidas).

Tabela 37: Ganhos obtidos no algoritmo DPCA-PID-AANN

T	$\epsilon\%$	k_{p0}	k_{i0}	k_{d0}	k_p	k_i	k_d	Época	E_{qm}
T_{AANN-8}	0	0	1,7461	0	-0,0002	1,8272	0,0001	70	1,2916E-10
T_{AANN-5}	10	0	1,4004	0	-0,0002	1,8168	0,0165	53	1,3599E-07
T_{AANN-6}	20	0	1,6494	0	-0,0284	1,7360	-0,0364	62	1,5150E-09
T_{AANN-7}	30	0	1,6537	0	-0,0283	1,7360	-0,0364	61	1,5163E-09

Tabela 38: Parâmetros de desempenho do DPCA-PID-AANN - parte A.

T	$\epsilon\%$	NMSE	NMSE[500]	MO%	i_{MO}	σ_{MO}	σ_{MO}^2
T_{AANN-8}	0	1,0000	8,7069E-16	4,4266E-3	3	1,7585E-4	3,0922E-8
T_{AANN-5}	10	1,0026	1,4871E-13	2,0844	4	1,0632E-2	1,1305E-4
T_{AANN-6}	20	1,0027	8,8027E-16	3,9838	3	2,7811E-2	7,7346E-4
T_{AANN-7}	30	1,0027	5,7541E-16	3,9832	3	2,7812E-2	7,7350E-4

Tabela 39: Parâmetros de desempenho do DPCA-PID-AANN - parte B.

T	$\epsilon\%$	i_s	σ_s	σ_s^2	i_a	σ_a	σ_a^2
T_{AANN-8}	0	3	0	0	4	8,7988E-1	7,7419E-1
T_{AANN-5}	10	3	7,7707E-1	6,0383E-1	65	16,8020	282,3072
T_{AANN-6}	20	3	3,6890E-1	1,3609E-1	11	1,6086	2,5877
T_{AANN-7}	30	3	3,6890E-1	1,3609E-1	11	1,6086	2,5877

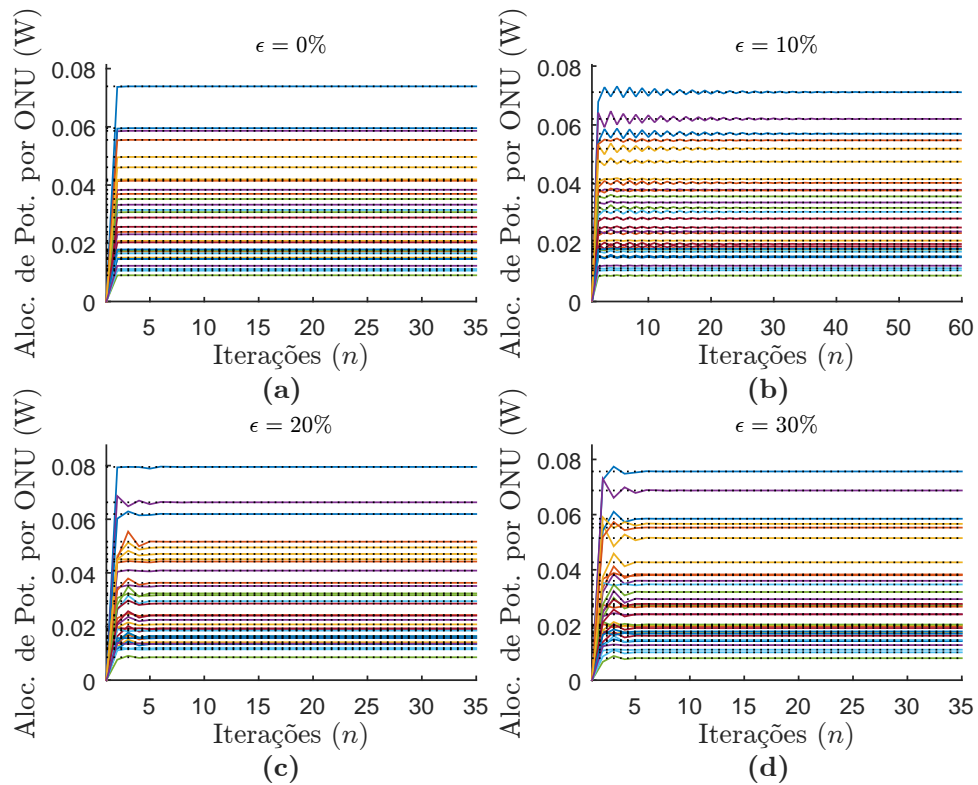


Figura 40: Alocação de potência por ONU do DPCA-PID-AANN sujeito as incertezas na estimação do canal.

No Anexo-G é possível verificar que embora cada incerteza apresente diferentes níveis de E_{qm} , quando relacionado as épocas e ganhos obtidos, existe uma tendência para que os ganhos resultantes sejam equivalentes, porém isso não ocorre por estarem limitados por λ . As respostas obtidas dos critérios de projeto para os 10 treinamentos são ilustrados nas Figs 42-45, onde é possível verificar que para as incertezas na estimação dos canais, o controle de potência apresentou características de amortecimento em conformidade com a robustez da regra Delta, assim:

- i_s : todas incertezas apresentam rapidez para i_s , apresentando resultados iguais ou inferiores a 3 iterações.
- $MO\%$: todas incertezas apresentam baixo $MO\%$, apresentando resultados inferiores a 4,3%;
- i_{MO} : todas incertezas apresentam rapidez para i_{MO} , apresentando resultados iguais ou inferiores a 4 iterações;
- i_a : para $\epsilon = 0\%$ apresentam resultados iguais ou inferiores 5 iterações; $\epsilon = 10\%$

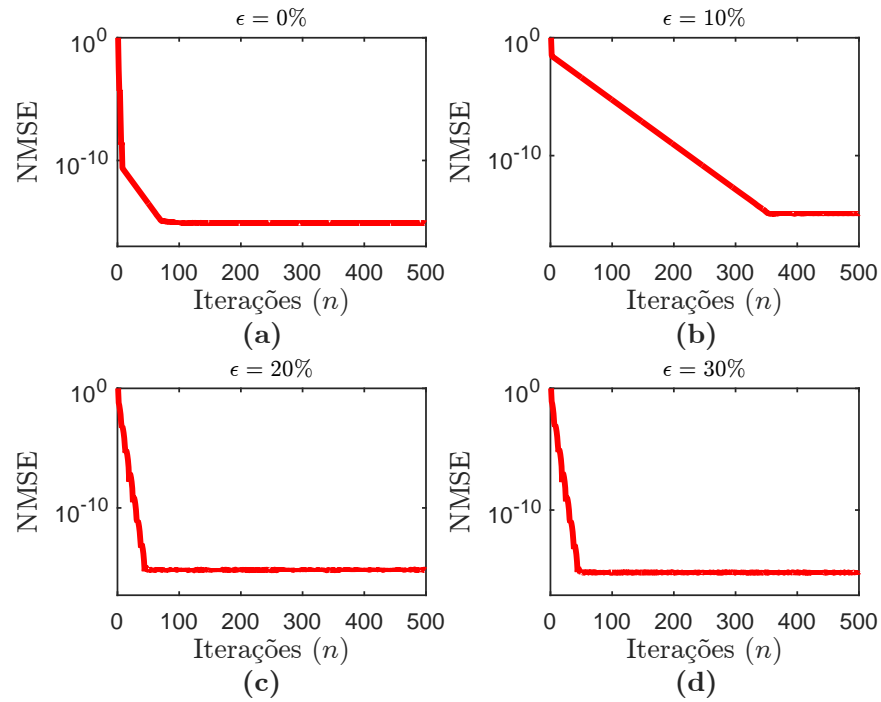


Figura 41: NMSE dos algoritmos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.

apresenta resultados iguais ou inferiores 72 iterações.

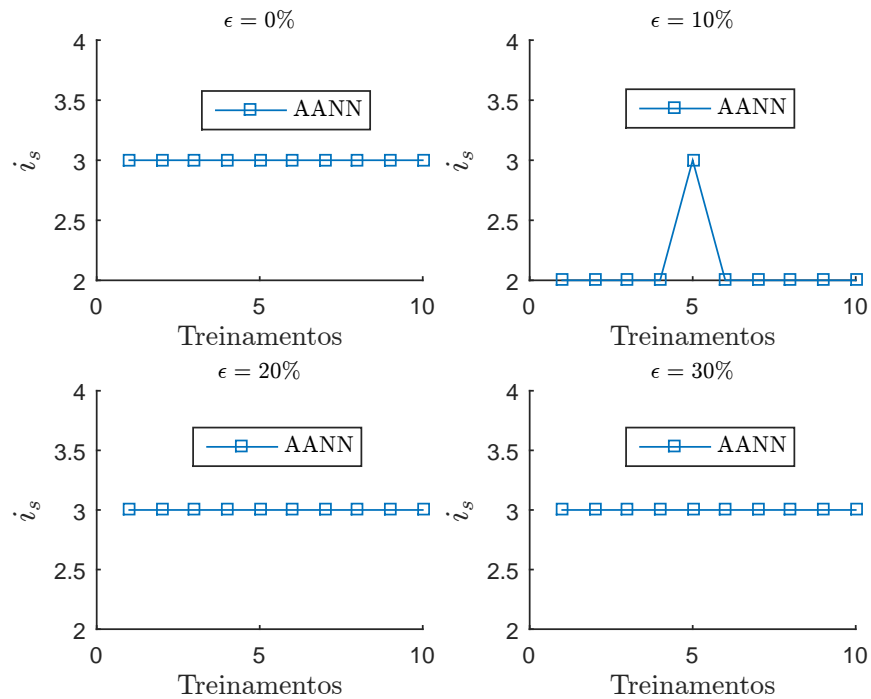


Figura 42: Iterações dos máximos sobressinais dos 10 treinamentos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.

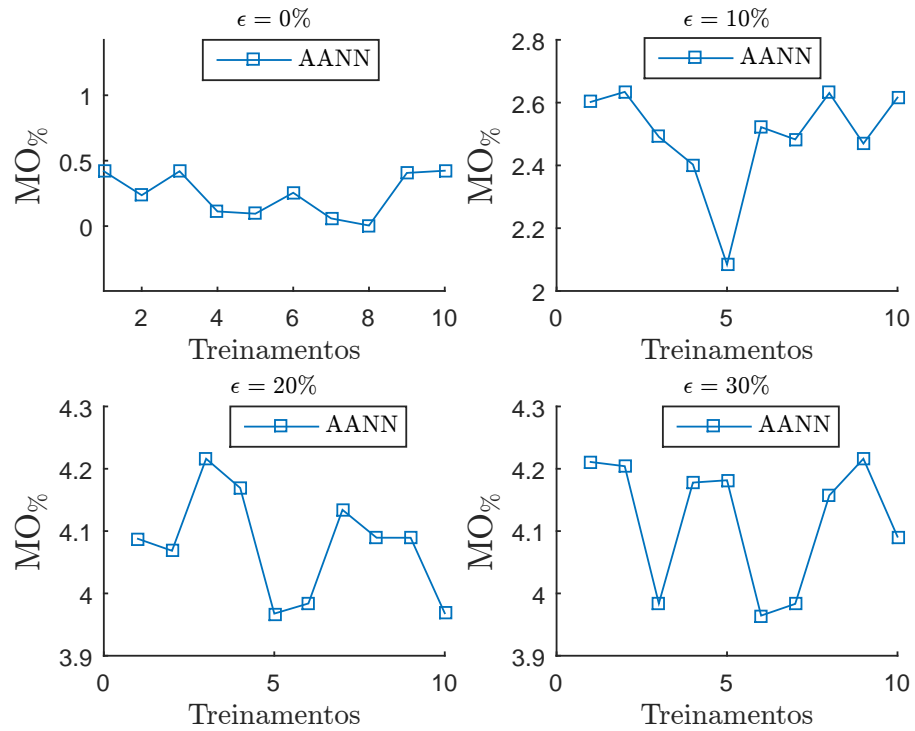


Figura 43: Máximos sobressinais dos 10 treinamentos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.

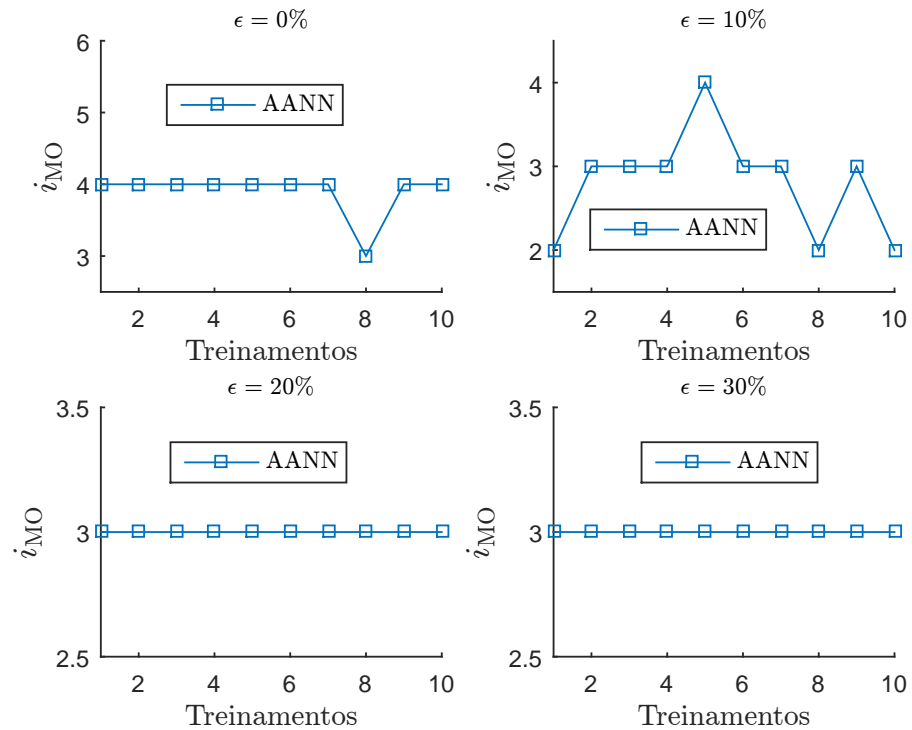


Figura 44: Iterações de máximos sobressinais de 10 treinamentos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.

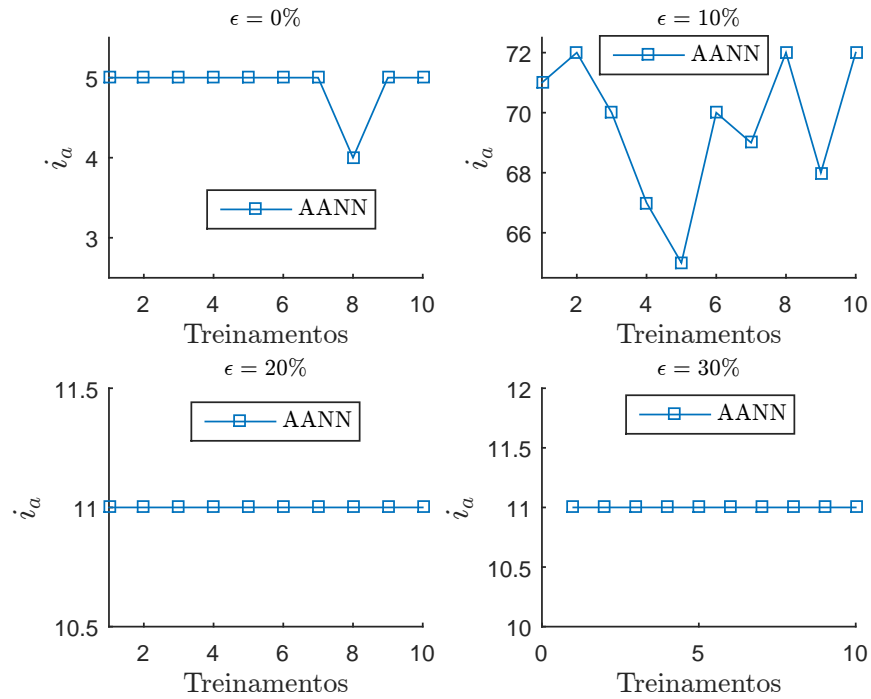


Figura 45: Iterações de assentamento de 10 treinamentos DPCA-PID-AANN sujeitos as incertezas na estimação do canal.

5.3.1 COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL

As complexidades computacionais das sintonias adaptativas da AANN são mensuradas a fim de comparações com o método de inversão de matriz, levando em conta a complexidade assintótica. Desta forma, na Tabela 40 são registradas as complexidades computacionais em função da quantidade de operações matemáticas de K usuários.

Tabela 40: Complexidade Computacional DPCA-PID-PSO-AANN

	eq.	soma	produto	inversa
DPCA-PID	(1)	0	$4K$	0
DPCA-PID	(3)	$(K + 1) \cdot K$	$(K + 3) \cdot K$	0
DPCA-PID	(8)	K	$2K$	0
DPCA-PID	(10)	$6K$	$3K$	0
AANN	(23)	3ρ	3ρ	0
AANN	(26)	3ρ	4ρ	0
AANN	(27)	2ρ	0	0
AANN	(31)	2ρ	ρ	0
AANN	\mathbf{x}^1	3ρ	ρ	0
AANN	épocas ²	ep	0	0
AANN	Analítico e Exato	K	K^2	$\mathcal{O}(K^2 \cdot \log(K))$

Na Tabela 40 a complexidade computacional em termos do número total de operações matemáticas das equações do DPCA-PID-AANN, não resume-se somente a soma das equações descritas. Em uma análise conjunta com o Algoritmo 3, é possível verificar que ocorrem acréscimos de complexidades devido:

- i) ao número de iterações (ρ) do algoritmo de controle de potência, que acrescentam ρ repetições nas equações (1), (3), (8) e (10);
- ii) ao número de épocas (ep), que acrescentam ep repetições em AANN e nas equações (1), (3), (8) e (10).

Assim, os acréscimos das operações matemáticas proporcionados pelos tópicos **i** e **ii**, excluídas as operações matemáticas da inversão de matriz (que é representada assintoticamente), resultam em um total de operações matemáticas de:

$$C_{\text{AANN}}(K) = \rho \cdot ep \cdot (2K^2 + 20K) + ep \cdot (22 \cdot \rho + ep + K^2 + K) \quad (39)$$

que assintoticamente são na ordem de $\mathcal{O}(K^2)$. Sobretudo a complexidade assintótica da inversão de matriz deve ser acrescentada, por isso complexidade assintótica resultante é na ordem de $\mathcal{O}(K^2 + K^2 \cdot \log(K))$, ou simplesmente, $\mathcal{O}(K^2 \cdot \log(K))$.

Na análise de complexidade computacional da AANN não é ilustrado o número de operações matemáticas para diferentes carregamentos, pelo fato da complexidade da inversão de matriz ser dada em termos assintóticos na Tabela 40. A ilustração de complexidade assintótica da AANN e inversão de matriz são registradas na Fig. 46, onde ambos métodos apresentam complexidades assintóticas equivalentes. Assim, é possível concluir que a AANN não proporciona acréscimo de complexidade em relação ao método analítico e exato.

¹O \mathbf{x} representa os elementos de entrada da AANN, que são linearizados através de operações matemáticas.

²O ep é o número de épocas necessário para convergência. Um valor pode ser atribuído para o ep considerando um critério de valor médio, máximo ou outro, analisando vários treinamentos. Sobretudo, esse valor a ser atribuído, não dependeria dos K usuários e seria considerado como uma constante, por estes motivos não é atribuído um valor para o mesmo, pois valores constantes não influenciam na complexidade assintótica.

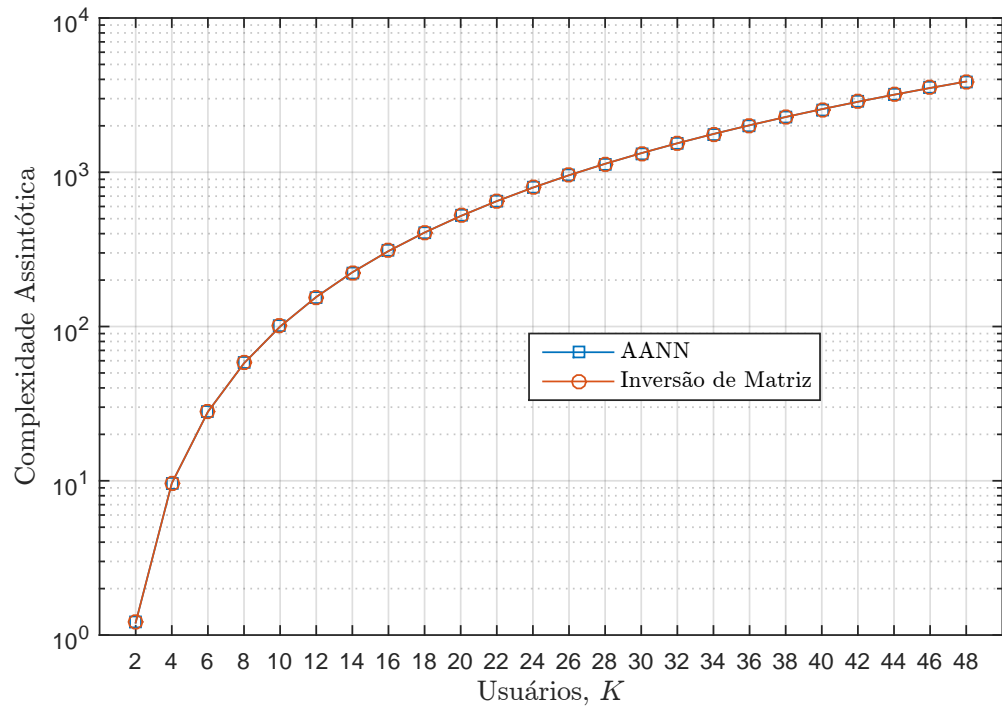


Figura 46: Complexidade assintótica da sintonia adaptativa AANN e da inversão de matriz para diferentes carregamentos do sistema. Para os K usuários as complexidades assintóticas $\in [1, 2041; 3, 8740 \cdot 10^3]$.

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho, as sintonias adaptativas dos ganhos PID em DPCA aplicados na arquitetura de rede 40GE-OCDMA-PON, baseadas em TL, PSO e AANN, foram investigadas individualmente e com as suas variações. Estimativas de erros realistas são consideradas no canais ópticos. Esses três métodos juntamente com suas variações, são avaliados em termos dos desempenhos de controle, tais como, percentuais de máximos sobressinais, iterações de subida, iterações de máximos sobressinais e iterações de assentamento. Além dessas métricas, é avaliada a NMSE que compara os resultado os métodos propostos com o método de inversão de matriz. Vale destacar que a $|NMSE|$ é a métrica mais relevante, pois mede o tamanho do vetor NMSE, ou seja, o quanto as sintonias adaptativas são equivalentes ao método de inversão de matriz, que na literatura é considerado um método analítico e exato.

6.1 CONCLUSÕES

O método DPCA-PID-TL embora apresente resultados satisfatórios, possui vantagens e desvantagens. A desvantagens de ambos são: **i)** a baixa seletividade dos ganhos PID durante a variação das incertezas na estimação do canal, que resultam em maior níveis de $|NMSE|$ para todas incertezas em relação aos demais métodos; e **ii)** a incapacidade de sintonia adaptativa em tempo real do método TLS. E as vantagens são que TLnS apresenta-se como uma sintonia adaptativa em tempo real com complexidade computacional na ordem de $\mathcal{O}(K^2)$, sendo que a ordem dessa complexidade é da mesma ordem para o controle de potência sem sintonia adaptativa de ALVES et al. (2016).

O método DPCA-PID-PSO, apresentou boa seletividade de ganhos, principalmente pela flexibilidade da implementação de diversas funções custos. Em relação as funções custos baseadas nos espaços vetoriais normados, a J_{p1} é a que busca o melhor custo da $|NMSE|$, pois a própria função também é a métrica que avalia a qualidade das soluções. A complexidade computacional de J_{p1} é na ordem de $\mathcal{O}(K^2 \cdot \log(K))$ e não re-

aliza acréscimo em relação ao método de inversão de matriz, porém não é a função custo candidata porque utiliza a inversão de matriz, visto que calcula o vetor soluções (\mathbf{p}^*). Em relação as funções custos $J_{p3} - J_{p6}$ que são baseadas nos erros médios dos K usuários, a J_{p4} possui $|\text{NMSE}|$ semelhante a J_{p1} , conforme apresentado na Tabela 35, com custo computacional na ordem de $\mathcal{O}(K^2)$. Por isso, a J_{p4} é a função custo candidata para o DPCA-PID-PSO, além de apresentar resultados semelhantes da $|\text{NMSE}|$ comparados aos da $J_{p1} - J_{p2}$ (espaços vetoriais normados) e as demais de seu grupo (J_{p3} , J_{p5} e J_{p6}), possui complexidade computacional da mesma ordem para o controle de potência sem sintonia adaptativa de ALVES et al. (2016).

O método DPCA-PID-AANN, apresentou bons resultados da $|\text{NMSE}|$ com custo computacional na ordem de $\mathcal{O}(K^2 \cdot \log(K))$. Embora não apresente acréscimo de complexidade em relação ao método de inversão de matriz, o mesmo de J_{p1} acontece para a AANN, onde a AANN calcula o vetor soluções (\mathbf{p}^*) para que ocorra o ajuste dos ganhos PID através da Regra Delta. Apesar da AANN utilizar o método de inversão de matriz, a investigação do DPCA-PID-AANN é candidato para a sintonia adaptativa e controle de potência em PONs, com intuito de redução de custo computacional e exclusão do método de inversão de matriz para ajuste dos ganhos PID.

Finalmente, conclui-se que as três sintonias adaptativas possuem potenciais para o controle de potência distribuído em PONs, afim de melhoria do QoS, através do ajuste adaptativo dos ganhos PID sujeito as incertezas na estimação do canal, e na maioria dos casos substituindo completamente o método de inversão de matriz.

6.2 TRABALHOS FUTUROS

As propostas de trabalhos futuros incluem:

- I) propor novos esquemas de sintonia adaptativa dos ganhos PID, a partir de novas meta-heurísticas, tais como ACO (*Ant Colony Optimization*), Firefly, GA e outros;
- II) otimizar o ajuste dos ganhos PID, que é realizado pelo método de TL, com a finalidade de obter melhor seletividade de ganhos nos diferentes níveis de incertezas no canal óptico;
- III) investigar o estabelecimento de critérios de seleção do usuário responsável por ajustar os ganhos PID na AANN;

- IV) explorar novas funções custos para redução de complexidade computacional da AANN, com a finalidade suprimir a inversão de matriz no ajuste dos ganhos PID;
- V) investigar novas funções custos, com intuito de realizar o ajuste ponderado dos ganhos PID, aplicado a 40GE-OCDMA-PON.

REFERÊNCIAS

- AL-KHAYYT, S. Z. S. Tuning pid controller by neural network for robot manipulator trajectory tracking. **Al-Khwarizmi Engineering Journal**, v. 8, n. 1, p. 19–28, 2013.
- ALVES, T. A. B. et al. 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.
- ANG, K. H.; CHONG, G.; LI, Y. Pid control system analysis, design, and technology. **IEEE transactions on control systems technology**, IEEE, v. 13, n. 4, p. 559–576, 2005.
- ÅSTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. Revisiting the ziegler–nichols step response method for pid control. **Journal of process control**, Elsevier, v. 14, n. 6, p. 635–650, 2004.
- BINDHAIQ, S. et al. Recent development on time and wavelength-division multiplexed passive optical network (twdm-pon) for next-generation passive optical network stage 2 (ng-pon2). **Optical Switching and Networking**, Elsevier, v. 15, p. 53–66, 2015.
- CAMARGO, F. E. de; JR, M. L. P.; ABRÃO, T. Alocação de potência em redes de comunicação móveis de múltiplo acesso: Aspectos de implementação via modelos de verhulst e perron-frobenius. **Semina: Ciências Exatas e Tecnológicas**, v. 33, n. 2, p. 175–188, 2012.
- CINCOTTI, G.; WADA, N.; KITAYAMA, K.-i. Characterization of a full encoder/decoder in the awg configuration for code-based photonic routers-part i: modeling and design. **Journal of Lightwave technology**, IEEE, v. 24, n. 1, p. 103–112, 2006.
- DITTMAR, R. et al. Robust optimization-based multi-loop pid controller tuning: A new tool and its industrial application. **Control Engineering Practice**, Elsevier, v. 20, n. 4, p. 355–370, 2012.
- 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.
- DURAND, F. R.; ANGÉLICO, B. A.; ABRÃO, T. Increasing energy efficiency in ocdma network via distributed power control. **Journal of Microwaves, Optoelectronics and Electromagnetic Applications**, SciELO Brasil, v. 11, n. 1, p. 39–55, 2012a.
- 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, 2012b.

- EBERHART, R.; KENNEDY, J. A new optimizer using particle swarm theory. In: **IEEE. Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on.** Nagoya, Japan, 1995. p. 39–43.
- ELKAMCHOUCI, H. M.; ELRAGAL, H. M.; MAKAR, M. A. Power control in cdma system using particle swarm optimization. In: **Radio Science Conference, 2007. NRSC 2007. National.** Cairo, Egypt: IEEE, 2007. p. 1–8.
- FILHO, M. S.; ABRÃO, T.; SAMPAIO, L. D. H. Inteligência swarm e equilíbrio de verhulst aplicados à alocação de potência em redes ópticas cdma particionadas. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 18, n. 2, p. 266–294, 2011.
- FLAJOLET, P.; SEDGEWICK, R. Mellin transforms and asymptotics: finite differences and rice's integrals. **Theoretical Computer Science**, Elsevier, v. 144, n. 1-2, p. 101–124, 1995.
- FOSCHINI, G. J.; MILJANIC, Z. A simple distributed autonomous power control algorithm and its convergence. **IEEE transactions on vehicular Technology**, IEEE, v. 42, n. 4, p. 641–646, 1993.
- GARCIA, L. et al. The impact of geographic distribution in passive optical network with optical cdma. **IEEE Latin America Transactions**, IEEE, v. 13, n. 7, p. 2152–2158, 2015.
- GROSS, T. J.; ABRÃO, T.; JESZENSKY, P. J. E. Algoritmo de controle de potência distribuído fundamentado no modelo populacional de verhulst doi: 10.14209/jcis. 2006.5. **Journal of Communication and Information Systems**, v. 21, n. 1, 2006.
- 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**, Elsevier, v. 65, n. 4, p. 361–372, 2011.
- HADI, M.; PAKRAVAN, M. R. Analysis and design of adaptive ocdma passive optical networks. **Journal of Lightwave Technology**, IEEE, v. 35, n. 14, p. 1132–1143, 2017.
- HALBWACHS, D.; WIRA, P.; MERCKLÉ, J. Adaline-based approaches for time-varying frequency estimation in power systems. **IFAC Proceedings Volumes**, Elsevier, v. 42, n. 19, p. 31–36, 2009.
- KANI, J.-i. et al. Next-generation pon-part i: Technology roadmap and general requirements. **IEEE Communications Magazine**, IEEE, v. 47, n. 11, 2009.
- KIM, K. S. On the evolution of pon-based ftth solutions. **Information sciences**, Elsevier, v. 149, n. 1, p. 21–30, 2003.
- KRAMER, G.; PESAVENTO, G. Ethernet passive optical network (epon): building a next-generation optical access network. **IEEE Communications magazine**, IEEE, v. 40, n. 2, p. 66–73, 2002.
- LAMBERT, S. et al. Energy efficiency analysis of next-generation passive optical network (ng-pon) technologies in a major city network. In: **IEEE. Transparent Optical Networks (ICTON), 2013 15th International Conference on.** Cartagena, Spain, 2013. p. 1–6.

- 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.
- LUO, Y. et al. Time-and wavelength-division multiplexed passive optical network (twdm-pon) for next-generation pon stage 2 (ng-pon2). **Journal of Lightwave Technology**, IEEE, v. 31, n. 4, p. 587–593, 2013.
- LUYBEN, W. L. Simple method for tuning siso controllers in multivariable systems. **Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development**, ACS Publications, v. 25, n. 3, p. 654–660, 1986.
- LUYBEN, W. L. Tuning proportional- integral- derivative controllers for integrator/deadtime processes. **Industrial & engineering chemistry research**, ACS Publications, v. 35, n. 10, p. 3480–3483, 1996.
- MAIER, M. Survivability techniques for ng-pons and fiwi access networks. In: **IEEE. Communications (ICC), 2012 IEEE International Conference on**. Ottawa, ON, Canada, 2012. p. 6214–6219.
- MAIER, M.; LEVESQUE, M.; IVANESCU, L. Ng-pons 1&2 and beyond: the dawn of the uber-fiwi network. **IEEE Network**, IEEE, v. 26, n. 2, 2012.
- MARQUES, M. de P. **Alocação de Recursos em Redes de Comunicação de Múltiplo Acesso**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Londrina, 2014.
- MATSUMOTO, R. et al. 40g-ocdma-pon system with an asymmetric structure using a single multi-port and sampled ssfbg encoder/decoders. **Journal of Lightwave Technology**, IEEE, v. 32, n. 6, p. 1132–1143, 2014.
- MEDEIROS, G. F. de; KRIPKA, M. Algumas aplicações de métodos heurísticos na otimização de estruturas. **Revista CIATEC-UPF**, v. 4, n. 1, p. 19–32, 2012.
- MERAYO, N. et al. Pid controller based on a self-adaptive neural network to ensure qos bandwidth requirements in passive optical networks. **Journal of Optical Communications and Networking**, Optical Society of America, v. 9, n. 5, p. 433–445, 2017.
- MESHARAM, P.; KANOJIYA, R. G. Tuning of pid controller using ziegler-nichols method for speed control of dc motor. In: **IEEE. Advances in Engineering, Science and Management (ICAESM), 2012 International Conference on**. Nagapattinam, Tamil Nadu, India, 2012. p. 117–122.
- MOHARAM, A.; EL-HOSSEINI, M. A.; ALI, H. A. Design of optimal pid controller using hybrid differential evolution and particle swarm optimization with an aging leader and challengers. **Applied Soft Computing**, Elsevier, v. 38, p. 727–737, 2016.
- NORTON, R. L. **Projeto de máquinas: uma abordagem integrada. Traduzido por João Batista Aguiar, José Manoel Aguiar**. Porto Alegre: Bookman, 2004.
- OGATA, K.; YANG, Y. Modern control engineering. Prentice hall India, v. 4, 2002.

- PAN, Z.; YU, C.; WILLNER, A. E. Optical performance monitoring for the next generation optical communication networks. **Optical Fiber Technology**, Elsevier, v. 16, n. 1, p. 20–45, 2010.
- RAGHEB, A.; FATHALLAH, H. Performance analysis of next generation-pon (ng-pon) architectures. In: IEEE. **High Capacity Optical Networks and Enabling Technologies (HONET)**, 2011. Riyadh, Saudi Arabia, 2011. p. 339–345.
- SAMPAIO, L. D. H. et al. Power allocation in multirate ds/cdma systems based on verhulst equilibrium. In: IEEE. **Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on**. Cape Town, South Africa, 2010. p. 1–6.
- SANTOS, L. R. R. d.; DURAND, F. R.; ABRÃO, T. Sintonia adaptativa de algoritmos pid de controle de potência em redes ng-pon baseado em pso. **XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, SBRT2017**, p. 929–933, 2017.
- SELAMAT, N. A.; WAHAB, N.; SAHLAN, S. Particle swarm optimization for multi-variable pid controller tuning. In: IEEE. **Signal Processing and its Applications (CSPA), 2013 IEEE 9th International Colloquium on**. Kuala Lumpur, Malaysia, 2013. p. 170–175.
- SILVA, I. d.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas**. São Paulo: Artliber, 2010. 33–111 p.
- SILVEIRA, T.; OLIVEIRA, H.; SILVA, L. Controle de inércia para fuga de mínimos locais de funções não-lineares na otimização por enxame de partículas. **ENCONTRO NACIONAL DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (ENIA'09), VII, Bento Gonçalves**, p. 739–748, 2009.
- SONG, H.; KIM, B.-W.; MUKHERJEE, B. Long-reach optical access networks: A survey of research challenges, demonstrations, and bandwidth assignment mechanisms. **IEEE communications surveys & tutorials**, IEEE, v. 12, n. 1, p. 112–123, 2010.
- TAVAKOLI, S.; TAVAKOLI, M. Optimal tuning of pid controllers for first order plus time delay models using dimensional analysis. In: IEEE. **Control and Automation, 2003. ICCA'03. Proceedings. 4th International Conference on**. Montreal, Que., Canada, 2003. p. 942–946.
- TEH, P. et al. Demonstration of a four-channel wdm/ocdma system using 255-chip 320-gchip/s quarternary phase coding gratings. **IEEE Photonics Technology Letters**, IEEE, v. 14, n. 2, p. 227–229, 2002.
- VALERDI, R. Heuristics for systems engineering cost estimation. **IEEE Systems Journal**, IEEE, v. 5, n. 1, p. 91–98, 2011.
- VERHULST, P. Notice surlaloi que la population poursuit dans son accroissement. **Correspondance**, 1838.
- WIDROW, B.; HOFF, M. E. et al. Adaptive switching circuits. In: **IRE WESCON convention record**. Stanford, California: STANFORD UNIV CA STANFORD ELECTRONICS LABS, 1960. v. 4, n. 1, p. 96–104.

WILLIS, M. Proportional-integral-derivative control. **Dept. of Chemical and Process Engineering University of Newcastle, 1999**, 1999.

WU, X. Stability analysis of time domain fem by applying routh-hurwitz stability criterion. In: IEEE. **Antennas and Propagation & USNC/URSI National Radio Science Meeting, 2015 IEEE International Symposium on**. Vancouver, BC, Canada, 2015. p. 1506–1507.

YANG, X.-S. **Nature-inspired metaheuristic algorithms**. United Kingdom: Luniver press, 2010.

ZAMI, T. et al. The relevant impact of the physical parameters uncertainties when dimensioning an optical core transparent network. In: **Proc. European Conf. Optical Communications (ECOC)**. Brussels, Belgium: ECOC 2008, 2008. v. 15.

ZANDER, J. Performance of optimum transmitter power control in cellular radio systems. **IEEE transactions on vehicular technology**, IEEE, v. 41, n. 1, p. 57–62, 1992.

ZHAO, D. et al. Channel power control in optical amplifiers to mitigate physical impairment in optical network. **Science China Information Sciences**, Springer, v. 58, n. 10, p. 1–8, 2015.

APÊNDICE A – ANÁLISES DA SELEÇÃO DOS GANHOS PID

Nesse apêndice são investigadas as principais características de seleção dos ganhos PID, principalmente em termos do DPCA-PID. Vale destacar que as análises em termos do PSO e AANN são expandidas no Capítulo 5. São analisados os motivos das existências de ganhos positivos, negativos e valores esperados. Primeiramente uma análise simplificada é feita considerando somente um usuário, após na Tabela 41 serão considerados os K usuários. Para a análise simplificada, algumas considerações a partir da 40GE-OCDMA-PON para $\epsilon = 30\%$ com base na Tabela 4, eq. (8) e eq. (10), são realizadas:

- I)** o ponto inicial da eq. (10) ocorre em $n = 2$;
- II)** a potência de repouso ($p_i[n]$) para $i = 1$ e $n = 1$ é na ordem de 10^{-13} ;
- III)** a SNIR inicial (γ_i) para $i = 1$ é na ordem de 10^{-9} ;
- IV)** $e_i[n - 1]$ e $e_i[n - 2]$ para $n = 2$ são considerados equivalentes a $e_i[n]$.

Desta forma, atribuindo os valores de **I–III** na eq. (8) obtêm-se:

$$e_1[2] = (1 - (10^2 \cdot 10^9)) \cdot (10^{-13}) \approx -10^{-2}$$

e atribuindo os valores de $e_i[2]$ e **IV** na eq. (10) obtêm-se:

$$p_1[2] = 10^{-12} - k_p \cdot (0) - k_i \cdot (-10^{-2}) - k_d(0)$$

Na primeira iteração do algoritmo de controle de potência, em $p_i[2]$, é possível verificar que o ganho k_i é o único atuante. Valores positivos e altos de k_i , desde que não extrapolem a estabilidade do sistema, resultam na convergência da potência calculada até as potências objetivos de forma mais rápida, embora acrescente oscilações. Esse acréscimo de oscilações podem ser amortecidos através das combinações de ganhos k_p e k_d com valores menores no sentido oposto (ganhos negativos). Para demonstrar esses

comportamos, na Tabela 41 são registradas variações dos ganhos PID através dos ganhos PID obtidos no $T_{\text{PSO-J}_{p1-4}}$ (Tabela 13). Essas variações dos ganhos são avaliadas em termos das i_a , sendo possível verificar que em:

- $T = \{1 \text{ e } 2\}$, onde os ganhos k_p e k_d são negativos e superiores ao valores do $T_{\text{PSO-J}_{p1-4}}$, ocorrem acréscimos de oscilações até a convergência.
- $T_{\text{PSO-J}_{p1-4}}$, onde os ganhos PID são otimizados pela J_{p1} do PSO, apresenta maior velocidade de convergência.
- $T = \{3\}$, onde os ganhos k_p e k_d são positivos com valores levemente superiores ao $T_{\text{PSO-J}_{p1-4}}$, ocorre acréscimo de oscilações até a convergência.
- $T = \{4\}$, onde os ganhos k_p e k_d são positivos com valores elevados em relação ao $T_{\text{PSO-J}_{p1-4}}$, ocorre desestabilização do sistema, não convergem.
- $T = \{5, 6 \text{ e } 7\}$, onde os ganhos k_p e k_d são nulos, a evolução de k_i resulta acréscimos de oscilações até convergência.

Tabela 41: Análises de variações de ganhos PID, a partir do $T_{\text{PSO-J}_{p1-4}}$.

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	i_a
1	30	-0,2000	1,7487	-0,2000	53
2	30	-0,1000	1,7487	-0,1000	18
$T_{\text{PSO-J}_{p1-4}}$	30	-0,0387	1,7487	-0,0346	10
3	30	0,0000	1,7487	0,0000	27
4	30	0,1000	1,7487	0,1000	∞
5	30	0,0000	1,8000	0,0000	36
6	30	0,0000	1,8500	0,0000	53
7	30	0,0000	1,9500	0,0000	> 300

Assim, é esperado que o módulo de k_i seja superior aos módulos de k_p e k_d , por isso $\{|k_p| \text{ e } |k_d|\} < 0 < k_i$. A atuação do ganho k_i acelera a convergência desde que k_p e k_d amortecem suas oscilações. Pode ocorrer de k_p ou k_d possuírem valores com mesmo sentido de k_i , sobretudo aquele que possuir valor oposto deverá ser suficientemente grande para compensar aquele que possui mesmo sentido de k_i .

ANEXO A – TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO- J_{p1}

Tabela 42: Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p1}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-1}$	0	0,0074	1,8361	-0,0028	1,0000	1,0586E-15
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-2}$	0	-0,0011	1,8302	-0,0013	1,0000	8,9944E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-3}$	0	-0,0001	1,8300	-0,0012	1,0000	7,7065E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-4}$	0	0,0041	1,8323	0,0005	1,0000	8,902E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-5}$	0	0,0064	1,8306	-0,0041	1,0000	7,8828E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-6}$	0	0,0012	1,8270	-0,0031	1,0000	8,2648E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-7}$	0	-0,0007	1,8274	-0,0041	1,0000	6,4029E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-8}$	0	0,006	1,8346	-0,0053	1,0000	7,1164E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-9}$	0	-0,0024	1,8331	-0,0001	1,0000	8,8458E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-10}$	0	0,0088	1,8348	-0,0048	1,0000	8,3593E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-1}$	10	-0,0047	1,8161	-0,0211	1,0013	5,5846E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-2}$	10	-0,0039	1,8125	-0,0167	1,0013	6,3214E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-3}$	10	-0,0116	1,8187	-0,0123	1,0013	6,8639E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-4}$	10	0,0036	1,8143	-0,0187	1,0013	6,3414E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-5}$	10	-0,0169	1,815	-0,0122	1,0013	8,1396E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-6}$	10	-0,0120	1,8219	-0,0172	1,0013	6,564E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-7}$	10	-0,0021	1,8186	-0,0167	1,0013	8,0735E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-8}$	10	-0,0121	1,8119	-0,0168	1,0013	6,3324E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-9}$	10	0,0055	1,8218	-0,0228	1,0013	6,7065E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-10}$	10	-0,0095	1,8222	-0,0169	1,0013	6,5459E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-1}$	20	-0,0167	1,7690	-0,0339	1,0024	8,5434E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-2}$	20	-0,0201	1,7701	-0,033	1,0024	6,1858E-16

continuação na próxima página

Tabela 42 – continuação da página anterior

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-3}$	20	-0,0138	1,7699	-0,0373	1,0024	7,3168E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-4}$	20	-0,0202	1,7774	-0,0366	1,0024	5,1801E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-5}$	20	-0,0245	1,7743	-0,0337	1,0024	6,0882E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-6}$	20	-0,0257	1,7772	-0,0308	1,0024	9,1594E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-7}$	20	-0,0221	1,7755	-0,0298	1,0024	8,0444E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-8}$	20	-0,0187	1,7772	-0,0347	1,0024	7,1133E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-9}$	20	-0,0271	1,7731	-0,0291	1,0024	7,519E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-10}$	20	-0,0161	1,7696	-0,0351	1,0024	6,639E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-1}$	30	-0,0409	1,7455	-0,0317	1,005	7,6782E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-2}$	30	-0,032	1,751	-0,0371	1,005	6,2191E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-3}$	30	-0,0401	1,7475	-0,0308	1,005	8,2446E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-4}$	30	-0,0387	1,7487	-0,0346	1,005	5,8291E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-5}$	30	-0,0364	1,7465	-0,0333	1,005	7,0032E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-6}$	30	-0,0388	1,7486	-0,036	1,005	8,5075E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-7}$	30	-0,0416	1,7477	-0,0329	1,005	8,2619E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-8}$	30	-0,0405	1,7479	-0,0325	1,005	7,5185E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-9}$	30	-0,0436	1,7462	-0,0282	1,005	6,9269E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p1}-10}$	30	-0,0328	1,7476	-0,0363	1,005	7,719E-16

ANEXO B - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO- J_{p2}

Tabela 43: Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p2}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-1}$	0	-0,0006	1,8273	-0,0007	1,0036	7,3533E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-2}$	0	0,0051	1,8316	0,0007	1,0038	9,3301E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-3}$	0	0,0057	1,8322	0,0011	1,0045	1,0658E-15
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-4}$	0	0,0051	1,8339	-0,0018	1,0039	7,4385E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-5}$	0	-0,0043	1,8364	0,0042	1,0048	7,7287E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-6}$	0	-0,0096	1,8321	0,0052	1,0054	9,9739E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-7}$	0	0,0063	1,8378	-0,0026	1,0067	9,2278E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-8}$	0	0,0071	1,8342	-0,0017	1,0052	8,9176E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-9}$	0	-0,0013	1,8275	0,0000	1,0030	8,4222E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-10}$	0	0,0100	1,8317	-0,0015	1,0055	8,7733E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-1}$	10	-0,0289	1,8066	-0,0306	1,1083	7,2161E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-2}$	10	-0,0286	1,8004	-0,0300	1,1083	6,9013E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-3}$	10	-0,0302	1,8047	-0,0310	1,1083	3,8593E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-4}$	10	-0,0292	1,8000	-0,0311	1,1084	6,2373E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-5}$	10	-0,0231	1,7983	-0,0326	1,1084	7,3253E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-6}$	10	-0,0360	1,7926	-0,0278	1,1088	7,1979E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-7}$	10	-0,0332	1,7998	-0,0276	1,1084	6,3143E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-8}$	10	-0,0379	1,8015	-0,0276	1,1084	6,0913E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-9}$	10	-0,0380	1,8060	-0,0275	1,1084	5,8002E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-10}$	10	-0,0299	1,8028	-0,0318	1,1084	6,2987E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-1}$	20	-0,0446	1,7371	-0,0251	1,1224	8,1621E-16
$T_{\text{PSO-}J_{p2}-2}$	20	-0,0541	1,7468	-0,0263	1,1222	5,8222E-16

continuação na próxima página

Tabela 43 – continuação da página anterior

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-3}$	20	-0,0439	1,7408	-0,0273	1,1221	6,1802E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-4}$	20	-0,0393	1,7417	-0,0301	1,1222	7,6068E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-5}$	20	-0,0436	1,7389	-0,0271	1,1221	5,6858E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-6}$	20	-0,0456	1,7417	-0,0263	1,1221	6,2350E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-7}$	20	-0,0526	1,7374	-0,0232	1,1223	5,3871E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-8}$	20	-0,0516	1,7460	-0,0256	1,1220	5,7238E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-9}$	20	-0,0493	1,7459	-0,0283	1,1222	6,9172E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-10}$	20	-0,0438	1,7349	-0,0280	1,1222	8,2834E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-1}$	30	-0,0737	1,6983	-0,0171	1,1602	8,0792E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-2}$	30	-0,0666	1,6997	-0,0197	1,1600	7,7140E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-3}$	30	-0,0713	1,7007	-0,0178	1,1601	6,6750E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-4}$	30	-0,0659	1,6898	-0,0208	1,1603	7,0781E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-5}$	30	-0,0727	1,6991	-0,0181	1,1602	7,5576E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-6}$	30	-0,0674	1,6930	-0,0216	1,1604	6,8044E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-7}$	30	-0,0744	1,6968	-0,0178	1,1604	7,6797E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-8}$	30	-0,0642	1,7040	-0,0201	1,1604	6,1577E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-9}$	30	-0,0577	1,6935	-0,0221	1,1602	8,3027E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p2}-10}$	30	-0,0698	1,6910	-0,0185	1,1602	7,8163E-16

ANEXO C - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO- J_{p3}

Tabela 44: Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p3}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-1}$	0	-0,0004	1,834	-0,0005	1,6228E-02	8,8684E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-2}$	0	0,0039	1,8369	-0,0014	1,6275E-02	1,0032E-15
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-3}$	0	0,0052	1,8305	-0,0033	1,6254E-02	8,8938E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-4}$	0	0,0001	1,8278	0,0008	1,6246E-02	7,9175E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-5}$	0	-0,0002	1,8387	0,0016	1,6284E-02	7,6329E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-6}$	0	-0,008	1,8279	-0,0009	1,6318E-02	7,5802E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-7}$	0	0,0025	1,8320	-0,0003	1,6220E-02	9,0325E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-8}$	0	-0,0002	1,8358	0,0000	1,6234E-02	8,4416E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-9}$	0	-0,0110	1,8318	0,0046	1,6295E-02	8,8333E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-10}$	0	-0,0009	1,8238	0,0008	1,6276E-02	9,2782E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-1}$	10	-0,0440	1,7627	-0,0309	1,8111E-02	5,7627E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-2}$	10	-0,0494	1,7573	-0,0247	1,8114E-02	5,4952E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-3}$	10	-0,0439	1,7699	-0,0303	1,8114E-02	6,2714E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-4}$	10	-0,0410	1,7551	-0,0300	1,8110E-02	4,8900E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-5}$	10	-0,0500	1,7570	-0,0251	1,8113E-02	5,7392E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-6}$	10	-0,0408	1,7592	-0,0312	1,8110E-02	5,7257E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-7}$	10	-0,0411	1,7591	-0,0322	1,8116E-02	4,4713E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-8}$	10	-0,0380	1,7599	-0,0312	1,8110E-02	6,4768E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-9}$	10	-0,0371	1,7537	-0,0299	1,8113E-02	5,8738E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-10}$	10	-0,0517	1,7635	-0,0265	1,8113E-02	6,4037E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-1}$	20	-0,0684	1,6785	-0,0206	1,9015E-02	5,8829E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p3}-2}$	20	-0,0710	1,6840	-0,0167	1,9021E-02	7,2697E-16

continuação na próxima página

Tabela 44 – continuação da página anterior

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO-J}_{p3-3}}$	20	-0,0801	1,6803	-0,0130	1,9014E-02	5,6716E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-4}}$	20	-0,0697	1,6845	-0,0194	1,9018E-02	5,6477E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-5}}$	20	-0,0827	1,6748	-0,0109	1,9016E-02	6,2424E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-6}}$	20	-0,0719	1,6749	-0,0170	1,9006E-02	6,5641E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-7}}$	20	-0,0775	1,6726	-0,0147	1,9007E-02	6,3407E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-8}}$	20	-0,0768	1,6834	-0,0156	1,9014E-02	5,9935E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-9}}$	20	-0,0739	1,6771	-0,0165	1,9007E-02	6,7125E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-10}}$	20	-0,0638	1,6816	-0,0206	1,9021E-02	6,8881E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-1}}$	30	-0,0785	1,5665	-0,0106	1,9792E-02	7,9769E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-2}}$	30	-0,0761	1,5690	-0,0061	1,9789E-02	8,1309E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-3}}$	30	-0,0787	1,5573	-0,0050	1,9790E-02	7,0852E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-4}}$	30	-0,0735	1,5647	-0,0088	1,9780E-02	7,3769E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-5}}$	30	-0,0798	1,5576	-0,0044	1,9794E-02	7,5663E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-6}}$	30	-0,0753	1,5592	-0,0095	1,9787E-02	6,7478E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-7}}$	30	-0,0742	1,5540	-0,0118	1,9796E-02	6,8910E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-8}}$	30	-0,0713	1,5646	-0,0094	1,9782E-02	8,2464E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-9}}$	30	-0,0667	1,5523	-0,0096	1,9789E-02	7,0792E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p3-10}}$	30	-0,0691	1,5655	-0,0119	1,9787E-02	6,9694E-16

ANEXO D - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO- J_{P4}

Tabela 45: Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p4}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-1}$	0	-0,0013	1,8315	0,0016	1,0704E-05	6,9812E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-2}$	0	-0,0007	1,8303	0,0019	1,0704E-05	8,9616E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-3}$	0	0,0010	1,8308	0,0006	1,0704E-05	7,4993E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-4}$	0	0,0004	1,8317	0,0014	1,0704E-05	8,3038E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-5}$	0	0,0029	1,8353	-0,0018	1,0704E-05	7,472E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-6}$	0	-0,0001	1,8309	-0,0011	1,0704E-05	8,2281E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-7}$	0	-0,0068	1,8394	0,0024	1,0704E-05	1,0156E-15
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-8}$	0	0,0039	1,8286	-0,0014	1,0704E-05	8,4615E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-9}$	0	-0,0055	1,8354	0,0018	1,0704E-05	9,3354E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-10}$	0	-0,0022	1,8318	-0,0021	1,0704E-05	8,8919E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-1}$	10	-0,0240	1,7976	-0,0235	1,0697E-05	5,1269E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-2}$	10	-0,0077	1,7969	-0,0332	1,0697E-05	5,9918E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-3}$	10	-0,0164	1,7913	-0,0302	1,0697E-05	5,5463E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-4}$	10	-0,0194	1,7984	-0,0250	1,0697E-05	7,0845E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-5}$	10	-0,0129	1,7942	-0,0318	1,0697E-05	5,9705E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-6}$	10	-0,0218	1,7990	-0,0259	1,0697E-05	7,0090E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-7}$	10	-0,0177	1,7948	-0,0295	1,0697E-05	6,4597E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-8}$	10	-0,0213	1,7907	-0,0244	1,0697E-05	5,9883E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-9}$	10	-0,0214	1,7919	-0,0233	1,0697E-05	6,4292E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-10}$	10	-0,0199	1,7998	-0,0263	1,0697E-05	6,3935E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-1}$	20	-0,0507	1,7110	-0,0342	1,1912E-05	6,5635E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p4}-2}$	20	-0,0483	1,7131	-0,0369	1,1912E-05	5,5070E-16

continuação na próxima página

Tabela 45 – continuação da página anterior

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO-J}_{p4-3}}$	20	-0,0460	1,7138	-0,0333	1,1912E-05	6,8881E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-4}}$	20	-0,0548	1,7164	-0,0308	1,1912E-05	8,5252E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-5}}$	20	-0,0558	1,7190	-0,0330	1,1912E-05	7,8119E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-6}}$	20	-0,0466	1,7141	-0,0381	1,1912E-05	6,5594E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-7}}$	20	-0,0488	1,7116	-0,0368	1,1912E-05	6,3874E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-8}}$	20	-0,0487	1,7209	-0,0374	1,1912E-05	5,9006E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-9}}$	20	-0,0542	1,7179	-0,0331	1,1912E-05	6,3656E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-10}}$	20	-0,0488	1,7141	-0,0351	1,1912E-05	5,8321E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-1}}$	30	-0,0818	1,6643	-0,0259	1,2092E-05	7,3474E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-2}}$	30	-0,0689	1,6642	-0,0286	1,2092E-05	6,7890E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-3}}$	30	-0,0833	1,6702	-0,0258	1,2092E-05	7,5252E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-4}}$	30	-0,0772	1,6724	-0,0251	1,2092E-05	7,8751E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-5}}$	30	-0,0717	1,6681	-0,0278	1,2092E-05	7,2202E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-6}}$	30	-0,0716	1,6712	-0,0284	1,2092E-05	6,8589E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-7}}$	30	-0,0835	1,6675	-0,0254	1,2092E-05	7,0918E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-8}}$	30	-0,0812	1,6698	-0,0260	1,2092E-05	7,2116E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-9}}$	30	-0,0706	1,6659	-0,0301	1,2092E-05	6,4083E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p4-10}}$	30	-0,0792	1,6660	-0,0241	1,2092E-05	7,2779E-16

ANEXO E - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO- J_{p5}

Tabela 46: Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p5}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-1}$	0	0,0024	1,8333	-0,0019	1,6304E-02	9,3577E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-2}$	0	0,0026	1,8312	-0,0037	1,6368E-02	8,3338E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-3}$	0	-0,0038	1,8351	0,0011	1,6364E-02	8,4976E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-4}$	0	0,0029	1,8312	-0,0027	1,6310E-02	8,3211E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-5}$	0	0,0031	1,8263	-0,0020	1,6393E-02	8,0705E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-6}$	0	0,0030	1,8346	0,0008	1,6377E-02	8,8680E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-7}$	0	-0,0020	1,8333	0,0043	1,6441E-02	9,3038E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-8}$	0	0,0043	1,8352	-0,0007	1,6377E-02	8,0710E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-9}$	0	0,0017	1,8290	0,0006	1,6328E-02	8,3588E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-10}$	0	-0,0001	1,8375	0,0014	1,6385E-02	9,2114E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-1}$	10	-0,0462	1,7026	-0,0233	2,1409E-02	6,0346E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-2}$	10	-0,0592	1,703	-0,0190	2,1413E-02	5,1117E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-3}$	10	-0,0516	1,7113	-0,0207	2,1412E-02	6,3311E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-4}$	10	-0,0526	1,7209	-0,0215	2,1418E-02	6,9078E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-5}$	10	-0,0632	1,7149	-0,0181	2,1425E-02	5,9085E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-6}$	10	-0,0600	1,7051	-0,0176	2,1419E-02	5,3664E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-7}$	10	-0,0535	1,7129	-0,0204	2,1413E-02	5,9058E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-8}$	10	-0,0600	1,7100	-0,0199	2,1417E-02	5,4795E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-9}$	10	-0,0475	1,7058	-0,0230	2,1407E-02	4,5005E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-10}$	10	-0,0488	1,7102	-0,0228	2,1408E-02	6,7877E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-1}$	20	-0,0745	1,6222	-0,0092	2,2763E-02	5,7157E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p5}-2}$	20	-0,0756	1,6128	-0,0111	2,2737E-02	5,9261E-16

continuação na próxima página

Tabela 46 – continuação da página anterior

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO-J}_{p5-3}}$	20	-0,0826	1,6307	-0,0095	2,2748E-02	5,5357E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-4}}$	20	-0,0781	1,6214	-0,0094	2,2738E-02	6,1746E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-5}}$	20	-0,0759	1,6229	-0,0104	2,2733E-02	6,2474E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-6}}$	20	-0,0737	1,6096	-0,0106	2,2733E-02	5,8334E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-7}}$	20	-0,0808	1,6233	-0,0098	2,2744E-02	6,5811E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-8}}$	20	-0,0792	1,6234	-0,0110	2,2750E-02	6,7044E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-9}}$	20	-0,0877	1,6132	-0,0053	2,2770E-02	5,9124E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-10}}$	20	-0,0754	1,6249	-0,0140	2,2769E-02	6,4477E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-1}}$	30	-0,0622	1,5401	-0,0104	2,4013E-02	7,0721E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-2}}$	30	-0,0686	1,5289	-0,0053	2,3947E-02	7,3331E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-3}}$	30	-0,0679	1,5497	-0,0080	2,3991E-02	7,3088E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-4}}$	30	-0,0689	1,5358	-0,0076	2,3949E-02	7,9447E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-5}}$	30	-0,0700	1,5351	-0,0069	2,3942E-02	7,5447E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-6}}$	30	-0,0713	1,5363	-0,0073	2,3966E-02	7,9934E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-7}}$	30	-0,0678	1,5303	-0,0075	2,3939E-02	6,6190E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-8}}$	30	-0,0670	1,5346	-0,0066	2,3943E-02	7,5683E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-9}}$	30	-0,0645	1,5377	-0,0078	2,3963E-02	6,8617E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p5-10}}$	30	-0,0649	1,5275	-0,0086	2,3954E-02	6,0472E-16

ANEXO F - TREINAMENTOS DPCA-PID-PSO- J_{p6}

Tabela 47: Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-PSO- J_{p6}

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-1}$	0	0,0012	1,8327	-0,0014	1,0704E-05	8,2653E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-2}$	0	0,0034	1,8366	-0,0005	1,0704E-05	9,2398E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-3}$	0	0,0022	1,8345	0,0009	1,0704E-05	9,0542E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-4}$	0	-0,0080	1,8303	0,0036	1,0704E-05	7,7488E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-5}$	0	-0,0032	1,8293	0,0025	1,0704E-05	8,2836E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-6}$	0	-0,0034	1,8334	0,0046	1,0704E-05	7,6553E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-7}$	0	-0,0069	1,829	0,0058	1,0705E-05	8,3490E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-8}$	0	-0,0012	1,8286	-0,0013	1,0704E-05	7,6612E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-9}$	0	0,0086	1,8339	-0,0030	1,0705E-05	9,9936E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-10}$	0	-0,0028	1,8403	0,0011	1,0705E-05	9,8127E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-1}$	10	-0,0247	1,7739	-0,0268	1,0822E-05	6,6900E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-2}$	10	-0,0289	1,7726	-0,0206	1,0823E-05	7,5198E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-3}$	10	-0,0254	1,7711	-0,0253	1,0822E-05	6,3272E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-4}$	10	-0,0244	1,7680	-0,0240	1,0822E-05	5,7264E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-5}$	10	-0,0310	1,7762	-0,0226	1,0822E-05	5,9320E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-6}$	10	-0,0322	1,7684	-0,0246	1,0823E-05	6,7405E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-7}$	10	-0,0266	1,7767	-0,0285	1,0822E-05	5,8389E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-8}$	10	-0,0232	1,7794	-0,0275	1,0822E-05	7,0329E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-9}$	10	-0,0260	1,7710	-0,0254	1,0822E-05	7,0544E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-10}$	10	-0,0213	1,7751	-0,0281	1,0822E-05	5,7449E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-1}$	20	-0,0475	1,6947	-0,0362	1,2086E-05	7,1900E-16
$T_{\text{PSO}-J_{p6}-2}$	20	-0,0594	1,7050	-0,0285	1,2085E-05	5,5399E-16

continuação na próxima página

Tabela 47 – continuação da página anterior

T	$\epsilon\%$	k_p	k_i	k_d	J_{p1}	NMSE[500]
$T_{\text{PSO-J}_{p6-3}}$	20	-0,0526	1,7025	-0,0311	1,2085E-05	7,5087E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-4}}$	20	-0,0504	1,7023	-0,0327	1,2085E-05	6,5505E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-5}}$	20	-0,0528	1,6979	-0,0323	1,2085E-05	5,1148E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-6}}$	20	-0,0498	1,6913	-0,0306	1,2086E-05	5,5119E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-7}}$	20	-0,0476	1,7052	-0,0363	1,2086E-05	5,4584E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-8}}$	20	-0,0593	1,7074	-0,0294	1,2086E-05	7,3158E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-9}}$	20	-0,0499	1,6942	-0,0314	1,2086E-05	6,8046E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-10}}$	20	-0,0509	1,6992	-0,0298	1,2085E-05	7,9860E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-1}}$	30	-0,0873	1,6515	-0,0203	1,2412E-05	6,6429E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-2}}$	30	-0,0825	1,6487	-0,0185	1,2412E-05	7,8123E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-3}}$	30	-0,0774	1,6483	-0,0225	1,2411E-05	6,2465E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-4}}$	30	-0,0792	1,6427	-0,0208	1,2412E-05	6,3767E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-5}}$	30	-0,0820	1,6545	-0,0214	1,2411E-05	7,2779E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-6}}$	30	-0,0804	1,6485	-0,0224	1,2411E-05	7,1424E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-7}}$	30	-0,0793	1,6554	-0,0236	1,2412E-05	7,5514E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-8}}$	30	-0,0836	1,6489	-0,0213	1,2411E-05	6,8379E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-9}}$	30	-0,0741	1,6450	-0,0286	1,2412E-05	7,8421E-16
$T_{\text{PSO-J}_{p6-10}}$	30	-0,0716	1,6468	-0,0248	1,2412E-05	6,1344E-16

ANEXO G – TREINAMENTOS DPCA-PID-AANN

Tabela 48: Ganhos resultantes de 10 treinamentos para cada incerteza na estimação do canal (ϵ) - DPCA-PID-AANN

T	$\epsilon\%$	k_{p0}	k_{i0}	k_{d0}	k_p	k_i	k_d	Épocas	E_{qm}
T_{AANN-1}	0	0	0,3205	0	-0,0125	1,8286	0,0076	143	5,3877E-10
T_{AANN-2}	0	0	0,9901	0	-0,0070	1,8275	0,0042	126	2,6040E-10
T_{AANN-3}	0	0	0,1370	0	-0,0125	1,8285	0,0076	142	5,3745E-10
T_{AANN-4}	0	0	1,3174	0	-0,0035	1,8274	0,0021	114	1,5556E-10
T_{AANN-5}	0	0	1,3687	0	-0,0030	1,8273	0,0018	111	1,5127E-10
T_{AANN-6}	0	0	0,9300	0	-0,0076	1,8276	0,0046	128	2,8367E-10
T_{AANN-7}	0	0	1,5142	0	-0,0017	1,8273	0,0010	102	1,3242E-10
T_{AANN-8}	0	0	1,7461	0	-0,0002	1,8272	0,0001	70	1,2916E-10
T_{AANN-9}	0	0	0,1211	0	-0,0123	1,8285	0,0075	141	5,2717E-10
$T_{AANN-10}$	0	0	0,2871	0	-0,0127	1,8286	0,0078	143	5,5403E-10
T_{AANN-1}	10	0	0,6253	0	-0,0160	1,8524	0,0176	102	1,4131E-7
T_{AANN-2}	10	0	0,0924	0	-0,0190	1,8525	0,0192	103	1,4197E-7
T_{AANN-3}	10	0	1,0580	0	-0,0074	1,8513	0,0133	91	1,3942E-7
T_{AANN-4}	10	0	1,7955	0	0,0037	1,8494	0,0077	29	1,3751E-7
T_{AANN-5}	10	0	1,4004	0	-0,0002	1,8168	0,0165	53	1,3599E-7
T_{AANN-6}	10	0	0,9398	0	-0,0097	1,8519	0,0144	95	1,3996E-7
T_{AANN-7}	10	0	1,2354	0	-0,0041	1,8515	0,0115	85	1,3897E-7
T_{AANN-8}	10	0	0,4874	0	-0,0186	1,8526	0,0190	104	1,4192E-7
T_{AANN-9}	10	0	1,5164	0	0,0003	1,8514	0,0091	70	1,3839E-7
$T_{AANN-10}$	10	0	0,5551	0	-0,0174	1,8525	0,0183	103	1,4161E-7
T_{AANN-1}	20	0	1,8060	0	-0,0262	1,7421	-0,0382	58	1,6042E-9
T_{AANN-2}	20	0	1,2386	0	-0,0343	1,7361	-0,0328	94	1,6145E-9

continuação na próxima página

Tabela 48 – continuação da página anterior

T	$\epsilon\%$	k_{p0}	k_{i0}	k_{d0}	k_p	k_i	k_d	Épocas	E_{qm}
T_{AANN-3}	20	0	0,2087	0	-0,0403	1,7381	-0,0294	128	1,9644E-9
T_{AANN-4}	20	0	0,7676	0	-0,0388	1,7372	-0,0302	113	1,8550E-9
T_{AANN-5}	20	0	1,6970	0	-0,0273	1,7361	-0,0370	49	1,5232E-9
T_{AANN-6}	20	0	1,6494	0	-0,0284	1,7360	-0,0364	62	1,5150E-9
T_{AANN-7}	20	0	0,0454	0	-0,0375	1,7367	-0,0309	102	1,7700E-9
T_{AANN-8}	20	0	1,1456	0	-0,0354	1,7363	-0,0322	98	1,6602E-9
T_{AANN-9}	20	0	1,8367	0	-0,0262	1,7421	-0,0383	65	1,6068E-9
$T_{AANN-10}$	20	0	1,6919	0	-0,0274	1,7361	-0,0369	51	1,5211E-9
T_{AANN-1}	30	0	0,4337	0	-0,0402	1,7378	-0,0294	124	1,9636E-9
T_{AANN-2}	30	0	0,5280	0	-0,0401	1,7377	-0,0295	121	1,9480E-9
T_{AANN-3}	30	0	1,6483	0	-0,0284	1,7360	-0,0364	62	1,5164E-9
T_{AANN-4}	30	0	0,7260	0	-0,0392	1,7372	-0,0300	114	1,8831E-9
T_{AANN-5}	30	0	0,6648	0	-0,0394	1,7374	-0,0299	117	1,8928E-9
T_{AANN-6}	30	0	1,7196	0	-0,0264	1,7364	-0,0375	38	1,5295E-9
T_{AANN-7}	30	0	1,6537	0	-0,0283	1,7360	-0,0364	61	1,5163E-9
T_{AANN-8}	30	0	0,8237	0	-0,0384	1,7370	-0,0304	111	1,8269E-9
T_{AANN-9}	30	0	0,3242	0	-0,0403	1,7380	-0,0294	127	1,9666E-9
$T_{AANN-10}$	30	0	1,1229	0	-0,0357	1,7363	-0,0320	99	1,6714E-9