



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Raimundo Nonato Gonçalves Robert

**ALGORITMOS ADAPTATIVOS PARA CONFORMAÇÃO DE FEIXE E SELEÇÃO
DE ANTENAS APLICADOS A SISTEMAS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS**

Florianópolis, SC

2022

Raimundo Nonato Gonçalves Robert

**ALGORITMOS ADAPTATIVOS PARA CONFORMAÇÃO DE FEIXE E SELEÇÃO
DE ANTENAS APLICADOS A SISTEMAS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa
Catarina para a obtenção do título de Doutor em
Engenharia Elétrica
Orientador: Prof. Rui Seara, Dr.

Florianópolis, SC

2022

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Robert, Raimundo Nonato Gonçalves
ALGORITMOS ADAPTATIVOS PARA CONFORMAÇÃO DE FEIXE E
SELEÇÃO DE ANTENAS APLICADOS A SISTEMAS DE COMUNICAÇÕES
MÓVEIS / Raimundo Nonato Gonçalves Robert ; orientador, Rui
Seara, 2022.
111 p.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2022.

Inclui referências.

1. Engenharia Elétrica. 2. Algoritmos adaptativos de
conformação de feixe. 3. Comunicações móveis.. 4. Seleção de
antenas. 5. Arranjo adaptativo. I. Seara, Rui. II.
Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós
Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.

ALGORITMOS ADAPTATIVOS PARA CONFORMAÇÃO DE FEIXE E SELEÇÃO DE ANTENAS APLICADOS A SISTEMAS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS

Raimundo Nonato Gonçalves Robert

O presente trabalho em nível de doutorado foi avaliado e aprovado por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Mariane Rembold Petraglia, Ph.D.
Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ

Prof. Luís Geraldo Pedroso Meloni, Dr.
Universidade de Campinas – UNICAMP

Prof. Eduardo Vinicius Kuhn, Dr.
Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR

Prof. Ciro André Pitz, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC

Prof. Eduardo Luiz Ortiz Batista, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de doutor em Engenharia Elétrica.

Prof. Telles Brunelli Lazzarin, Dr.
Coordenação do Programa de Pós-Graduação

Prof. Rui Seara, Dr.
Orientador

Florianópolis, SC, 2022

Este trabalho é dedicado à minha esposa, filho, irmãos e aos meus amados pais.

AGRADECIMENTOS

Inicialmente, agradeço a meu orientador, Prof. Rui Seara, por todo apoio, consideração e orientação ao longo de todo esse período.

Agradeço também ao Prof. Ciro Pitz por sua essencial participação no desenvolvimento da pesquisa que fundamenta esta tese.

Ao Prof. Eduardo Batista (Dudu) por toda colaboração.

Ao Elton por sua valorosa contribuição nas formatações dos textos, figuras dos artigos publicados e referências bibliográficas.

Ao Prof. Walter no incentivo com as boas conversas nos intervalos para o cafezinho.

Aos amigos de doutorado e agora Professores Eduardo Kuhn e Marcos Matsuo sempre com boas dicas e colaboração nas simulações via MatLab.

Aos colegas de estudos Fábio e Eduardo Beck, aos paraenses e “azulinos” Ênio e Barbosa, ao Rodrigo Tessari e ao ex-aluno e colega de doutorado Zilli pelo compartilhamento de algumas ideias de pesquisa.

Ao Prof. Sidnei Noceti Filho (agradeço a amizade e apoio desde a época do mestrado) e aos demais pesquisadores e amigos do LINSE/UFSC pela convivência agradável e o bom papo durante os diversos cafezinhos.

Finalmente, agradeço a minha família pelo apoio incondicional e a Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC, por ter possibilitado o tempo necessário para a concretização deste trabalho de tese.

RESUMO

Nesta tese de doutorado, são desenvolvidos novos algoritmos adaptativos aplicados a sistemas de comunicações móveis para conformação de feixe e seleção de antenas. Inicialmente, um algoritmo adaptativo de conformação de feixe, denominado *double sigmoid adaptive combination of vector projections* (DS-ACVP), é proposto a partir da combinação linear de projeções vetoriais utilizando dupla função sigmoide para o ajuste dinâmico dos coeficientes do vetor de conformação de feixe. O algoritmo desenvolvido reduz a complexidade computacional e proporciona níveis maiores ou iguais de razão sinal-interferência-mais-ruído (SINR – *signal-to-interference-plus-noise ratio*) quando comparado ao algoritmo precursor da estrutura ACVP. Em seguida, um outro algoritmo adaptativo de seleção de antenas é formulado permitindo a operação conjunta com algoritmos de conformação de feixe baseados na separação do sinal de interesse e dos sinais interferentes. O algoritmo de seleção de antenas atende a uma restrição de projeção adaptativa que maximiza a potência do sinal de interesse além de satisfazer uma restrição afim relacionada ao número de cadeias de RF (rádio frequência) disponíveis no sistema. Por fim, outro algoritmo adaptativo é proposto, denominado *ℓ_0 -adaptive projection constrained stochastic gradiente* (ℓ_0 -AP-CSG), visando a solução do problema conjunto de conformação de feixe e seleção de antenas. Esse algoritmo satisfaz uma restrição de norma ℓ_0 relacionada ao número de cadeias de RF disponíveis, resultando em um vetor de conformação de feixe esparsa, em que antenas com maior grau de contribuição para a SINR são evidenciadas pelos coeficientes de maior magnitude. Com isso, é possível reduzir a complexidade computacional requerida. Resultados de simulação ao longo do trabalho corroboram a eficácia dos novos algoritmos desenvolvidos neste trabalho de pesquisa.

Palavras-chave: Arranjo adaptativo de antenas. Comunicações móveis. Conformação de feixe. Método do gradiente. Seleção de antenas.

ABSTRACT

In this doctoral thesis, new adaptive algorithms applied to mobile communications systems for beamforming and antenna selection are developed. Initially, a new adaptive beamforming algorithm, termed double sigmoid adaptive combination of vector projections (DS-ACVP), is proposed based on the linear combination of vector projections using a double sigmoid function for the dynamic adjustment of the beamforming vector coefficients. The obtained algorithm exhibits low computational complexity and provides higher signal-to-interference-plus-noise ratio (SINR) levels, as compared with the precursor algorithm of the ACVP structure. In the following, an adaptive antenna selection algorithm is formulated allowing joint operation with beamforming algorithms based on the separation of the signal of interest and interfering signals. The antenna selection algorithm meets an adaptive projection constraint that maximizes the power of the signal of interest satisfying an affine constraint related to the number of RF (radio frequency) chains available in the system. Finally, another adaptive algorithm is proposed, termed ℓ_0 -adaptive projection constrained stochastic gradient (ℓ_0 -AP-CSG), aiming to solve the joint problem of beamforming and antenna selection. This algorithm satisfies a norm constraint related to the number of available RF chains, resulting in a sparse beamforming vector, so that antennas with higher degree of contribution to the SINR are evidenced by the coefficients of larger magnitude. In this way, it is possible to reduce the computational complexity required. Simulation results corroborate the effectiveness of the new algorithms developed in this research work.

Keywords: Adaptive antenna array. Mobile communications. Beamforming. Gradient method. Antenna selection.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Cenário do sistema celular proposto com usuários intracelulares e intercelulares.	34
Figura 2 – Subarranjo composto de K antenas do arranjo massivo em cada ERB.....	34
Figura 3. Exemplo 1. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos. (c) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.....	52
Figura 4. Exemplo 2. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos. (c) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.....	54
Figura 5. Exemplo 3. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos. (c) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.....	55
Figura 6. Exemplo 4. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos na iteração $n = 400$. (c) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos na iteração $n = 800$. (d) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.....	57
Figura 7. Exemplo 5. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos na iteração $n = 750$. (c) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos na iteração $n = 1500$. (d) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.....	59
Figura 8. Exemplo 6. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos. (c) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.....	61
Figura 9. Exemplo 1. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa de antenas e com o algoritmo proposto.....	70
Figura 10. Exemplo 1. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa de antenas e com o algoritmo proposto.....	70

Figura 11. Exemplo 1. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa de antenas e com o algoritmo proposto.....	71
Figura 12. Exemplo 2. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.....	71
Figura 13. Exemplo 2. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.....	72
Figura 14. Exemplo 2. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.....	72
Figura 15. Exemplo 3. (a) Curvas de SINR, (b) comparação do padrão de irradiação na iteração $n = 50000$ e (c) comparação do padrão irradiação na iteração $n = 100000$ obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto...	74
Figura 16. Exemplo 3. (a) Curvas de SINR, (b) comparação do padrão de irradiação na iteração $n = 50000$ e (c) comparação do padrão irradiação na iteração $n = 100000$ obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto...	75
Figura 17. Exemplo 3. (a) Curvas de SINR, (b) comparação do padrão de irradiação na iteração $n = 50000$ e (c) comparação do padrão irradiação na iteração $n = 100000$ obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto...	76
Figura 18. Exemplo 4. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.....	77
Figura 19. Exemplo 4. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.....	77
Figura 20. Exemplo 4. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.....	77
Figura 21. Exemplo 5. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.....	78
Figura 22. Exemplo 5. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.....	79
Figura 23. Exemplo 5. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.....	79
Figura 24. Exemplo 1. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.	91
Figura 25. Exemplo 2. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.	92

Figura 26. Exemplo 3. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.	93
Figura 27. Exemplo 4. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.	94
Figura 28. Exemplo 5. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.	95
Figura 29. Exemplo 5. Padrão de irradiação (a) na iteração $n = 2500$ quando $\theta_{\text{SOI}} = \theta_{\text{Int}} = 40^\circ$ e (b) na iteração $n = 5000$ quando $\theta_{\text{SOI}} = 45^\circ$ considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.	96
Figura 30. Exemplo 6. Curvas da SINR em função da variação do parâmetro de linearização da norma ℓ_0 , ζ , para o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.	97
Figura 31. Exemplo 6. Padrão de irradiação na iteração $n = 5000$ em função da variação do parâmetro de linearização da norma ℓ_0 , ζ , para o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.	97
Figura 32. Exemplo 6. Magnitude dos coeficientes do vetor de conformação de feixe na iteração 100 em função da variação do parâmetro de linearização ζ	98
Figura 33. Exemplo 6. Magnitude dos coeficientes do vetor de conformação de feixe na iteração 2500 em função da variação do parâmetro de linearização ζ	98
Figura 34. Exemplo 6. Magnitude dos coeficientes do vetor de conformação de feixe na iteração 5000 em função da variação do parâmetro de linearização ζ	98

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Sumário do algoritmo SB-ACVP	46
Tabela 2 – Sumário do algoritmo proposto DS-ACVP	49
Tabela 3 – Comparação de complexidade computacional entre os algoritmos.....	50
Tabela 4 – Sumário do algoritmo de seleção de antenas com restrição de projeção adaptativa	68
Tabela 5 – Sumário do algoritmo proposto baseado na norma ℓ_0	89
Tabela 6 – Complexidade computacional para K antenas	90
Tabela 7 – Valores da SINR em função do parâmetro ζ	97

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACVP	<i>adaptive combination of vector projections</i>
AOA	<i>angle of arrival</i>
AP-CSG	<i>adaptive projection constrained stochastic gradient</i>
AP-QCSG	<i>quadratic adaptive projection constrained stochastic gradient</i>
AWGN	<i>additive White Gaussian noise</i>
CDMA	<i>code division multiple access</i>
CSG	<i>constrained stochastic gradient</i>
CSI	<i>channel state information</i>
DS-ACVP	<i>double sigmoid adaptive combination of vector projections</i>
ERB	estação rádio base
FDD	<i>frequency division duplex</i>
ICSG	<i>improved constrained stochastic gradient</i>
LTE	<i>long term evolution</i>
MC	Monte Carlo
MIMO	<i>multiple-input multiple-output</i>
mMIMO	<i>massive multiple-input multiple-output</i>
mmWave	<i>milimeter wave</i>
$\text{mod}(n, \eta)$	função que retorna o resto da divisão de n por η
MSC	<i>mobile switching center</i>
Tr	traço
RF	rádio frequência
SARPA	algoritmo de seleção de antenas com restrição de projeção adaptativa
SB-ACVP	<i>sigmoid-based adaptive combination of vector projections</i>
sgn	função sinal
seleciona[.]	função seleciona
SINR	<i>signal-to-interference-plus-noise ratio</i>
SOI	<i>signal of interest</i>
ULA	<i>uniform linear array</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

$\mathbf{a}(n)$	vetor de seleção de antenas
$\alpha(n)$	variável auxiliar que define o processo de adaptação
$\beta(n)$	coeficiente da combinação linear
$\nabla(\cdot)$	gradiente
$\mathbf{d}(n)$	vetor contendo o SOI
$\tilde{\mathbf{d}}(n)$	vetor contendo o SOI nas antenas selecionadas
$\bar{\mathbf{d}}(n)$	vetor auxiliar com as amostras do SOI
$\varepsilon(n)$	fator de projeção
η	fator de sobrecarga dos comutadores de RF
$\phi[\alpha_2(n)]$	função sigmoide unipolar
$\gamma[\alpha_1(n)]$	função sigmoide bipolar
$\hat{\Gamma}(n)$	SINR instantânea
$\tilde{\Gamma}(n)$	SINR instantânea com restrição nas cadeias de RF
\mathbf{H}_m	matriz de resposta espacial
\mathcal{I}	subespaço gerado na direção dos sinais interferente mais ruído
K	número de antenas no arranjo
L	número de percursos
λ	multiplicador de Lagrange
μ	passo de adaptação
M	número de usuário
N	número de cadeias de RF disponíveis no arranjo de antenas
P_m	potência total dos símbolos
$\mathbf{P}(n)$	matriz de projeção
$\hat{\mathbf{P}}(n)$	matriz de projeção norma zero
ζ	parâmetro de linearização da norma zero
$\mathbf{Q}(n)$	matriz auxiliar

$\mathbf{R}_{\text{soi}}(n)$	matriz de autocorrelação do SOI
$\underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}}(n)$	matriz de autocorrelação do SOI normalizada
$\mathbf{R}_{\text{int}}(n)$	matriz de autocorrelação dos sinais interferentes
$\underline{\mathbf{R}}_{\text{int}}(n)$	matriz de autocorrelação dos sinais interferentes normalizada
σ_r^2	variância do ruído
\mathcal{S}	subespaço gerado na direção do sinal de interesse
$\mathbf{u}_m(n)$	vetor dos símbolos de cada caminho multipercurso
$\mathbf{v}(n)$	vetor de esparsidade da norma zero
$\mathbf{w}(n)$	vetor de conformação de feixe
$\mathbf{w}_{\text{mag}}(n)$	vetor magnitude do vetor de conformação de feixe
$\mathbf{z}(n)$	vetor contendo os sinais interferentes
$\tilde{\mathbf{z}}(n)$	vetor contendo os interferentes nas antenas selecionadas
$\bar{\mathbf{z}}(n)$	vetor auxiliar com as amostras dos interferentes
$ \cdot $	módulo ou valor absoluto
$\ \cdot\ $	norma euclidiana de um vetor ou matriz
$\ \cdot\ _0$	norma zero de um vetor

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	27
1.1 ALGORITMOS DE CONFORMAÇÃO DE FEIXE	28
1.2 SELEÇÃO DE ANTENAS	30
1.3 OBJETIVOS DO TRABALHO	31
1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	31
FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	33
2.1 MODELO DE SINAIS	33
2.2 CONFORMAÇÃO DE FEIXE: DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	37
2.3 SELEÇÃO DE ANTENAS E CONFORMAÇÃO DE FEIXE: DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	38
2.5 CONCLUSÕES	40
ALGORITMO DE PROJEÇÕES VETORIAIS ADAPTATIVAS USANDO DUPLA FUNÇÃO SIGMOIDE	41
3.1 REVISITANDO A ESTRUTURA ACVP	41
3.2 REVISITANDO O ALGORITMO SB-ACVP	44
3.3 ALGORITMO PROPOSTO	45
3.4 RESULTADOS	50
3.4.1 Exemplo 1	51
3.4.2 Exemplo 2	52
3.4.3 Exemplo 3	54
3.4.4 Exemplo 4	56
3.4.5 Exemplo 5	57
3.4.6 Exemplo 6	59
3.5 CONCLUSÕES	61

ALGORITMO DE SELEÇÃO DE ANTENAS COM PROJEÇÃO VETORIAL ADAPTATIVA	63
4.1 REFORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO	63
4.2 ALGORITMO PROPOSTO	65
4.3 RESULTADOS	69
4.3.1 Exemplo 1	69
4.3.2 Exemplo 2	71
4.3.3 Exemplo 3	72
4.3.4 Exemplo 4	76
4.3.5 Exemplo 5	78
4.4 CONCLUSÕES	79
ALGORITMO COM RESTRIÇÃO DE NORMA ℓ_0	81
5.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA.....	81
5.2 RESTRIÇÃO DE NORMA ℓ_0 E SELEÇÃO DE ANTENAS	82
5.3 ALGORITMO PROPOSTO	85
5.3.1 Conformação de feixe adaptativa.....	85
5.3.2 Seleção de antenas	88
5.4 COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL	89
5.5 RESULTADOS	90
5.5.1 Exemplo 1	91
5.5.2 Exemplo 2	92
5.5.3 Exemplo 3	92
5.5.4 Exemplo 4	93
5.5.5 Exemplo 5	94
5.5.6 Exemplo 6	96
5.6 CONCLUSÕES	99
CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	101
6.1 CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS FINAIS.....	101

6.2 TRABALHOS PUBLICADOS	104
6.3 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	105
REFERÊNCIAS	107

INTRODUÇÃO

O crescimento do número de usuários nos sistemas de comunicações móveis vem resultando na grande demanda por serviços sem fio, provocando um aumento significativo no tráfego de dados nos sistemas celulares sobretudo ao longo dos últimos anos. O notável aumento das aplicações inteligentes baseadas na internet das coisas (IoT – *internet of things*) abriu caminho para a evolução das redes sem fio existentes e com isso o surgimento das redes sem fio de quinta geração (5G), projetadas para permitir uma ampla variedade de serviços inteligentes. Esses serviços são baseados principalmente em confiabilidade, altas taxas de dados, mobilidade e comunicação de longa distância, passando a exigir taxas maiores de transmissão e recepção. Nesse contexto, as técnicas MIMO (*multiple-input multiple-output*), implementadas nas modernas redes sem fio, visam melhorar a confiabilidade e a capacidade dos sistemas móveis. As múltiplas antenas em um sistema MIMO podem ser aproveitadas de diferentes maneiras. Dentre as abordagens mais comuns estão a multiplexagem espacial (*spatial multiplexing*) e a conformação de feixe (*beamforming*). Essas tecnologias já estão em uso em sistemas de rede sem fio local e quarta geração (4G LTE – *long term evolution*), e vêm desempenhando papel significativo nos sistemas 5G [1]. Embora os sistemas 5G ainda não estejam totalmente consolidados em sua implementação, os sistemas de sexta geração (6G) estão previstos para atender às necessidades dos novos serviços inteligentes da internet de tudo (IoE – *internet of everything*) [2]. Assim, a demanda por alta confiabilidade e maiores taxas de transmissão vêm motivando o desenvolvimento de novas técnicas que permitam contornar as limitações de desempenho e capacidade dos sistemas atuais de comunicações móveis [3]–[5]. Nesse contexto, o uso de arranjo de antenas vem se mostrando uma abordagem promissora, uma vez que a filtragem espacial proporcionada por esses sistemas permite reduzir os níveis de interferência em todo o sistema e assim utilizar o espectro eletromagnético de forma mais eficiente. Além disso, quando utilizados em conjunto com algoritmos adaptativos de conformação de feixe, os arranjos de antenas realizam o ajuste em tempo real do diagrama de irradiação, proporcionando níveis mais altos de SINR (*signal-to-interference-plus-noise ratio*)

[5]–[7]. Dessa forma, arranjos adaptativos de antenas, também chamados antenas inteligentes [8], vêm ganhando grande impulso de pesquisas e desenvolvimento ao longo das últimas décadas [3]. O termo arranjo adaptativo de antenas descreve um sistema formado basicamente por um conjunto de antenas e um processador de sinais onde algoritmos adaptativos de conformação de feixe são implementados [3], [8] e [9].

1.1 ALGORITMOS DE CONFORMAÇÃO DE FEIXE

Uma das abordagens usuais consideradas no desenvolvimento de algoritmos de conformação de feixe se baseia na disponibilidade de um sinal de referência correlacionado com o sinal de interesse (SOI – *signal of interest*). Especificamente, o sinal de erro obtido a partir da diferença entre o sinal na saída do arranjo e o sinal de referência é utilizado para obter a função custo que comanda os algoritmos utilizados. O funcionamento adequado dos algoritmos obtidos a partir dessa estratégia requer que a correlação cruzada entre o sinal de interesse e o sinal de referência seja alta, o que é uma condição muitas vezes difícil de ser alcançada devido à não estacionariedade dos canais de comunicações móveis [10]. Nesse contexto, abordagens mais recentes são baseadas no conhecimento *a priori* da informação de estado do canal (CSI - *channel state information*), que é estimada usando sequências de treinamento. Por exemplo, esquemas eficientes para conformação de feixes de transmissão distribuída são derivados em [11] e [12] por meio de uma de sequência de treinamento ideal. Em [13], uma sequência de treinamento de dimensão reduzida é proposta para estimar o CSI no canal de descida (*downlink*) e obter uma conformação de feixe analógica-digital híbrida em sistemas de antenas de grande escala. Além disso, os mecanismos de *feedback* CSI são discutidos em [11] e [14] para obter a conformação de feixe na transmissão em sistemas de duplexação por divisão em frequência (FDD - *frequency division duplexing*) com sequência de treinamento de dimensão reduzida. Outra estratégia utilizada no desenvolvimento de algoritmos de conformação de feixe é a minimização da potência do sinal obtido na saída do arranjo conjuntamente com uma restrição de ganho mínimo na direção do SOI [15]. Entretanto, mesmo erros pequenos na estimativa do ângulo de chegada (AOA – *angle of arrival*) do SOI podem degradar o desempenho dos algoritmos baseados nessa abordagem [16]. Visando contornar tal problema, algoritmos como os apresentados em [17]–[19] vêm sendo desenvolvidos com o objetivo de proporcionar maior robustez aos erros de estimação do AOA dos sinais recebidos pelo arranjo de antenas. Em relação à estimativa do AOA do SOI ou à disponibilização de um

sinal de referência, vários algoritmos vêm sendo desenvolvidos explorando alguns aspectos particulares dos sistemas de comunicação móvel. Por exemplo, os algoritmos introduzidos em [20]–[22] usam apenas os sinais já disponíveis na entrada e saída dos correlatores em sistemas CDMA (*code-division-multiple-access*). Por outro lado, os algoritmos propostos em [23] e [24], chamados, respectivamente, *constrained stochastic gradient* (CSG) e *improved CSG* (ICSG), realizam a conformação de feixe usando estimativas individuais do SOI e de cada sinal interferente recebido na estação rádio base (ERB). Verifica-se de [23] e [24] que os algoritmos CSG e ICSG aumentam a SINR na saída do arranjo, como também proporcionam maior estabilidade mesmo para o caso de canais da classe Rayleigh com desvanecimento rápido [10] e [25]. A necessidade de estimar individualmente os sinais interferentes é superada pelo algoritmo *adaptive-projection* CSG (AP-CSG), introduzido em [26], o qual realiza a conformação de feixe utilizando tanto a estimativa do SOI quanto a estimativa da soma dos sinais interferentes. Como consequência, o algoritmo AP-CSG se torna mais fácil de implementar do que outros algoritmos da classe CSG e pode ser usado tanto em sistemas CDMA quanto nos sistemas discutidos em [20] e [22]. Em [27], é discutido um algoritmo desenvolvido a partir da modificação do problema de otimização considerado no algoritmo AP-CSG. Essa modificação consiste na substituição de uma restrição afim por uma restrição quadrática. Como resultado, o algoritmo obtido, denominado *adaptive-projection quadratically-constrained stochastic gradient* (AP-QCSG), proporciona maiores valores de SINR do que o algoritmo AP-CSG em cenários realísticos formados por sinais provenientes de fontes não pontuais [27]. Em [28], uma nova abordagem para um algoritmo de conformação de feixe é derivada a partir do comportamento médio de algoritmos da classe CSG de projeção adaptativa. Tal estrutura, denominada combinação adaptativa de projeções vetoriais (ACVP – *adaptive combination of vector projections*), é introduzida em [28] para desenvolver o algoritmo de conformação de feixe denominado *sigmoid-based* ACVP (SB-ACVP) que usa uma função sigmoide unipolar para ajustar dinamicamente a combinação linear na estrutura ACVP. Tal como os algoritmos de conformação de feixes da classe CSG, o SB-ACVP considera uma estrutura de equalização espaço-temporal [25] para separar o SOI dos interferentes. A desvantagem de tal abordagem é que ela requer um valor inicial mínimo de SINR para detectar os símbolos do sinal no canal de subida (*uplink*) relacionados ao SOI. No entanto, esse valor mínimo pode ser reduzido se utilizado uma modulação adaptativa ou outro esquema de codificação apropriado [29] e [30], permitindo o uso de modulação de baixa ordem e codificação usando taxas baixas de bits.

1.2 SELEÇÃO DE ANTENAS

O ganho de desempenho obtido com arranjos adaptativos de antenas tende a melhorar com o aumento do número de antenas [3] e [31]. Essa característica vem motivando o desenvolvimento de sistemas *mMIMO* (*massive multiple-input multiple-output*) [32], os quais possuem número de antenas elevado. No entanto, a implementação de sistemas com muitas antenas é geralmente limitada especialmente devido ao alto custo das cadeias de rádio frequência (RF), sendo essa limitação ainda mais proeminente em sistemas *mmWave mMIMO* (*millimeter wave mMIMO*) [33]–[35]. Além disso, vale destacar que em um ambiente de propagação real, as antenas do arranjo não contribuem igualmente para o desempenho do sistema [36]. À vista de tais limitações, a implementação de sistemas *mmWave mMIMO* muitas vezes é viabilizada somente através do uso de um número reduzido de cadeias de RF em relação ao número de antenas do arranjo. Nesse contexto, a conformação de feixe híbrida (*hybrid beamforming*) [37]–[39] e técnicas de seleção de antenas [36], [40] e [41] vêm sendo desenvolvidas com o objetivo de promover uma alocação eficiente das cadeias de RF disponíveis no arranjo.

O problema original de seleção de antenas envolve uma busca extensiva considerando todas as combinações possíveis para alocação das cadeias de RF, resultando em um custo computacional proibitivo mesmo para arranjos com poucas dezenas de antenas [42]. O problema resultante é ainda mais desafiador nos casos em que a seleção de antenas é realizada de forma conjunta com a conformação de feixe [43]. Para contornar essas dificuldades, soluções subótimas podem ser obtidas a partir de modificações no problema original [44]–[46]. Tais modificações em geral permitem o desenvolvimento de algoritmos adaptativos de baixa complexidade computacional que solucionam em tempo real o problema em questão. Por exemplo, o algoritmo proposto em [47] é derivado a partir de uma restrição de norma ℓ_1 inserida no problema de conformação de feixe, a qual promove indiretamente a seleção de antenas. Contudo, o uso desse algoritmo é impraticável em cenários com número reduzido de cadeias de RF, uma vez que sua formulação considera a disponibilidade dos sinais recebidos em todas as antenas do arranjo. Em [48], dois algoritmos são obtidos a partir de um processo de otimização alternada dividido em duas etapas: primeiramente, o vetor de conformação de feixe é obtido considerando a matriz de seleção de antenas *a priori*; em um segundo passo, a matriz de seleção de antenas é atualizada usando o vetor de conformação de feixe *a posteriori*.

Os algoritmos resultantes são capazes de alcançar níveis elevados de SINR mesmo para sistemas com número limitado de cadeias de RF [48].

1.3 OBJETIVOS DO TRABALHO

No contexto de algoritmos adaptativos de conformação de feixe, o presente trabalho de pesquisa visa contribuir para a concepção de novos algoritmos que explorem as características dos sistemas de comunicações, uma vez que é possível obter elevados valores de SINR na saída do arranjo eliminando o uso de recursos adicionais necessários para obter o sinal de referência ou estimar o AOA dos sinais. O problema da seleção de antenas em conjunto com a conformação de feixe requer atenção especial, principalmente em função do custo computacional para arranjos com número elevado de antenas. Dessa forma, o objetivo central deste trabalho é formular novas estratégias para a concepção de algoritmos com melhor desempenho, baixa complexidade computacional, bem como promover a seleção de antenas através da alocação das cadeias de RF disponíveis em conjunto com a conformação de feixe. Para tal, parte do trabalho é dedicado ao desenvolvimento de um algoritmo de conformação de feixe baseado na estrutura proposta em [28], considerando os modelos de primeira ordem dos algoritmos propostos em [26] e [27]. Quanto à seleção de antenas, a partir da estratégia desenvolvida em [48], outro algoritmo adaptativo de seleção de antenas é formulado permitindo a operação conjunta com algoritmos de conformação de feixe baseados na separação do SOI e dos sinais interferentes. Adicionalmente, é proposto um outro algoritmo adaptativo visando a solução do problema conjunto de conformação de feixe e seleção de antenas, associando uma restrição de norma ℓ_0 ao número de cadeias de RF disponíveis.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho está organizado conforme descrito a seguir. O Capítulo 2 explora os conceitos básicos e a definição do problema para concepção dos algoritmos de conformação de feixe e seleção de antenas. No Capítulo 3, a abordagem ACVP é revisitada e um novo algoritmo de conformação de feixe baseado na combinação linear de projeções vetoriais é proposto. O Capítulo 4 apresenta o algoritmo de seleção de antenas com restrição de projeção vetorial para operação conjunta com algoritmos de conformação de feixes baseados na separação de sinais.

No Capítulo 5, um novo algoritmo adaptativo com restrição de norma ℓ_0 é proposto visando a solução do problema conjunto de conformação de feixe e seleção de antenas em tempo real. Finalmente, no Capítulo 6 é apresentado os comentários finais e as conclusões desta tese de doutorado, bem como sugestões para trabalhos futuros.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Neste capítulo, a fundamentação teórica para o desenvolvimento de algoritmos de conformação de feixe envolvendo estimativas individuais do SOI e dos sinais interferentes recebido na ERB é discutida. Os modelos estocásticos dos algoritmos de conformação de feixe apresentados em [26] e [27] são revisitados, uma vez que servirão de base para a formulação do algoritmo de conformação de feixe. Por fim, as considerações sobre a formulação do problema que envolve conjuntamente conformação de feixe e seleção de antenas é discutida.

2.1 MODELO DE SINAIS

O cenário considerado consiste em um sistema celular com divisão da área de cobertura em áreas menores chamadas de células. Cada célula possui uma única ERB que atende usuários de uma única antena (usuário intracelular). Em cada ERB, canais diferentes são alocados para cada usuário e, portanto, não há interferência intracelular [49] e [50]. No entanto, assumimos a presença de interferência intercelular, uma vez que os usuários intracelulares (dentro da célula) compartilham a mesma banda de frequência com os usuários localizados em células próximas (usuário intercelular – fora da célula). Para uma determinada célula, $M - 1$ usuários intercelulares compartilham os mesmos blocos de recursos com um determinado usuário intracelular. Além disso, a ERB de tal célula é equipada com um arranjo de muitas antenas (arranjo de antenas massivo), que é dividido em subarranjos de K antenas [41], [48] e [51] para atender cada usuário intracelular. A Figura 1 ilustra o cenário proposto, com as correspondentes células, ERB e a central de comutação móvel (MSC – *mobile switching center*) que está principalmente associada às funções de comutação de comunicação. A Figura 2 mostra o subarranjo composto de K antenas que atende cada usuário intracelular.

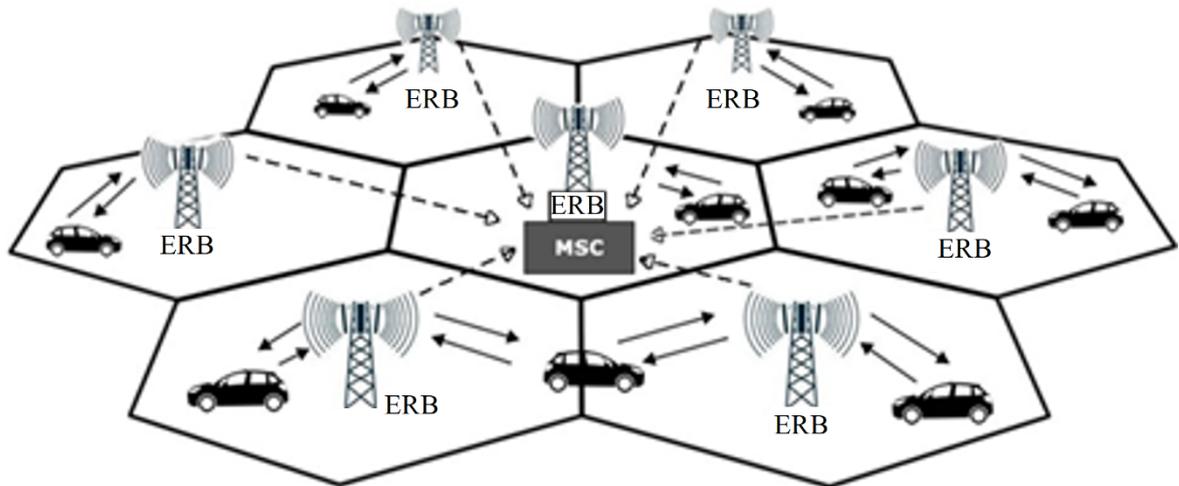


Figura 1 – Cenário do sistema celular proposto com usuários intracelulares e intercelulares.

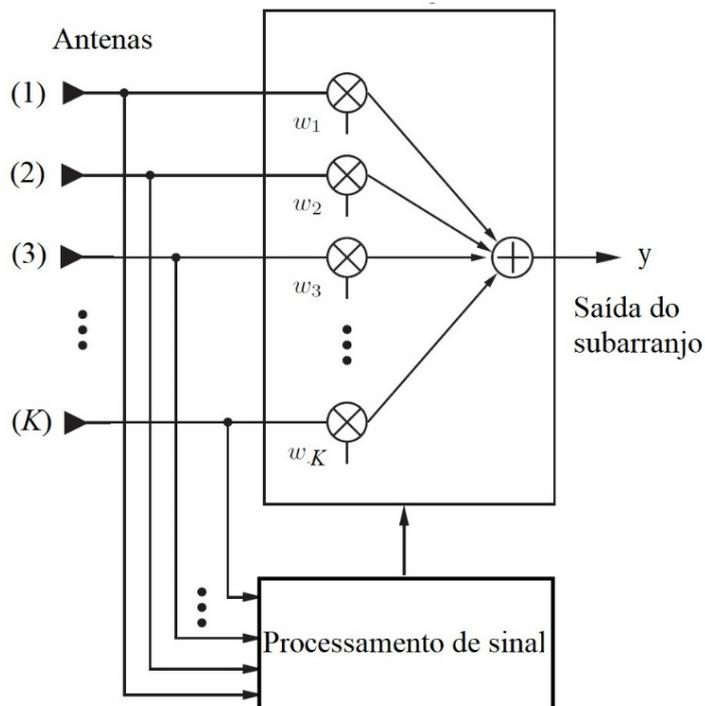


Figura 2 – Subarranjo composto de K antenas do arranjo massivo em cada ERB.

Assumindo que a onda eletromagnética transmitida apresente largura de faixa estreita, o atraso de tempo entre os sinais presentes em cada antena do arranjo pode ser modelado a partir de atrasos de fases calculados na frequência central de operação do sistema. Nesse cenário, os sinais de *uplink* em banda base recebidos em cada antena do arranjo de cada usuário intracelular são dispostos no vetor de entrada $\mathbf{x}(n) \in \mathbb{C}^{K \times 1}$, modelado como

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{m=1}^M \mathbf{s}_m(n) + \mathbf{r}(n) \quad (2.1)$$

com $\mathbf{s}_m(n)$ e $\mathbf{r}(n) \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ representando, respectivamente, o sinal correspondente ao m -ésimo usuário e um ruído da classe AWGN (*additive white Gaussian noise*) presente em cada antena do arranjo. Considerando o índice $m = 1$ como sendo o SOI, usuário intracelular, (2.1) pode ser reescrita como

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{d}(n) + \mathbf{z}(n) \quad (2.2)$$

com $\mathbf{d}(n) = \mathbf{s}_1(n)$ representando o vetor que contém as amostras instantâneas referentes ao SOI, e $\mathbf{z}(n) = \sum_{m \neq 1}^M \mathbf{s}_m(n) + \mathbf{r}(n)$ as amostras referentes aos sinais interferentes acrescido de ruído. Em seguida, assumindo L percursos independentes entre cada usuário e a ERB, pode-se representar $\mathbf{s}_m(n)$ como

$$\mathbf{s}_m(n) = \mathbf{H}_m \mathbf{u}_m(n) \quad (2.3)$$

onde $\mathbf{u}_m(n) \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ denota o vetor contendo os símbolos provenientes de cada caminho multipercurso e $\mathbf{H}_m \in \mathbb{C}^{K \times L}$ é a matriz de resposta espacial do m -ésimo usuário cuja coluna $\mathbf{h}_{m,l}$ representa o vetor diretor referente ao l -ésimo caminho multipercurso do m -ésimo terminal móvel até a ERB [4]. Cada um dos L caminhos multipercurso envolve um número de espalhamentos para que o caminho de propagação resultante possa ser modelado por um canal de desvanecimento de Rayleigh [23], ou seja, cada elemento de $\mathbf{u}_m(n)$ é uma variável aleatória gaussiana complexa de média zero cuja magnitude e fase têm, respectivamente, função Rayleigh e densidade de probabilidade uniforme. De acordo com o modelo utilizado, sinais com AOA em 90° estão situados na direção transversal ao arranjo. No caso de um arranjo linear uniforme (ULA – *uniform linear array*), o vetor diretor é formado por múltiplos da distância entre as antenas [4].

Para se obter o sinal na saída do arranjo, representado por $y(n)$, é calculado o produto interno entre o vetor $\mathbf{x}(n)$ e o vetor de conformação de feixe $\mathbf{w}(n) \in \mathbb{C}^{K \times 1}$, isto é,

$$y(n) = \mathbf{w}^H(n) \mathbf{x}(n). \quad (2.4)$$

Então, visando avaliar a SINR proporcionada por $\mathbf{w}(n)$, a variância de $y(n)$ é obtida como segue:

$$\sigma_y^2(n) = E[|y(n)|^2] = \mathbf{w}^H(n) \mathbf{R}_x \mathbf{w}(n) \quad (2.5)$$

com $\mathbf{R}_x = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^H(n)]$ denotando a matriz de autocorrelação de entrada do arranjo.

Assumindo que o desvanecimento por multipercurso seja normalizado e independente, tem-se,

$$E[\mathbf{u}_m(n)\mathbf{u}_m^H(n)] = \frac{P_m}{L} \mathbf{I}_L \quad (2.6)$$

onde \mathbf{I}_L e P_m representam, respectivamente, a matriz identidade com dimensão $L \times L$ e a potência total dos símbolos. Assim, (2.5) pode ser reescrita como

$$\sigma_y^2(n) = \sum_{m=1}^M P_m \mathbf{w}^H(n) \mathbf{R}_m \mathbf{w}(n) + \sigma_r^2 \|\mathbf{w}(n)\|^2 \quad (2.7)$$

onde $\mathbf{R}_m(n) = \mathbf{H}_m \mathbf{H}_m^H / L$ denota a matriz de covariância espacial do m -ésimo terminal móvel e σ_r^2 representa a variância do ruído. Então, considerando (2.7) e que o índice $m=1$ corresponde ao SOI, é obtida a razão entre a potência do SOI e a potência da interferência mais ruído presente em (2.7), resultando na seguinte expressão para a SINR:

$$\Gamma(n) = \frac{\mathbf{w}^H(n) \mathbf{R}_{\text{soi}} \mathbf{w}(n)}{\mathbf{w}^H(n) \mathbf{R}_{\text{int}} \mathbf{w}(n) + \sigma_r^2 \|\mathbf{w}(n)\|^2} \quad (2.8)$$

com $\mathbf{R}_{\text{soi}} = P_1 \mathbf{R}_1$ e $\mathbf{R}_{\text{int}} = \sum_{m=2}^M P_m \mathbf{R}_m$ denotando, respectivamente, as matrizes de correlação correspondentes ao SOI e aos sinais interferentes.

2.2 CONFORMAÇÃO DE FEIXE: DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Para o desenvolvimento dos algoritmos de conformação de feixe da classe CSG [23], [24], [26] e [27] considera-se que um vetor $\mathbf{d}(n) \in \mathbb{C}^{K \times 1}$, com amostras instantâneas do SOI em cada antena do arranjo, pode ser estimado usando $\mathbf{x}(n)$ como descrito em (2.2). Conforme discutido em [25], tal estimativa pode ser obtida por meio de uma estrutura de equalização espaço-temporal para estimar o SOI a partir de $\mathbf{x}(n)$. Com a estimativa de $\mathbf{d}(n)$, um vetor $\mathbf{z}(n) \in \mathbb{C}^{K \times 1}$, composto pelos sinais interferentes somados ao ruído em cada antena, pode ser obtido a partir de $\mathbf{x}(n)$, isto é, $\mathbf{z}(n) = \mathbf{x}(n) - \mathbf{d}(n)$. Dessa forma, com ambos os vetores $\mathbf{d}(n)$ e $\mathbf{z}(n)$ disponíveis, a SINR instantânea

$$\hat{\Gamma}(n) = \frac{\mathbf{w}^H(n)\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)\mathbf{w}(n)}{\mathbf{w}^H(n)\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)\mathbf{w}(n)} \quad (2.9)$$

é usada como função objetivo dos algoritmos de conformação de feixe da classe CSG. Especificamente, os algoritmos CSG [23] e ICSG [24] são derivados visando a maximização de (2.9) em dois estágios: no primeiro, o denominador de (2.9) é mantido fixo enquanto o numerador é maximizado; no segundo, o denominador é minimizado mantendo o numerador fixo. Como desvantagem desse processo, ambos CSG e ICSG requerem estimação individual de cada sinal interferente, o que não é uma tarefa fácil devido ao baixo nível de potência dos sinais interferentes. Por outro lado, a abordagem utilizada na derivação do algoritmo AP-CSG [26] foi desenvolvida de forma a eliminar a necessidade da estimação individual dos sinais interferentes. Dessa forma, [26] é baseada na minimização do denominador de (2.9) sujeita a uma restrição de projeção adaptativa. Essa restrição tem por objetivo direcionar $\mathbf{w}(n)$ para o subespaço do SOI ao longo do processo iterativo e, assim, maximizar o numerador de (2.9). No caso do algoritmo AP-QCSG [27], a abordagem utilizada consistiu na substituição da restrição afim (veja [26]) por uma restrição quadrática. Portanto, o problema de conformação de feixe [26] é resumido através de

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{w}}{\text{minimizar}} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{z}(n) \mathbf{z}^H(n) \mathbf{w} \\ & \text{sujeito a} \quad \|\mathbf{w}\| = 1 \\ & \text{e} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{d}(n) = \varepsilon(n) \end{aligned} \quad (2.10)$$

e dos modelos estocásticos dos algoritmos AP-CSG [26] e AP-QCSG [27], base para o desenvolvimento da estrutura de novos algoritmos de conformação de feixe, resultando na combinação linear de projeções vetoriais como estratégia de atualização do vetor de conformação de feixe.

2.3 SELEÇÃO DE ANTENAS E CONFORMAÇÃO DE FEIXE: DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

As técnicas de seleção de antenas têm por objetivo realizar uma escolha dinâmica e eficiente de um conjunto de antenas a partir das antenas disponíveis em um arranjo. Essas técnicas são usadas de forma a garantir que o número de antenas ativas em um determinado arranjo seja limitado ao número de cadeias de RF disponíveis. Nesse contexto, é importante mencionar que o vetor de entrada $\mathbf{x}(n)$ não está disponível para o caso do sistema com limitação no número de cadeias de RF, uma vez que (2.2) considera o sinal disponível em todas as antenas do arranjo, isto é, $\mathbf{x}(n)$ deve ser modelado em função das cadeias de RF disponíveis. Dessa forma, define-se a matriz diagonal \mathbf{A} (matriz de seleção de antenas) com dimensão $K \times K$, cujo k -ésimo elemento da diagonal é dado por

$$[\mathbf{A}]_{k,k} = \begin{cases} 1, & \text{se a } k\text{-ésima antena for selecionada} \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases} \quad (2.11)$$

com $\text{Tr}(\mathbf{A}) = N$, onde $\text{Tr}(\cdot)$ representa o operador traço e N denota o número de cadeias de RF disponíveis. Assim, o vetor de entrada após a seleção de antenas é definido como

$$\tilde{\mathbf{x}}(n) = \mathbf{A}\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}\mathbf{d}(n) + \mathbf{A}\mathbf{z}(n) \quad (2.12)$$

o qual é usado para obter o sinal na saída do arranjo. Assim,

$$\tilde{\mathbf{y}}(n) = \mathbf{w}^H(n)\tilde{\mathbf{x}}(n). \quad (2.13)$$

Portanto, considera-se o vetor $\tilde{\mathbf{d}}(n) = \mathbf{A}\mathbf{d}(n)$ estimado a partir do vetor de entrada $\tilde{\mathbf{x}}(n)$, como já discutido anteriormente [25]. Então, a partir da estimativa de $\tilde{\mathbf{d}}(n)$, o vetor de sinais interferentes mais ruído nas antenas selecionadas pode ser obtido como $\tilde{\mathbf{z}}(n) = \tilde{\mathbf{x}}(n) - \tilde{\mathbf{d}}(n)$.

Agora, visando avaliar a SINR instantânea e assumindo que o desvanecimento por multipercurso seja normalizado e independente, (2.7) é reescrita como

$$\tilde{\sigma}_y^2 = \sum_{m=1}^M P_m \mathbf{w}^H \mathbf{A} \mathbf{R}_m \mathbf{A} \mathbf{w} + \sigma_r^2 \|\mathbf{A} \mathbf{w}\|^2 \quad (2.14)$$

e, considerando a restrição de cadeias de RF, a expressão da SINR na saída do arranjo é reescrita modificando (2.8) para

$$\tilde{\Gamma}(n) = \frac{\mathbf{w}^H \mathbf{A} \mathbf{R}_{\text{soi}} \mathbf{A} \mathbf{w}}{\mathbf{w}^H \mathbf{A} \mathbf{R}_{\text{int}} \mathbf{A} \mathbf{w} + \sigma_r^2 \|\mathbf{A} \mathbf{w}\|^2}. \quad (2.15)$$

A partir de (2.15), o par \mathbf{w} , \mathbf{A} pode ser otimizado de forma conjunta com o objetivo de maximizar a SINR instantânea na saída do arranjo. Assim, considerando a restrição do número de cadeias de RF disponíveis para o sistema, o problema conjunto de conformação de feixe e seleção de antenas é definido como

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{w}, \mathbf{A}}{\text{maximizar}} \quad \tilde{\Gamma} \\ & \text{sujeito a} \quad [\mathbf{A}]_{k,k} \in \{0,1\} \\ & \text{e} \quad \text{Tr}(\mathbf{A}) = N \end{aligned} \quad (2.16)$$

onde a primeira restrição é relacionada ao processo de seleção de antenas, enquanto a segunda caracteriza a limitação nas cadeias de RF.

Obter a solução para tal problema não é uma tarefa trivial. Se as restrições forem desconsideradas, temos a maximização de uma função não côncava, dada pela razão de duas funções convexas, o que por si só é um problema que tem exigido soluções engenhosas [26] e [27]. Devido à presença da restrição binária, tal problema é classificado como *NP-hard*¹[52] e

¹ *NP-hard* (NP-difícil ou NP-complexo), na teoria da complexidade computacional, é uma classe de problemas que são pelo menos tão difíceis quanto os problemas mais difíceis em NP [53].

[54]. Consequentemente, encontrar a solução ótima de (2.16) requer um esforço computacional muito elevado, principalmente para arranjos com grande número de antenas [52].

2.5 CONCLUSÕES

Neste capítulo, foram apresentados o modelo de sinais e a fundamentação teórica para o desenvolvimento de novos algoritmos de conformação de feixe, bem como para algoritmos visando a solução do problema conjunto de seleção de antenas e conformação de feixe aplicados a arranjos de antenas com limitação do número de cadeias de RF. A formulação do problema envolvendo a conformação de feixe e o problema geral de otimização para seleção de antenas também foi apresentada.

No próximo capítulo, a abordagem ACVP e o algoritmo proposto em [28] serão revisitados, bem como a formulação do novo algoritmo de conformação de feixe.

ALGORITMO DE PROJEÇÕES VETORIAIS ADAPTATIVAS USANDO DUPLA FUNÇÃO SIGMOIDE

Neste capítulo, é desenvolvido um novo algoritmo de conformação de feixe seguindo a abordagem discutida em [28]. Tal abordagem consiste na combinação linear de projeções vetoriais levando em consideração o vetor de conformação de feixe e os subespaços gerados pelos sinais de interesse e interferentes. Para suportar tal combinação linear, são considerados os modelos de primeira ordem do algoritmo AP-CSG [26] e do algoritmo AP-QCSG [27], dando origem a formulação geral denominada ACVP (*adaptive combination of vector projections*) [28]. Funções sigmóides unipolar e bipolar são utilizadas no ajuste dinâmico da combinação linear presente na estrutura ACVP, resultando no algoritmo de conformação de feixe proposto, denominado DS-ACVP (*double sigmoid ACVP*). O algoritmo proposto reduz o número de projeções vetoriais resultando em menor complexidade computacional. Resultados de simulação são apresentados comprovando a eficácia do algoritmo desenvolvido.

3.1 REVISITANDO A ESTRUTURA ACVP

Para avaliar o comportamento médio do vetor de conformação de feixe, proporcionado pelos algoritmos AP-CSG [26] e AP-QCSG [27], deve-se obter o valor esperado da expressão de atualização de $\mathbf{w}(n)$. Em relação ao algoritmo AP-CSG, o momento de primeira ordem foi derivado em [26], o qual é dado por

$$E[\mathbf{w}(n+1)] = E[\mathbf{w}(n)] - \mu_1 (\mathbf{I}_K - \underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}}) \mathbf{R}_{\text{int}} E[\mathbf{w}(n)] + \mu_2 \underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}} E[\mathbf{w}(n)] \quad (3.1)$$

onde μ_1 e μ_2 representam os passos de adaptação do algoritmo, enquanto $\underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}}$ denota a matriz de autocorrelação normalizada do SOI, dada por [26]

$$\underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}} = E \left[\frac{\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)}{\|\mathbf{d}(n)\|^2} \right]. \quad (3.2)$$

Em relação ao algoritmo AP-QCSG, o momento de primeira ordem é avaliado assumindo as mesmas aproximações usadas em [24] e [26]. Então, a partir da condição de independência entre $\mathbf{w}(n)$ e $\mathbf{x}(n)$ (veja [55]), o comportamento médio de \mathbf{w} pode ser modelado por

$$E[\mathbf{w}(n+1)] = E[\mathbf{w}(n)] - \mu_1 \mathbf{R}_{\text{int}} E[\mathbf{w}(n)] + \frac{\mu_1}{2} \underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}} \mathbf{R}_{\text{int}} E[\mathbf{w}(n)] + E[\chi(n)] \underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}} E[\mathbf{w}(n)] \quad (3.3)$$

onde μ_1 e μ_2 representam os passos de adaptação do algoritmo, com $E[\chi(n)]$ definido em [27].

Através de (3.1) e (3.3) nota-se que os algoritmos AP-CSG e AP-QCSG apresentam comportamentos quase que similares e operam baseados na combinação linear de três vetores, isto é,

$$\mathbf{v}_1(n) = \mathbf{R}_{\text{int}} E[\mathbf{w}(n)] \quad (3.4)$$

$$\mathbf{v}_2(n) = \underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}} E[\mathbf{w}(n)] \quad (3.5)$$

e

$$\mathbf{v}_3(n) = \underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}} \mathbf{R}_{\text{int}} E[\mathbf{w}(n)]. \quad (3.6)$$

Considerando os subespaços \mathcal{S} e \mathcal{I} gerados, respectivamente, pelos autovetores correspondentes aos autovalores não nulos de \mathbf{R}_{soi} e \mathbf{R}_{int} , pode-se verificar que $\mathbf{v}_1(n) \in \mathcal{I}$, enquanto $\mathbf{v}_2(n), \mathbf{v}_3(n) \in \mathcal{S}$, uma vez que os autovetores de $\underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}}$ e \mathbf{R}_{soi} são os mesmos [24]. A diferença entre os algoritmos AP-CSG e AP-QCSG está relacionada com a combinação linear dos vetores $\mathbf{v}_1(n)$, $\mathbf{v}_2(n)$ e $\mathbf{v}_3(n)$. No algoritmo AP-CSG, a combinação linear é fixa, com os coeficientes dados, respectivamente, por $-\mu_1$, μ_2 e μ_1 [veja (3.1)]. Já no algoritmo AP-QCSG, os coeficientes correspondentes aos vetores $\mathbf{v}_1(n)$ e $\mathbf{v}_3(n)$ são também fixos ($-\mu_1$ e $\mu_1/2$, respectivamente) e o coeficiente do vetor $\mathbf{v}_2(n)$, representado pelo termo $E[\chi(n)]$, é adaptado ao longo do processo iterativo, resultando na diferença de desempenho entre os algoritmos

AP-CSG e AP-QCSG [27]. Dessa forma, a combinação linear de $\mathbf{v}_1(n)$, $\mathbf{v}_2(n)$ e $\mathbf{v}_3(n)$ pode ser explorada ao longo do processo iterativo visando elevar os níveis de SINR na saída do arranjo.

Partindo do mesmo princípio de operação dos algoritmos AP-CSG e AP-QCSG, a abordagem ACVP é formulada visando possibilitar o desenvolvimento de algoritmos de conformação de feixe que ajustem dinamicamente a combinação linear dos vetores que apontam na direção do SOI e dos sinais interferentes. Para isso, primeiramente o vetor $\mathbf{v}_1(n)$ é modificado visando equalizar a norma euclidiana dos vetores envolvidos e assim facilitar o ajuste dos coeficientes da combinação linear. Tal modificação é realizada substituindo $\mathbf{v}_1(n)$, dado em (3.4), por

$$\bar{\mathbf{v}}_1(n) = \underline{\mathbf{R}}_{\text{int}} \mathbf{E}[\mathbf{w}(n)], \quad (3.7)$$

com

$$\underline{\mathbf{R}}_{\text{int}} = \mathbf{E} \left[\frac{\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)}{\|\mathbf{z}(n)\|^2} \right] \quad (3.8)$$

denotando a matriz de autocorrelação normalizada dos sinais interferentes mais ruído. Sabendo que a soma dos autovalores de $\underline{\mathbf{R}}_{\text{int}}$ é unitária (matriz normalizada), verifica-se que $\|\bar{\mathbf{v}}_1(n)\| \leq \|\mathbf{E}[\mathbf{w}(n)]\|$. Em seguida, buscando essa mesma característica para os demais vetores envolvidos na combinação linear, $\mathbf{v}_1(n)$ é substituído por $\bar{\mathbf{v}}_1(n)$ no cálculo de $\mathbf{v}_3(n)$, resultando em

$$\bar{\mathbf{v}}_3(n) = \underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}} \underline{\mathbf{R}}_{\text{int}} \mathbf{E}[\mathbf{w}(n)]. \quad (3.9)$$

Então, considerando os vetores $\bar{\mathbf{v}}_1(n)$, $\bar{\mathbf{v}}_2(n) = \mathbf{v}_2(n)$ e $\bar{\mathbf{v}}_3(n)$, a abordagem ACVP resulta em um processo iterativo com momento de primeira ordem dado por

$$\mathbf{E}[\mathbf{w}(n+1)] = \mathbf{E}[\mathbf{w}(n)] + \sum_{i=1}^3 \beta_i(n) \bar{\mathbf{v}}_i(n) \quad (3.10)$$

onde $\beta_i(n)$ representa o i -ésimo coeficiente da combinação linear. Nota-se em (3.10) que todos os vetores envolvidos na combinação linear apresentam o mesmo limite superior de norma euclidiana (limitada em $\|E[\mathbf{w}(n)]\|$), facilitando o ajuste de $\beta_i(n)$ ao longo do processo iterativo.

3.2 REVISITANDO O ALGORITMO SB-ACVP

O algoritmo denominado *sigmoid-based ACVP* (SB-ACVP) [28] é formulado utilizando a função sigmoide unipolar para determinação dos coeficientes da combinação linear $\beta_i(n)$. Os dois primeiros coeficientes da combinação linear são definidos como

$$\beta_i(n) = \mu \phi[\alpha_i(n)] \quad (3.11)$$

para $i = 1$ e 2 , com o parâmetro $\mu < 1$ e $\phi[\alpha_i(n)]$ denotando a função sigmoide, dada por

$$\phi[\alpha_i(n)] = \frac{1}{1 + e^{-\alpha_i(n)}} \quad (3.12)$$

com $-\infty < \alpha_i(n) < \infty$ (resultando no intervalo da função sigmoide compreendido entre 0 e 1), representando uma variável auxiliar que define o processo de adaptação [28]. Quanto à determinação do terceiro coeficiente, a estratégia utilizada em [28] consiste em garantir que os coeficientes de conformação de feixe não pertençam ao espaço nulo do SOI, casos onde o SOI e alguns interferentes estejam situados em regiões próximas. Assim, de forma a evitar que os coeficientes da combinação linear sejam simultaneamente nulos, tem-se

$$\beta_3(n) = \mu \{[1 - \phi[\alpha_2(n)]]\}. \quad (3.13)$$

O processo de atualização, utilizando o método da subida mais íngreme (*steepest ascent method*) [55], da variável auxiliar $\alpha_i(n)$ é definido em função dos valores que maximizem a SINR na saída do arranjo, como será descrito na próxima seção.

Como mostrado em [28], o controle da contribuição individual de cada vetor $\bar{\mathbf{v}}_i(n)$ é realizado através do uso da função sigmoide, resultando no algoritmo SB-ACVP com baixa carga computacional e alto nível de SINR, quando comparado com os algoritmos da classe CSG. A Tabela 1 resume os passos do algoritmo SB-ACVP, onde μ é um parâmetro que determina a faixa de $\beta_i(n)$, $\mathbf{q}_i(n) = \partial \mathbf{w}(n+1)/\partial \alpha_i(n)$, $\mathbf{w}(n)$ caracteriza o vetor de conformação de feixe obtido após o passo de normalização (último passo do algoritmo) e \mathbf{I}_K representa a matriz identidade de dimensão $K \times K$.

3.3 ALGORITMO PROPOSTO

O novo algoritmo de conformação de feixe DS-ACVP utiliza as funções sigmoides unipolar e bipolar para o ajuste dinâmico da combinação linear dos coeficientes. O uso da função sigmoide é justificado pelo seu intervalo limitado, permitindo o ajuste dos valores máximos e mínimos de $\beta_i(n)$, e pela baixa perturbação do ruído oriundo do gradiente estocástico para valores próximos dos limites da função sigmoide [28]. Assim, o primeiro coeficiente da combinação linear é definido como

$$\beta_1(n) = \mu \gamma[\alpha_1(n)] \quad (3.14)$$

em que $0 < \mu \leq 1$ é usado para delimitar a faixa de valores de $\beta_1(n)$ e $\gamma[\alpha_1(n)]$ denota a função sigmoide bipolar definida por

$$\gamma[\alpha_1(n)] = \frac{2}{1 + e^{-\alpha_1(n)}} - 1 \quad (3.15)$$

com $-\infty < \alpha_1(n) < \infty$ representando uma variável auxiliar que comanda o processo de adaptação de $\beta_1(n)$ e define o intervalo da função sigmoide bipolar entre -1 e 1 .

Tabela 1– Sumário do algoritmo SB-ACVP

Inicializar: $\mathbf{w}'(0)$, $\alpha_1(0)$ e $\alpha_2(0)$
Fazer para $n = 1, 2, 3 \dots$
$\phi[\alpha_1(n)] = \frac{1}{1 + e^{-\alpha_1(n)}}, \quad \phi[\alpha_2(n)] = \frac{1}{1 + e^{-\alpha_2(n)}}$
$\mathbf{w}'(n+1) = \mathbf{w}'(n) - \mu\phi[\alpha_1(n)] \frac{\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)}{\ \mathbf{z}(n)\ ^2} \mathbf{w}'(n) + \mu\phi[\alpha_2(n)] \frac{\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)}{\ \mathbf{d}(n)\ ^2} \mathbf{w}'(n)$ $+ \mu\{1 - \phi[\alpha_2(n)]\} \frac{\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)}{\ \mathbf{d}(n)\ ^2} \frac{\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)}{\ \mathbf{z}(n)\ ^2} \mathbf{w}'(n)$
$\mathbf{q}_1(n) = -\mu\{1 - \phi[\alpha_1(n)]\}\phi[\alpha_1(n)] \frac{\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)}{\ \mathbf{z}(n)\ ^2} \mathbf{w}'(n)$
$\mathbf{q}_2(n) = \mu\{1 - \phi[\alpha_2(n)]\}\phi[\alpha_2(n)] \frac{\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)}{\ \mathbf{d}(n)\ ^2} \left[\mathbf{I}_K - \frac{\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)}{\ \mathbf{z}(n)\ ^2} \right] \mathbf{w}'(n)$
Fazer para $i = 1, 2$
$\alpha_i(n+1) = \alpha_i(n) + \frac{\text{Re}[\mathbf{q}_i^H(n)\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)\mathbf{w}'(n+1)]}{\mathbf{w}'^H(n+1)\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)\mathbf{w}'(n+1)}$ $- \frac{\text{Re}[\mathbf{q}_i^H(n)\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)\mathbf{w}'(n+1)]}{\mathbf{w}'^H(n+1)\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)\mathbf{w}'(n+1)}$
$\mathbf{w}(n+1) = \frac{\mathbf{w}'(n+1)}{\ \mathbf{w}'(n+1)\ }$

Nota-se a partir de (3.15) que $\beta_1(n)$ pode assumir valores positivos e negativos, o que inicialmente pode indicar uma escolha inadequada da função, visto que $\beta_1(n)$ é negativo nos algoritmos AP-CSG e AP-QCSG. Entretanto, nos casos em que o subespaço gerado pelo SOI esteja contido no subespaço dos sinais interferentes, valores negativos de $\beta_1(n)$ podem levar $\mathbf{w}(n)$ para o espaço nulo do SOI. Tal situação pode ocorrer para casos em que o SOI e algum dos sinais interferentes estejam situados próximos, implicando intersecção dos subespaços formados por $\underline{\mathbf{R}}_{\text{soi}}$ e $\underline{\mathbf{R}}_{\text{int}}$, o que resultaria em uma atenuação de potência do SOI na saída do

arranjo. Nessas situações, o uso de (3.15) possibilita que $\beta_1(n)$ assumam valores positivos, garantindo que $\mathbf{w}(n)$ seja projetado no subespaço do SOI mesmo em situações em que as contribuições de $\bar{\mathbf{v}}_2(n)$ e $\bar{\mathbf{v}}_3(n)$ sejam limitadas. Em contraste com $\beta_1(n)$, o coeficiente $\beta_2(n)$ é delimitado em uma faixa de valores positivos, uma vez que o vetor $\bar{\mathbf{v}}_2(n)$ está contido no subespaço gerado pelo SOI. Para tal, $\beta_2(n)$ segue a mesma orientação de (3.14), exceto que é usada a função sigmoide unipolar definida por

$$\phi[\alpha_2(n)] = \frac{1}{1 + e^{-\alpha_2(n)}}. \quad (3.16)$$

Quanto ao terceiro coeficiente $\beta_3(n)$, associado ao vetor $\mathbf{v}_3(n)$ presente nos algoritmos AP-CSG e AP-QCSG, a norma euclidiana de $\bar{\mathbf{v}}_3(n)$ é aumentada à medida que a projeção do SOI no subespaço dos interferentes é aumentado. No caso desses algoritmos, o vetor $\mathbf{v}_3(n)$ tem como papel compensar o valor negativo de $\beta_1(n)$, reforçando o componente de $\mathbf{w}(n)$ que pertence ao subespaço do SOI. Entretanto, no caso do algoritmo proposto, a função sigmoide bipolar, usada na determinação de $\beta_1(n)$, já garante que $\mathbf{w}(n)$ não seja projetado no espaço nulo do SOI. Assim, visando uma menor complexidade computacional, o algoritmo proposto é derivado considerando

$$\beta_3(n) = 0 \quad \forall n. \quad (3.17)$$

Para obter $\mathbf{w}(n+1)$, substitui-se (3.17) em (3.10) eliminando o valor esperado da expressão, resultando em

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu\gamma[\alpha_1(n)] \frac{\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)}{\|\mathbf{z}(n)\|^2} \mathbf{w}(n) + \mu\phi[\alpha_2(n)] \frac{\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)}{\|\mathbf{d}(n)\|^2} \mathbf{w}(n). \quad (3.18)$$

Para ajustar as variáveis auxiliares $\alpha_1(n)$ e $\alpha_2(n)$, é utilizado o método de subida mais íngreme [54], conforme apresentado a seguir:

$$\alpha_i(n+1) = \alpha_i(n) + \mu_\alpha \nabla f[\hat{\Gamma}(n)] \quad (3.19)$$

sendo μ_α o parâmetro de controle de passo de adaptação e $f[\hat{\Gamma}(n)]$ uma função que é estritamente crescente com a SINR instantânea $\hat{\Gamma}(n)$. Como em [28], é proposto a utilização da função logaritmo natural, isto é,

$$f[\hat{\Gamma}(n)] = \frac{1}{2} \ln \left[\frac{\mathbf{w}^H(n) \mathbf{d}(n) \mathbf{d}^H(n) \mathbf{w}(n)}{\mathbf{w}^H(n) \mathbf{z}(n) \mathbf{z}^H(n) \mathbf{w}(n)} \right]. \quad (3.20)$$

A função é estritamente crescente em $\hat{\Gamma}(n)$ e facilita o cálculo do gradiente, isto é, $\nabla f[\hat{\Gamma}(n)]$ em (3.19). Assumindo que $\alpha_i(n)$ seja atualizado após a determinação de $\mathbf{w}(n+1)$, (3.19) é reescrita como

$$\alpha_i(n+1) = \alpha_i(n) + \mu_\alpha \frac{\text{Re}[\mathbf{q}_i^H(n) \mathbf{d}(n) \mathbf{d}^H(n) \mathbf{w}(n+1)]}{\mathbf{w}^H(n+1) \mathbf{d}(n) \mathbf{d}^H(n) \mathbf{w}(n+1)} - \mu_\alpha \frac{\text{Re}[\mathbf{q}_i^H(n) \mathbf{z}(n) \mathbf{z}^H(n) \mathbf{w}(n+1)]}{\mathbf{w}^H(n+1) \mathbf{z}(n) \mathbf{z}^H(n) \mathbf{w}(n+1)} \quad (3.21)$$

com

$$\mathbf{q}_i(n) = \frac{\partial \mathbf{w}(n+1)}{\partial \alpha_i(n)}. \quad (3.22)$$

Substituindo (3.18) em (3.22) e considerando que

$$\frac{\partial \gamma[\alpha_1(n)]}{\partial \alpha_1(n)} = \frac{1}{2} \{1 - \gamma^2[\alpha_1(n)]\} \quad (3.23)$$

e

$$\frac{\partial \phi[\alpha_2(n)]}{\partial \alpha_2(n)} = \{1 - \phi[\alpha_2(n)]\} \phi[\alpha_2(n)] \quad (3.24)$$

os vetores $\mathbf{q}_1(n)$ e $\mathbf{q}_2(n)$, necessários para determinação de $\alpha_1(n+1)$ e $\alpha_2(n+1)$, são obtidos por

$$\mathbf{q}_1(n) = \mu \frac{1}{2} \{1 - \gamma^2[\alpha_1(n)]\} \frac{\mathbf{z}(n) \mathbf{z}^H(n)}{\|\mathbf{z}(n)\|^2} \mathbf{w}(n) \quad (3.25)$$

e

$$\mathbf{q}_2(n) = \mu\phi[\alpha_2(n)]\{1 - \phi[\alpha_2(n)]\} \frac{\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)}{\|\mathbf{d}(n)\|^2} \mathbf{w}(n). \quad (3.26)$$

Finalmente, como no caso do algoritmo SB-ACVP, o valor resultante de $\mathbf{w}(n+1)$ é normalizado com o objetivo de evitar um crescimento ilimitado da $\|\mathbf{w}\|$ que pode surgir a partir da soma vetorial presente em (3.18).

O algoritmo proposto DS-ACVP é resumido na Tabela 2. Com vistas à complexidade computacional, a Tabela 3 apresenta o número de operações reais por iteração requeridas pelo algoritmo proposto DS-ACVP, SB-ACVP e outros algoritmos da classe CSG. Os primeiros dois termos da expansão em série de Taylor são considerados para se obter a carga computacional das funções sigmoide dadas em (3.15) e (3.16). A partir da Tabela 3, verifica-se que o algoritmo proposto exibe uma menor complexidade do que os algoritmos ICSG e SB-ACVP. A menor carga computacional do algoritmo proposto se deve a função sigmoide bipolar que permite remover o termo $\bar{v}_3(n)$ da abordagem ACVP.

Tabela 2 – Sumário do algoritmo proposto DS-ACVP

Inicializar: $\mathbf{w}'(0)$, $\alpha_1(0)$ e $\alpha_2(0)$
Fazer para $n = 1, 2, 3 \dots$
$\gamma[\alpha_1(n)] = \frac{2}{1 + e^{-\alpha_1(n)}} - 1, \quad \phi[\alpha_2(n)] = \frac{1}{1 + e^{-\alpha_2(n)}}$
$\mathbf{w}'(n+1) = \mathbf{w}'(n) + \mu\gamma[\alpha_1(n)] \frac{\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)}{\ \mathbf{z}(n)\ ^2} \mathbf{w}'(n) + \mu\phi[\alpha_2(n)] \frac{\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)}{\ \mathbf{d}(n)\ ^2} \mathbf{w}'(n)$
$\mathbf{q}_1(n) = \frac{\mu}{2} \{1 - \gamma^2[\alpha_1(n)]\} \frac{\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)}{\ \mathbf{z}(n)\ ^2} \mathbf{w}'(n)$
$\mathbf{q}_2(n) = \mu\{1 - \phi[\alpha_2(n)]\}\phi[\alpha_2(n)] \frac{\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)}{\ \mathbf{d}(n)\ ^2} \mathbf{w}'(n)$
Fazer para $i = 1, 2, 3 \dots$
$\alpha_i(n+1) = \alpha_i(n) + \frac{\text{Re}[\mathbf{q}_i^H(n)\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)\mathbf{w}'(n+1)]}{\mathbf{w}'^H(n+1)\mathbf{d}(n)\mathbf{d}^H(n)\mathbf{w}'(n+1)}$ $- \frac{\text{Re}[\mathbf{q}_i^H(n)\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)\mathbf{w}'(n+1)]}{\mathbf{w}'^H(n+1)\mathbf{z}(n)\mathbf{z}^H(n)\mathbf{w}'(n+1)}$
$\mathbf{w}(n+1) = \frac{\mathbf{w}'(n+1)}{\ \mathbf{w}'(n+1)\ }$

Tabela 3 – Comparação de complexidade computacional entre os algoritmos

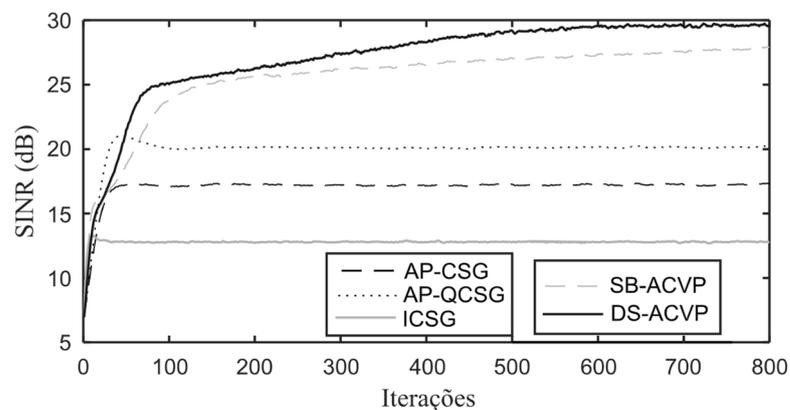
Algoritmos	Número de operações reais por iteração			
	Multiplicações	Adições	Divisões	Raiz Quadrada
ICSG [24]	$66K + 34$	$64K - 6$	5	1
AP-CSG [26]	$28K + 6$	$24K - 4$	2	1
AP-QCSG [27]	$30K + 37$	$28K + 5$	3	2
SB-ACVP [28]	$46K + 77$	$38K + 22$	5	1
DS-ACVP (proposto)	$40K + 57$	$34K + 14$	5	1

3.4 RESULTADOS

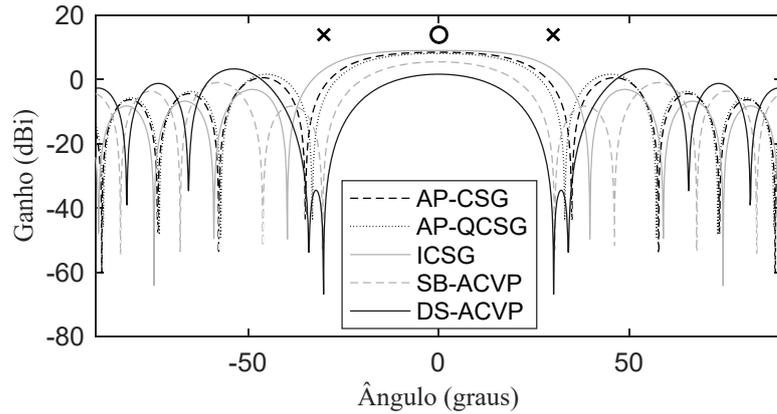
Nesta seção, resultados de simulação de Monte Carlo (200 realizações independentes) são mostrados visando comparar o desempenho dos algoritmos ICSG, AP-CSG, AP-QCSG, SB-ACVP e DS-ACVP. Todos os cenários de simulações considerados aqui usam arranjo ULA com $K = 8$ antenas omnidirecionais uniformemente espaçadas de meio comprimento de onda. Para todos os algoritmos considerados, o vetor de conformação de feixe é inicializado como $\mathbf{w}(0) = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$, resultando em um padrão de irradiação omnidirecional ao longo do plano azimutal. No caso dos algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP, o valor inicial das variáveis auxiliares é $\alpha_i(0) = 0$, resultando em $\beta_i(0) = 0,5$ para o algoritmo SB-ACVP [veja (3.12)], $\beta_1(0) = 0$ e $\beta_2(0) = 0,5$ para o algoritmo proposto [veja (3.15) e (3.16)]. Em todos os cenários considerados, a potência normalizada (em relação à potência do ruído) é fixada em 30 dB para o SOI e 20 dB para os sinais interferentes. Considera-se também um canal Rayleigh com 12 caminhos multipercursos independentes, gerando um ângulo de espalhamento de 5° em torno do AOA de cada canal. Em relação aos parâmetros de passo de adaptação, para cada caso e algoritmo considerado, tais parâmetros foram ajustados de forma a se obter o melhor desempenho em termos do nível da SINR em regime permanente, sem comprometer a velocidade de convergência. Assim, o ajuste do passo de adaptação possibilita avaliar o desempenho entre os algoritmos considerados em regime permanente, com melhor imparcialidade em cada caso.

3.4.1 Exemplo 1

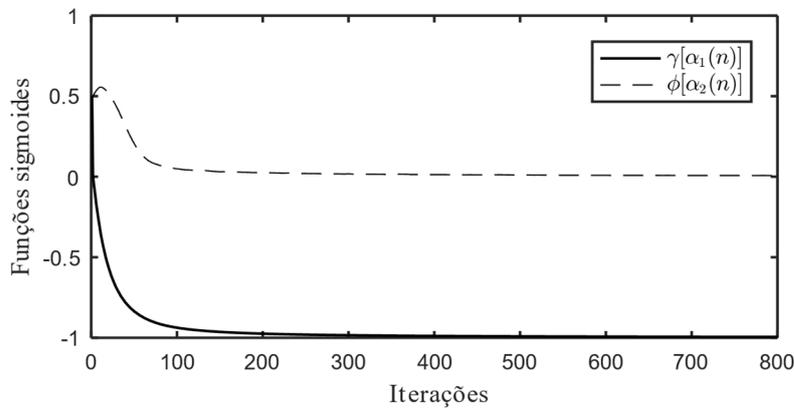
Neste exemplo, o cenário consiste de um SOI localizado em 0° e dois interferentes localizados em 30° e -30° . Os parâmetros de passo de adaptação dos algoritmos ICSG, AP-CSG e AP-QCSG são ajustados em 0,03, enquanto os parâmetros μ e μ_α dos algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP são, respectivamente, 0,2 e 1. Os resultados comparativos em termos das curvas da SINR e do diagrama de irradiação dos algoritmos considerados, bem como o comportamento médio das funções sigmóides usadas no ajuste dinâmico dos coeficientes do algoritmo proposto são mostrados na Figura 3. Através da Figura 3(a), verifica-se que o algoritmo proposto DS-ACVP supera os algoritmos ICSG, AP-CSG e AP-QCSG. Além disso, o algoritmo proposto apresenta maior velocidade de convergência e nível superior da SINR em regime permanente, quando comparado com o algoritmo SB-ACVP. O padrão de irradiação ilustrado na Figura 3(b) mostra que ambos algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP proposto exibem melhor relação entre o ganho na direção do SOI (representado por ‘o’) e a atenuação na direção dos sinais interferentes (representados por ‘x’). As curvas referentes à evolução das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ são apresentadas na Figura 3(c). Pode-se verificar a partir dessas curvas que a função sigmoide unipolar $\phi[\alpha_2(n)]$ cresce na etapa inicial do processo iterativo devido à necessidade de aumento da projeção de $\mathbf{w}(n)$ no subespaço do SOI. Em seguida, devido ao afastamento entre o SOI e os sinais interferentes, $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ são reduzidas até seus limites inferiores com o objetivo de posicionar $\mathbf{w}(n)$ no espaço nulo dos sinais interferentes. Tal comportamento valida a eficácia da estratégia proposta para obter os coeficientes $\beta_1(n)$ e $\beta_2(n)$.



(a)



(b)



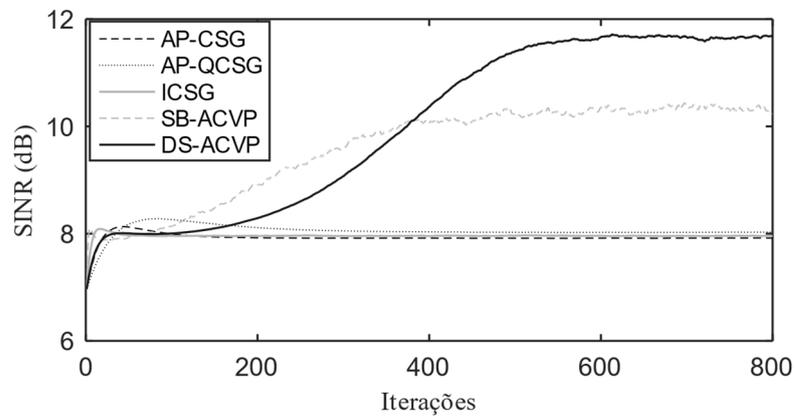
(c)

Figura 3. Exemplo 1. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos. (c) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.

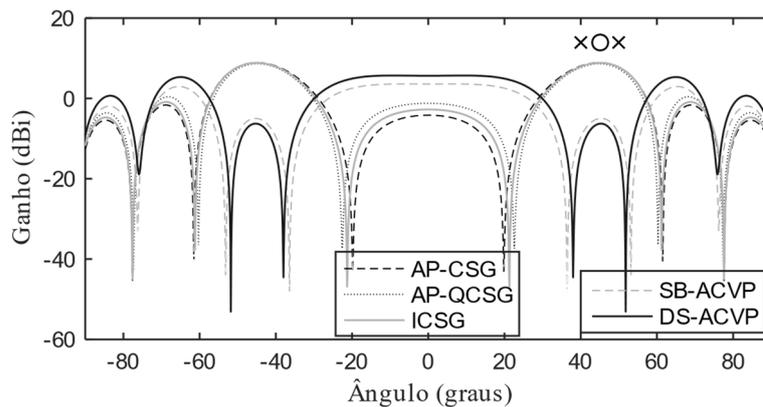
3.4.2 Exemplo 2

Neste segundo exemplo, o SOI e um dos interferentes atingem a ERB com ângulos de chegada (ou incidência) próximos. Neste cenário, o SOI é localizado em 45° e os dois sinais interferentes estão localizados em 40° e 50° . Os parâmetros de passo de adaptação dos algoritmos ICSG, AP-CSG e AP-QCSG são ajustados em 0,03, enquanto o parâmetro μ dos algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP é ajustado em 0,1 e 0,7, respectivamente, mantendo-se o parâmetro $\mu_\alpha = 1$ para ambos, SB-ACVP e DS-ACVP. O desempenho dos algoritmos envolvidos e o comportamento médio das funções sigmóides usadas no ajuste dinâmico dos coeficientes do algoritmo proposto são ilustrados na Figura 4. A Figura 4(a) mostra que os níveis da SINR em regime permanente obtidos para todos os algoritmos são menores do que os obtidos no exemplo anterior (Exemplo 1), devido à proximidade dos sinais envolvidos. O algoritmo proposto

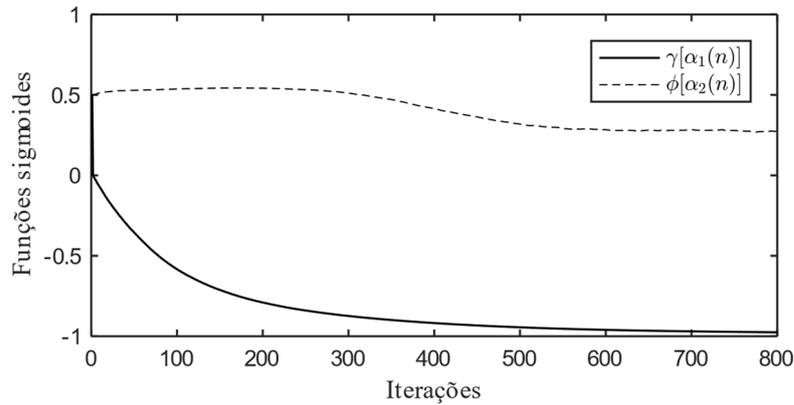
DS-ACVP, como ilustrado na Figura 4(a), apresenta maior valor de SINR quando comparado com os outros algoritmos aqui considerados. O padrão de irradiação apresentado na Figura 4(b) também confirma o melhor desempenho do algoritmo proposto. Adicionalmente, quando se compara os resultados obtidos no Exemplo 1, observa-se a partir da Figura 4(c) que $\gamma[\alpha_1(n)]$ leva um maior tempo para atingir o limite inferior e $\phi[\alpha_2(n)]$ não é anulado durante o processo iterativo. Esse comportamento confirma a operação apropriada do algoritmo proposto, uma vez que $\bar{\mathbf{v}}_1(n)$ contém componentes vetoriais que se encontram no subespaço SOI (devido à proximidade entre o SOI e um dos interferentes) e a grande contribuição de $\bar{\mathbf{v}}_2(n)$ necessária para prevenir a supressão do SOI.



(a)



(b)

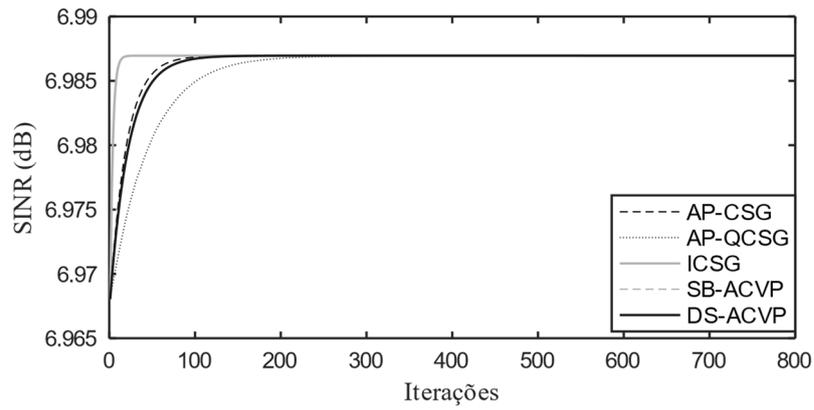


(c)

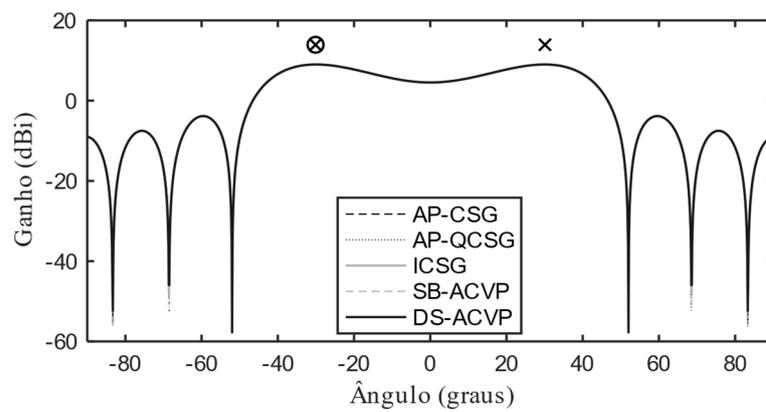
Figura 4. Exemplo 2. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos. (c) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.

3.4.3 Exemplo 3

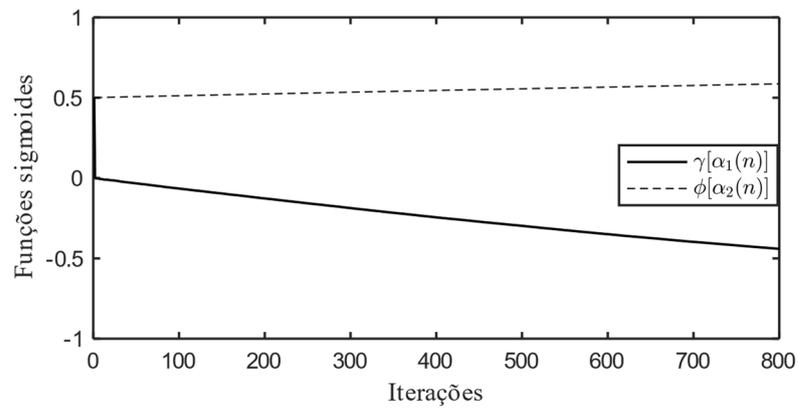
Neste exemplo, é considerado um cenário com alto nível de interferência em que o SOI e um dos sinais interferentes atingem a ERB com o mesmo AOA. Especificamente, o SOI e o primeiro interferente estão localizados em -30° , com o segundo interferente localizado em 30° . Esse é um cenário desafiador devido à interseção entre os subespaços abrangidos pelos sinais envolvidos. Portanto, qualquer comportamento desequilibrado do algoritmo de conformação de feixe [24] resulta na supressão do SOI. Os parâmetros de passo de adaptação dos algoritmos ICSG, AP-CSG e AP-QCSG são ajustados em 0,03, enquanto os parâmetros μ e μ_α dos algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP são, respectivamente, 0,05 e 1. Os resultados deste exemplo e o comportamento médio das funções sigmóides são ilustrados na Figura 5. Como mostrado nas Figuras 5(a) e 5(b), todos os algoritmos levam aos mesmos níveis de SINR em regime permanente e apresentam padrões de irradiação semelhantes. Tal resultado indica que o algoritmo proposto em condições severas impede a supressão do SOI como obtido com os algoritmos da classe CSG e o algoritmo SB-ACVP. As curvas da função sigmoide mostradas na Figura 5(c) confirmam que os coeficientes da combinação são ajustados com o objetivo de atenuar os interferentes sem reduzir o ganho na direção do SOI.



(a)



(b)

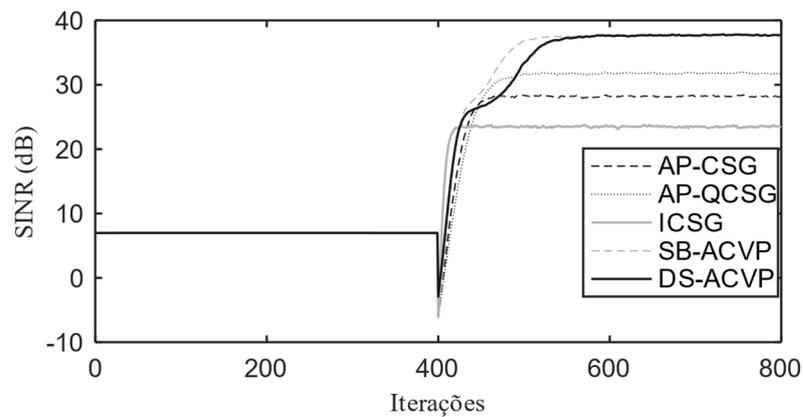


(c)

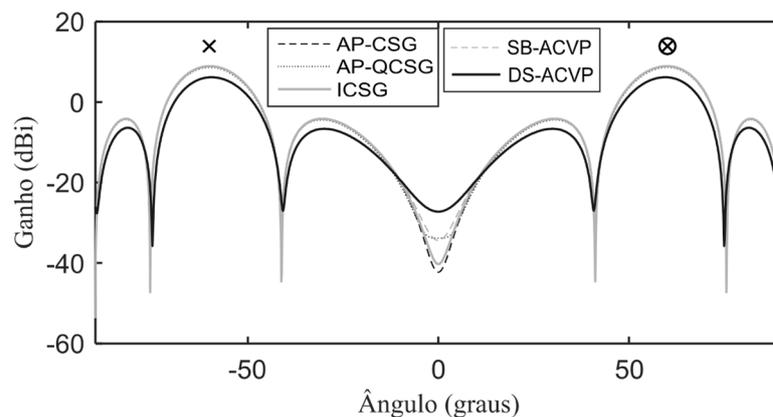
Figura 5. Exemplo 3. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos. (c) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.

3.4.4 Exemplo 4

O objetivo deste exemplo é verificar a capacidade de rastreamento dos algoritmos. O cenário é composto de um SOI localizado a 60° e dois interferentes que chegam na ERB com AOA de 60° e -60° . Então, depois de 400 iterações, o AOA do SOI é alterado para 30° . Após essa mudança, o aumento da diferença entre os AOA do SOI e dos interferentes permite aumentar a SINR na saída do arranjo. Esse comportamento é percebido na Figura 6, na qual as curvas de SINR mostradas na Figura 6(a) confirmam que tanto o SB-ACVP quanto o DS-ACVP superam os algoritmos da classe CSG após a mudança da direção SOI. As Figuras 6(b) e (c) mostram os padrões de irradiação na iteração 400 (imediatamente antes de alterar o AOA do SOI) e na iteração 800, respectivamente, ilustrando a capacidade de rastreamento dos algoritmos considerados. Além disso, pode-se notar na Figura 6(d) que os valores de $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ são devidamente ajustados antes e depois de mudar a direção do SOI. Os parâmetros de passo de adaptação dos algoritmos ICSG, AP-CSG e AP-QCSG são ajustados em 0,03, enquanto os parâmetros μ e μ_α dos algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP são, respectivamente, 0,15 e 1.



(a)



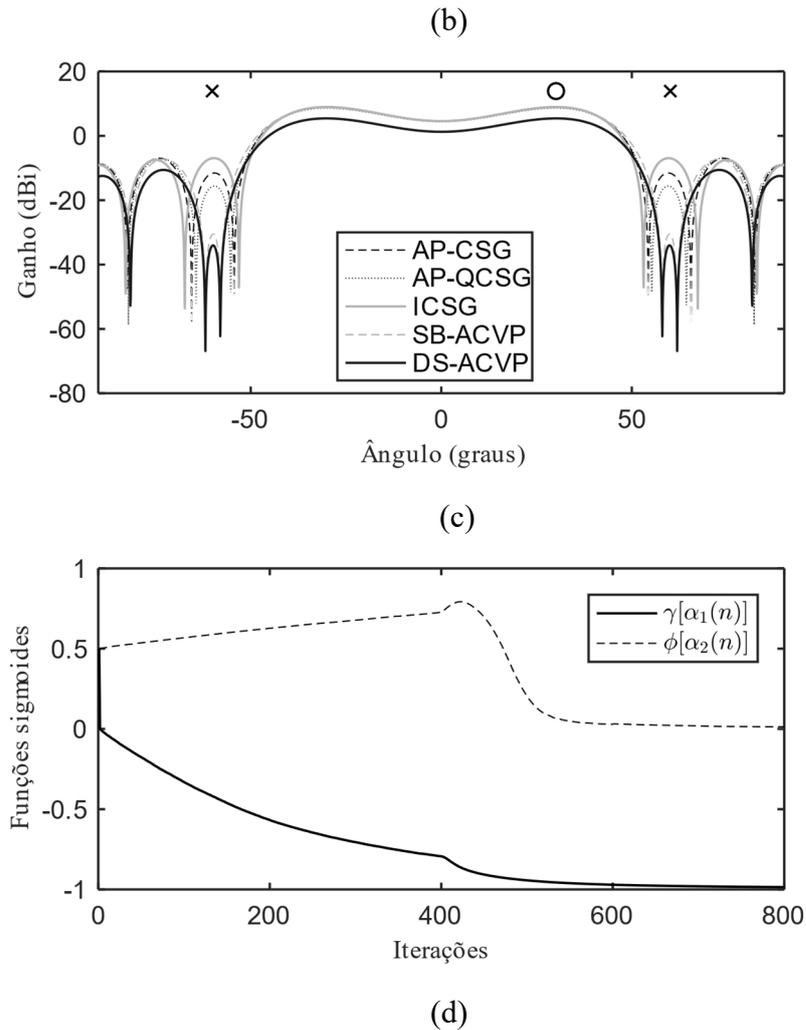
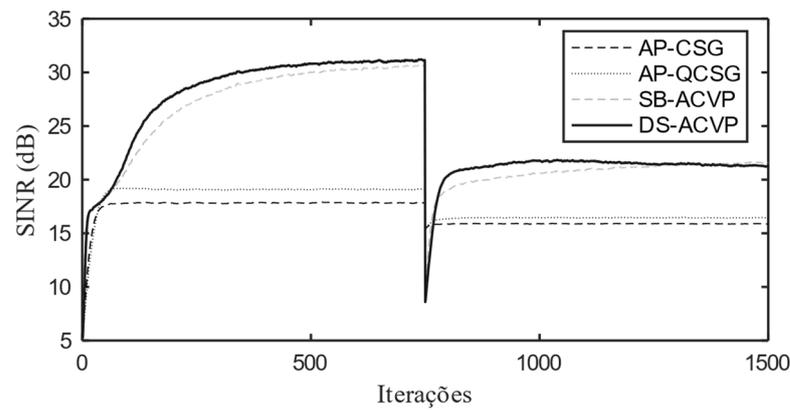


Figura 6. Exemplo 4. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos na iteração $n = 400$. (c) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos na iteração $n = 800$. (d) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.

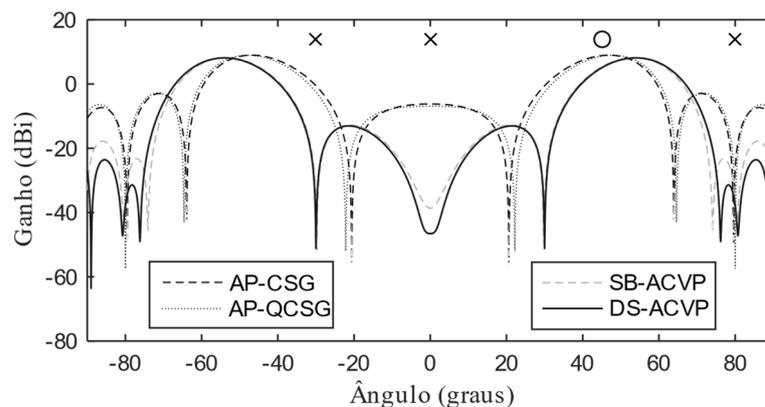
3.4.5 Exemplo 5

Neste exemplo, considera-se um cenário no qual outro sinal interferente é adicionado após a convergência dos algoritmos. Especificamente, o cenário é inicializado com um SOI localizado em 45° e três interferentes localizados em -30° , 0° e 80° . Então, após 750 iterações, outro sinal interferente é adicionado a 60° . Tal interferente atua como um distúrbio no processo de convergência, permitindo testar a estabilidade e adaptabilidade dos algoritmos. Os parâmetros de passo de adaptação dos algoritmos AP-CSG e AP-QCSG são ajustados em 0,05, enquanto o parâmetro de passo de adaptação dos algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP são ajustados em 0,35 e 0,4, respectivamente, com o parâmetro $\mu_\alpha = 1$ para ambos SB-ACVP e

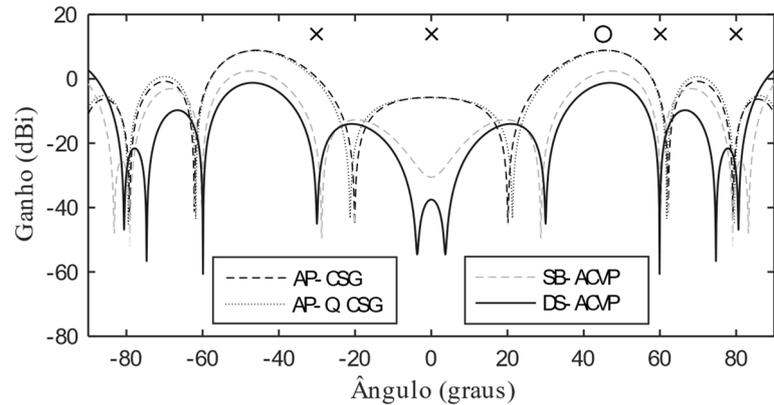
DS-ACVP. O algoritmo ICSG não está incluído neste exemplo, pois foi originalmente formulado para cenários com dois interferentes. As curvas obtidas neste exemplo estão representadas na Figura 7. Observa-se na Figura 7(a) que os algoritmos baseados na estrutura ACVP superam os algoritmos da classe CSG considerados. Em comparação com o SB-ACVP, o DS-ACVP proposto atinge um SINR ligeiramente maior antes da iteração 750 e fornece uma taxa de convergência maior após ser adicionado o quarto interferente. Os padrões de irradiação mostrados nas Figuras 7(b) e (c) confirmam um melhor desempenho do algoritmo proposto. Além disso, as curvas de $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ apresentadas na Figura 7(d) apontam que o interferente adicionado na iteração 750 não tem qualquer influência no ajuste dos coeficientes da combinação. Tal comportamento é esperado devido à grande diferença entre o AOA do SOI e do novo sinal interferente.



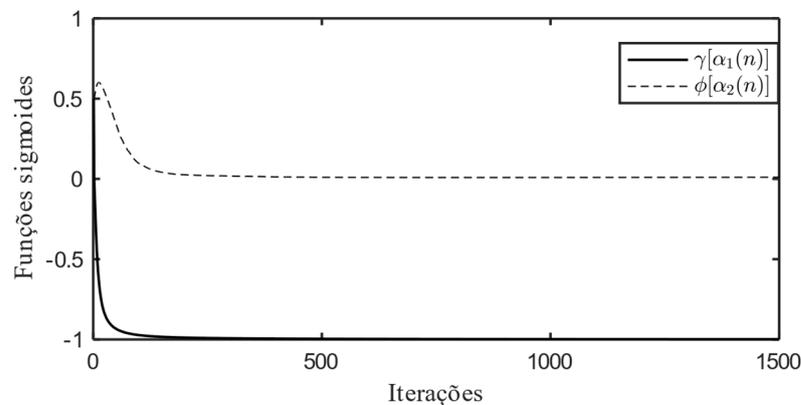
(a)



(b)



(c)



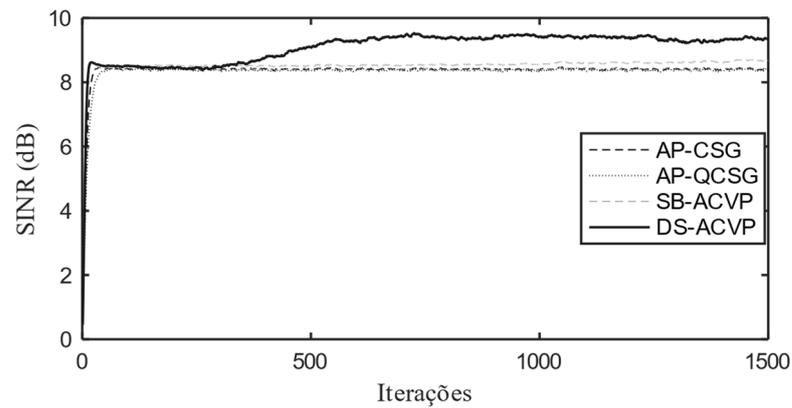
(d)

Figura 7. Exemplo 5. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos na iteração $n = 750$. (c) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos na iteração $n = 1500$. (d) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.

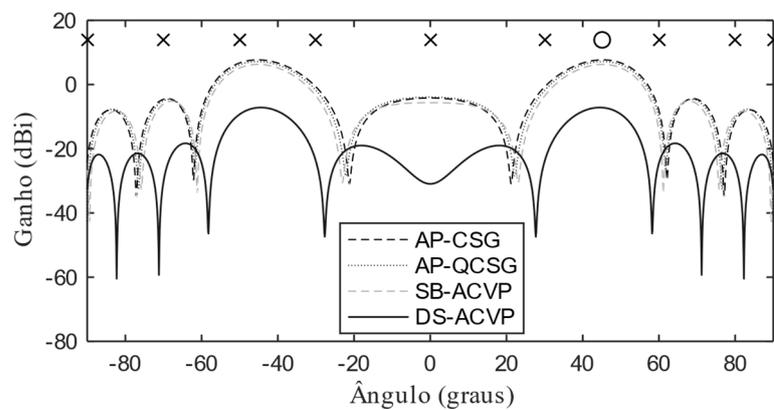
3.4.6 Exemplo 6

Neste exemplo, é considerado um cenário com altos níveis de interferência onde o número de interferentes é maior do que o número de antenas. Esse é um cenário desafiador, uma vez que o número de antenas é insuficiente para colocar nulos na direção dos sinais de interferência, ou seja, $K < M - 1$ [3]. Assumimos aqui um SOI localizado em 45° e nove interferentes localizados em -90° , -70° , -50° , -30° , 0° , 30° , 60° , 80° e 90° . Os parâmetros de passo de adaptação dos algoritmos AP-CSG e AP-QCSG são ajustados em 0,05, enquanto os parâmetros μ e μ_α dos algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP são, respectivamente, 0,32 e 1. Como no exemplo anterior (Exemplo 5) o algoritmo ICSG não está incluído, pois foi originalmente formulado para cenários com dois interferentes. Os resultados deste exemplo são

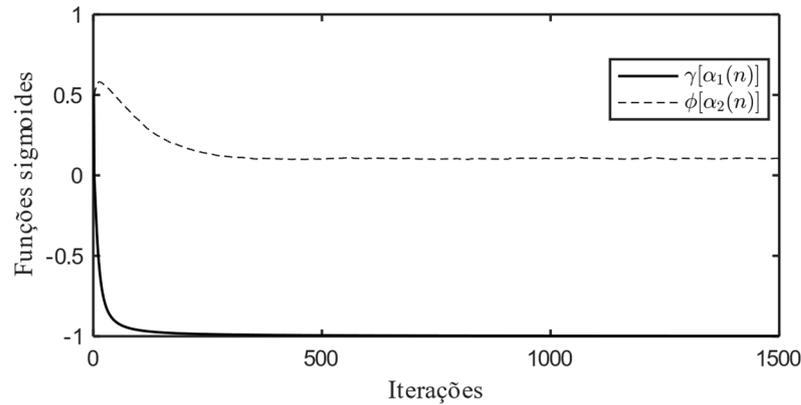
ilustrados na Figura 8. Conforme mostrado na Figura 8(a), o algoritmo DS-ACVP proposto fornece o melhor desempenho da SINR dentre os algoritmos avaliados. Os padrões de irradiação resultantes, apresentados na Figura 8(b), corroboram a SINR em regime permanente obtido pelos algoritmos de conformação de feixes. Além disso, a evolução das funções sigmóides mostradas na Figura 8(c) ilustram o ajuste dinâmico de $\beta_1(n)$ e $\beta_2(n)$ fornecido pelo algoritmo DS-ACVP proposto.



(a)



(b)



(c)

Figura 8. Exemplo 6. (a) Comparação da SINR dos algoritmos. (b) Comparação do padrão de irradiação dos algoritmos. (c) Comportamento médio das funções sigmóides $\gamma[\alpha_1(n)]$ e $\phi[\alpha_2(n)]$ usadas no algoritmo proposto DS-ACVP.

3.5 CONCLUSÕES

Neste capítulo, um novo algoritmo de conformação de feixe foi discutido com base na estrutura ACVP, abordada em [28]. Tal algoritmo, denominado DS-ACVP, considerou funções sigmóides unipolares e bipolares para controlar o ajuste dinâmico dos coeficientes da combinação envolvidos na estrutura ACVP. Essa estratégia permitiu reduzir o número de projeções vetoriais necessárias na atualização do algoritmo de conformação de feixe. Como resultado, o algoritmo DS-ACVP proposto apresentou uma complexidade computacional menor do que a do algoritmo SB-ACVP, enquanto mantém um desempenho competitivo com respeito aos valores de SINR.

Os exemplos de simulação apresentados mostraram que o algoritmo proposto supera os algoritmos da classe CSG, podendo fornecer valores de SINR igual ou maior do que o algoritmo SB-ACVP, mesmo para cenários em que o SOI está próximo ou localizado na mesma direção de um sinal de interferente, confirmando a eficácia da estratégia usada para ajustar os coeficientes da combinação linear. Além disso, o algoritmo proposto apresentou um desempenho adequado em cenários não estacionários, sendo capaz de rastrear variações no AOA do SOI.

No próximo capítulo será discutida uma abordagem de seleção de antenas em conjunto com a conformação de feixe, utilizando a estratégia desenvolvida em [48]. O algoritmo

proposto é então formulado levando em conta um número limitado de cadeias de RF e uma restrição de projeção adaptativa.

ALGORITMO DE SELEÇÃO DE ANTENAS COM PROJEÇÃO VETORIAL ADAPTATIVA

Neste capítulo, um novo algoritmo adaptativo de seleção de antenas aplicado ao problema de seleção de antenas em conjunto com a conformação de feixe é desenvolvido. O algoritmo proposto utiliza a estratégia discutida em [48], minimizando a potência dos sinais interferentes na saída do arranjo enquanto satisfaz uma restrição de projeção adaptativa, a qual é introduzida com o objetivo de maximizar a potência do SOI. Além disso, o algoritmo satisfaz uma restrição afim relacionada ao número de cadeias de RF disponível para o sistema. Como resultado, o novo algoritmo permite a operação conjunta com algoritmos de conformação de feixe baseados na separação do SOI e dos sinais interferentes. Resultados de simulação envolvendo seleção de antenas em conjunto com a conformação de feixe são apresentados, evidenciando que a abordagem proposta proporciona níveis mais elevados de SINR mesmo para sistemas com número limitado de cadeias de RF.

4.1 REFORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

O algoritmo é baseado na abordagem discutida em [48], a qual consiste em obter o vetor de conformação de feixe \mathbf{w} e a matriz \mathbf{A} [veja (2.16)]. Especificamente, considera-se que \mathbf{w} é obtido a partir de algoritmos de conformação de feixe baseados na separação do SOI e dos sinais interferentes [26], [28]. Nesse caso, o algoritmo de seleção de antenas é formulado assumindo a disponibilidade dos vetores $\tilde{\mathbf{d}}(n)$ e $\tilde{\mathbf{z}}(n)$, descritos em (2.12), os quais contêm, respectivamente, as amostras instantâneas (nas antenas selecionadas) referentes ao SOI e aos sinais interferentes adicionados com ruído. Assim, o problema (2.16) é reformulado como segue:

$$\begin{aligned}
& \underset{\mathbf{A}}{\text{minimizar}} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{A} \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{A} \mathbf{w} \\
& \text{sujeito a} \quad [\mathbf{A}]_{k,k} \in \{0,1\}, \\
& \quad \quad \quad \text{Tr}(\mathbf{A}) = N \\
& \text{e} \\
& \quad \quad \quad \mathbf{w}^H \mathbf{A} \tilde{\mathbf{d}}(n) = \varepsilon(n)
\end{aligned} \tag{4.1}$$

onde $\mathbf{w}^H \mathbf{A} \tilde{\mathbf{d}}(n) = \varepsilon(n)$ representa uma restrição de projeção adaptativa [26] com fator $\varepsilon(n)$, cuja finalidade é de maximizar a potência do SOI na saída do arranjo. Comparando (4.1) com (2.16), nota-se que o problema em (4.1) é otimizado somente em relação à matriz de seleção de antenas \mathbf{A} , uma vez que o vetor \mathbf{w} será disponibilizado pelo algoritmo de conformação de feixe. Além disso, a maximização de $\tilde{\Gamma}$ é agora substituída pela minimização da potência instantânea dos sinais interferentes adicionados ao ruído, dado que o vetor $\tilde{\mathbf{z}}(n)$ está disponível para o sistema. Contudo, apenas a minimização da interferência não garante a maximização da SINR. Dessa forma, a restrição de projeção adaptativa é incluída em (4.1), resultando na maximização da SINR.

Apesar de (4.1) exigir apenas a otimização de \mathbf{A} , o problema resultante ainda é classificado como *NP-hard* devido à restrição binária envolvida. Para contornar esse problema, a restrição binária é relaxada de forma que $[\mathbf{A}]_{k,k} \in \mathbb{C}$. Portanto, após algumas manipulações algébricas, (4.1) é reformulado para

$$\begin{aligned}
& \underset{\mathbf{a}}{\text{minimizar}} \quad \mathbf{a}^H \mathbf{W}^H \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{W} \mathbf{a} \\
& \text{sujeito a} \quad \mathbf{1}_K^T \mathbf{a} = N \\
& \text{e} \\
& \quad \quad \quad \mathbf{a}^H \mathbf{W}^H \tilde{\mathbf{d}}(n) = \varepsilon(n)
\end{aligned} \tag{4.2}$$

onde \mathbf{a} é um vetor que contém os elementos da diagonal principal de \mathbf{A} , \mathbf{W} é uma matriz diagonal cujos elementos são dados por $\mathbf{w}(n)$ e $\mathbf{1}_K$ representa um vetor de 1's com dimensão K . Pode-se agora afirmar que (4.2) é um problema convexo [56], uma vez que todas as suas restrições são lineares e $\mathbf{W}^H \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{W}$ é uma matriz semidefinida positiva.

4.2 ALGORITMO PROPOSTO

Para obter o algoritmo de seleção de antenas proposto, denominado seleção de antenas com restrição de projeção adaptativa SARPA, considera-se o método da descida mais íngreme (*steepest descent method*) [55] visando determinar, em tempo real, o vetor \mathbf{a} que soluciona o problema de otimização descrito em (4.2). Assim,

$$\mathbf{a}(n+1) = \mathbf{a}(n) - \mu_1 \frac{\partial J[\mathbf{a}(n), \mathbf{W}(n), \lambda_1(n), \lambda_2(n)]}{\partial \mathbf{a}^*(n)} \quad (4.3)$$

com μ_1 denotando o passo de adaptação e

$$J[\mathbf{a}(n), \mathbf{W}(n), \lambda(n), \beta(n)] = \mathbf{a}^H \mathbf{W}^H \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{W} \mathbf{a} + \text{Re} \{ +\lambda_1^*(n) (\mathbf{1}_K^T \mathbf{a} - N) + \lambda_2^*(n) [\mathbf{a}^H \mathbf{W}^H \tilde{\mathbf{d}}(n) - \varepsilon(n)] \} \quad (4.4)$$

representando o lagrangeano de (4.2), onde $\lambda_1(n)$ e $\lambda_2(n)$ são os multiplicadores de Lagrange.

Quanto à determinação da restrição de projeção, a abordagem proposta é baseada no conceito de fator de projeção adaptativo introduzido em [26], o qual promove a maximização da potência do SOI na saída do arranjo. Dessa forma, $\varepsilon(n)$ é definido como

$$\varepsilon(n) = (1 + \mu_2) \mathbf{a}^H(n) \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{d}}(n) \quad (4.5)$$

onde μ_2 denota o passo de adaptação da restrição de projeção adaptativa. Substituindo (4.4) e (4.5) em (4.3), o processo de atualização de $\mathbf{a}(n)$ é reescrito como segue:

$$\mathbf{a}(n+1) = \mathbf{a}(n) - \mu_1 \frac{\lambda_1^*(n)}{2} \mathbf{1}_K + \mu_1 \mu_2 \frac{\lambda_2^*(n)}{2} \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{d}}(n) - \mu_1 \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{a}(n). \quad (4.6)$$

Então, para se obter o multiplicador de Lagrange $\lambda_1^*(n)$, (4.6) é pré-multiplicada por $\mathbf{1}_K^T$. Assim, considerando que a restrição $\mathbf{1}_K^T \mathbf{a} = N$ é satisfeita com o valor *a posteriori* de \mathbf{a} , ou seja $\mathbf{1}_K^T \mathbf{a}(n+1) = N$, obtém-se

$$\begin{aligned} \frac{\lambda_1^*(n)}{2} &= \frac{1}{\mu_1 K} [\mathbf{1}_K^T \mathbf{a}(n) - \mu_1 \mathbf{1}_K^T \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{a}(n) \\ &+ \mu_1 \mu_2 \frac{\lambda_2^*(n)}{2} \mathbf{1}_K^T \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{d}}(n) - N]. \end{aligned} \quad (4.7)$$

Definindo agora a matriz

$$\mathbf{P} = \mathbf{I}_K - \frac{\mathbf{1}_K \mathbf{1}_K^T}{K} \quad (4.8)$$

onde \mathbf{I}_K denota a matriz identidade com dimensão $K \times K$, e substituindo (4.7) juntamente com (4.8) em (4.6), $\mathbf{a}(n+1)$ é dado por

$$\mathbf{a}(n+1) = \mathbf{P}[\mathbf{a}(n) - \mu_1 \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{a}(n) + \mu_1 \mu_2 \frac{\lambda_2^*(n)}{2} \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{d}}(n)] + \frac{N}{K} \mathbf{1}_K. \quad (4.9)$$

Quanto à determinação de $\lambda_2^*(n)$, (4.9) é pré-multiplicada por $\tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n)$. Em seguida, considerando (4.5) e assumindo que a restrição de projeção é satisfeita com o valor *a posteriori* de \mathbf{a} , $\lambda_2^*(n)$ é obtido por

$$\begin{aligned} \frac{\lambda_2^*(n)}{2} &= \frac{1}{\mu_1 \mu_2 \tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{P} \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{d}}(n)} [-\tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{P} \mathbf{a}(n) \\ &+ \mu_1 \tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{P} \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{a}(n) \\ &+ (1 + \mu_2) \tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{a}(n) - \frac{N}{K} \tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{1}_K]. \end{aligned} \quad (4.10)$$

Agora, substituindo (4.10) em (4.9) e definindo a matriz de projeção

$$\bar{\mathbf{P}}(n) = \mathbf{I}_K - \mathbf{Q}(n) \mathbf{P} \quad (4.11)$$

com

$$\mathbf{Q}(n) = \frac{\mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{d}}(n) \tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n)}{\tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{P} \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{d}}(n)} \quad (4.12)$$

a atualização do vetor de seleção de antenas é dada por

$$\mathbf{a}(n+1) = \mathbf{P}\{(1+\mu_2)\mathbf{Q}(n) + \bar{\mathbf{P}}(n)[\mathbf{I}_K - \mu_1\mathbf{Z}(n)]\}\mathbf{a}(n) + \frac{N}{K}\bar{\mathbf{P}}^H(n)\mathbf{1}_K \quad (4.13)$$

para

$$\mathbf{Z} = \mathbf{W}^H(n)\tilde{\mathbf{z}}(n)\tilde{\mathbf{z}}^H(n)\mathbf{W}(n). \quad (4.14)$$

Finalmente, após determinar (4.13), a matriz de seleção de antenas é obtida através das antenas correspondentes aos N maiores elementos (em magnitude) do vetor $\mathbf{a}(n+1)$.

Um ponto importante, que deve ser mencionado, é sobre a projeção $\varepsilon(n)$ definida em (4.5) que pode resultar no aumento gradual na norma euclidiana de $\mathbf{a}(n)$ [26]. Assim, visando evitar eventuais problemas numéricos, o vetor $\mathbf{a}(n+1)$, dado em (4.13), deve ser normalizado em cada iteração do algoritmo. Tal normalização não altera a ordem dos N maiores elementos (em magnitude) de $\mathbf{a}(n+1)$, preservando o funcionamento adequado do algoritmo. Outra questão que merece atenção é o tempo necessário para que os comutadores de RF efetuem a seleção de antenas [57]. Nesse contexto, o algoritmo proposto possibilita que a atualização da matriz de seleção \mathbf{A} ocorra a cada $\eta \geq 1$ (parâmetro de projeto que define a taxa de seleção das antenas) iterações, permitindo que o projetista reduza a sobrecarga nos comutadores de RF. O processo iterativo do algoritmo proposto é sumarizado na Tabela 4, onde a função $\text{atualiza}[\mathbf{w}(n)]$ representa a atualização de $\mathbf{w}(n)$ dado pelo algoritmo de conformação de feixe e o operador $\text{diag}[\mathbf{w}(n+1)]$ retorna a matriz diagonal de $\mathbf{w}(n+1)$. Além disso, o operador $\text{mod}(n, \eta)$ encontra o resto da divisão de n por η e a função $\text{seleciona}[\mathbf{a}_{\text{mag}}(n+1)]$, com $\mathbf{a}_{\text{mag}}(n+1) = [|a_1(n+1)|, |a_2(n+1)|, \dots, |a_K(n+1)|]^T$, retorna uma matriz diagonal, cujos elementos correspondentes aos N maiores componentes da magnitude do vetor $\mathbf{a}_{\text{mag}}(n+1)$ são unitários, enquanto os $K - N$ demais elementos são nulos.

Tabela 4 – Sumário do algoritmo de seleção de antenas com restrição de projeção adaptativa

Inicializar: $\mathbf{w}(0)$, $\mathbf{a}(0)$, $\mathbf{A}(0)$ e $\mathbf{P} = \mathbf{I}_K - \mathbf{1}_K \mathbf{1}_K^T / K$
Para $n = 0, 1, 2, 3 \dots$
$\mathbf{w}(n+1) = \text{atualiza}[\mathbf{w}(n)]$
$\mathbf{W}(n) = \text{diag}[\mathbf{w}(n+1)]$
$\mathbf{Q}(n) = \frac{\mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{d}}(n) \tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n)}{\tilde{\mathbf{d}}^H(n) \mathbf{W}(n) \mathbf{P} \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{d}}(n)}$
$\mathbf{Z}(n) = \mathbf{W}^H(n) \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{W}(n)$
$\bar{\mathbf{P}}(n) = \mathbf{I}_K - \mathbf{Q}(n) \mathbf{P}$
$\mathbf{a}'(n) = \mathbf{P} \{ (1 + \mu_2) \mathbf{Q}(n) + \bar{\mathbf{P}}(n) [\mathbf{I}_K - \mu_1 \mathbf{Z}(n)] \} \mathbf{a}(n) + \frac{N}{K} \bar{\mathbf{P}}^H(n) \mathbf{1}_K$
$\mathbf{a}(n+1) = \frac{\mathbf{a}'(n)}{\ \mathbf{a}'(n)\ }$
Se $\text{mod}(n, \eta) = 0$
$\mathbf{a}_{\text{mag}}(n+1) = [a_1(n+1) , a_2(n+1) , \dots, a_K(n+1)]^T$
$\mathbf{A}(n+1) = \text{seleciona}[\mathbf{a}_{\text{mag}}(n+1)]$
Se não
$\mathbf{A}(n+1) = \mathbf{A}(n)$

4.3 RESULTADOS

Nesta seção, resultados de simulação de Monte Carlo (100 realizações independentes) são mostrados visando avaliar o desempenho do algoritmo proposto em conjunto com algoritmos de conformação de feixe baseados na separação do SOI e dos sinais interferentes. Especificamente, os algoritmos AP-QCSG [27], SB-ACVP [28] e DS-ACVP atualizam a matriz diagonal dos coeficientes de conformação de feixe que são usados no algoritmo proposto. Além disso, a abordagem proposta é comparada com duas versões dos algoritmos de conformação de feixe não considerando o processo de seleção de antenas. A primeira versão é usada como referência, operando com todas as K antenas selecionadas (sem limitação no número de cadeias de RF). Já a segunda versão é obtida com a seleção fixa das N primeiras antenas do arranjo. Todos os cenários de simulação considerados usam arranjo ULA com $K = 50$ antenas omnidirecionais uniformemente espaçadas de meio comprimento de onda. Para todos os algoritmos considerados, o vetor de conformação de feixe é inicializado com $\mathbf{w}(0) = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$, resultando em um padrão de irradiação omnidirecional ao longo do plano azimutal. O vetor \mathbf{a} utilizado pelo algoritmo proposto (veja Tabela 4) é inicializado com valor unitário no primeiro e nos $N - 1$ últimos elementos, enquanto os demais elementos são nulos. No caso dos algoritmos baseados na estrutura ACVP, o valor inicial das variáveis auxiliares é $\alpha_i(0) = 0$, resultando em $\beta_i(0) = 0,5$ para o algoritmo SB-ACVP e $\beta_1(0) = 0$, $\beta_2(0) = 0,5$ para o algoritmo DS-ACVP. A potência normalizada (em relação à potência do ruído) é fixada em 30 dB para o SOI e 20 dB para os sinais interferentes (provenientes de células cocanal). Considera-se também um canal de Rayleigh com $L = 12$ caminhos multipercursos independentes, gerando um ângulo de espalhamento de 5° em torno do AOA de cada sinal. O número de antenas ou cadeias de RF disponíveis é $N = 5$ e a taxa de seleção de antenas é $\eta = 20$. O ajuste dos parâmetros de passo de atualização foram obtidos de forma a garantir melhor desempenho da SINR em regime permanente para os algoritmos avaliados.

4.3.1 Exemplo 1

Neste exemplo, é considerado um SOI que atinge o arranjo com ângulo de chegada igual 30° e dois sinais interferentes com AOA de 35° e 40° . Os parâmetros de passo de adaptação do algoritmo AP-QCSG são $\mu_1 = \mu_2 = 0,005$, enquanto os algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP são simulados com $\mu = 0,005$ e $\mu = 0,003$, respectivamente. Em relação ao algoritmo de

seleção de antenas, os parâmetros de passo de adaptação são $\mu_1 = 0,1$ e $\mu_2 = 0,4$ para operação com os algoritmos SB-ACVP e DS-ACVP, e $\mu_1 = 0,1$ e $\mu_2 = 0,2$ para operação com o algoritmo AP-QCSG. As Figura 9, 10 e 11 ilustram as curvas de SINR obtidas com os algoritmos DS-ACVP, SB-ACVP e AP-QCSG, respectivamente, para as diferentes versões de cada algoritmo considerado. Pode-se observar, a partir dessas figuras, que o algoritmo proposto proporciona níveis de SINR superiores (tanto em regime permanente quanto em velocidade de convergência) aos algoritmos que operam com limitação no número de cadeias de RF, usando a seleção fixa, confirmando a eficácia da abordagem proposta.

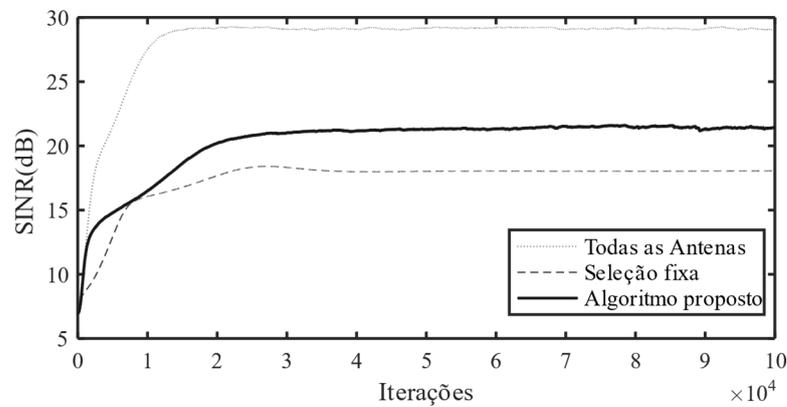


Figura 9. Exemplo 1. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa de antenas e com o algoritmo proposto.

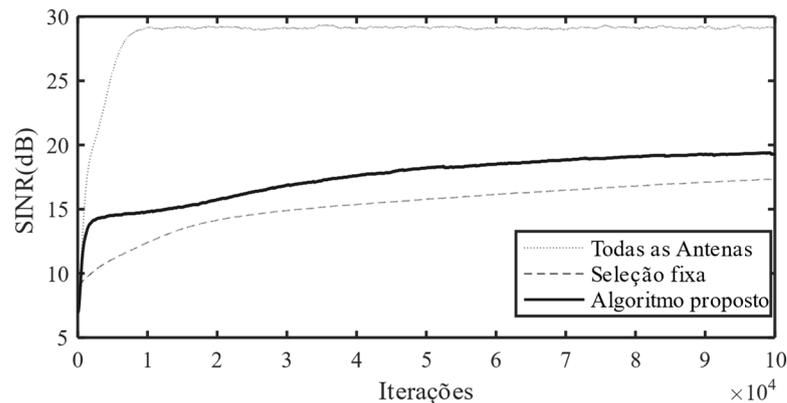


Figura 10. Exemplo 1. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa de antenas e com o algoritmo proposto.

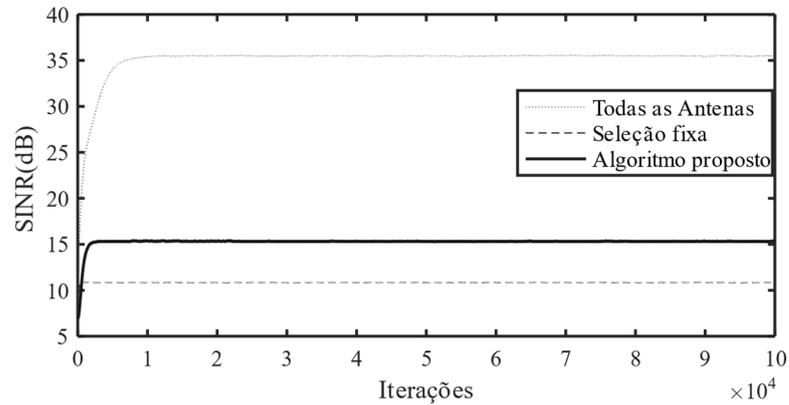


Figura 11. Exemplo 1. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa de antenas e com o algoritmo proposto.

4.3.2 Exemplo 2

Neste exemplo, é considerado um cenário com maior nível de interferência em que o número de usuários é igual ao número de cadeias de RF. O cenário é formado por um SOI posicionado em 0° e quatro sinais interferentes localizados em -35° , -10° , 12° e 25° . Em relação ao exemplo anterior, apenas o parâmetro de passo de adaptação do algoritmo DS-ACVP é alterado para $\mu = 0,005$. As curvas de SINR obtidas com os algoritmos DS-ACVP, SB-ACVP e AP-QCSG são mostradas, respectivamente, nas Figura 12, 13 e 14. Nota-se, a partir dessas figuras, que o desempenho do algoritmo proposto é superior aos algoritmos com limitação nas cadeias de RF, ou seja, com a seleção fixa de antenas, mesmo quando operando em um cenário com alto nível de interferência.

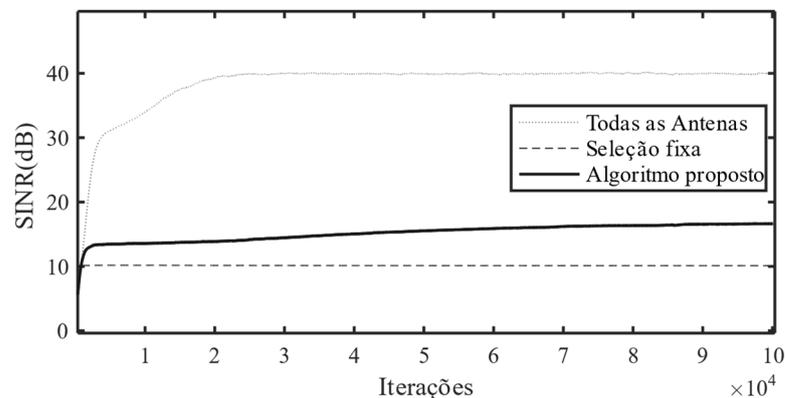


Figura 12. Exemplo 2. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

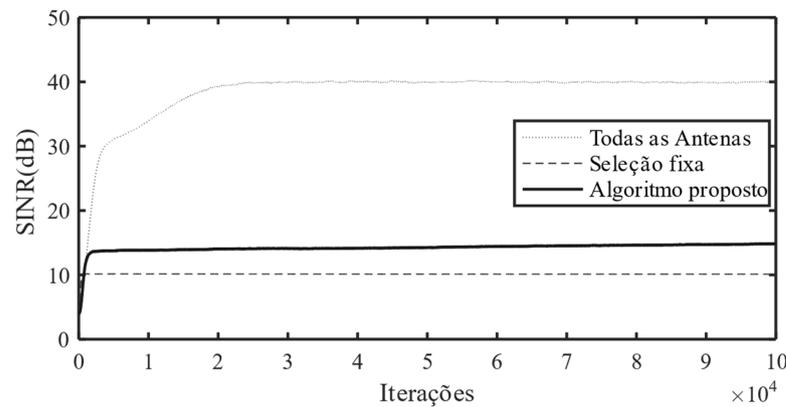


Figura 13. Exemplo 2. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

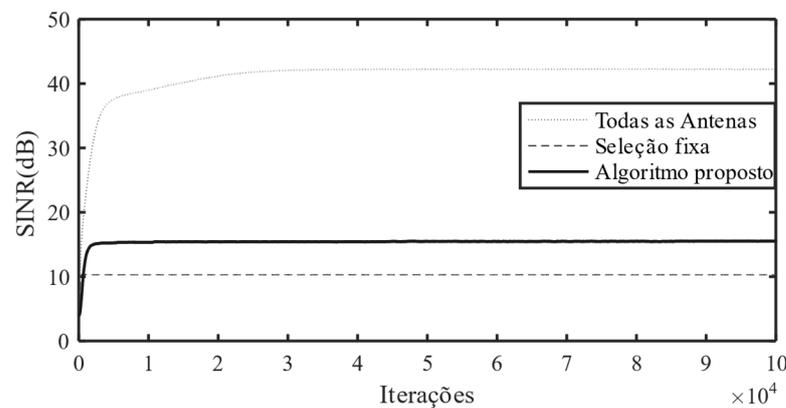
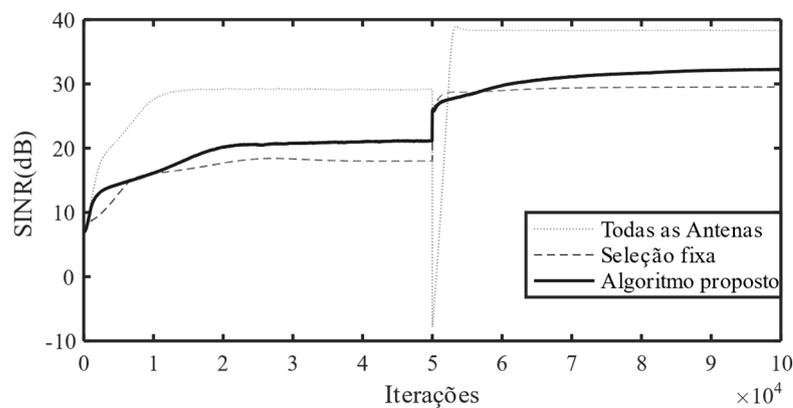


Figura 14. Exemplo 2. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

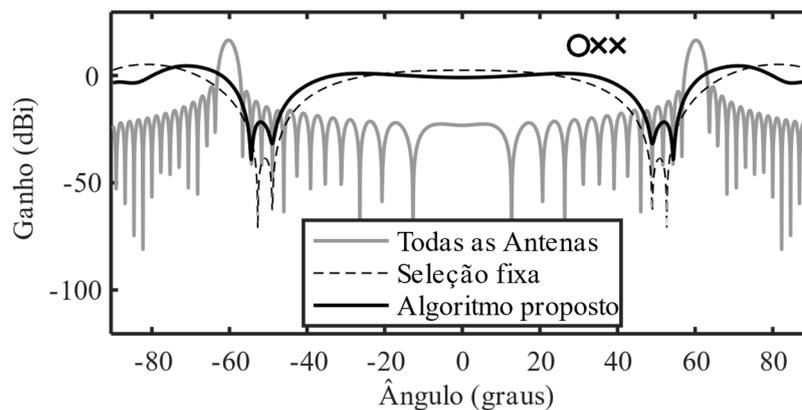
4.3.3 Exemplo 3

O cenário considerado neste exemplo é composto do SOI localizado em 30° e dois sinais interferentes que atingem o arranjo com AOA de 35° e 40° , como descrito no Exemplo 1. Além disso, com o objetivo de verificar a capacidade de rastreamento dos algoritmos de conformação de feixe em conjunto com o algoritmo de seleção de antenas proposto, o AOA do SOI é alterado para localização 60° na iteração 50000, mantendo os parâmetros de passo de adaptação dos algoritmos de conformação de feixe e do algoritmo de seleção de antenas proposto, como descrito no Exemplo 1. Neste caso, além do desempenho em termos da SINR é considerado o padrão de radiação de forma a se verificar o rastreamento do SOI. As curvas obtidas com os algoritmos DS-ACVP, SB-ACVP e AP-QCSG são mostradas nas Figura 15, 16

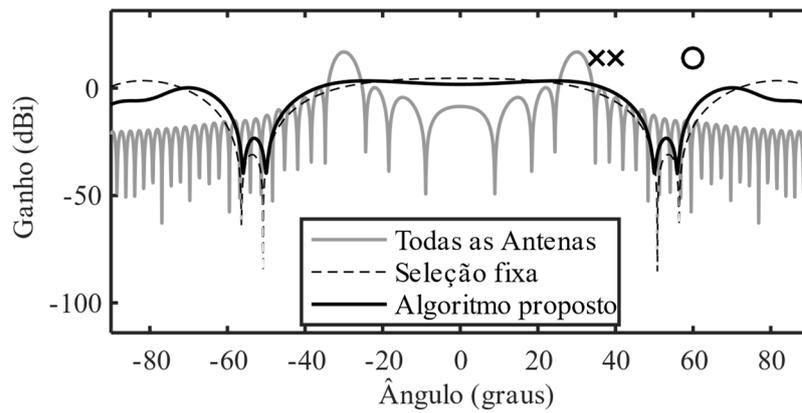
e 17, respectivamente. Nota-se, através das figuras, que antes da mudança do SOI o comportamento na evolução da SINR é idêntico ao cenário discutido no Exemplo 1, como ilustrado nas Figuras 15(a), 16(a) e 17(a). Após a mudança, o aumento na diferença entre o AOA do SOI e dos interferentes diminui o grau de interferência, resultando no aumento do nível da SINR na saída do arranjo. Em ambos os casos, a seleção de antenas proposta supera (em termos do nível da SINR em regime permanente) a seleção fixa de antenas, com menor diferença para o algoritmo AP-QCSG. Também, pode-se notar nas figuras mencionadas, a maior velocidade de convergência após a alteração do SOI para os algoritmos considerados. As Figuras 15(b), 16(b) e 17(b) mostram o padrão de irradiação antes da alteração do AOA do SOI, isto é, na iteração 5000, e as Figuras 15(c), 16(c) e 17(c) o padrão de irradiação após a alteração do AOA do SOI, na iteração 100000, para os algoritmos DS-ACVP, SB-ACVP e AP-QCSG, respectivamente. Pode-se notar que os algoritmos com a seleção de antenas (fixa e proposta) rastreiam o SOI com o padrão de irradiação de acordo com o número de cadeias de RF disponíveis, exibindo o ganho na direção do SOI (representado por ‘o’) e na direção dos sinais interferentes (representados do ‘x’), confirmando o desempenho em termos da SINR.



(a)

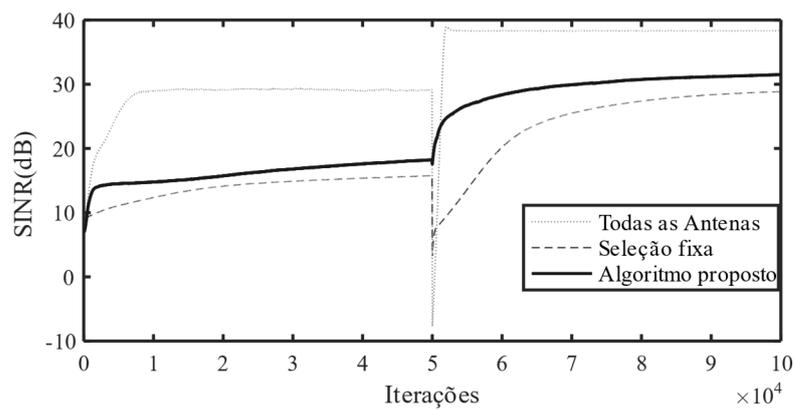


(b)

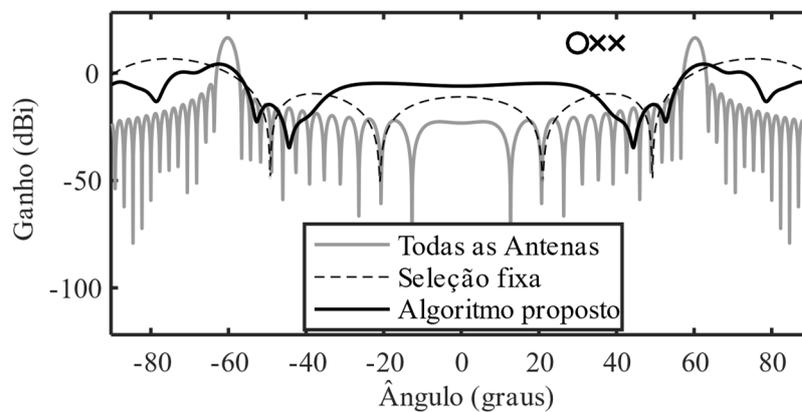


(c)

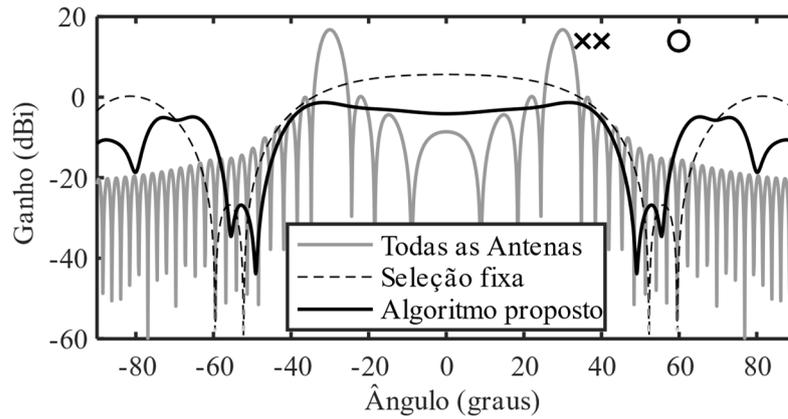
Figura 15. Exemplo 3. (a) Curvas de SINR, (b) comparação do padrão de irradiação na iteração $n = 50000$ e (c) comparação do padrão irradiação na iteração $n = 100000$ obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.



(a)

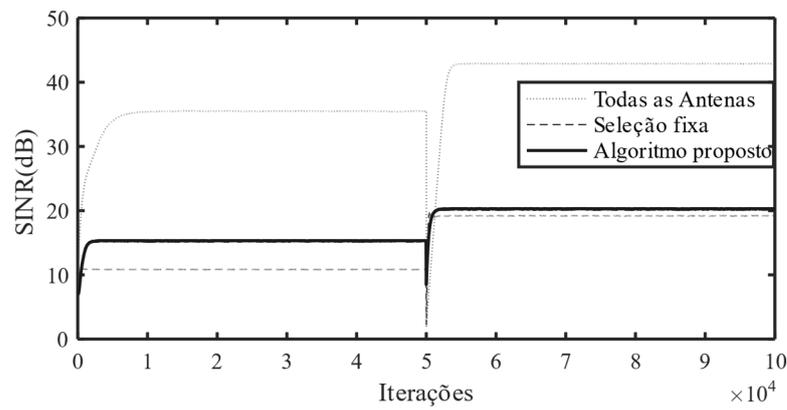


(b)

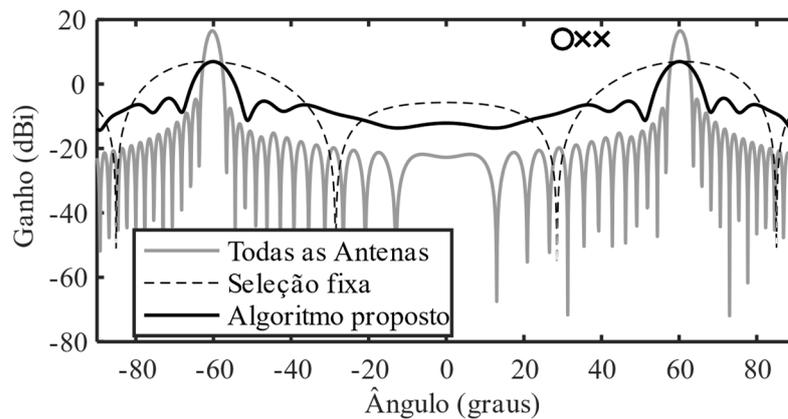


(c)

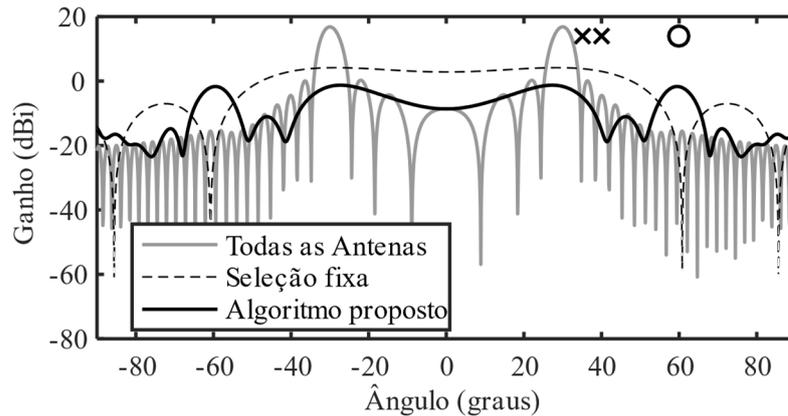
Figura 16. Exemplo 3. (a) Curvas de SINR, (b) comparação do padrão de irradiação na iteração $n = 50000$ e (c) comparação do padrão irradiação na iteração $n = 100000$ obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.



(a)



(b)



(c)

Figura 17. Exemplo 3. (a) Curvas de SINR, (b) comparação do padrão de irradiação na iteração $n = 50000$ e (c) comparação do padrão irradiação na iteração $n = 100000$ obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

4.3.4 Exemplo 4

Neste exemplo, é considerado um cenário onde um sinal interferente é inserido após a convergência dos algoritmos DS-ACVP, SB-ACVP e AP-QCSG em conjunto com o algoritmo de seleção de antenas proposto. Especificamente, o cenário é inicializado com o SOI localizado em 30° e dois sinais interferentes localizados em 35° e 40° . Após a iteração 70000, outro sinal interferente é adicionado em 60° . Os parâmetros de passo de adaptação são mantidos os mesmos utilizados no Exemplo 1. O comportamento da SINR para os algoritmos DS-ACVP, SB-ACVP e AP-QCSG é mostrado nas Figura 18, 19 e 20, respectivamente. Pode-se observar, como nos exemplos anteriores, que o nível da SINR para os algoritmos considerados, com a seleção de antenas proposta, é superior ao nível com a seleção fixa de antenas ao longo de todo o processo. Após a adição do sinal interferente (o que pode ser considerado como um distúrbio no comportamento em regime permanente dos algoritmos), o nível da SINR se reduz para os algoritmos avaliados com a seleção fixa e seleção de antenas proposta. Essa leve queda na SINR é devido ao aumento da interferência com a inclusão de mais um sinal, o que não é percebido na versão dos algoritmos operando com todas as K antenas selecionadas (sem limitação no número de cadeias de RF).

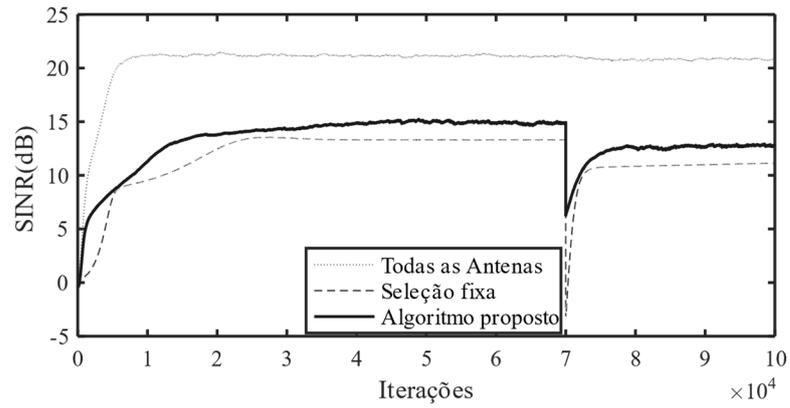


Figura 18. Exemplo 4. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

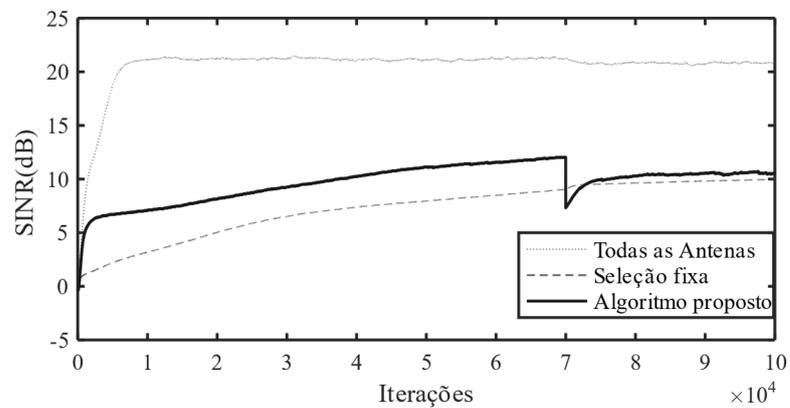


Figura 19. Exemplo 4. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

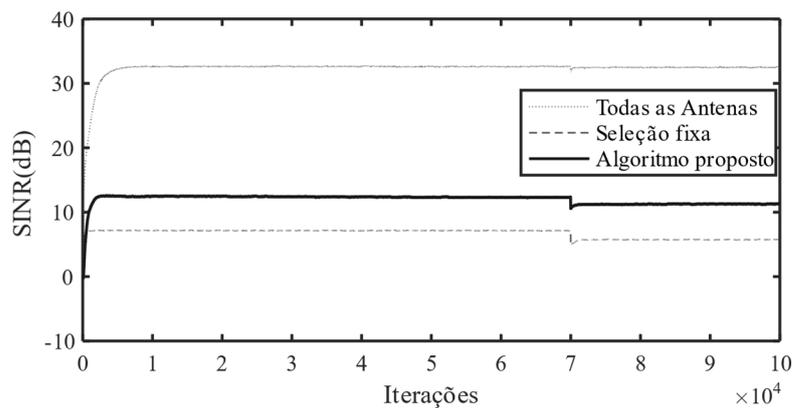


Figura 20. Exemplo 4. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

4.3.5 Exemplo 5

Neste exemplo, é discutido um cenário não estacionário onde o SOI, inicialmente localizado em 30° , se move para posição 45° durante todo processo iterativo com velocidade constante. Os outros dois sinais interferentes são posicionados em 35° e 40° e os parâmetros de passo de adaptação são mantidos os mesmos do Exemplo 1. As Figuras 21, 22 e 23 ilustram as curvas de SINR para os algoritmos DS-ACVP, SB-ACVP e AP-QCSG, respectivamente. Através dessas figuras, pode-se verificar que os níveis de SINR para os algoritmos considerados com a seleção de antenas proposta superam os dos algoritmos com a seleção fixa de antenas. Nota-se também que durante as iterações 40000 a 60000 a SINR atinge o menor nível em todos os algoritmos apresentados, inclusive para a versão considerando todas as antenas. Isso se deve a proximidade do SOI em relação aos sinais interferentes localizados em 35° e 40° . Especificamente, observa-se da Figura 23, que o algoritmo com a seleção de antenas proposto apresenta maior valor de SINR do que o algoritmo AP-QCSG com todas as antenas disponíveis, confirmando o desempenho adequado do algoritmo proposto quanto a seleção das cadeias de RF com maior contribuição na SINR.

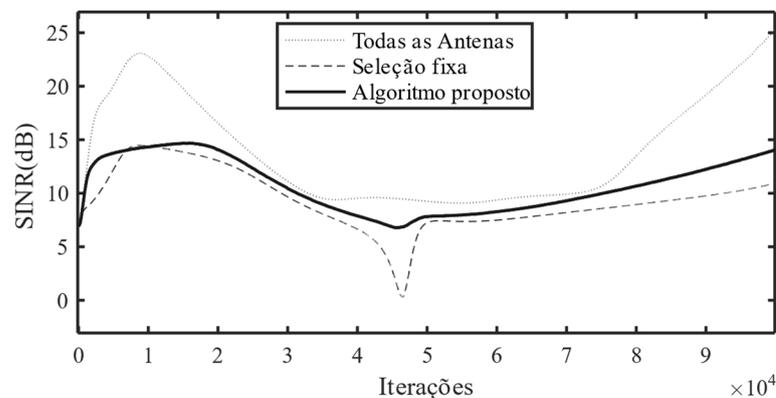


Figura 21. Exemplo 5. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo DS-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

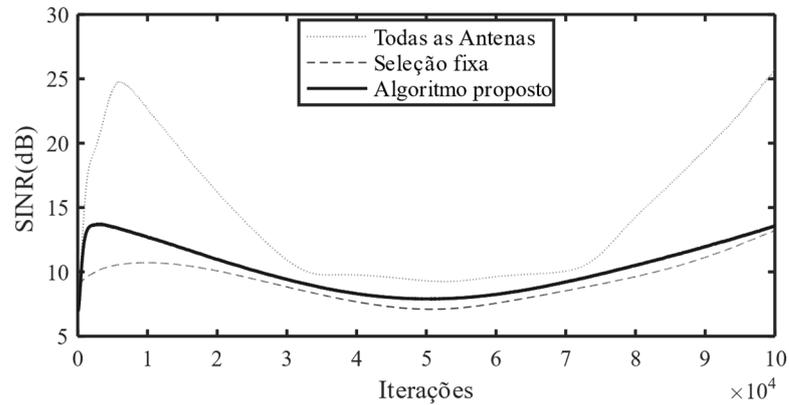


Figura 22. Exemplo 5. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo SB-ACVP utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

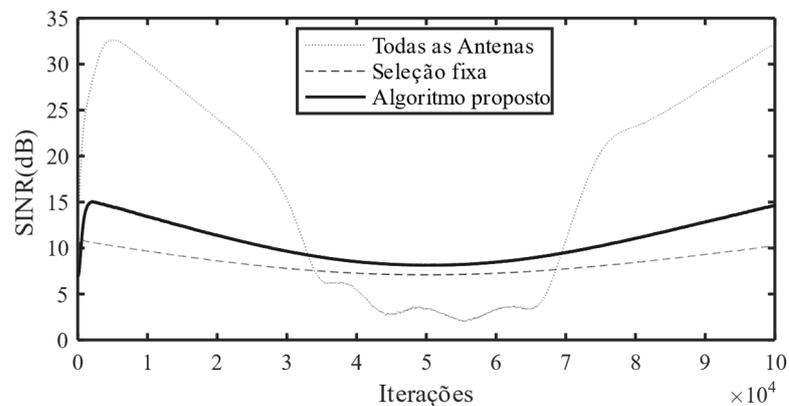


Figura 23. Exemplo 5. Curvas de SINR obtidas a partir do algoritmo AP-QCSG utilizando todas as antenas, seleção fixa e com o algoritmo proposto.

4.4 CONCLUSÕES

Neste capítulo, um novo algoritmo de seleção de antenas foi derivado para operação conjunta com algoritmos de conformação de feixe baseados na separação dos sinais envolvidos. O algoritmo proposto foi desenvolvido visando minimizar os níveis de interferência, atender uma restrição relacionadas ao número de cadeias de RF e ganho na direção do SOI visando operação em tempo real. Como resultado, o algoritmo proposto de seleção de antenas com restrição de projeção adaptativa proporcionou níveis de SINR superiores à seleção fixa de antenas, mesmo quando operando em cenários com altos níveis de interferência.

Os exemplos de simulação apresentados neste capítulo mostraram que o desempenho do algoritmo proposto alcançou níveis de SINR superior a todos os algoritmos de conformação

de feixe considerados, tanto em regime permanente quanto em velocidade de convergência. O melhor desempenho atribuído ao algoritmo proposto, inclusive em cenários não estacionários, se deve a melhor alocação das cadeias de RF disponíveis.

No próximo capítulo será introduzido um novo algoritmo adaptativo de conformação de feixe para solução do problema de seleção de antenas, levando em conta uma restrição de norma ℓ_0 relacionada a um número limitado de cadeias de RF e uma restrição de projeção adaptativa de forma a maximizar a potência do SOI.

ALGORITMO COM RESTRIÇÃO DE NORMA ℓ_0

Neste capítulo, um novo algoritmo adaptativo é proposto visando a solução em tempo real do problema conjunto de conformação de feixe e seleção de antenas, direcionado para sistemas m MIMO com número limitado de cadeias de RF. Especificamente, uma restrição de norma ℓ_0 (relacionada com o número de cadeias de RF) é usada em conjunto com a restrição de projeção adaptativa. Como resultado, o novo algoritmo torna o vetor de conformação de feixe esparso, no qual as antenas com maior grau de contribuição da SINR são evidenciadas pelos coeficientes de maior magnitude. Dessa forma, a seleção de antenas pode ser realizada a partir da comparação de magnitude entre os componentes do vetor de conformação de feixe, resultando em uma menor complexidade computacional. O algoritmo proposto, denominado ℓ_0 -AP-CSG (*ℓ_0 -adaptive projection constrained stochastic gradient*), proporciona níveis mais elevados de SINR dos sinais provenientes das cadeias de RF disponíveis. Resultados de simulação são apresentados de forma a avaliar o desempenho do algoritmo proposto.

5.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

O objetivo do algoritmo proposto é obter o vetor de conformação de feixe \mathbf{w} que promova a maximização da SINR para uma dada matriz de seleção $\mathbf{A}(n)$. Adicionalmente, busca-se uma solução esparsa com o objetivo de evidenciar os N (número de cadeias de RF disponíveis) componentes de \mathbf{w} que apresentem o maior fator de contribuição para a SINR na saída do arranjo. Com isso, uma matriz de seleção atualizada $\mathbf{A}(n+1)$ pode ser determinada a partir da comparação de magnitude entre os componentes de \mathbf{w} . Nesse contexto, o problema definido em (2.16) é reformulado como segue:

$$\begin{aligned}
& \underset{\mathbf{w}}{\text{minimizar}} && \mathbf{w}^H \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{w} \\
& \text{sujeito a} && \|\mathbf{w}\|_0 = N \\
& \text{e} && \mathbf{w}^H \tilde{\mathbf{d}}(n) = \varepsilon(n)
\end{aligned} \tag{5.1}$$

onde o operador $\|\cdot\|_0$ denota a norma ℓ_0 (definida como o número de elementos de \mathbf{w} diferentes de zero) e $\mathbf{w}^H \tilde{\mathbf{d}}(n) = \varepsilon(n)$ representa uma restrição de projeção adaptativa [26] com fator $\varepsilon(n)$.

Comparando (5.1) com (2.16), nota-se que o problema em (5.1) é otimizado somente em relação a \mathbf{w} , dado que a matriz de seleção de antenas será obtida a partir dos N maiores componentes do valor absoluto de \mathbf{w} . Isso justifica a inclusão da restrição de norma ℓ_0 em (5.1), a qual leva em conta o número de cadeias de RF disponíveis no sistema. Além disso, a maximização de $\tilde{\Gamma}$ é substituída pela minimização da potência instantânea dos sinais interferentes mais ruído $\mathbf{w}^H \tilde{\mathbf{z}}(n) \tilde{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{w}$, visto que o vetor $\tilde{\mathbf{z}}(n)$ está disponível para o sistema [25], [26] e [28]. Contudo, apenas a minimização da interferência não garante a maximização de $\tilde{\Gamma}$. Dessa forma, como já mencionado anteriormente, a restrição de projeção adaptativa com fator $\varepsilon(n)$ é incluída em (5.1) com o objetivo de aumentar o ganho da direção do SOI e, conseqüentemente, aumentar a potência instantânea do SOI na saída do arranjo, resultando na maximização de $\tilde{\Gamma}$. Apesar de (5.1) exigir apenas a otimização de \mathbf{w} , a restrição de norma ℓ_0 ainda resulta em um problema *NP-hard*, o que torna seu uso proibitivo em aplicações envolvendo processamento em tempo real [58].

5.2 RESTRIÇÃO DE NORMA ℓ_0 E SELEÇÃO DE ANTENAS

Para contornar o problema *NP-hard* provocado pela inclusão da norma ℓ_0 associada às cadeias de RF disponíveis, a restrição de norma ℓ_0 é relaxada, sendo aproximada para uma função contínua [59]. Uma aproximação comumente utilizada na literatura consiste no uso da função exponencial para representar cada termo envolvido no cálculo de $\|\mathbf{w}\|_0$ [59]–[61], isto é,

$$\|\mathbf{w}\|_0 \cong \sum_{i=1}^K (1 - e^{-\zeta|w_i|}) \quad (5.2)$$

onde w_i representa o i -ésimo componente de \mathbf{w} e $\zeta \geq 1$ é o parâmetro que determina o grau de similaridade entre os dois lados de (5.2) [61], isto é, a igualdade em (5.2) é alcançada quando $\zeta \rightarrow \infty$.

Ainda que (5.2) seja uma função contínua para o cálculo de $\|\mathbf{w}\|_0$, tal função não é afim e a carga computacional da função exponencial pode ser um empecilho em aplicações envolvendo processamento em tempo real, dificultando a solução de (5.1). Dessa forma, visando aproximar $\|\mathbf{w}\|_0$ por uma função afim, considera-se os dois primeiros termos da expansão em série de Taylor (limitada à parte positiva) da função exponencial em (5.2). Assim,

$$e^{-\zeta|w_i|} \cong \begin{cases} 1 - \zeta|w_i|, & |w_i| \leq \frac{1}{\zeta} \\ 0, & \text{demais casos} \end{cases} \quad (5.3)$$

com uma menor complexidade matemática, sendo agora linear para $|w_i| \leq 1/\zeta$. Como mostrado em [61], tal aproximação resulta em muito bons resultados para aplicações envolvendo restrição de norma ℓ_0 . Dessa forma, substituindo (5.3) em (5.2), a norma ℓ_0 é agora aproximada por

$$\|\mathbf{w}\|_0 \cong K - \mathbf{v}^H \mathbf{v} + \zeta \mathbf{v}^H \mathbf{w} \quad (5.4)$$

com os componentes de $\mathbf{v}(n) \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ dados por

$$v_i = \begin{cases} \text{sgn}(w_i), & |w_i| \leq \frac{1}{\zeta} \\ 0, & \text{demais casos} \end{cases} \quad (5.5)$$

onde $\text{sgn}(\cdot)$ é a função sinal para números complexos, isto é,

$$\text{sgn}(w_i) = \begin{cases} \frac{w_i}{|w_i|}, & w_i \neq 0 \\ 0, & w_i = 0 \end{cases} \quad (5.6)$$

sendo $\mathbf{v}^H \mathbf{v}$ uma variável escalar no instante n que representa o número de coeficientes de $\mathbf{w}(n)$ com valor absoluto menor do que $1/\zeta$.

Além da dificuldade imposta pela norma ℓ_0 , outro ponto que merece atenção em (5.1) é o uso dos vetores $\tilde{\mathbf{d}}(n)$ e $\tilde{\mathbf{z}}(n)$. Tais vetores contêm somente informações referentes às antenas selecionadas na n -ésima iteração, o que dificulta a obtenção de um vetor \mathbf{w} que caracterize o grau de contribuição de todas as antenas do arranjo. Para contornar esse problema, são definidos os vetores auxiliares $\bar{\mathbf{d}}(n)$ e $\bar{\mathbf{z}}(n)$, os quais preservam as amostras adquiridas com as antenas selecionadas em iterações anteriores. Especificamente, tem-se

$$\bar{\mathbf{d}}(n) = \tilde{\mathbf{d}}(n) + \mathbf{A}_c(n)\bar{\mathbf{d}}(n-1) \quad (5.7)$$

e

$$\bar{\mathbf{z}}(n) = \tilde{\mathbf{z}}(n) + \mathbf{A}_c(n)\bar{\mathbf{z}}(n-1) \quad (5.8)$$

onde $\mathbf{A}_c(n) = \mathbf{I}_K - \mathbf{A}(n)$ é a matriz complementar de $\mathbf{A}(n)$ e \mathbf{I}_K denota a matriz identidade com dimensão $K \times K$. Assim, considerando a aproximação dada por (5.4), juntamente com (5.7) e (5.8), o problema (5.1) é reformulado como segue:

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{w}}{\text{minimizar}} && \mathbf{w}^H \bar{\mathbf{z}}(n) \bar{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{w} \\ & \text{sujeito a} && K - \mathbf{v}^H \mathbf{v} + \zeta \mathbf{v}^H \mathbf{w} = N \\ & \text{e} && \mathbf{w}^H \bar{\mathbf{d}}(n) = \varepsilon(n). \end{aligned} \quad (5.9)$$

Agora, (5.9) corresponde a um problema de otimização convexo [56], visto que a função custo é quadrática e todas as restrições são lineares, facilitando assim a otimização de \mathbf{w} . Também é importante observar que a aproximação da norma ℓ_0 usada em (5.9) não garante que os $K - N$ componentes de \mathbf{w} sejam nulos. Entretanto, tal aproximação permite que a seleção de antena seja realizada diretamente de \mathbf{w} , identificando os N componentes dominantes por meio de uma comparação de magnitude.

5.3 ALGORITMO PROPOSTO

O objetivo desta seção está no desenvolvimento do algoritmo que busca iterativamente uma solução para o problema de conformação de feixe conjunta com a seleção de antenas definido em (5.9). Assim, a seleção de antenas é obtida considerando a solução esparsa fornecida pelo algoritmo de conformação de feixe.

5.3.1 Conformação de feixe adaptativa

Para obter o algoritmo proposto, considera-se o método da descida mais íngreme (*steepest descent method*) [55], visando determinar, em tempo real, o vetor \mathbf{w} que soluciona o problema de otimização descrito em (5.9). Assim,

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu_1 \frac{\partial J[\mathbf{w}(n), \lambda_1(n), \lambda_2(n)]}{\partial \mathbf{w}^*(n)} \quad (5.10)$$

com μ_1 denotando o passo de adaptação e

$$\begin{aligned} J[\mathbf{w}(n), \lambda(n), \gamma(n)] = & \mathbf{w}^H(n) \bar{\mathbf{z}}(n) \bar{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{w}(n) \\ & + \text{Re}\{\lambda_1^*(n) [\mathbf{w}^H(n) \bar{\mathbf{d}}(n) - \varepsilon(n)]\} \\ & + \lambda_2(n) [K - \mathbf{v}^H(n) \mathbf{v}(n) + \zeta \mathbf{v}^H(n) \mathbf{w}(n) - N] \end{aligned} \quad (5.11)$$

representando o lagrangeano de (5.9), onde $\lambda_1(n)$ e $\lambda_2(n)$ são os multiplicadores de Lagrange. Quanto à determinação da restrição de projeção, a abordagem proposta é baseada no conceito de fator de projeção adaptativo introduzido em [26], o qual promove a maximização da potência do SOI na saída do arranjo como

$$\varepsilon(n) = (1 + \mu_2) \mathbf{w}^H(n) \bar{\mathbf{d}}(n) \quad (5.12)$$

onde μ_2 denota o passo de adaptação da restrição de projeção adaptativa. Assim, substituindo (5.11) e (5.12) em (5.10), o processo de atualização de $\mathbf{w}(n)$ é reescrito como segue:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu_1 \bar{\mathbf{z}}(n) \bar{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{w}(n) + \mu_1 \mu_2 \frac{\lambda_1^*(n)}{2} \bar{\mathbf{d}}(n) - \mu_1 \frac{\lambda_2(n)}{2} \zeta \mathbf{v}(n). \quad (5.13)$$

Para se obter o multiplicador de Lagrange $\lambda_1(n)$, (5.13) é pré-multiplicada por $\bar{\mathbf{d}}^H(n)$. Em seguida, considerando (5.12) e assumindo que a restrição de projeção é satisfeita com o valor *a posteriori* de \mathbf{w} , $\lambda_1^*(n)$ é então obtido por

$$\lambda_1^*(n) = 2 \left\{ \frac{\bar{\mathbf{d}}^H(n)}{\mu_1 \mu_2 \|\bar{\mathbf{d}}(n)\|^2} [\mu_2 \mathbf{w}(n) + \mu_1 \bar{\mathbf{z}}(n) \bar{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{w}(n) + \mu_1 \frac{\lambda_2(n)}{2} \zeta \mathbf{v}(n)] \right\}. \quad (5.14)$$

Definindo a matriz de projeção $\mathbf{P}(n)$ como

$$\mathbf{P}(n) = \mathbf{I}_K - \frac{\bar{\mathbf{d}}(n) \bar{\mathbf{d}}^H(n)}{\|\bar{\mathbf{d}}(n)\|^2} \quad (5.15)$$

e substituindo (5.14) juntamente com (5.15) em (5.13), tem-se que

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu_1 \mathbf{P}(n) \bar{\mathbf{z}}(n) \bar{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{w}(n) + \mu_2 \frac{\bar{\mathbf{d}}(n) \bar{\mathbf{d}}^H(n)}{\|\bar{\mathbf{d}}(n)\|^2} \mathbf{w}(n) - \mu_1 \frac{\lambda_2(n)}{2} \zeta \mathbf{P}(n) \mathbf{v}(n). \quad (5.16)$$

Para determinar o segundo multiplicador de Lagrange $\lambda_2(n)$, considera-se que a restrição afim relacionada à norma ℓ_0 é satisfeita com o valor *a posteriori* de \mathbf{w} , isto é,

$$K - \mathbf{v}^H(n+1) \mathbf{v}(n+1) + \zeta \mathbf{v}^H(n+1) \mathbf{w}(n+1) = N. \quad (5.17)$$

Contudo, a equação (5.17) não é afim, dificultando a obtenção de $\lambda_2(n)$. Para contornar esse problema, substituímos $\mathbf{v}(n+1)$ por sua versão *a priori* $\mathbf{v}(n)$ em (5.17), resultando em

$$K - \mathbf{v}^H(n+1) \mathbf{v}(n+1) + \zeta \mathbf{v}^H(n+1) \mathbf{w}(n+1) \cong K - \mathbf{v}^H(n) \mathbf{v}(n) + \zeta \mathbf{v}^H(n) \mathbf{w}(n+1) = N \quad (5.18)$$

de forma que

$$\mathbf{v}^H(n)\mathbf{w}(n+1) = \frac{N-K + \mathbf{v}^H(n)\mathbf{v}(n)}{\zeta}. \quad (5.19)$$

Assim, pré-multiplicando (5.16) por $\mathbf{v}^H(n)$ e considerando (5.19), $\lambda_2(n)$ é obtido como segue:

$$\lambda_2(n) = 2 \left\{ \left[\frac{\mathbf{w}(n) - \mu_1 \mathbf{P}(n) \bar{\mathbf{z}}(n) \bar{\mathbf{z}}^H(n) \mathbf{w}(n)}{\mu_1 \mathbf{v}^H(n) \mathbf{P}(n) \mathbf{v}(n)} \right] + \left[\frac{\mu_2 [\bar{\mathbf{d}}(n) \bar{\mathbf{d}}^H(n) / \|\bar{\mathbf{d}}(n)\|^2] \mathbf{w}(n) - \kappa(n)}{\mu_1 \mathbf{v}^H(n) \mathbf{P}(n) \mathbf{v}(n)} \right] \right\} \quad (5.20)$$

com

$$\kappa(n) = \frac{N-K + \mathbf{v}^H(n)\mathbf{v}(n)}{\zeta}. \quad (5.21)$$

Agora, substituindo (5.20) em (5.16), a atualização do vetor de conformação de feixe é obtida por

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n+1) = & \hat{\mathbf{P}}(n) \left[\mathbf{I}_K - \mu_1 \mathbf{P}(n) \bar{\mathbf{z}}(n) \bar{\mathbf{z}}^H(n) + \mu_2 \frac{\bar{\mathbf{d}}(n) \bar{\mathbf{d}}^H(n)}{\|\bar{\mathbf{d}}(n)\|^2} \right] \mathbf{w}(n) \\ & + \mathbf{P}(n) \frac{\mathbf{v}(n)}{\mathbf{v}^H(n) \mathbf{P}(n) \mathbf{v}(n)} \kappa(n) \end{aligned} \quad (5.22)$$

onde $\hat{\mathbf{P}}(n)$ é uma matriz de projeção dada por

$$\hat{\mathbf{P}}(n) = \mathbf{I}_K - \mathbf{P}(n) \mathbf{Q}(n) \quad (5.23)$$

sendo a matriz auxiliar $\mathbf{Q}(n)$, de (5.23), definida como

$$\mathbf{Q}(n) = \frac{\mathbf{v}(n) \mathbf{v}^H(n)}{\mathbf{v}^H(n) \mathbf{P}(n) \mathbf{v}(n)}. \quad (5.24)$$

É importante observar que o aumento gradual de $\varepsilon(n)$, definido em (5.12), pode resultar no crescimento infinito da norma euclidiana de $\mathbf{w}(n)$ [26]. De forma a evitar eventuais problemas numéricos, o vetor $\mathbf{w}(n+1)$, dado em (5.22), deve ser normalizado em cada iteração

do algoritmo. A normalização, aqui mencionada, não altera a SINR [veja (2.15)] e não afeta a ordem dos N componentes dominantes de $\mathbf{w}(n+1)$, preservando o funcionamento adequado do algoritmo.

5.3.2 Seleção de antenas

Uma vez obtido o vetor de conformação de feixe $\mathbf{w}(n+1)$, a matriz de seleção de antenas *a posteriori* $\mathbf{A}(n+1)$ é determinada diretamente a partir da comparação entre a magnitude dos elementos de $\mathbf{w}(n+1)$, ou seja,

$$\mathbf{A}(n+1) = \text{seleciona}[\mathbf{w}_{\text{mag}}(n+1)] \quad (5.25)$$

onde $\mathbf{w}_{\text{mag}}(n+1) = [|w_1(n+1)|, |w_2(n+1)|, \dots, |w_K(n+1)|]^T$ e a função $\text{seleciona}[\mathbf{w}_{\text{mag}}(n+1)]$ retorna uma matriz diagonal cujos elementos correspondentes aos N maiores componentes de $\mathbf{w}_{\text{mag}}(n+1)$ são unitários, enquanto os demais $K-N$ elementos da diagonal principal são nulos. Da mesma forma como visto no Capítulo 4, o processo de seleção de antenas leva em consideração o tempo necessário para que os comutadores de RF efetuem a transição [57]. Assim, a matriz de seleção $\mathbf{A}(n)$ passa a ser atualizada a cada $\eta \geq 1$ iterações, possibilitando ao projetista ajustar o valor de η para evitar a sobrecarga nos comutadores de RF. O algoritmo proposto é sumarizado na Tabela 5, onde a função $\text{mod}(n, \eta)$ é descrita no Capítulo 4.

A inicialização dos vetores $\bar{\mathbf{d}}(n)$ e $\bar{\mathbf{z}}(n)$ (veja Tabela 5) é dado por

$$\bar{\mathbf{d}}(0) = |\tilde{d}_1(0)| [e^{-j\angle \tilde{d}_1(0)} \dots e^{-jK\angle \tilde{d}_1(0)}]^T \quad (5.26)$$

e

$$\bar{\mathbf{z}}(0) = |\tilde{z}_1(0)| [e^{-j\angle \tilde{z}_1(0)} \dots e^{-jK\angle \tilde{z}_1(0)}]^T, \quad (5.27)$$

com $\tilde{d}_1(0)$ e $\tilde{z}_1(0)$ denotando, respectivamente, o primeiro elemento (relativo à primeira antena) de $\tilde{\mathbf{d}}(0)$ e $\tilde{\mathbf{z}}(0)$.

Tabela 5 – Sumário do algoritmo proposto baseado na norma ℓ_0

 Inicializar $\mathbf{w}(0)$, $\mathbf{A}(0)$, $\bar{\mathbf{d}}(0)$, $\bar{\mathbf{z}}(0)$, μ_1 , μ_2 , ζ e η

Para $n = 0, 1, 2, 3, \dots$ Se $n \geq 1$

$$\mathbf{A}_c(n) = \mathbf{I}_K - \mathbf{A}(n)$$

$$\bar{\mathbf{d}}(n) = \tilde{\mathbf{d}}(n) + \mathbf{A}_c(n)\bar{\mathbf{d}}(n-1)$$

$$\bar{\mathbf{z}}(n) = \tilde{\mathbf{z}}(n) + \mathbf{A}_c(n)\bar{\mathbf{z}}(n-1)$$

$$\mathbf{P}(n) = \mathbf{I}_K - \bar{\mathbf{d}}(n)\bar{\mathbf{d}}^H(n)/\|\bar{\mathbf{d}}(n)\|^2$$

$$\mathbf{v}(n) \rightarrow \text{ver (5.5) com } \mathbf{w}(n)$$

$$\mathbf{Q}(n) = \mathbf{v}(n)\mathbf{v}^H(n)/[\mathbf{v}^H(n)\mathbf{P}(n)\mathbf{v}(n)]$$

$$\hat{\mathbf{P}}(n) = \mathbf{I}_K - \mathbf{P}(n)\mathbf{Q}(n)$$

$$\kappa(n) = [N - K + \mathbf{v}^H(n)\mathbf{v}(n)]/\zeta$$

$$\mathbf{w}'(n+1) = \hat{\mathbf{P}}(n)[\mathbf{I}_K - \mu_1\mathbf{P}(n)\bar{\mathbf{z}}(n)\bar{\mathbf{z}}^H(n) + \mu_2 \frac{\bar{\mathbf{d}}(n)\bar{\mathbf{d}}^H(n)}{\|\bar{\mathbf{d}}(n)\|^2}]\mathbf{w}(n) + \mathbf{P}(n) \frac{\mathbf{v}(n)}{\mathbf{v}^H(n)\mathbf{P}(n)\mathbf{v}(n)} \kappa(n)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \frac{\mathbf{w}'(n+1)}{\|\mathbf{w}'(n+1)\|}$$

Se $\text{mod}(n, \eta) = 0$

$$\mathbf{w}_{\text{mag}}(n+1) = [|w_1(n+1)|, |w_2(n+1)|, \dots, |w_K(n+1)|]^T$$

$$\mathbf{A}(n+1) = \text{seleciona}[\mathbf{w}_{\text{mag}}(n+1)]$$

Se não

$$\mathbf{A}(n+1) = \mathbf{A}(n)$$

5.4 COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL

A Tabela 6 apresenta a complexidade computacional do algoritmo de conformação de feixe proposto e de outros algoritmos da classe CSG [23], [24] e de projeção adaptativa AP-CSG [26]. O processo de seleção de antenas não é aqui considerado, uma vez que os algoritmos da classe CSG foram originalmente concebidos sem seleção de antenas. Observa-se da Tabela 6 que a carga computacional do algoritmo de conformação de feixe proposto é maior do que a do AP-CSG e aproximadamente equivalente as do CSG e ICSG.

Em relação à carga computacional adicional exigida pela estratégia de seleção de antenas proposta, tem-se $2K$ multiplicações reais, K adições reais e K raízes quadradas para

se obter $\mathbf{w}_{\text{mag}}(n+1)$; $(K-N)N$ comparações reais para avaliar a função $\text{seleciona}[\mathbf{w}_{\text{mag}}(n+1)]$ e $4N$ adições reais para atualizar $\bar{\mathbf{d}}(n)$ e $\bar{\mathbf{z}}(n)$.

Tabela 6 – Complexidade computacional para K antenas

Algoritmos	Número de operações reais por iteração			
	Multiplicações	Adições	Divisões	Raiz Quadrada
CSG [23]	$54K + 22$	$52K - 8$	5	1
ICSG [24]	$66K + 34$	$64K - 6$	6	1
AP-CSG [26]	$28K + 6$	$24K - 4$	2	1
ℓ_0 -AP-CSG (proposto)	$58K + 42$	$53K + 9$	$2K + 18$	$K + 2$

5.5 RESULTADOS

Neste capítulo, resultados de simulação de Monte Carlo (200 realizações independentes) são mostrados visando avaliar o desempenho do algoritmo proposto. Especificamente, o algoritmo proposto é comparado com o algoritmo de conformação de feixe AP-CSG [26], sendo que este último opera em conjunto com duas diferentes estratégias de seleção de antenas. A primeira estratégia consiste na seleção fixa das N primeiras antenas do arranjo, enquanto a segunda é realizada pelo algoritmo de seleção de antenas com restrição de projeção adaptativa, formulado no Capítulo 4, denominado SARPA (seleção de antenas com restrição de projeção adaptativa). Além disso, o algoritmo AP-CSG com todas as K antenas selecionadas (sem limitação no número de cadeias de RF) é usado como uma referência ao longo das simulações. Em todos os exemplos, é considerado um arranjo do tipo ULA com $K = 50$ antenas omnidirecionais uniformemente espaçadas de meio comprimento de onda. Para todos os algoritmos avaliados, o vetor de conformação de feixe é inicializado com $\mathbf{w}(0) = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$, resultando em um padrão de irradiação omnidirecional ao longo do plano azimutal. Quanto à alocação inicial das cadeias de RF, o algoritmo proposto é inicializado com as N primeiras antenas selecionadas. Já o algoritmo de seleção descrito no Capítulo 4 é inicializado com a primeira e as $N - 1$ últimas antenas selecionadas. A inicialização dos vetores $\bar{\mathbf{d}}(n)$ e $\bar{\mathbf{z}}(n)$ é dada por (5.26) e (5.27), respectivamente. A potência normalizada (em relação

à potência do ruído) do SOI é fixada em 30 dB. Considera-se também um canal Rayleigh com $L = 12$ caminhos multipercursos independentes, gerando um ângulo de espalhamento de 5° em torno do AOA de cada sinal. O número de cadeias de RF disponíveis em todos os exemplos é $N = 5$ e a matriz de seleção de antenas é atualizada a cada 10 iterações, isto é, $\eta = 10$. Como mencionado anteriormente, os parâmetros de passo de adaptação são ajustados para o melhor desempenho em regime permanente sem comprometer a velocidade de convergência.

5.5.1 Exemplo 1

Neste exemplo, é considerado um SOI que chega no arranjo com AOA de 45° e dois sinais interferentes com AOA de 30° e 40° . A potência normalizada (em relação à potência do ruído) de cada sinal interferente é fixada em 20 dB. Os parâmetros de passo de adaptação são $\mu_1 = \mu_2 = 0,01$ para o algoritmo AP-CSG [26], $\mu_1 = 0,1$ e $\mu_2 = 0,2$ para o algoritmo formulado no Capítulo 4 (SARPA) e $\mu_1 = \mu_2 = 0,1$ para o algoritmo aqui proposto. Ainda em relação ao algoritmo proposto, o parâmetro de linearização da norma ℓ_0 é fixado em $\zeta = 5$. A Figura 24 ilustra as curvas de SINR obtidas com o algoritmo aqui proposto e com as diferentes versões do algoritmo AP-CSG. Pode-se observar, a partir dessas curvas, que o algoritmo proposto proporciona os maiores níveis de SINR dentre as versões do algoritmo que operam com limitação no número de cadeias de RF.

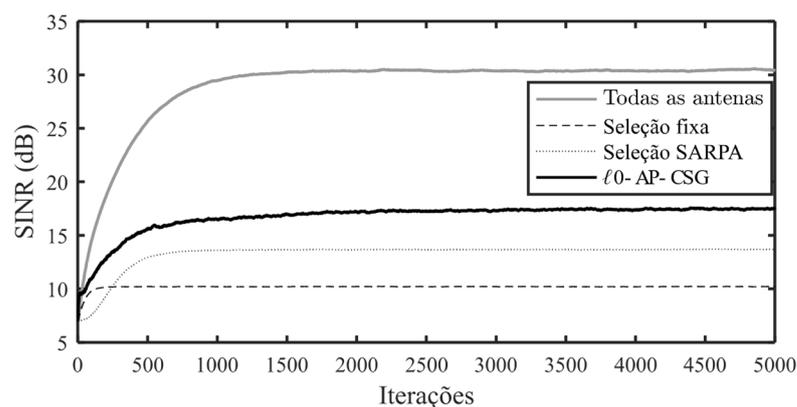


Figura 24. Exemplo 1. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.

5.5.2 Exemplo 2

O cenário considerado neste exemplo apresenta um maior nível de interferência na entrada do arranjo em comparação com o do exemplo anterior. Especificamente, o número total de usuários é maior do que número de cadeias de RF. Nesse cenário, além do SOI com AOA de 10° , cinco sinais interferentes chegam no arranjo com AOA de -40° , -30° , 0° , 25° e 75° . A potência normalizada (em relação à potência do ruído) de cada sinal interferente é de 25 dB. Quanto aos parâmetros de passo de adaptação, neste exemplo, são utilizados $\mu_1 = \mu_2 = 0,005$ para o AP-CSG, $\mu_1 = 0,2$ e $\mu_2 = 0,4$ para o algoritmo de seleção descrito no Capítulo 4 (SARPA) e $\mu_1 = \mu_2 = 0,01$ para o algoritmo aqui proposto. Ainda em relação ao algoritmo proposto, o parâmetro de linearização da norma ℓ_0 é fixado em $\zeta = 10$. A Figura 25 ilustra as curvas de SINR para os algoritmos considerados.

Nota-se a partir dessas curvas que, mesmo operando em um cenário com níveis elevados de interferência, o desempenho do algoritmo proposto é superior ao do algoritmo AP-CSG operando com a estratégia da seleção de antenas fixas e com a seleção proposta no Capítulo 4.

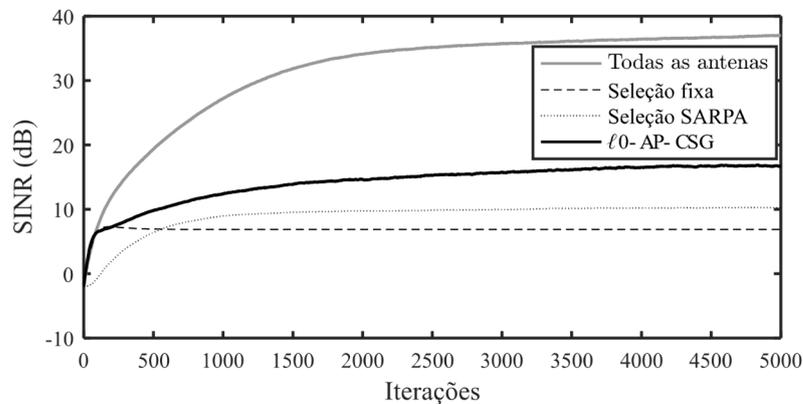


Figura 25. Exemplo 2. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.

5.5.3 Exemplo 3

Este exemplo tem por objetivo de verificar a capacidade de rastreamento dos algoritmos avaliados. Assim, o cenário considerado é composto do SOI localizado inicialmente em 50° e dois sinais interferentes que atingem o arranjo com AOA de 40° e 30° . A potência normalizada (em relação à potência do ruído) de cada sinal interferente é de 25 dB. Após 2500

iterações o AOA do SOI é alterado para a localização 35° , mantendo os interferentes em suas posições iniciais. Os parâmetros de passos de adaptação utilizados para o algoritmo proposto no Capítulo 4 (SARPA) são $\mu_1 = 0,1$ e $\mu_2 = 0,4$, e para os algoritmos de conformação de feixe são os mesmos do Exemplo 1, com o parâmetro de linearização da norma ℓ_0 , $\zeta = 10$. As curvas obtidas são mostradas na Figura 26. Nota-se da figura que antes da mudança do SOI o comportamento na evolução da SINR é idêntico ao do cenário discutido no Exemplo 1. Após a mudança da posição do SOI, a proximidade na localização entre os AOA dos sinais diminui o nível da SINR na saída do arranjo para todos os algoritmos considerados. Como ilustrado na Figura 26, o algoritmo proposto apresenta o maior nível de SINR antes e depois da alteração na localização do SOI, quando comparado com as versões do algoritmo AP-CSG com a seleção fixa de antenas e com a seleção de antenas proposta no Capítulo 4 (SARPA). Além disso, verifica-se também uma velocidade de convergência mais elevada após a alteração do SOI para todos os algoritmos avaliados, confirmando a capacidade de rastreamento.

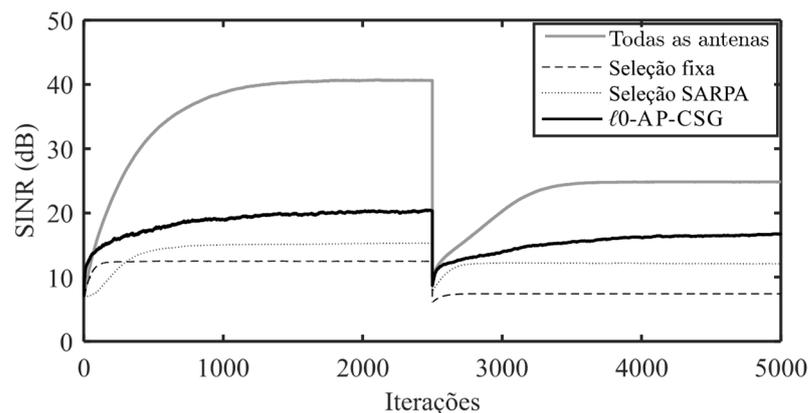


Figura 26. Exemplo 3. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.

5.5.4 Exemplo 4

Neste exemplo, é considerado um cenário no qual um sinal interferente adicional é inserido após a convergência dos algoritmos aqui considerados. Especificamente, o cenário é inicializado com o SOI localizado em 45° e dois sinais interferentes localizados em 30° e 40° . Após 3500 iterações, outro sinal interferente é adicionado em 60° . A potência normalizada (em relação à potência do ruído) de cada sinal interferente é de 25 dB. Os parâmetros de passo de adaptação são $\mu_1 = \mu_2 = 0,005$ para o algoritmo AP-CSG [26], $\mu_1 = 0,1$ e $\mu_2 = 0,2$ para o algoritmo formulado no Capítulo 4 (SARPA) e $\mu_1 = \mu_2 = 0,05$ para o algoritmo proposto, com

o parâmetro de linearização da norma ℓ_0 , $\zeta=10$. O comportamento da SINR para os algoritmos considerados é mostrado na Figura 27, onde pode-se observar a maior velocidade de convergência além do maior nível da SINR em regime permanente para o algoritmo proposto, superando as versões do algoritmo AP-CSG com a seleção fixa de antenas e com a seleção proposta no Capítulo 4, mesmo após a adição do sinal interferente (o que pode ser considerado um distúrbio no comportamento em regime permanente dos algoritmos) na iteração 3500.

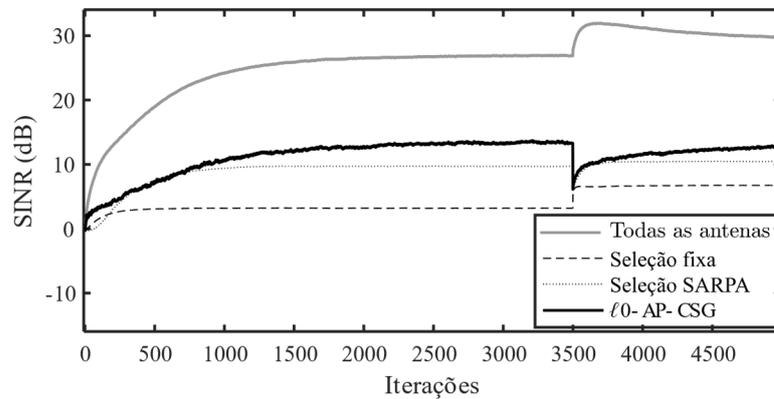


Figura 27. Exemplo 4. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.

5.5.5 Exemplo 5

Neste exemplo, é discutido um cenário não estacionário em que o SOI, inicialmente localizado em 45° , se move para posição 35° com velocidade constante durante todo o processo iterativo. Os outros dois sinais interferentes são posicionados em 30° e 40° . Os parâmetros de passo de adaptação são mantidos os mesmos do Exemplo 1 e o parâmetro de linearização da norma ℓ_0 é igual a 5. A potência normalizada (em relação à potência do ruído) de cada sinal interferente é de 25 dB. Além das curvas de SINR, também é ilustrado o padrão de irradiação, mostrando a intersecção entre os subespaços do SOI e de um dos sinais interferentes durante o processo iterativo. A Figura 28 ilustra as curvas de SINR para os algoritmos aqui considerados. Através dessas curvas, pode-se notar que os níveis de SINR para o algoritmo ℓ_0 -AP-CSG superam a versão do algoritmo AP-CSG com a seleção de antenas proposta no Capítulo 4 (SARPA) e a seleção fixa de antenas. Também é possível verificar, através da Figura 28, que entre a iteração 2500 e 3000 existe uma redução no nível de SINR para todos os algoritmos avaliados, inclusive para a versão considerando todas as antenas. Isso se deve a proximidade

do SOI em relação aos sinais interferentes localizados em 30° e 40° . A Figura 29 ilustra o padrão de irradiação em dois momentos. Através da Figura 29(a) o momento em que o SOI coincide com um dos sinais interferentes na iteração 2500 e na Figura 29(b), na iteração 5000, quando o SOI atinge o arranjo com o ângulo de 45° . A versão do algoritmo AP-CSG com a seleção fixa de antenas e SARPA, bem como o algoritmo proposto acompanham a variação do SOI. Contudo, o ganho na direção do SOI é menor do que com todas as antenas selecionadas devido à restrição no número de antenas.

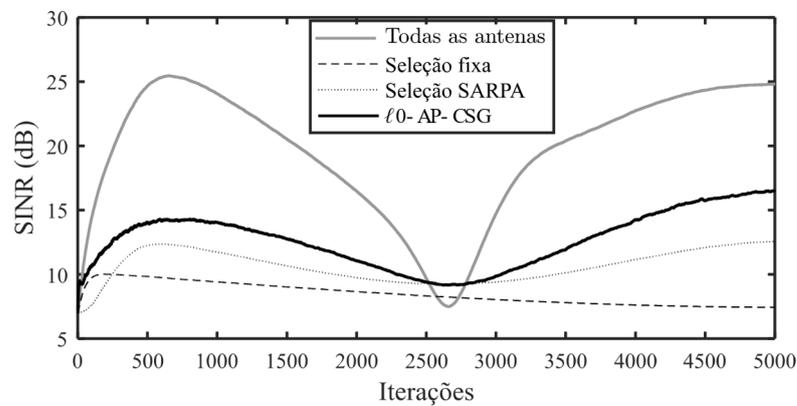
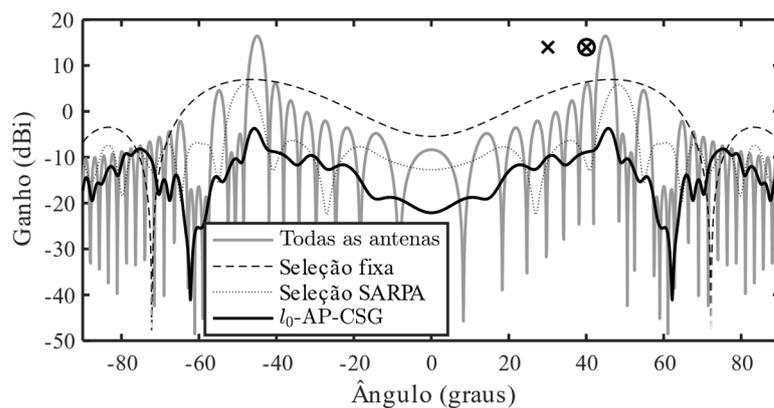
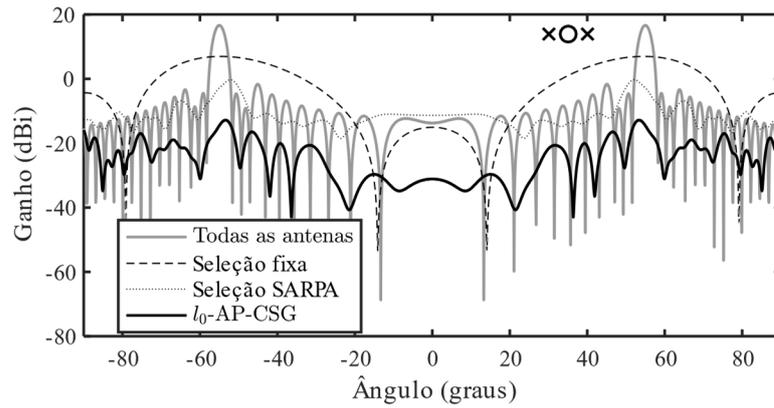


Figura 28. Exemplo 5. Curvas de SINR obtidas considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.



(a)



(b)

Figura 29. Exemplo 5. Padrão de irradiação (a) na iteração $n = 2500$ quando $\theta_{\text{SOI}} = \theta_{\text{Int}} = 40^\circ$ e (b) na iteração $n = 5000$ quando $\theta_{\text{SOI}} = 45^\circ$, considerando o algoritmo AP-CSG com todas as antenas, com seleção fixa, com seleção SARPA e o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.

5.5.6 Exemplo 6

Neste exemplo, é considerado o mesmo cenário apresentado no Exemplo 2, onde o número de sinais é superior ao número de antenas disponíveis (cadeias de RF). O objetivo deste exemplo é ilustrar o comportamento da SINR com a variação do parâmetro de linearização da norma ℓ_0 . Para tal, são mantidos os parâmetros de passo de adaptação para os algoritmos considerados no Exemplo 2 e o parâmetro de linearização da norma ℓ_0 , ζ , assume valores iguais a 5, 10, 15 e 20. A Figura 30 ilustra as curvas de SINR para cada valor de ζ . Pode-se notar a pequena diferença no comportamento da SINR em regime permanente, mantendo praticamente a mesma velocidade de convergência. O algoritmo proposto apresenta maior nível de SINR para as diferentes versões do algoritmo AP-CSG [26]. A Tabela 7 resume o valor da SINR para cada valor do parâmetro ζ em 100, 2500 e 5000 iterações, considerando apenas cinco cadeias de RF disponíveis, isto é, $\|\mathbf{w}\|_0 = N = 5$. A Figura 31 ilustra o padrão de irradiação na iteração 5000 para cada valor do parâmetro ζ , de acordo com o nível de interferência relacionado ao número de cadeias de RF disponíveis, isto é, menor do que o número de usuários. As Figuras 32, 33 e 34 ilustram a magnitude dos coeficientes do vetor de conformação de feixe $|w_i(n)|$ nas iterações 100, 2500 e 5000, respectivamente, em função da variação dos valores do parâmetro de linearização da norma ℓ_0 . Pode-se observar a “posição” (correspondendo a cadeia de RF selecionada) ocupada relacionada ao valor da magnitude do coeficiente do vetor

de conformação de feixe para cada valor do parâmetro ζ , refletindo os valores obtidos no comportamento da SINR (Figura 30), para as iterações relacionados na Tabela 7.

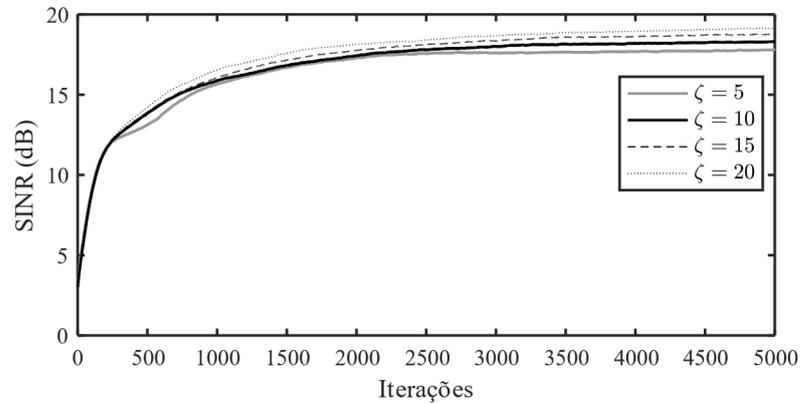


Figura 30. Exemplo 6. Curvas da SINR em função da variação do parâmetro de linearização da norma ℓ_0 , ζ , para o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.

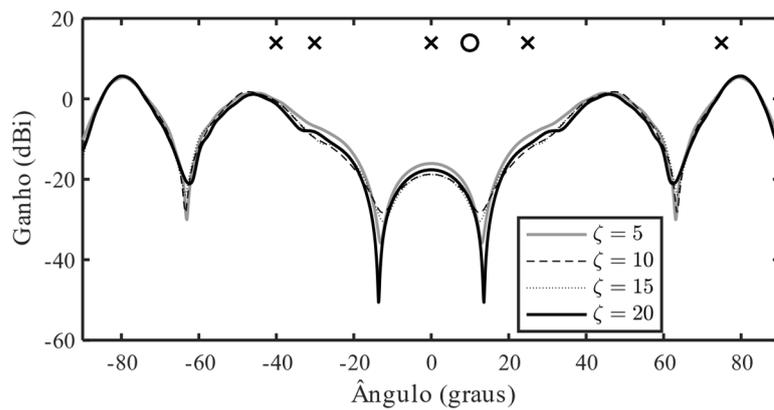


Figura 31. Exemplo 6. Padrão de irradiação na iteração $n = 5000$ em função da variação do parâmetro de linearização da norma ℓ_0 , ζ , para o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG.

Tabela 7 – Valores da SINR em função do parâmetro ζ

Parâmetro ζ	SINR (dB)		
	$n = 100$	$n = 2500$	$n = 5000$
5	9,04	17,56	17,79
10	8,84	17,80	18,30
15	8,69	18,14	18,77
20	8,66	18,41	19,13

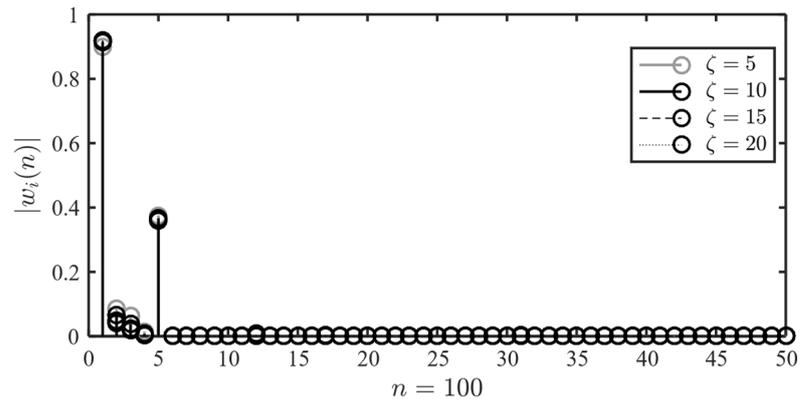


Figura 32. Exemplo 6. Magnitude dos coeficientes do vetor de conformação de feixe na iteração 100 em função da variação do parâmetro de linearização ζ .

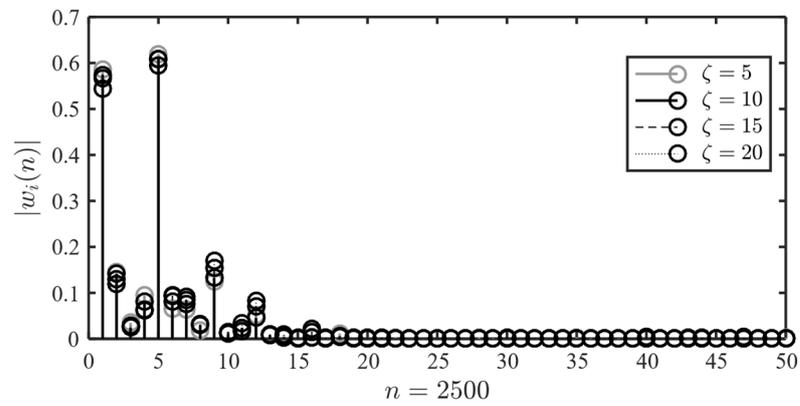


Figura 33. Exemplo 6. Magnitude dos coeficientes do vetor de conformação de feixe na iteração 2500 em função da variação do parâmetro de linearização ζ .

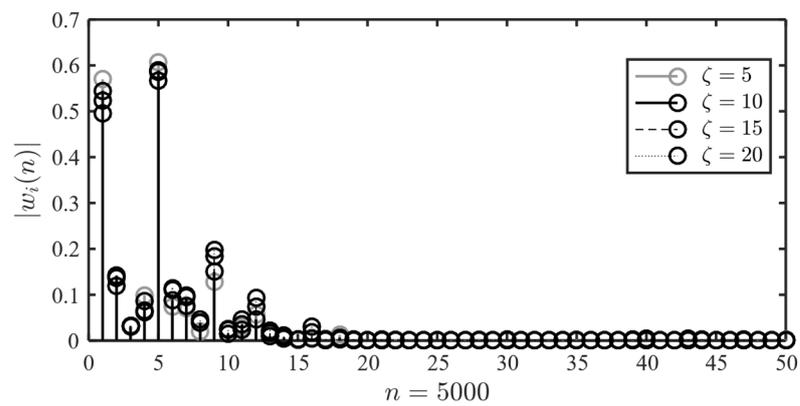


Figura 34. Exemplo 6. Magnitude dos coeficientes do vetor de conformação de feixe na iteração 5000 em função da variação do parâmetro de linearização ζ .

5.6 CONCLUSÕES

Neste capítulo, um novo algoritmo adaptativo para solução do problema conjunto de conformação de feixe e seleção de antenas foi apresentado. O algoritmo proposto foi formulado visando minimizar os níveis de interferência cocanal e satisfazer uma restrição de norma ℓ_0 relacionada ao número de cadeias de RF disponíveis para o arranjo de antenas. A abordagem proposta também considerou uma restrição de projeção adaptativa com o objetivo de aumentar o ganho na direção do SOI. Resultados de simulação numérica mostraram que o algoritmo proposto, ℓ_0 -AP-CSG, levou a níveis de SINR mais elevados, quando comparado com as versões do algoritmo AP-CSG utilizando a seleção fixa de antenas e a seleção proposta no Capítulo 4.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo, são apresentadas as considerações finais do presente trabalho de pesquisa. Inicialmente, é realizada uma discussão destacando os pontos principais e os resultados obtidos em cada capítulo. Em seguida, são listados os artigos científicos publicados a partir das contribuições obtidas. Por fim, são apresentadas algumas sugestões para futuros trabalhos de pesquisa envolvendo algoritmos adaptativos e seleção de antenas.

6.1 CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS FINAIS

Neste trabalho de pesquisa, foram propostos três algoritmos envolvendo a conformação de feixe e a seleção de antenas em conjunto com a conformação de feixe. O algoritmo de conformação de feixe proposto, denominado DS-ACVP, foi baseado na abordagem ACVP e apresentou menor complexidade computacional do que o algoritmo precursor SB-ACVP [28]. Outros dois algoritmos foram propostos para resolver, em tempo real, o problema conjunto envolvendo seleção de antenas e conformação de feixe. O primeiro algoritmo de seleção de antenas com restrição de projeção adaptativa foi formulado a partir da estratégia desenvolvida em [48], satisfazendo uma restrição afim relacionada ao número de cadeias de RF disponíveis, além de atender a uma restrição de projeção adaptativa maximizando a potência do SOI, quando operando conjuntamente com algoritmos de conformação de feixe baseados na separação do SOI e dos sinais interferentes. Com o segundo algoritmo proposto, denominado ℓ_0 -AP-CSG, foi possível reduzir a complexidade computacional incorporando uma restrição de norma ℓ_0 ao número de cadeias de RF disponíveis no arranjo de antenas, tornando o vetor de conformação de feixe esparso, mantendo a restrição de projeção adaptativa presente no problema de conformação de feixe considerado em [26]. A proposta relacionada ao algoritmo ℓ_0 -AP-CSG evidenciou as antenas (correspondentes aos coeficientes de maior magnitude) com maior grau de contribuição para a SINR.

No Capítulo 1, foram abordados os princípios básicos e o funcionamento das estruturas de conformação de feixe usadas em arranjo de antenas, destacando-se a utilização de algoritmos adaptativos para ajuste em tempo real da resposta espacial do arranjo. Também foi discutida a conformação de feixe através de algoritmos adaptativos baseados na separação do SOI e dos sinais interferentes, bem como o problema original de seleção de antenas e as considerações para a realização da seleção de antenas em conjunto com a conformação de feixe.

No Capítulo 2, o modelo de sinais, a abordagem para o desenvolvimento de algoritmos de conformação de feixe e o problema de seleção de antenas, levando em conta o número de cadeias de RF disponíveis, foram apresentados. Ainda neste capítulo, foram revisitados os modelos estocásticos dos algoritmos de conformação de feixe AP-CSG [26] e AP-QCSG [27], base para estrutura ACVP [28] e para algoritmo de conformação de feixe proposto.

No Capítulo 3, foi discutido o algoritmo de conformação de feixe proposto, denominado DS-ACVP, formulado a partir da estrutura ACVP proposta em [28], que consiste na combinação linear de projeções vetoriais levando em conta o vetor de conformação de feixe e os subespaços gerados pelos sinais de interesse e interferentes. As funções sigmóides unipolar e bipolar foram utilizadas no ajuste dinâmico dos coeficientes de conformação de feixe do algoritmo proposto, resultando em uma menor complexidade computacional quando comparada com a do algoritmo SB-ACVP [28]. Resultados de simulação numérica comprovaram o desempenho adequado do algoritmo proposto DS-ACVP, quando comparado com os algoritmos similares da literatura. De forma a validar a estratégia proposta, o desempenho do algoritmo foi avaliado através de seis exemplos a partir das curvas de evolução da SINR, padrão de irradiação e o comportamento médio das funções sigmóides. Os cenários propostos nas simulações envolveram aumento gradual no nível de interferência, distúrbios em regime permanente e capacidade de rastreamento do SOI, e, em todos os casos, o comportamento do algoritmo proposto superou ou se igualou (em termos de nível de SINR) aos algoritmos considerados nas comparações.

No Capítulo 4, foi proposto um algoritmo de seleção de antenas com restrição de projeção adaptativa para operação conjunta com a conformação de feixe. O algoritmo proposto neste capítulo foi formulado com base na estratégia abordada em [48], satisfazendo uma restrição afim relacionada ao número de cadeias de RF e outra restrição de projeção adaptativa. Resultados de simulação numérica comprovaram a eficácia do algoritmo de seleção de antenas proposto, quando utilizado em conjunto com os algoritmos de conformação de feixe AP-QCSG, SB-ACVP e DS-ACVP. Nas simulações, foi considerado que o número de cadeias de RF disponíveis era menor do que o número de antenas do arranjo. Os cenários propostos, além de

variar o nível de interferência, envolveram rastreabilidade do SOI, distúrbio no processo de convergência, ao adicionar um sinal interferente, e não estacionariedade do SOI. Em todos os casos, os algoritmos de conformação de feixe operando em conjunto com o algoritmo de seleção com restrição de projeção adaptativa apresentaram melhor desempenho quando comparados com a seleção fixa de antenas.

O Capítulo 5, abordou o problema de conformação de feixe em conjunto com a seleção de antenas relacionando uma restrição de norma ℓ_0 ao número de cadeias de RF disponíveis, mantendo a restrição de projeção adaptativa presente no problema de conformação de feixe considerado em [26]. Como resultado, o algoritmo proposto ℓ_0 -AP-CSG, tornou o vetor de conformação de feixe esparsa sendo possível relacionar as antenas de maior grau de contribuição na SINR às magnitudes dos coeficientes de conformação de feixe. Dessa forma, a seleção de antenas foi realizada a partir da comparação de magnitude entre os componentes do vetor de conformação de feixe, resultando em uma redução de complexidade computacional. Resultados de simulação numérica corroboraram a eficácia do algoritmo proposto, apresentando desempenho superior ao algoritmo AP-CSG [26] operando com seleção fixa de antenas e a seleção proposta no Capítulo 4. Os cenários considerados envolveram diversos níveis de interferência, rastreabilidade do SOI, distúrbio no processo de convergência e não estacionariedade do SOI, além de ilustrar a variação do nível de SINR e o padrão de irradiação para alguns valores do parâmetro de linearidade ζ . Também foi avaliado o valor absoluto dos coeficientes do vetor de conformação de feixe (relacionados às cadeias de RF) nas iterações 100, 2500 e 5000 (praticamente regime permanente), comprovando que o algoritmo proposto relaciona de forma adequada a restrição de norma ℓ_0 com as cadeias de RF disponíveis.

6.2 TRABALHOS PUBLICADOS

Durante a realização deste trabalho de pesquisa, cinco artigos foram publicados em fóruns especializados. Os artigos estão listados a seguir:

- R. N. G. Robert, C. A. Pitz e R. Seara, “Conformação de feixe baseada em combinações lineares de projeções vetoriais,” in *Anais do XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT 2018)*, Campina Grande, PB, Set. 2018, pp. 196-200.
- R. N. G. Robert, C. A. Pitz and R. Seara, “A Double Sigmoid-Based Beamforming Algorithm with Reduced Computational Complexity,” *J. Commun. Inf. Syst.*, vol. 34, no. 1, pp. 120–130, Apr. 2019.
- R. N. G. Robert, C. A. Pitz e R. Seara, “Seleção de Antenas em Conjunto com Conformação de Feixe Usando Restrição de Projeção Adaptativa,” in *Anais do XXXVIII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT2020)*, Florianópolis-SC, Brasil, Nov. 2020.
- R. N. G. Robert, C. A. Pitz, E. L. O. Batista e R. Seara, “Novo Algoritmo com Restrição de Norma ℓ_0 para Conformação de Feixe e Seleção de Antenas,” in *Anais do XXXIX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT2021)*, Fortaleza-CE, Brasil, Set. 2021.
- R. N. G. Robert, C. A. Pitz, E. L. O. Batista and R. Seara, “An ℓ_0 -Norm-Constrained Adaptive Algorithm for Joint Beamforming and Antenna Selection”, *Digit. Signal Process.*, vol. 126, 2022.

6.3 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para continuidade do presente trabalho de tese, sugere-se:

- Obter um modelo estocástico para o algoritmo DS-ACVP.
- Formular novas estratégias para concepção de algoritmos de conformação de feixe e seleção de antenas a partir da estimativa do AOA dos sinais envolvidos, considerando restrição no número das cadeias de RF no arranjo de antenas.
- Desenvolver novos algoritmos de conformação de feixe com restrição de norma ℓ_0 através do problema de mínima variância sem distorção (MVDR – *minimum variance distortionless response*) em conjunto com seleção de antenas.
- Aplicar a restrição de norma ℓ_0 para os algoritmos de conformação de feixe AP-QCSG e DS-ACVP para operação conjunta com seleção de antenas.

REFERÊNCIAS

- [1] L. U. Khan, I. Yaqoob, M. Imran, Z. Han, and C. S. Hong, “6G Wireless Systems: A Vision, Architectural Elements, and Future Directions,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 147029–147044, 2020.
- [2] 6G Flagship, *White Paper on 6G Networking*, no. 6. 2020.
- [3] C. A. Balanis and P. I. Ioannides, *Introduction to Smart Antennas*. San Rafael, CA: Morgan & Claypool Publishers, 2007.
- [4] L. C. Godara, *Smart Antennas*. Boca Raton, FL.: CRC Press, 2004
- [5] F. Gross, *Smart Antennas with MATLAB*, 2nd ed. New York, NY: McGraw-Hill Education, 2015.
- [6] X.-J. Zhang, D.-Z. Feng, W.-K. Nie, S.-Y. Lin, and H.-S. Hu, “Robust adaptive beamforming algorithm based on damped singular value decomposition regularization,” *Digit. Signal Process.*, vol. 122, p. 103356, Apr. 2022.
- [7] Z. Meng, S. Dong, X. Shi, and X. Wang, “Robust beamforming for non-circular signals in uniform linear arrays with unknown mutual coupling,” *Digit. Signal Process.*, vol. 122, p. 103378, Apr. 2022.
- [8] M. Chryssomallis, “Smart antennas,” *IEEE Antenn. Propag Mag.*, vol. 42, no. 3, pp. 129–136, Jun. 2000.
- [9] B. Widrow, P. E. Mantey, L. J. Griffiths, and B. B. Goode, “Adaptive antenna systems,” *Proc. IEEE*, vol. 55, no. 12, pp. 2143–2159, Dec. 1967.
- [10] A. Goldsmith, *Wireless Communications*. Cambridge University Press, 2005.
- [11] J. Chen, H. Yin, L. Cottatellucci, and D. Gesbert, “Feedback mechanisms for FDD massive MIMO with D2D-based limited CSI sharing,” *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 16, no. 8, pp. 5162–5175, Aug. 2017.
- [12] J. A. Zhang, T. T. Yang, and Z. Chen, “Under-determined training and estimation for distributed transmit beamforming systems,” *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 12, no. 4, pp. 1936–1946, Apr. 2013.
- [13] S. Noh, M. D. Zoltowski, and D. J. Love, “Training sequence design for feedback assisted hybrid beamforming in massive MIMO systems,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 64, no. 1, pp. 187–200, Jan. 2016.
- [14] P. N. Alevizos, X. Fu, N. D. Sidiropoulos, Y. Yang, and A. Bletsas, “Limited feedback

- channel estimation in massive MIMO with non-uniform directional dictionaries,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 66, no. 19, pp. 5127–5141, Oct. 2018.
- [15] O. L. Frost, “An algorithm for linearly constrained adaptive array processing,” *Proc. IEEE*, vol. 60, no. 8, pp. 926–935, Aug. 1972.
- [16] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*, vol. 25, no. 3. 2010.
- [17] R. G. Lorenz and S. P. Boyd, “Robust minimum variance beamforming,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 53, no. 5, pp. 1684–1696, May. 2005.
- [18] S. A. Vorobyov, A. B. Gershman, and Z. Q. Luo, “Robust adaptive beamforming using worst-case performance optimization: A solution to the signal mismatch problem,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 51, no. 2, pp. 313–324, Feb. 2003.
- [19] S. A. Vorobyov, A. B. Gershman, Z. Q. Luo, and N. Ma, “Adaptive beamforming with joint robustness against mismatched signal steering vector and interference nonstationarity,” *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 11, no. 2 PART I, pp. 108–111, Feb. 2004.
- [20] S. Choi, “A novel adaptive beamforming algorithm for a smart antenna system in a cdma mobile communication environment,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 49, no. 5, pp. 1793–1806, 2000.
- [21] S. Choi, J. Choi, H.-J. Im, and B. Choi, “A novel adaptive beamforming algorithm for antenna array CDMA systems with strong interferers,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 51, no. 5, pp. 808–816, Sep. 2002.
- [22] J. Yang, H. Xi, F. Yang, and Y. Zhao, “Fast adaptive blind beamforming algorithm for antenna array in CDMA systems,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 55, no. 2, pp. 549–558, Mar. 2006.
- [23] D. R. Morgan, “Downlink adaptive array algorithms for cellular mobile communications,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 51, no. 3, pp. 476–488, Mar. 2003.
- [24] J. E. Kolodziej, O. J. Tobias, R. Seara, and D. R. Morgan, “On the constrained stochastic gradient algorithm: model, performance, and improved version,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 57, no. 4, pp. 1304–1315, Apr. 2009.
- [25] G. G. Raleigh and V. K. Jones, “Adaptive antenna transmission for frequency duplex digital wireless communication,” *IEEE Int. Conf. Commun. (ICC’97)*, Montreal, Canada, Jun 1997, pp. 641–646.
- [26] C. A. Pitz, E. L. O. Batista, and R. Seara, “On the joint beamforming and power control in cellular systems: algorithm and stochastic model,” *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 13, no. 12, pp. 6943–6954, Dec. 2014.

-
- [27] C. A. Pitz, E. L. O. Batista, and R. Seara, “A quadratically-constrained stochastic gradient algorithm for beamforming in mobile communications,” *IEEE Trans. Circuits Syst. II: Express Briefs*, vol. 65, no. 1, pp. 125–129, Jan. 2018.
- [28] C. A. Pitz, E. L. O. Batista, R. Seara, and D. R. Morgan, “A novel approach for beamforming based on adaptive combinations of vector projections,” *Digit. Signal Process.*, vol. 97, pp. 102621, Apr. 2020.
- [29] S. K. Ahn and K. Yang, “Adaptive modulation and coding schemes based on LDPC codes with irregular modulation,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 58, no. 9, pp. 2465–2470, Sep. 2010.
- [30] W. Jiao, H. Ding, H. Wu, and G. Yu, “Spectrum efficiency of jointing adaptive modulation coding and truncated ARQ with QoS constraints,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 46915–46925, Aug. 2018.
- [31] Z. Zheng, T. Yang, W. Q. Wang, and S. Zhang, “Robust adaptive beamforming via coprime coarray interpolation,” *Signal Process.*, vol. 169, pp. 107382, Apr. 2020.
- [32] T. L. Marzetta, “Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas,” *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 9, no. 11, pp. 3590–3600, Nov. 2010.
- [33] X. Wang and E. Aboutanios, “Sparse array design for multiple switched beams using iterative antenna selection method,” *Digit. Signal Process.*, vol. 105, pp. 102684, Oct. 2020.
- [34] R. W. Heath, N. Gonzalez-Prelcic, S. Rangan, W. Roh, and A. M. Sayeed, “An overview of signal processing techniques for millimeter wave MIMO systems,” *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 10, no. 3, pp. 436–453, Apr. 2016.
- [35] X. Liu, W. Chen, J. Chu, F. M. Ghannouchi, and Z. Feng, “Multi-stream spatial digital predistortion for fully-connected hybrid beamforming massive MIMO transmitters,” *IEEE Trans. Circuits Syst. I: Regul. Pap.*, vol. 68, no. 7, pp. 2998–3011, Jul. 2021.
- [36] X. Gao, O. Edfors, F. Tufvesson, and E. G. Larsson, “Massive MIMO in real propagation environments: do all antennas contribute equally?,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 63, no. 11, pp. 3917–3928, Nov. 2015.
- [37] A. F. Molisch *et al.*, “Hybrid beamforming for massive MIMO: a survey,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 55, no. 9, pp. 134–141, Sep. 2017.
- [38] J. Zhang, X. Yu, and K. B. Letaief, “Hybrid beamforming for 5G and beyond millimeter-wave systems: a holistic view,” *IEEE Open J. Commun. Soc.*, vol. 1, pp. 77–91, Jan. 2020.
- [39] R. Hu, L. Jiang, and P. Li, “Hybrid beamforming with deep learning for large-scale

- antenna arrays,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 54690–54699, Mar. 2021.
- [40] A. F. Molisch and M. Z. Win, “Mimo systems with antenna selection,” *IEEE Microw. Mag.*, vol. 5, no. 1, pp. 46–56, Mar. 2004.
- [41] A. Garcia-Rodriguez, C. Masouros, and P. Rulikowski, “Reduced switching connectivity for large scale antenna selection,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 65, no. 5, pp. 2250–2263, May. 2017.
- [42] K. Elkhailil, A. Kammoun, T. Y. Al-Naffouri, and M. Alouini, “A blind antenna selection scheme for single-cell uplink massive MIMO,” in *Proc. IEEE Globecom Work. (GC Wkshps)*, Washington, USA, Dec. 2016, pp. 1–6.
- [43] S. He, Y. Huang, J. Wang, L. Yang, and W. Hong, “Joint antenna selection and energy-efficient beamforming design,” *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 23, no. 9, pp. 1165–1169, Sep. 2016.
- [44] S. Mahboob, R. Ruby, and V. C. M. Leung, “Transmit antenna selection for downlink transmission in a massively distributed antenna system using convex optimization,” in *Proc. 2012 Seventh Int. Conf. Broadband, Wirel. Comput. Commun. Appl.*, Victoria, Canada, Nov. 2012, pp. 228–233.
- [45] O. Mehanna, N. D. Sidiropoulos, and G. B. Giannakis, “Joint multicast beamforming and antenna selection,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 61, no. 10, pp. 2660–2674, May. 2013.
- [46] O. T. Demir and E. Tuncer, “Multicast beamforming with antenna selection using exact penalty approach,” in *Proc. 2015 IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process. (ICASSP)*, South Brisbane, Australia, Apr. 2015, pp. 2489–2493.
- [47] J. F. Andrade, M. L. R. Campos, and J. A. Apolinario, “An L1-constrained normalized LMS algorithm and its application to thinned adaptive antenna arrays,” in *Proc. 2013 IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process. (ICASSP)*, Vancouver, Canada, Oct. 2013, pp. 3806–3810.
- [48] G. M. Zilli, C. A. Pitz, E. L. O. Batista, R. Seara, and W.-P. Zhu, “An adaptive approach for the joint antenna selection and beamforming optimization,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 99017–99030, Jul. 2019.
- [49] H. Elkotby and M. Vu, “Interference modeling for cellular networks under beamforming transmission,” *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 16, no. 8, pp. 5201–5217, Aug. 2017.
- [50] M. M. Hasan, M. S. Rahman, and A. Bell, *Deep Reinforcement Learning for Optimization*. IGI Global Publisher, 2021.
- [51] S. Payami, N. M. Balasubramanya, C. Masouros, and M. Sellathurai, “Phase shifters

- versus switches: an energy efficiency perspective on hybrid beamforming,” *IEEE Wirel. Commun. Lett.*, vol. 8, no. 1, pp. 13–16, Feb. 2019.
- [52] X. Gao, O. Edfors, J. Liu, and F. Tufvesson, “Antenna selection in measured massive MIMO channels using convex optimization,” in *Proc. 2013 IEEE Globecom Work. (GC Wkshps)*, Atlanta, USA, Dec. 2013, pp. 129–134.
- [53] B. Chen and G. Quan, “NP-Hard Problems of Learning from Examples,” in *Proc. 2008 Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, Jinan, China, 2008, pp. 182-186.
- [54] A. Dua, K. Medepalli, and A. J. Paulraj, “Receive antenna selection in MIMO systems using convex optimization,” *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 5, no. 9, pp. 2353-2357, Sep. 2006.
- [55] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 4th ed. Upper Saddle River, NJ: Tom Robbins, 2002.
- [56] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*. Cambridge University Press, 2004.
- [57] E. Soujeri and G. Kaddoum, “The impact of antenna switching time on spatial modulation,” *IEEE Wirel. Commun. Lett.*, vol. 5, no. 3, pp. 256–259, Jun. 2016.
- [58] M. V. S. Lima, T. N. Ferreira, W. A. Martins, and P. S. R. Diniz, “Sparsity-aware data-selective adaptive filters,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 62, no. 17, pp. 4557-4572, Jul. 2014.
- [59] Y. Gu, J. Jin, and S. Mei, “ l_0 -norm constraint LMS algorithm for sparse system identification,” *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 16, no. 9, pp. 774–777, Sep. 2009.
- [60] J. Weston, A. Elisseeff, B. Schölkopf, and M. Tipping, “Use of the zero-norm with linear models and kernel methods,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 3, pp. 1431-1461, Mar. 2003.
- [61] E. Beck, E. L. O. Batista, and R. Seara, “Norm-constrained adaptive algorithms for sparse system identification based on projections onto intersections of hyperplanes,” *Signal Process.*, vol. 118, pp. 259–271, Jan. 2016.