



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

JAIR ALVES DE CARVALHO

**ALOCAÇÃO DE RECURSOS DE RÁDIO EM REDES DE COMUNICAÇÃO COM
ALIMENTAÇÃO SEM FIO E MÚLTIPLO ACESSO NÃO-ORTOGONAL**

FORTALEZA

2020

JAIR ALVES DE CARVALHO

ALOCAÇÃO DE RECURSOS DE RÁDIO EM REDES DE COMUNICAÇÃO COM
ALIMENTAÇÃO SEM FIO E MÚLTIPLO ACESSO NÃO-ORTOGONAL

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Engenharia de Teleinformática do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática do Campus do Pici da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Engenharia de Teleinformática. Área de Concentração: Sinais e Sistemas.

Orientador: Prof. Dr. Daniel Benevides da Costa.

FORTALEZA

2020

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

C324a Carvalho, Jair Alves de.
Alocação de Recursos de Rádio em Redes de Comunicação com Alimentação sem Fio e Múltiplo Acesso Não-Ortogonal / Jair Alves de Carvalho. – 2020.
48 f. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2020.

Orientação: Prof. Dr. Daniel Benevides da Costa.

1. NOMA. 2. WPCN. 3. Alocação de Potência. 4. Justiça de Usuário. 5. Otimização. I. Título.

CDD 621.38

JAIR ALVES DE CARVALHO

ALOCAÇÃO DE RECURSOS DE RÁDIO EM REDES DE COMUNICAÇÃO COM
ALIMENTAÇÃO SEM FIO E MÚLTIPLO ACESSO NÃO-ORTOGONAL

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Engenharia de Teleinformática do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática do Campus do Pici da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Engenharia de Teleinformática. Área de Concentração: Sinais e Sistemas.

Aprovada em: 15 de Dezembro de 2020

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Daniel Benevides da Costa. (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Walter da Cruz Freitas Júnior
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Gustavo Fraidenraich
Universidade de Campinas (UNICAMP)

Ao Deus verdadeiro.

AGRADECIMENTOS

Em especial, agradeço ao SENHOR meu Deus que me aperfeiçoou o caráter e me ensinou com paciência a ser resiliente. Também, agradeço de forma especial à Maxela, que esteve junto comigo desde o início das aulas e que me acompanhou até o fim desse mestrado. Foram muitos os momentos de oração e de tensão devido às pressões para passar nas disciplinas e publicar artigos. Assim, deixo meus agradecimentos mais sinceros para as duas pessoas que constantemente estiveram comigo nesses dois últimos anos. E agradeço à minha família, pai e mãe, por ter me dado todo o suporte para chegar até aqui.

É importante lembrar de alguns amigos que conviveram junto comigo, em particular agradeço ao Bryan, Alanio, Diego e Arthur. Todos eles compartilharam comigo vários momentos durante o tempo em que estivemos engajados em nossas atividades acadêmicas na UFC.

Preciso e quero lembrar de alguns irmãos mais próximos que estiveram diariamente comigo na igreja. Um agradecimento especial ao Bryan, Valder, Júlio, Dennis, Carlos, Joyce, Clevilândia, Angélica, Dágila, Angerlene e Pastor Silas. Todos nós temos a esperança de uma vida plena na eternidade com Deus.

Aos meus mentores também quero deixar os meus agradecimentos. Aos professores Daniel Benevides da Costa e Francisco Rafael Marques Lima, que foram os mentores que me direcionaram nas formulações de ideias que resultaram na produção de artigos científicos e da dissertação de mestrado. Também agradeço ao professor José Cláudio do Nascimento, que discutiu comigo acerca de Deus e da engenharia durante longas horas.

“Entrai pela porta estreita porque larga é a porta, e espaçoso, o caminho que conduz à perdição, e muitos são os que entram por ela. E porque estreita é a porta, e apertado, o caminho que leva à vida, e poucos há que a encontrem.”

(Mateus 7:13-14)

RESUMO

Neste trabalho, investiga-se alocação de recursos de rádio em uma rede de comunicação com alimentação sem fio, ou do inglês *Wireless Powered Communication Network* (WPCN), e múltiplo acesso não-ortogonal, ou do inglês *Non-Orthogonal Multiple Access* (NOMA). Em particular, analisa-se a alocação de recursos da rede através de dois problemas de otimização diferentes. O primeiro problema estuda a maximização da soma das taxas em uma WPCN com NOMA que satisfaz requisitos de taxa mínima por usuário. Além disso, derivam-se expressões de forma fechada para a razão de alocação de tempo e para os coeficientes de alocação de potência que maximizam a expressão NOMA aproximada da soma das taxas. A solução ótima do problema de maximização da soma das taxas é encontrada através do método de Newton com rápida convergência. O segundo problema investiga justiça de usuário na mesma rede de comunicação com o objetivo de maximizar a taxa individual igualitária. Adicionalmente, propõem-se o método da bissetão para se obter os coeficientes de alocação de potência ótimos, e o método de Newton combinado com o método subgradiente para se obter a razão de alocação de tempo ótima. Por último, soluções subótimas de baixo custo computacional são apresentadas para ambos os problemas, e resultados de simulação são fornecidos para avaliar o desempenho das soluções propostas.

Palavras-chave: NOMA. WPCN. Alocação de potência. Justiça de usuário. Otimização.

ABSTRACT

In this work, we investigate radio resource allocation in a wireless powered communication network (WPCN) with non-orthogonal multiple access (NOMA). Specifically, we analyze the resource management of the network through two different optimization problems. The first problem studies the maximization of the sum rate in a WPCN with NOMA that satisfy minimum data rate requirements per user. Moreover, we derive closed-form solutions for the time-splitting ratio and power allocation coefficients that maximize the approximated sum rate NOMA expression. The optimal solution of the sum rate maximization problem is found through Newton's method with fast convergence. The second problem investigates user fairness in the same network with the aim of maximizing the equal individual data rates. Additionally, it is proposed the bisection method to obtain the optimal power allocation coefficients, and Newton's method combined with the sub-gradient method to obtain the optimal time-splitting ratio. Lastly, suboptimal solutions of low computational cost are presented for both problems, and simulation results are provided to evaluate the performance of the proposed solutions.

Keywords: NOMA. WPCN. Power allocation. User fairness. Optimization.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Esquemas de representação das arquiteturas SWIPT.	15
Figura 2 – Modelo sistêmico de uma WPCN de dois saltos com NOMA.	22
Figura 3 – Soma total das taxas versus razão de alocação de tempo. $P_{PS} = 34$ dBm, $M = 4, 5, 6, Q_m = 1, 1$ Mbps.	31
Figura 4 – Erro de precisão $\lambda^2/2$ versus iteração k . $P_{PS} = 34$ dBm, $M = 4, Q_m = 1, 1$ Mbps, $\varepsilon = 1 \times 10^{-6}$	31
Figura 5 – Soma total das taxas versus potência de transmissão da PS. $P_{PS} = 28$ a 40 dBm, $M = 4, 6, Q_m = 1, 1$ Mbps.	32
Figura 6 – Taxa de dados de usuário versus requisito de QoS. $Q_m = 1, 1$ a $2, 9$ Mbps, $M = 4$ (ótimo), $P_{PS} = 37, 6$ dBm.	32
Figura 7 – Coeficiente de alocação de potência a_m versus usuário m . $P_{PS} = 34$ dBm, $Q_m = 1, 1$ Mbps, $M = 4$	33
Figura 8 – Taxa de dados de usuário versus usuário m . $P_{PS} = 34$ dBm, $Q_m = 1, 1$ Mbps, $M = 4$	33
Figura 9 – Fluxograma de diagramas de bloco que mostra a interação entre os métodos de Newton, bisseção e subgradiente.	38
Figura 10 – Taxa individual igualitária versus razão de alocação de tempo. $M = 3, 4, 5$, $P_{PS} = 40$ dBm, $\alpha = 0, 3$ a $0, 99$	42
Figura 11 – Soma total das taxas versus potência de transmissão da PS. $M = 3, 4, P_{PS} =$ $28, 29, \dots, 35$ dBm.	42
Figura 12 – Decremento de Newton λ^2 versus iteração k . $M = 5, P_{PS} = 40$ dBm, $\varphi =$ 1×10^{-6}	43
Figura 13 – Erro do método da bisseção Δs versus iteração k . $M = 5, P_{PS} = 40$ dBm, $\varepsilon = 1 \times 10^{-4}$	43
Figura 14 – Coeficiente de alocação de potência versus usuário m . $M = 5, P_{PS} = 40$ dBm.	44
Figura 15 – Taxa individual igualitária para cada solução. $M = 5, P_{PS} = 40$ dBm.	44

LISTA DE ALGORITMOS

1	Método de Newton para maximização da soma das taxas	30
2	Método da bisseção para obter a alocação de potência ótima	36
3	Método de Newton para maximização da taxa individual igualitária	39
4	Método subgradiente para atualizar μ_1	40

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

NOMA	<i>Non-Orthogonal Multiple Access</i>
SIC	<i>Successive Interference Cancellation</i>
EH	<i>Energy Harvesting</i>
RF	rádio-frequência
WPCNs	<i>Wireless Powered Communication Networks</i>
5G	<i>Fifth Generation</i>
SWIPT	<i>Simultaneous Wireless Information and Power Transfer</i>
OMA	<i>Orthogonal Multiple Access</i>
SC	<i>Superposition Coding</i>
SSR	<i>Secrecy Sum Rate</i>
QoS	<i>Quality of Service</i>
PS	<i>Power Source</i>
IS	<i>Information Source</i>
KKT	<i>Karush-Kuhn-Tucker</i>
ML	multiplicador de Lagrange

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Motivação	13
1.2	Fundamentação Teórica	14
1.2.1	<i>Captação de Energia e WPCNs</i>	14
1.2.2	<i>Sistemas NOMA</i>	16
1.2.3	<i>Otimização Convexa</i>	17
1.3	Revisão Bibliográfica	18
1.4	Objetivos e Contribuições	19
1.5	Produções Científicas	19
1.6	Estrutura da Dissertação	20
2	MAXIMIZAÇÃO DA SOMA TOTAL DAS TAXAS	21
2.1	Modelagem do Sistema	21
2.2	Formulação do Problema	23
2.3	Solução Ótima do Problema Aproximado	25
2.3.1	<i>Coefficientes de Alocação de Potência</i>	25
2.3.2	<i>Razão de Alocação de Tempo</i>	26
2.3.3	<i>Solução Ótima Conjunta</i>	28
2.4	Método de Newton para o Problema Original	28
2.5	Resultados Numéricos	31
3	MAXIMIZAÇÃO DA TAXA INDIVIDUAL IGUALITÁRIA	34
3.1	Formulação do Problema	34
3.2	Alocação de Potência Ótima	35
3.3	Análise da Razão de Alocação de Tempo	37
3.3.1	<i>Solução Ótima</i>	37
3.3.2	<i>Solução Sub-Ótima</i>	41
3.3.3	<i>Solução Ingênua</i>	41
3.4	Resultados Numéricos	42
4	CONCLUSÕES	45
	REFERÊNCIAS	46

1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo abordam-se os temas introdutórios referentes ao presente trabalho. Na seção 1.1 discute-se sobre a motivação de investigar-se o presente tema. Na seção 1.2 apresenta-se a fundamentação teórica dos principais conceitos utilizados na formulação e resolução dos problemas de otimização. Na seção 1.3 descreve-se uma revisão bibliográfica com trabalhos da literatura recente relacionados ao tema. Na seção 1.4 destacam-se os objetivos a serem alcançados e as contribuições técnicas deste trabalho. Na seção 1.5 mostram-se as produções científicas publicadas na literatura em decorrência do presente estudo. Finalmente, na seção 1.6 descreve-se a estrutura do corpo da dissertação.

1.1 Motivação

Múltiplo acesso não-ortogonal, ou do inglês *Non-Orthogonal Multiple Access* (NOMA), é uma tecnologia essencial para a implementação de sistemas de comunicação sem fio da quinta geração. Basicamente, NOMA explora o domínio da potência com o objetivo de melhorar a eficiência espectral ao custo de alta interferência. Assim, a técnica SIC, do inglês *Successive Interference Cancellation* (SIC), é aplicada para reduzir o nível de interferência causado por múltiplos usuários, resultando em grande capacidade de conexões. Portanto, NOMA promete satisfazer a alta demanda de capacidade de usuários em sistemas de quinta geração (DING *et al.*, 2017). Além disso, o crescente consumo de energia em redes sem fio mostra a necessidade de fontes alternativas de energia (GAUTAM *et al.*, 2019). Tal necessidade é satisfeita através de tecnologias de captação de energia, ou do inglês *Energy Harvesting* (EH), as quais exploram fontes de energia como vento, radiação solar e ondas de rádio-frequência (RF). Especificamente, redes de comunicação com alimentação sem fio, ou do inglês *Wireless Powered Communication Networks* (WPCNs), utilizam a energia captada de ondas de RF para alimentar baterias e transmitir informação. Portanto, tecnologias de captação de energia por RF visam satisfazer os requisitos de provisão de energia da próxima geração de comunicações sem fio. Por outro lado, as técnicas NOMA prometem acomodar de forma satisfatória o número massivo de usuários que estarão conectados à rede 5G, do inglês *Fifth Generation* (5G). Nesse contexto, é motivante estudar sistemas NOMA em coexistência com WPCNs, pois podem-se investigar, ao mesmo tempo, os desafios de melhorar a eficiência espectral e a eficiência energética dos sistemas de comunicação sem fio da próxima geração.

1.2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo apresentam-se os conceitos teóricos fundamentais ao desenvolvimento deste estudo. Na seção 1.2.1 abordam-se os conceitos de captação de energia em redes de comunicação sem fio e destacam-se os desafios e vantagens de uma WPCN. Na seção 1.2.2 discute-se sobre a técnica de múltiplo acesso NOMA e suas principais características. Finalmente, na seção 1.2.3 estudam-se os fundamentos básicos da teoria de otimização convexa.

1.2.1 Captação de Energia e WPCNs

Recentemente, produziram-se na literatura diversas propostas e técnicas para o desenvolvimento de captação de energia RF para redes sem fio da próxima geração (PERERA *et al.*, 2018). Dado o aumento acentuado na demanda de energia pelos nós de comunicação, torna-se necessário explorar novos mecanismos de obtenção de energia para satisfazer tal demanda. Logo, o abastecimento de dispositivos eletrônicos através de ondas RF aparece como proposta promissora para o suprimento de energia. Entretanto, a implementação prática dessa proposta requer a superação de inúmeros desafios discutidos na literatura (LU *et al.*, 2015).

O primeiro desafio consiste na atenuação considerável dos sinais RF causada pelo efeito de perda de percurso. Nesse caso, para o modelo em espaço livre, a potência do sinal recebido é inversamente proporcional ao quadrado da distância entre transmissor e receptor (LU *et al.*, 2015). Consequentemente, uma boa coleta de energia requer curtas distâncias ou potências de transmissão elevadas. Assim, as técnicas de transferência e captação de energia RF sofrem sérias limitações quanto à distância entre as antenas de transmissão e recepção. Além disso, a sensibilidade de um receptor de informação é geralmente muito maior que de um coletor de energia RF. Logo, é possível que o receptor obtenha a informação enquanto que nenhuma energia é extraída do sinal RF. Como indicado em (PERERA *et al.*, 2018), normalmente não é possível realizar operações de captação de energia e extração de informação para o mesmo sinal, pois a operação de captação de energia pode destruir o conteúdo de informação do sinal.

Por último, devido às restrições de potência em dispositivos abastecidos por RF, torna-se inviável a implementação de algoritmos computacionais complexos. Dessa forma, os esquemas de modulação e codificação e os protocolos de roteamento devem consumir pouca potência e apresentar alta eficiência energética. Então, precisa-se de novas propostas de algoritmos e protocolos para sistemas com captação de energia RF devido à necessidade de uma alta eficiência

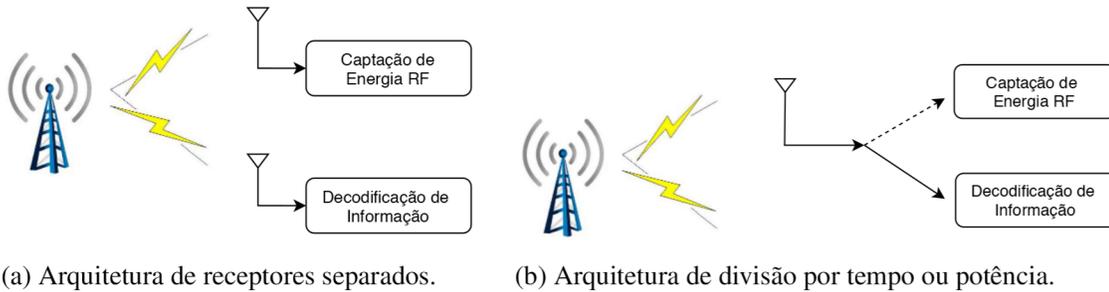


Figura 1 – Esquemas de representação das arquiteturas SWIPT.

energética (LU *et al.*, 2015). Sendo assim, nota-se que existem desafios consideráveis a serem superados para a implementação prática de captação de energia em redes de comunicação sem fio. Por outro lado, sistemas com captação de energia podem ser auto-sustentáveis em termos energéticos, pois a obtenção de energia de fontes disponíveis no meio ambiente teoricamente fornece um tempo de vida ilimitado a esses sistemas. Outra vantagem consiste em diminuir a necessidade de cabamentos e assim facilitar o carregamento de dispositivos em regiões de difícil acesso. Em suma, apesar dos vários desafios para a implementação prática de WPCNs, o potencial de ganho energético das técnicas de captação de energia RF incentiva o desenvolvimento de tecnologias para redes de comunicação com alimentação sem fio.

Inclusive, a técnica SWIPT, do inglês *Simultaneous Wireless Information and Power Transfer* (SWIPT), é uma tecnologia recente em WPCNs que permite captação de energia e decodificação de informação de um mesmo sinal RF. De forma alternativa, dois sinais diferentes podem enviar energia e informação separadamente. A representação desses dois esquemas é ilustrada na Figura 1. O primeiro esquema (a) mostra a arquitetura de receptores separados, na qual um receptor realiza captação de energia RF e o outro recebe informação. Nesse caso, duas antenas separadas, uma para cada receptor, recebem sinais de dois canais distintos. O segundo esquema (b) mostra a arquitetura de divisão por tempo ou potência. Nesse caso, um único receptor realiza ambas as operações de captação de energia e decodificação de informação. Assim, pode-se dividir o sinal em duas frações de potência para cada operação, ou ainda em dois intervalos de tempo para cada operação. Portanto, em sistemas SWIPT, determina-se uma razão de alocação de tempo ou de potência que produz um compromisso entre captação de energia e transmissão de informação. Neste trabalho, investiga-se a razão de alocação de tempo que otimiza esse compromisso em um cenário com múltiplos usuários NOMA e uma arquitetura SWIPT com o esquema de receptores separados.

1.2.2 *Sistemas NOMA*

O esquema NOMA é substancialmente diferente dos esquemas de múltiplo acesso ortogonais, pois o princípio básico do NOMA consiste em prover múltiplo acesso através do domínio da potência. Assim, NOMA serve vários usuários que compartilham um mesmo recurso de tempo e frequência, o que aumenta consideravelmente a eficiência espectral em comparação com sistemas ortogonais (DING *et al.*, 2017). Enquanto técnicas OMA, do inglês *Orthogonal Multiple Access* (OMA), servem um único usuário em cada bloco de recursos, a técnica NOMA sobrepõe as informações de cada usuário em um único bloco de recursos. A sobreposição da informação dos usuários NOMA é feita pelo transmissor através do método SC, do inglês *Superposition Coding* (SC), enquanto que a decodificação da informação no receptor ocorre através do método SIC. É importante salientar que, devido ao uso simultâneo de um mesmo bloco de recursos por múltiplos usuários, o esquema NOMA tem por desvantagem uma considerável interferência entre usuários. Por outro lado, a grande vantagem está no aumento da capacidade de usuários e na maior eficiência espectral do esquema NOMA.

O conceito fundamental da técnica SC (LIU *et al.*, 2018) está na capacidade de codificar o sinal de um usuário mais fraco (pior condição de canal) a uma taxa menor e então sobrepô-lo sobre o sinal do usuário mais forte (melhor condição de canal). Essa sobreposição ocorre na prática através de uma alocação de potência assimétrica, na qual o usuário mais fraco recebe uma fração de potência maior que a do usuário mais forte. Dessa forma, no processo de decodificação da informação, a técnica SIC detecta primeiramente o sinal mais forte (maior potência), que sofre a maior interferência de outros usuários. E então, remove-se o sinal mais forte do sinal composto para que o sinal com a segunda maior potência seja detectado. Repete-se o procedimento de remoção e detecção dos sinais até que seja detectado o sinal mais fraco (menor potência), que não sofre nenhuma interferência de outros usuários.

Uma característica marcante de sistemas NOMA refere-se à justiça de usuário, pois no esquema NOMA aloca-se mais potência ao usuário mais fraco. No entanto, a diferença entre as potências alocadas a cada usuário é bastante significativa, de maneira que pequenos ajustes na alocação de potência afetam consideravelmente a taxa total do sistema. Consequentemente, o desempenho de um sistema NOMA é bastante sensível à alocação de potência, o que faz do gerenciamento de potência um fator muito importante no desempenho ótimo da rede. Sendo assim, o estudo da alocação de potência e da justiça de usuário em sistemas NOMA é de bastante relevância em comunicações sem fio.

1.2.3 Otimização Convexa

Problemas de otimização convexos pertencem a uma classe de problemas que podem ser resolvidos eficientemente através de programação linear. A grande vantagem em formular e reconhecer problemas convexos está no fato de que a solução ótima pode ser encontrada através de técnicas eficientes como método dos pontos interiores e método de Newton (BOYD; VANDENBERGHE, 2009). Em suma, um problema de otimização é convexo se satisfaz a desigualdade $f_i(ax + by) \leq af_i(x) + bf_i(y)$, onde $f_i(\cdot)$ representam a função objetivo e as funções de restrições do problema, com $x, y, a, b \in \mathbb{R}$ e $a + b = 1, a \geq 0, b \geq 0$.

A teoria de otimização convexa é útil para a resolução de problemas em diversas áreas, especialmente em sistemas de controle dinâmico e sistemas de comunicações. Torna-se essencial o uso de técnicas de otimização convexa em problemas de otimização nos quais a distribuição de recursos afeta consideravelmente o desempenho do sistema. Nesses casos, a formulação de um problema convexo permite a obtenção de soluções viáveis em tempo real, o que também demanda menos recursos computacionais para implementação da solução.

O grande desafio em otimização convexa consiste em reformular o problema de maneira que se possa provar que o mesmo é convexo. Além disso, é necessário implementar o método de otimização mais adequado à estrutura do problema, o que em muitos casos torna-se desafiante. Em particular, o presente trabalho aplica três métodos de otimização para problemas convexos: método da bissetão, método de Newton e método subgradiente. Cada um desses métodos possuem aplicações específicas para o tipo de problema que se deseja resolver.

Normalmente, é difícil obter uma solução analítica que alcance o resultado ótimo, e assim recorrem-se aos métodos numéricos de otimização convexa que garantem a solução ótima. E infelizmente, para problemas de otimização não-linear, não existem métodos eficazes de resolução. Portanto, o papel da teoria de otimização convexa é de bastante importância para a resolução de problemas práticos encontrados na área de engenharia. Especificamente, o uso dessa teoria é bem expressivo na área de comunicações sem fio, conforme será discutido na seção 1.3. Logo, o estudo de otimização da alocação de recursos de rádio em WPCNs e sistemas NOMA é um tema de grande importância para o avanço de novas tecnologias em redes sem fio.

1.3 Revisão Bibliográfica

O estudo de WPCNs em conjunto com sistemas NOMA tem atraído a atenção de pesquisadores recentemente. Os autores em (GAUTAM *et al.*, 2019) analisam o desempenho de um sistema cooperativo SWIPT no qual retransmissores realizam captação de energia por RF. O artigo em (HU *et al.*, 2019) tem por objetivo maximizar a taxa de dados total de uma WPCN cooperativa através da configuração ótima da formação de feixe, ou do inglês *beamforming*, e da razão de alocação de tempo. Em (WANG; ZHAO, 2019), a solução ótima conjunta para alocação de espectro e de potência em um sistema NOMA cooperativo foi apresentada. Os autores em (ZHANG; WANG, 2019) maximizaram a soma das taxas dos usuários mais fracos em um sistema NOMA *full-duplex* através de alocação de potência e assinalamento de subportadoras. E recentemente, o trabalho em (CARVALHO *et al.*, 2020a) resolveu o problema de maximização da soma das taxas dos usuários NOMA em uma WPCN de dois saltos.

Além disso, é importante citar dois artigos sobre sigilo de informação em sistemas NOMA, os quais influenciaram bastante a produção deste trabalho de dissertação. O primeiro artigo, em (ZHANG *et al.*, 2016), mostra a alocação de potência ótima para maximização da soma das taxas de sigilo, ou do inglês *Secrecy Sum Rate (SSR)*, em um sistema NOMA sujeito a restrições de qualidade de serviço, ou do inglês *Quality of Service (QoS)*. O segundo artigo, em (TANG *et al.*, 2018), maximizou a SSR de um sistema SWIPT no qual os receptores de energia escutam de forma sigilosa a informação enviada aos usuários NOMA.

Por fim, o estudo sobre justiça de usuário em sistemas NOMA também tem sido explorado na literatura. O artigo em (AL-WANI *et al.*, 2019) propôs a configuração de formação de feixe e o esquema de agrupamento de usuários, ou do inglês *user clustering*, que aprimoram o compromisso entre justiça de usuário e taxa de dados em um sistema NOMA. Os autores em (DIAMANTOULAKIS *et al.*, 2016) investigaram o valor da razão de alocação de tempo que maximiza a justiça de usuário em um sistema NOMA no qual os usuários coletam energia de ondas de RF. O trabalho em (FANG *et al.*, 2019) considerou restrições de justiça de usuário para fins de maximização da eficiência energética em um sistema NOMA. E recentemente, (CARVALHO *et al.*, 2020b) resolveu o problema de maximização da taxa individual igualitária, que também maximiza a justiça de usuário, em uma WPCN de dois saltos com NOMA.

1.4 Objetivos e Contribuições

O objetivo principal deste trabalho é resolver de forma ótima dois problemas de otimização diferentes em um cenário com múltiplos usuários NOMA e uma WPCN de dois saltos. Em ambos os problemas, a solução ótima consiste em encontrar os coeficientes de alocação de potência e a razão de alocação de tempo que maximizam o objetivo.

Especificamente, o primeiro problema objetiva a maximização da soma total das taxas de dados dos usuários NOMA com a restrição de requisitos de taxa mínima por usuário. E o segundo problema objetiva a maximização da taxa individual igualitária de todos os usuários NOMA, os quais transmitem com taxas iguais.

As análises mostradas neste trabalho fornecem as seguintes contribuições para o estudo de WPCNs e sistemas NOMA:

- A formulação de dois problemas de alocação de recursos de rádio que otimizam a distribuição de potência e o escalonamento de tempo de uma WPCN com NOMA.
- A solução ótima de ambos os problemas através de algoritmos de otimização convexa e de expressões de forma fechada. Além disso, propõem-se soluções subótimas que fornecem um bom compromisso entre complexidade e desempenho.
- Resultados numéricos de simulações computacionais que avaliam o desempenho do sistema através das soluções propostas.

1.5 Produções Científicas

As contribuições científicas deste trabalho estão disponíveis na literatura através da publicação de dois artigos:

- J. A. de Carvalho, D. B. da Costa, F. Rafael M. Lima, R. Oliveira e U. S. Dias, “Non-Orthogonal Multiple Access in Two-Hop Wireless Powered Communication Networks”, *IEEE Wireless Communication Letters*, vol. 9, no. 9, pp. 1398-1402, Set. 2020.
- Jair A. de Carvalho, Daniel B. da Costa, L. Yang, George C. Alexandropoulos, R. Oliveira e Ugo S. Dias, “User Fairness in Wireless Powered Communication Networks with Non-Orthogonal Multiple Access”, *IEEE Wireless Communication Letters*, disponível em <https://ieeexplore.ieee.org/document/9222214>.

1.6 Estrutura da Dissertação

A estrutura do restante da dissertação é descrita a seguir. O capítulo 2 mostra a análise do problema de maximização da soma total das taxas. Em particular, apresentam-se a modelagem do sistema, a formulação do problema, a solução ótima do problema aproximado, o método de Newton para o problema original e os resultados de simulação.

O capítulo 3 investiga o problema de maximização da taxa individual igualitária. Especificamente, apresentam-se a formulação do problema, a alocação de potência ótima, a análise da razão de alocação de tempo e os resultados numéricos.

Por último, o capítulo 4 apresenta as conclusões finais do trabalho.

2 MAXIMIZAÇÃO DA SOMA TOTAL DAS TAXAS

Neste capítulo apresentam-se o problema de maximização da soma total das taxas e a sua solução ótima. Na seção 2.1 descreve-se o modelo de sistema através das equações que definem as variáveis do problema. Na seção 2.2 mostram-se as formulações de dois problemas: o primeiro (problema original) maximiza a expressão exata da soma das taxas dos usuários NOMA, e o segundo (problema aproximado) maximiza a expressão NOMA aproximada da soma das taxas. Na seção 2.3 deriva-se a solução ótima do problema aproximado através de expressões de forma fechada. Na seção 2.4 descreve-se o método de Newton que calcula a solução ótima do problema original. Por último, na seção 2.5 mostram-se os resultados numéricos da simulação computacional do problema e avalia-se o desempenho das soluções propostas.

2.1 Modelagem do Sistema

O modelo sistêmico consiste em três nós: uma fonte de energia, ou do inglês *Power Source* (PS), uma fonte de informação, ou do inglês *Information Source* (IS), e M usuários. Esse modelo é ilustrado na Figura 2. No primeiro salto, a PS envia um sinal RF à IS com o objetivo de transmitir energia sem fio. No segundo salto, a IS transmite informação aos usuários NOMA com a energia coletada na transmissão do primeiro salto. Além disso, o primeiro e segundo saltos possuem duração de tempo $(1 - \alpha)\tau$ e $\alpha\tau$, respectivamente, onde τ representa o tamanho do quadro de tempo e α é a razão de alocação de tempo, com $0 < \alpha < 1$. O coeficiente de canal do enlace entre PS e IS é dado por

$$h_{\text{PS,IS}} = d_{\text{PS,IS}}^{-\eta/2} v_{\text{PS,IS}}, \quad (2.1)$$

onde $d_{\text{PS,IS}}$ representa a distância entre PS e IS, η é o coeficiente de perda de percurso e $v_{\text{PS,IS}}$ é o coeficiente de desvanecimento Rayleigh entre PS e IS. Por conseguinte, define-se

$$E_{\text{IS}} = (1 - \alpha) \tau \zeta P_{\text{PS}} |h_{\text{PS,IS}}|^2, \quad (2.2)$$

como a energia coletada pela IS, onde ζ é a eficiência de conversão de energia, com $0 < \zeta < 1$, e P_{PS} representa a potência de transmissão da PS. Assim, a expressão da potência de transmissão da IS pode ser escrita como

$$P_{\text{IS}} = \frac{E_{\text{IS}}}{\alpha\tau} = \frac{1 - \alpha}{\alpha} \zeta P_{\text{PS}} |h_{\text{PS,IS}}|^2. \quad (2.3)$$

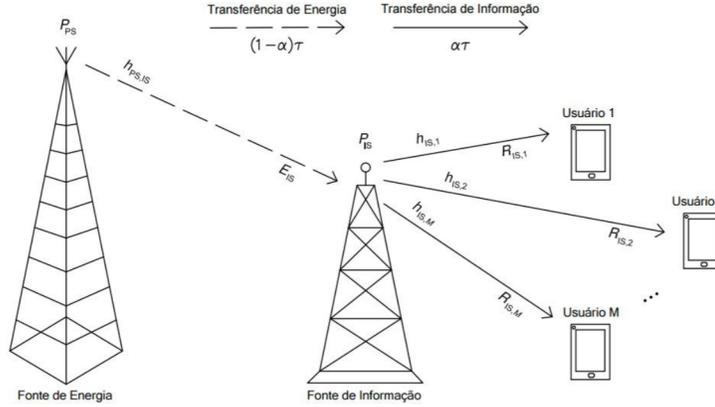


Figura 2 – Modelo sistêmico de uma WPCN de dois saltos com NOMA.

O coeficiente de canal do enlace entre IS e o m -ésimo usuário é dado por

$$h_{IS,m} = d_{IS,m}^{-\eta/2} v_{IS,m}, \quad \forall m \in \mathcal{M}, \quad (2.4)$$

onde $d_{IS,m}$ é a distância entre IS e o m -ésimo usuário, $v_{IS,m}$ é o coeficiente de desvanecimento Rayleigh entre IS e o m -ésimo usuário e $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$ denota o conjunto de todos os usuários. O sinal transmitido pela IS é expresso como $\sum_{m=1}^M \sqrt{a_m P_{IS}} x_m$, onde x_m é a mensagem do m -ésimo usuário e a_m é o coeficiente de alocação de potência do m -ésimo usuário, o qual obedece à restrição $\sum_{m=1}^M a_m \leq 1$. Define-se n_U como o ruído Gaussiano branco aditivo experimentado pelos usuários, com média zero e variância σ_U^2 . Portanto, o sinal recebido pelo m -ésimo usuário pode ser escrito como

$$y_m = h_{IS,m} \sum_{j=1}^M \sqrt{a_j P_{IS}} x_j + n_U, \quad \forall m \in \mathcal{M}. \quad (2.5)$$

A análise seguinte assumirá, sem perda de generalidade, um quadro de tempo unitário normalizado ($\tau = 1$). Além disso, para facilitar o entendimento da análise, considera-se que os ganhos de canal estão ordenados de acordo com $|h_{IS,1}|^2 \leq |h_{IS,2}|^2 \leq \dots \leq |h_{IS,M}|^2$. Dadas essas considerações, o usuário m detectará as mensagens de cada usuário $j < m$ e as removerá de y_m através da técnica SIC. Em contrapartida, as mensagens para $j > m$ são preservadas e tratadas como ruído na decodificação da informação do usuário m . Logo, define-se a taxa de dados entre IS e o m -ésimo usuário através da expressão

$$R_{IS,m} = \alpha \log_2 \left(1 + \frac{P_{IS} |h_{IS,m}|^2 a_m}{P_{IS} |h_{IS,m}|^2 \sum_{j=m+1}^M a_j + \sigma_U^2} \right). \quad (2.6)$$

2.2 Formulação do Problema

O objetivo do problema é maximizar a soma das taxas de todos os usuários do segundo salto. Então, expressa-se esse objetivo da seguinte forma:

$$S_{\text{taxa}} = \sum_{m=1}^M R_{\text{IS},m}. \quad (2.7)$$

O problema também requer que a IS satisfaça os requisitos de QoS de cada usuário m , dados por Q_m , $\forall m \in \mathcal{M}$. Especificamente, Q_m representa a taxa de dados mínima que o usuário m deve atingir. Desse modo, as restrições de QoS satisfazem a expressão

$$R_{\text{IS},m} \geq Q_m, \forall m \in \mathcal{M}. \quad (2.8)$$

Assim, para que os coeficientes de alocação de potência estejam em evidência nas restrições de QoS, substitui-se (2.6) em (2.8) e obtém-se

$$a_m \geq \left(2^{\frac{Q_m}{\alpha}} - 1\right) \left(\sum_{j=m+1}^M a_j + \frac{\sigma_{\text{U}}^2}{P_{\text{IS}}|h_{\text{IS},m}|^2}\right), \forall m \in \mathcal{M}. \quad (2.9)$$

As condições em (2.9) impõem que, para satisfazer todos os requisitos de taxa mínima, a IS transmita em uma potência mínima P_{IS}^{\min} . O valor de P_{IS}^{\min} é obtido através de

$$P_{\text{IS}}^{\min} = \sum_{m=1}^M P_m^{\min} = \sum_{m=1}^M a_m^{\min} P_{\text{IS}}, \quad (2.10)$$

onde P_m^{\min} é a potência mínima necessária para satisfazer o requisito de QoS do usuário m e a_m^{\min} é o coeficiente de alocação de potência que torna (2.9) uma igualdade. Dado um valor arbitrário de P_{IS} , então os valores de a_m^{\min} são calculados recursivamente, em ordem decrescente $M, M-1, \dots, 1$, até que todos os coeficientes se igualem a (2.9). Se o valor de P_{IS} respeitar o limiar de potência em (2.10), garante-se que as restrições de QoS serão observadas e, portanto, o problema formulado possui uma solução viável. Finalmente, para o cenário em que $P_{\text{IS}} \geq P_{\text{IS}}^{\min}$, o problema é viável e possui a seguinte formulação:

$$\max_{\alpha, a_m, \forall m \in \mathcal{M}} S_{\text{taxa}} \quad (2.11a)$$

$$\text{sujeito a (2.9),} \quad (2.11b)$$

$$\sum_{m=1}^M a_m \leq 1, \quad (2.11c)$$

$$0 < \alpha < 1. \quad (2.11d)$$

A função objetivo do problema (2.11) é uma soma de M funções logarítmicas, e assim, pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
S_{\text{taxa}} = & \alpha \sum_{m=2}^{M-1} \log_2 \left(P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},m}|^2 \sum_{j=m}^M a_j + \sigma_{\text{U}}^2 \right) - \log_2 \left(P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},m}|^2 \sum_{j=m+1}^M a_j + \sigma_{\text{U}}^2 \right) \\
& + \alpha \log_2 (P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},M}|^2 a_M + \sigma_{\text{U}}^2) - \alpha \log_2 \left(P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},1}|^2 \sum_{j=2}^M a_j + \sigma_{\text{U}}^2 \right) \\
& + \alpha \log_2 \left(1 + \frac{P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},1}|^2 \sum_{j=1}^M a_j}{\sigma_{\text{U}}^2} \right).
\end{aligned} \tag{2.12}$$

Logo, percebe-se que a solução ótima do problema (2.11) é difícil de obter devido à forma na qual α e a_m estão expressos em (2.12). No entanto, após uma inspeção cuidadosa, nota-se que (2.12) pode ser aproximado ao seu termo mais significativo:

$$S_{\text{taxa}} \approx S_{\text{aprox}} = \alpha \log_2 \left(1 + \frac{P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},1}|^2 \sum_{j=1}^M a_j}{\sigma_{\text{U}}^2} \right). \tag{2.13}$$

A aproximação em (2.13) negligencia os termos de (2.12) que resultam em pequenas diferenças. Por exemplo, para o somatório de $m = 2$ até $m = M - 1$, a diferença entre os dois termos é causada unicamente pela adição do coeficiente a_m ao termo positivo. Além disso, (2.13) é o único termo que contém o coeficiente a_1 , que é o maior entre todos os coeficientes de potência. Portanto, propõe-se a formulação de um problema aproximado que simplifica a função objetivo de acordo com (2.13). O problema aproximado é formulado a seguir:

$$\max_{\alpha, a_m, \forall m \in \mathcal{M}} S_{\text{aprox}} \tag{2.14a}$$

$$\text{sujeito a (2.9), (2.11c) e (2.11d)}. \tag{2.14b}$$

O problema (2.11) é resolvido eficientemente através do método de Newton se um bom ponto inicial for fornecido. Então, a solução ótima do problema (2.14) pode ser utilizada como ponto inicial para o método de Newton aplicado ao problema (2.11). Por fim, conclui-se que a solução ótima de (2.14) é uma solução subótima de (2.11).

2.3 Solução Ótima do Problema Aproximado

Divide-se o problema (2.14) em dois subproblemas diferentes: o primeiro calcula os coeficientes de alocação de potência ótimos a_m^* , e o segundo obtém a razão de alocação de tempo ótima α^* . Primeiramente, apresenta-se a solução do problema de otimização interno, que fornece uma expressão para a_m^* . Em seguida, mostra-se a solução do problema de otimização externo, que computa o valor de α^* .

2.3.1 Coeficientes de Alocação de Potência

O problema de otimização interno de (2.14) será considerado nessa seção. Esse subproblema consiste em obter os coeficientes de alocação de potência que maximizam a soma das taxas e que, ao mesmo tempo, satisfazem os requisitos de QoS. Conseqüentemente, o subproblema apresenta a seguinte formulação:

$$\max_{a_m, \forall m \in \mathcal{M}} S_{\text{aprox}} \quad (2.15a)$$

$$\text{sujeito a (2.9) e (2.11c)}. \quad (2.15b)$$

A equação (2.13) mostra que o objetivo (2.15a) é uma função da soma de todos os coeficientes de alocação de potência. Assim, para maximizar o objetivo, simplesmente deve-se maximizar $\sum_{j=1}^M a_j$. A restrição (2.11c) limita em 1 a soma de todos os valores de a_j , logo, $\sum_{j=1}^M a_j = 1$ é a condição necessária para maximizar (2.15a). Além disso, como a restrição (2.11c) torna-se uma igualdade, então torna-se válido o seguinte resultado:

$$\sum_{j=1}^M a_j = 1, \quad (2.16a)$$

$$\sum_{j=m+1}^M a_j = 1 - a_m - \sum_{j=1}^{m-1} a_j. \quad (2.16b)$$

Ao substituir (2.16b) em (2.9) as restrições de QoS assumem a forma

$$a_m \geq \left(1 - \frac{1}{2^{\frac{Q_m}{\alpha}}}\right) \left(1 - \sum_{j=1}^{m-1} a_j + \frac{\sigma_U^2}{P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},m}|^2}\right), \forall m \in \mathcal{M}. \quad (2.17)$$

Portanto, reescreve-se o problema (2.15) de acordo com (2.16a) e (2.17):

$$\max_{a_m, \forall m \in \mathcal{M}} \alpha \log_2 \left(1 + \frac{P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},1}|^2}{\sigma_U^2}\right) \quad (2.18a)$$

$$\text{sujeito a (2.16a) e (2.17)}. \quad (2.18b)$$

A função objetivo (2.18a) tornou-se uma constante, pois $\sum_{j=1}^M a_j$ desapareceu da fórmula devido à restrição (2.16a). Logo, obtém-se a solução ótima contanto que todo a_m satisfaça (2.17) e que a soma dos coeficientes seja igual a 1. Observa-se que é possível encontrar vários conjuntos solução, $\{a_m^* : \forall m \in \mathcal{M}\}$, que satisfazem todas as restrições à medida que o objetivo é maximizado ao seu valor constante. Encontra-se um desses conjuntos solução quando (2.17) torna-se uma igualdade e garante-se que $\sum_{j=1}^M a_j = 1$. De maneira a obter tal solução, define-se ξ_m como o limiar mínimo para o coeficiente a_m , que é o valor que iguala ambos os lados da equação (2.17). Essa definição pode ser escrita como

$$\xi_m = \left(1 - \frac{1}{2 \frac{\rho_m}{\alpha}}\right) \left(1 - \sum_{j=1}^{m-1} \xi_j + \frac{\sigma_U^2}{P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},m}|^2}\right), \forall m \in \mathcal{M}. \quad (2.19)$$

A equação (2.19) indica que os valores de ξ_m são calculados em ordem crescente $1, 2, \dots, M$. A solução ótima iguala todos os coeficientes de alocação de potência a ξ_m , exceto o último coeficiente. Uma vez que $\sum_{m=1}^M \xi_m = 1$ somente se $P_{\text{IS}} = P_{\text{IS}}^{\min}$, então, para satisfazer (2.16a) têm-se que $a_M = 1 - \sum_{m=1}^{M-1} \xi_m$. Assim, os coeficientes de alocação de potência ótimos são dados por

$$a_m^* = \begin{cases} \xi_m, & 1 \leq m \leq M-1, \\ 1 - \sum_{j=1}^{M-1} \xi_j, & m = M. \end{cases} \quad (2.20)$$

2.3.2 Razão de Alocação de Tempo

O problema de otimização externo de (2.14) será analisado a seguir. Esse subproblema calcula a razão de alocação de tempo que maximiza a função objetivo e satisfaz $0 < \alpha < 1$. Inicialmente, substitui-se (2.3) em (2.13) para expressar o objetivo em função de α :

$$S_{\text{aprox}} = f(\alpha) = \alpha \log_2 \left(1 + \frac{1-\alpha}{\alpha} \zeta \rho_1 \sum_{j=1}^M a_j\right), \quad (2.21a)$$

$$\rho_m = \frac{P_{\text{PS}} |h_{\text{PS,IS}}|^2 |h_{\text{IS},m}|^2}{\sigma_U^2}. \quad (2.21b)$$

Portanto, escreve-se a formulação do subproblema de acordo com (2.21a):

$$\max_{\alpha} f(\alpha) \quad (2.22a)$$

$$\text{sujeito a (2.11d)}. \quad (2.22b)$$

A função $f(\alpha)$ é estritamente côncava se $f''(\alpha) < 0$. Nesse caso, o problema (2.22) é resolvido através da solução de $f'(\alpha) = 0$. Logo, a derivada primeira de $f(\alpha)$ é dada por

$$f'(\alpha) = \log_2 \left(1 + \frac{1-\alpha}{\alpha} b \right) - \frac{b}{\ln(2)(\alpha + (1-\alpha)b)}, \quad (2.23a)$$

$$b = \zeta \rho_1 \sum_{j=1}^M a_j. \quad (2.23b)$$

Por conseguinte, obtém-se a expressão da derivada segunda de $f(\alpha)$:

$$f''(\alpha) = -\frac{b^2}{\ln(2) \alpha (\alpha + (1-\alpha)b)^2}. \quad (2.24)$$

Ao analisar a equação (2.24) conclui-se que $f''(\alpha) < 0$, e conseqüentemente, $f(\alpha)$ é uma função estritamente côncava. Então, o valor de α que maximiza $f(\alpha)$ é a solução de $f'(\alpha) = 0$. De acordo com (2.23a), $f'(\alpha) = 0$ resulta em

$$\frac{b-1}{e} = \frac{\alpha(b-1)}{\alpha + (1-\alpha)b} e^{\frac{\alpha(b-1)}{\alpha + (1-\alpha)b}}. \quad (2.25)$$

O ramo principal da função W de Lambert, representado por $W_0(x)$, por definição satisfaz $W_0(xe^x) = x$. Percebe-se que (2.25) possui a forma $c = xe^x$, e assim, ao aplicar-se $W_0(\cdot)$ em ambos os lados de (2.25) obtém-se $W_0(c) = W_0(xe^x) = x$. Logo, (2.25) resume-se a

$$W_0\left(\frac{b-1}{e}\right) = \frac{\alpha(b-1)}{\alpha + (1-\alpha)b}. \quad (2.26)$$

A partir de (2.26), encontra-se a razão de alocação de tempo ótima:

$$\alpha^* = \frac{b}{(b-1) \left(\frac{1}{W_0\left(\frac{b-1}{e}\right)} + 1 \right)}, \quad b \neq 1. \quad (2.27)$$

Além disso, prova-se que $\alpha^* \in (0, 1)$ ao reescrever (2.27) da seguinte forma:

$$\alpha^* = \frac{b}{\frac{b-1}{W_0\left(\frac{b-1}{e}\right)} - 1 + b} = \frac{b}{e^{W_0\left(\frac{b-1}{e}\right)+1} - 1 + b} < 1. \quad (2.28)$$

O resultado (2.28) é válido pois $W_0(x)e^{W_0(x)} = x$, $W_0(x) > -1$ para $x > -1/e$. Como $b > 0$, então $W_0\left(\frac{b-1}{e}\right) > -1$ e $0 < \alpha^* < 1$. Portanto, (2.27) resolve o problema (2.22).

2.3.3 Solução Ótima Conjunta

As equações (2.20) e (2.27) fornecem as soluções ótimas para os coeficientes de alocação de potência e para a razão de alocação de tempo. Assim, para resolver o problema (2.14) deve-se aplicar ambas as soluções simultaneamente. Essa solução ótima conjunta é representada por α^{opt} e a_m^{opt} . Primeiramente, é importante notar que (2.20) requer que $\sum_{j=1}^M a_j = 1$. Logo, (2.23b) simplifica-se a $b = \zeta \rho_1$ e, a partir de (2.27), escreve-se a expressão de α^{opt} :

$$\alpha^{\text{opt}} = \frac{\zeta \rho_1}{(\zeta \rho_1 - 1) \left(\frac{1}{w_0 \left(\frac{\zeta \rho_1 - 1}{e} \right)} + 1 \right)}. \quad (2.29)$$

Então, na equação (2.19), P_{IS} é substituído por (2.3) e α por α^{opt} para expressar o limiar ótimo ξ_m^{opt} :

$$\xi_m^{\text{opt}} = \left(1 - \frac{1}{2 \frac{Q_m}{\alpha^{\text{opt}}}} \right) \left(1 - \sum_{j=1}^{m-1} \xi_j^{\text{opt}} + \frac{\alpha^{\text{opt}}}{(1 - \alpha^{\text{opt}}) \zeta \rho_m} \right). \quad (2.30)$$

Finalmente, na equação (2.20), ξ_m é substituído por ξ_m^{opt} para obter a_m^{opt} :

$$a_m^{\text{opt}} = \begin{cases} \xi_m^{\text{opt}}, & 1 \leq m \leq M-1, \\ 1 - \sum_{j=1}^{M-1} \xi_j^{\text{opt}}, & m = M. \end{cases} \quad (2.31)$$

2.4 Método de Newton para o Problema Original

Nessa seção, propõe-se um algoritmo iterativo baseado no método de Newton para resolver o problema original (2.11). A seguir, através da Proposição 1, simplifica-se o problema ao reescrever (2.9) e (2.11c) em uma só restrição.

Proposição 1: Os coeficientes de alocação de potência ótimos para o problema (2.11) são dados pela expressão (2.20).

Prova: Inicialmente, considere o caso sem restrições de QoS, ou seja, $Q_m = 0$, $\forall m \in \mathcal{M}$. Nesse caso, é evidente que a solução ótima consiste em alocar toda a potência ao usuário M . Isso é verdadeiro pois o usuário M tem o melhor ganho de canal e não sofre interferência dos outros usuários. Consequentemente, toda a potência é investida no usuário mais forte porque $R_{\text{IS},M}$ dá o maior retorno em taxa de dados. Agora, considere o caso de (2.11) com $Q_m > 0$, $\forall m \in \mathcal{M}$. Dessa vez, não é possível investir toda a potência no usuário M porque é necessário prover uma taxa de dados mínima para os outros usuários. Entretanto, o princípio que

maximiza a soma das taxas permanece o mesmo: investir toda a potência possível no usuário M contanto que os outros usuários sejam satisfeitos. Esse princípio é observado se $a_m = \xi_m$ para $m < M$ e $a_M = 1 - \sum_{j=1}^{M-1} \xi_j$. Portanto, a alocação de potência ótima para o problema (2.11) é dada por (2.20).

A Proposição 1 simplifica (2.11) como mostrado a seguir:

$$\min_{\alpha, a_m, \forall m \in \mathcal{M}} g(\alpha) = -S_{\text{taxa}} \quad (2.32a)$$

$$\text{sujeito a (2.20) e (2.11d)}. \quad (2.32b)$$

O método de Newton é notavelmente aplicado a problemas de minimização de funções, e assim, redefiniu-se o objetivo de (2.11a) para (2.32a). A equação (2.20) calcula os valores de a_m em função de P_{IS} . No entanto, necessita-se encontrar o valor ótimo de α para determinar a_m através de (2.31). Infelizmente, não é possível computar α através de uma expressão de forma fechada, pois não existe solução analítica que resolva $g'(\alpha) = 0$. Logo, aplica-se o método de Newton para se obter uma solução numérica. A implementação do método de Newton requer as expressões de $g'(\alpha)$ e $g''(\alpha)$. A derivada primeira é dada por

$$g'(\alpha) = \sum_{m=1}^{M-1} \log_2 \left(\frac{p_m(\alpha)}{q_m(\alpha)} \right) + \frac{|h_{\text{IS},m}|^2}{\alpha \ln(2)} \left(\frac{C_m}{q_m(\alpha)} - \frac{C_{m+1}}{p_m(\alpha)} \right) - \log_2(r(\alpha)) + \frac{\zeta \rho_M a_M}{\alpha \ln(2) r(\alpha)}, \quad (2.33a)$$

$$p_m(\alpha) = [(1 - \alpha)/\alpha] C_{m+1} |h_{\text{IS},m}|^2 + \sigma_{\text{U}}^2, \quad (2.33b)$$

$$q_m(\alpha) = [(1 - \alpha)/\alpha] C_m |h_{\text{IS},m}|^2 + \sigma_{\text{U}}^2, \quad (2.33c)$$

$$r(\alpha) = [(1 - \alpha)/\alpha] \zeta \rho_M a_M + 1, \quad (2.33d)$$

$$C_m = \zeta P_{\text{PS}} |h_{\text{PS,IS}}|^2 \sum_{j=m}^M a_j. \quad (2.33e)$$

Por conseguinte, a derivada segunda pode ser expressa como

$$g''(\alpha) = \sum_{m=1}^{M-1} \frac{|h_{\text{IS},m}|^4}{\alpha \ln(2)} \left(\frac{C_m^2}{u_m^2(\alpha)} - \frac{C_{m+1}^2}{t_m^2(\alpha)} \right) + \frac{(\zeta \rho_M a_M)^2}{\alpha \ln(2) s^2(\alpha)}, \quad (2.34a)$$

$$t_m(\alpha) = (1 - \alpha) C_{m+1} |h_{\text{IS},m}|^2 + \alpha \sigma_{\text{U}}^2, \quad (2.34b)$$

$$u_m(\alpha) = (1 - \alpha) C_m |h_{\text{IS},m}|^2 + \alpha \sigma_{\text{U}}^2, \quad (2.34c)$$

$$s(\alpha) = (1 - \alpha) \zeta \rho_M a_M + \alpha. \quad (2.34d)$$

Algorithm 1 Método de Newton para maximização da soma das taxas

- 1: Ajuste a tolerância $\varepsilon > 0$ à precisão desejada
 - 2: Calcule o ponto inicial $\alpha^{(0)}$ através de (2.29)
 - 3: Inicialize os coeficientes de potência $a_m^{(0)}$ de acordo com (2.31)
 - 4: Inicialize o decremento de Newton $\lambda^2 = d$, para $d/2 > \varepsilon$
 - 5: Inicialize o índice de iteração $k = 0$
 - 6: **while** $\lambda^2/2 > \varepsilon$ **do**
 - 7: Atualize $\alpha = \alpha^{(k)}$ e $a_m = a_m^{(k)}$, $\forall m \in \mathcal{M}$
 - 8: Calcule $g'(\alpha)$ e $g''(\alpha)$ através de (2.33a) e (2.34a)
 - 9: Calcule o passo de Newton $\Delta\alpha = g'(\alpha)/g''(\alpha)$
 - 10: Atualize $\alpha^{(k+1)} = \alpha^{(k)} - \Delta\alpha$
 - 11: Calcule $a_m^{(k+1)}$ através de (2.31) para $\alpha^{\text{opt}} = \alpha^{(k+1)}$
 - 12: Atualize o decremento de Newton $\lambda^2 = g'(\alpha)^2/g''(\alpha)$
 - 13: Atualize o índice de iteração $k = k + 1$
 - 14: **end while**
-

O procedimento que descreve o método de Newton (BOYD; VANDENBERGHE, 2009) é mostrado no Algoritmo 1. Inicialmente, na linha 1, o erro de precisão é ajustado de acordo com a tolerância ε . Então, nas linhas 2 e 3 computam-se os pontos iniciais $\alpha^{(0)}$, $a_m^{(0)}$, que são obtidos através da solução do problema aproximado. $\alpha^{(k)}$ e $a_m^{(k)}$ são os valores de solução da k -ésima iteração. O decremento de Newton λ^2 , que mede o erro de precisão, é inicializado na linha 4. Na linha 5, inicializa-se $k = 0$. Em seguida, da linha 6 a 14, executa-se o método iterativo que atualiza o valor de cada iteração. Na linha 7, α e a_m recebem os valores da iteração atual que serão utilizados nas fórmulas (2.33a) e (2.34a). Consequentemente, $g'(\alpha)$ e $g''(\alpha)$ são calculados na linha 8. O passo de Newton $\Delta\alpha$ é computado pela razão $g'(\alpha)/g''(\alpha)$ na linha 9, e na linha 10 subtrai-se $\Delta\alpha$ de $\alpha^{(k)}$ para se obter o valor da próxima iteração $\alpha^{(k+1)}$. Na linha 11 calcula-se $a_m^{(k+1)}$ para $\alpha^{\text{opt}} = \alpha^{(k+1)}$ através de (2.31), dado que (2.20) fornece os coeficientes de alocação de potência ótimos. Por último, atualiza-se o decremento de Newton $\lambda^2 = g'(\alpha)^2/g''(\alpha)$ na linha 12 e k é incrementado por 1 na linha 13.

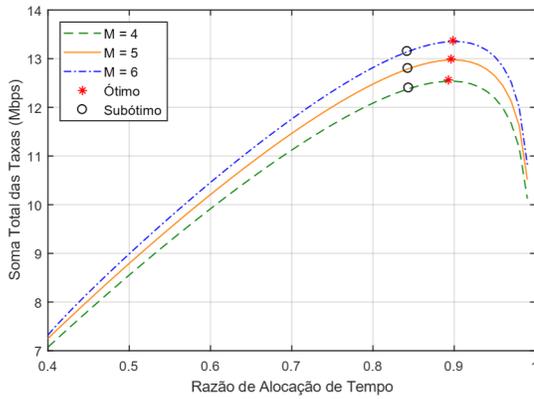


Figura 3 – Soma total das taxas versus razão de alocação de tempo. $P_{PS} = 34$ dBm, $M = 4, 5, 6$, $Q_m = 1, 1$ Mbps.

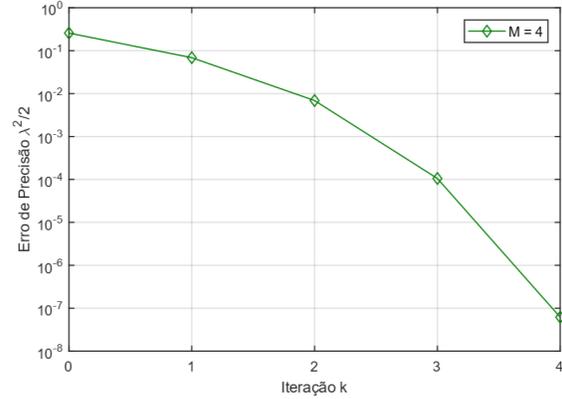


Figura 4 – Erro de precisão $\lambda^2/2$ versus iteração k . $P_{PS} = 34$ dBm, $M = 4$, $Q_m = 1, 1$ Mbps, $\varepsilon = 1 \times 10^{-6}$.

2.5 Resultados Numéricos

Nessa seção, apresenta-se os resultados de simulação para validar a análise de sistema e avaliar o desempenho das soluções. No cenário de simulação a PS é colocada no centro de uma célula circular de raio $R_4 = 12$ m. A IS é aleatoriamente posicionada em um anel de raio interior $R_1 = 4$ m e raio exterior $R_2 = 6$ m. Os M usuários são aleatoriamente posicionados em um anel de raio interior $R_3 = 8$ m e raio exterior $R_4 = 12$ m. Selecionaram-se os seguintes parâmetros de simulação: $\eta = 3, 5$, $\zeta = 0, 5$, $\sigma_U^2 = -70$ dBm (GAUTAM *et al.*, 2019).

A Figura 3 mostra a soma total das taxas, S_{taxa} , à medida que α varia de 0,4 a 0,99. As curvas para $M = 4, 5, 6$ e seus respectivos pontos para as soluções ótima (Algoritmo 1) e subótima (2.29) são apresentados. Na Figura 3 percebe-se que a solução subótima fornece uma boa estimativa do ponto ótimo, que é próximo de $\alpha = 0,9$. Isso significa que a opção ótima é carregar a IS 10% do tempo e transmitir informação 90% do tempo. Também, percebe-se que a soma das taxas aumenta quando M cresce pois um maior ganho de diversidade é experimentado para um M maior. A Figura 4 mostra o erro de precisão, $\lambda^2/2$, para as 5 primeiras iterações do Algoritmo 1. A curva para $M = 4$ e $\varepsilon = 1 \times 10^{-6}$ é mostrada. Portanto, conclui-se que a solução ótima converge rapidamente pois $k = 4$ já produz um resultado abaixo do valor de tolerância.

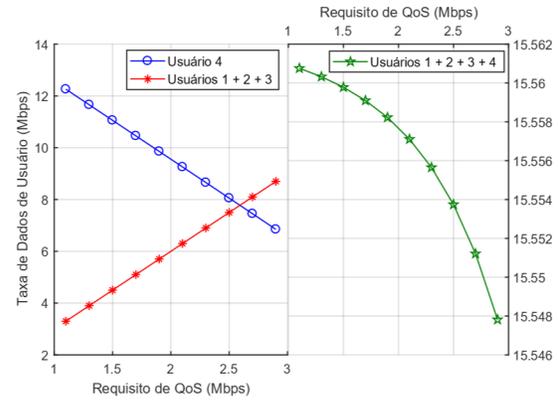
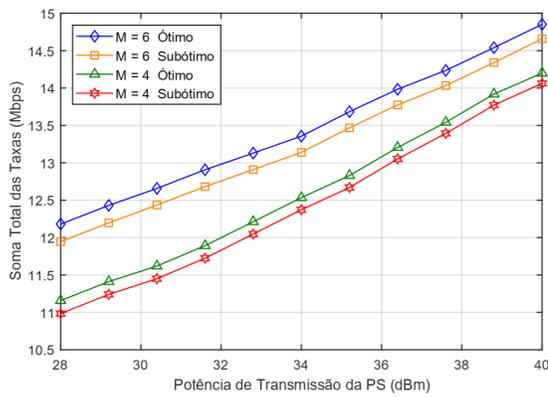


Figura 5 – Soma total das taxas versus potência de transmissão da PS. $P_{PS} = 28$ a 40 dBm, $M = 4, 6$, $Q_m = 1, 1$ Mbps. Figura 6 – Taxa de dados de usuário versus requisito de QoS. $Q_m = 1, 1$ a $2, 9$ Mbps, $M = 4$ (ótimo), $P_{PS} = 37, 6$ dBm.

A Figura 5 mostra a soma total das taxas à medida que se varia a potência de transmissão da PS. Os pontos para $P_{PS} = 28, 29.2, \dots, 40$ dBm são mostrados. Além disso, as curvas para as soluções ótima e subótima com $M = 4$ e $M = 6$ são comparadas. Como esperado, a soma das taxas aumenta à medida que P_{PS} cresce e um M maior resulta em uma taxa de dados maior. Nota-se também que a solução subótima aproxima-se bastante da curva ótima. A Figura 6 apresenta a taxa de dados de usuário à medida que o requerimento de QoS aumenta. Os valores de QoS são $Q_m = 1.1, 1.3, \dots, 2.9$ Mbps e $M = 4$ (solução ótima). O gráfico à esquerda mostra que a taxa de dados do usuário 4 diminui e a soma das taxas dos usuários 1, 2, 3 aumenta quando Q_m cresce. Esse comportamento é esperado porque está de acordo com (2.20). Aparentemente, uma curva decai à mesma taxa que a outra cresce, no entanto, o gráfico à direita mostra que a soma das taxas dos usuários 1, 2, 3, 4 decresce lentamente à medida que Q_m aumenta (2 kbps por nível de QoS em média). Assim, $R_{IS,4}$ decai a uma taxa maior quando comparada à taxa de crescimento de $\sum_{m=1}^3 R_{IS,m}$. Por fim, como esperado, o decréscimo na soma total das taxas é mais acentuado à medida que Q_m cresce.

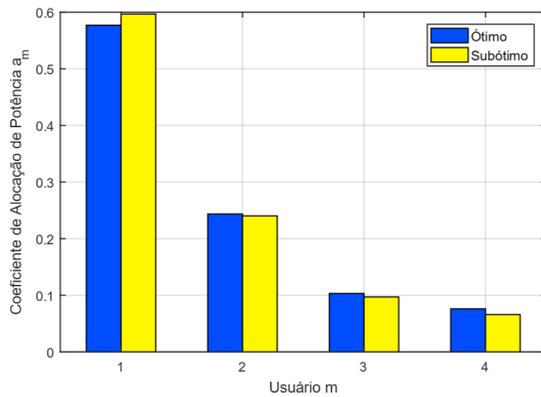


Figura 7 – Coeficiente de alocação de potência a_m versus usuário m . $P_{PS} = 34$ dBm, $Q_m = 1, 1$ Mbps, $M = 4$.

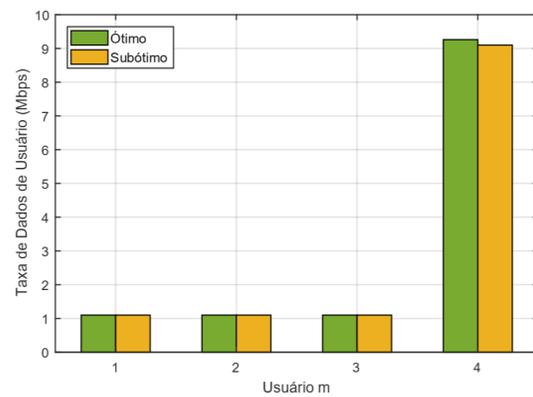


Figura 8 – Taxa de dados de usuário versus usuário m . $P_{PS} = 34$ dBm, $Q_m = 1, 1$ Mbps, $M = 4$.

A Figura 7 mostra os coeficientes de alocação de potência, a_m , para $m = 1, 2, 3, 4$ e para as soluções ótima e subótima. Usuários com m pequeno sofrem bastante com interferência e ainda possuem os menores ganhos de canal. Consequentemente, um valor muito maior de a_m é atribuído para m pequeno. Por outro lado, a Figura 8 mostra a taxa de dados de usuário para cada m . É interessante observar que um pequeno valor para a_4 é suficiente para atingir um grande valor de taxa de dados para o usuário 4. Isso ocorre porque o usuário 4 não sofre interferência de outros usuários e ainda possui o maior ganho de canal. Percebe-se que a solução ótima investe menos no usuário 1 para investir mais no usuário 4 em comparação à solução subótima. Logo, a solução ótima fornece uma taxa de dados maior ao usuário 4 e ainda iguala a taxa de dados dos outros usuários ao requisito de QoS. Entretanto, a solução subótima oferece uma boa aproximação do resultado ótimo. Então, confirma-se que (2.29) provê uma aproximação prática de α ótimo e que o Algoritmo 1 obtém a solução ótima com rápida convergência.

3 MAXIMIZAÇÃO DA TAXA INDIVIDUAL IGUALITÁRIA

Neste capítulo formula-se o problema de maximização da taxa individual igualitária e apresentam-se a solução ótima e duas soluções de baixa complexidade. É importante observar que o modelo de sistema é o mesmo do capítulo 2, e assim, as definições da seção 2.1 também aplicam-se à análise do capítulo 3. Na seção 3.1 descreve-se a formulação matemática do problema. Na seção 3.2 obtém-se a solução ótima para os coeficientes de alocação de potência através do método da bisseção. Na seção 3.3 mostra-se a análise da razão de alocação de tempo e propõem-se três soluções diferentes: ótima, subótima e ingênua. Por fim, na seção 3.4 apresentam-se os resultados de simulação e comparam-se as soluções propostas.

3.1 Formulação do Problema

O problema de maximização da taxa individual igualitária requer que todos os usuários transmitam a uma taxa igual, R_{igual} . Expressa-se esse requisito da seguinte forma:

$$R_{\text{IS},m} = R_{\text{igual}}, \forall m \in \mathcal{M}. \quad (3.1)$$

A equação (3.1) demanda uma alocação de potência que iguala a taxa de dados obtida por todos os usuários. Assim, substitui-se (2.6) em (3.1) para escrever a expressão dos coeficientes de alocação de potência:

$$a_m = \left(2^{\frac{R_{\text{igual}}}{\alpha}} - 1 \right) \left(\sum_{j=m+1}^M a_j + \frac{\sigma_U^2}{P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},m}|^2} \right), \forall m \in \mathcal{M}. \quad (3.2)$$

Portanto, o objetivo é encontrar a razão de alocação de tempo e os coeficientes de alocação de potência que maximizam R_{igual} . Logo, a formulação do problema é dada por

$$\max_{\alpha, a_m, \forall m \in \mathcal{M}} R_{\text{igual}} \quad (3.3a)$$

$$\text{sujeito a (3.2),} \quad (3.3b)$$

$$\sum_{m=1}^M a_m \leq 1, \quad (3.3c)$$

$$0 < \alpha < 1. \quad (3.3d)$$

É importante salientar que a solução do problema (3.3) também maximiza a justiça de usuário, pois todos os usuários transmitem a uma mesma taxa. A seguir, divide-se o problema (3.3) em dois subproblemas. O primeiro calcula a taxa individual igualitária ótima, R_{igual}^* , e os coeficientes de alocação de potência ótimos, a_m^* . O segundo obtém a razão de alocação de tempo ótima α^* . Essa abordagem aplica o princípio de otimização sobre algumas variáveis (BOYD; VANDENBERGHE, 2009), e assim não afeta a otimalidade da solução.

3.2 Alocação de Potência Ótima

Nessa seção, propõe-se um algoritmo de busca baseado no método da bisseção para encontrar os coeficientes de alocação de potência ótimos. Primeiramente, simplifica-se a restrição (3.3c) a uma igualdade de acordo com a Proposição 2.

Proposição 2: A solução ótima do problema (3.3) requer que $\sum_{m=1}^M a_m = 1$.

Prova: O valor de R_{igual} é dado por (2.6), logo, a derivada primeira de R_{igual} em relação a a_m é determinada por

$$\frac{dR_{\text{igual}}}{da_m} = \frac{\alpha}{\ln(2) \left(\sum_{j=m}^M a_j + \frac{\sigma_U^2}{P_{\text{IS}} |h_{\text{IS},m}|^2} \right)} > 0. \quad (3.4)$$

Portanto, ao analisar (3.4) percebe-se que R_{igual} cresce monotonicamente à medida que a_m aumenta. Então, para maximizar R_{igual} é preciso maximizar a_m , o que ocorre se $\sum_{m=1}^M a_m = 1$.

Consequentemente, para um valor fixo de α , o problema que calcula os coeficientes de alocação de potência ótimos possui a seguinte formulação:

$$\max_{a_m, \forall m \in \mathcal{M}} R_{\text{igual}} \quad (3.5a)$$

$$\text{sujeito a (3.2),} \quad (3.5b)$$

$$\sum_{m=1}^M a_m = 1. \quad (3.5c)$$

O problema (3.5) é solucionado pelo valor de R_{igual} que simultaneamente satisfaz (3.2) e (3.5c). Em outras palavras, R_{igual}^* é o valor que utiliza toda a potência disponível para prover uma taxa igual a R_{igual}^* para cada usuário. Logo, dado um valor inicial para a_M^* , calcula-se R_{igual} através de (2.6) para $m = M$. Além disso, computa-se a_m , para $m = 1, \dots, M-1$, através de (3.2). Por fim, se a restrição (3.5c) é satisfeita, então a solução ótima foi encontrada, caso contrário, uma busca por a_M^* em $(0, 1)$ deve ser realizada.

Algorithm 2 Método da bisseção para obter a alocação de potência ótima

```

1: Ajuste a tolerância  $\varepsilon > 0$  à precisão desejada
2: Inicialize o intervalo  $(l, u)$ , com  $l > 0$  e  $u < 1$ 
3: Inicialize o erro de solução  $\Delta s = s_0$ , para  $s_0 > \varepsilon$ 
4: while  $\Delta s > \varepsilon$  do
5:   Calcule  $t = (l + u)/2$  e atualize  $a_M = t$ 
6:   Calcule  $R_{\text{igual}}$ , para  $m = M$ , através de (2.6)
7:   Calcule  $a_m$ ,  $m = M - 1, \dots, 1$ , através de (3.2)
8:   Atualize  $S_{\text{coef}} = \sum_{m=1}^M a_m$ 
9:   if  $S_{\text{coef}} < 1$  then
10:    Atualize  $l = t$ 
11:   else
12:    Atualize  $u = t$ 
13:   end if
14:   Atualize  $\Delta s = |1 - S_{\text{coef}}|$ 
15: end while

```

A busca inicia-se em um intervalo (l, u) , com $l > 0$ e $u < 1$. De forma iterativa, divide-se o intervalo em seu ponto médio $t = (l + u)/2$ e verifica-se se a_M^* pertence à metade superior ou inferior do intervalo. Se $a_M^* \in (t, u)$, então atualiza-se o limite inferior $l = t$, caso contrário, $a_M^* \in (l, t)$ e atualiza-se o limite superior $u = t$. Em ambos os casos, o novo intervalo possui metade do tamanho do intervalo anterior. Assim, a busca continua até que o intervalo seja reduzido a um tamanho bem pequeno. Essa solução, descrita no Algoritmo 2, é conhecida como o método da bisseção (BOYD; VANDENBERGHE, 2009).

Inicialmente, ajusta-se a tolerância ε na linha 1. Então, na linha 2 inicializa-se o intervalo (l, u) . O erro de solução Δs , que mede a diferença $|1 - \sum_{m=1}^M a_m|$, é inicializado na linha 3. Em seguida, da linha 4 a 15, o algoritmo busca por a_M^* enquanto $\Delta s > \varepsilon$. Na linha 5, calcula-se o ponto médio $t = (l + u)/2$ e atualiza-se $a_M = t$. Na linha 6, o valor de R_{igual} para $m = M$ é computado. Por conseguinte, na linha 7 calculam-se os coeficientes de alocação de potência para o dado valor de R_{igual} . Além disso, é importante notar que os valores de a_m são determinados em ordem decrescente $m = M - 1, \dots, 1$, com $a_M = t$. Na linha 8 computa-se S_{coef} , que representa a soma de todos os coeficientes de alocação de potência. Consequentemente, na linha 9, se $S_{\text{coef}} < 1$, então $a_M^* > t$ e $a_M^* \in (t, u)$. Nesse caso, atualiza-se o limite inferior $l = t$ na linha 10. Caso contrário, $a_M^* < t$ e $a_M^* \in (l, t)$ porque $S_{\text{coef}} > 1$. Para tal caso, atualiza-se o limite superior $u = t$ na linha 12. Finalmente, atualiza-se o erro de solução $\Delta s = |1 - S_{\text{coef}}|$ na linha 14. O algoritmo termina quando a restrição (3.5c) for satisfeita com tolerância ε .

3.3 Análise da Razão de Alocação de Tempo

Nessa seção, apresenta-se a análise do problema que calcula a razão de alocação de tempo ótima. A formulação desse problema é dada por

$$\max_{\alpha} R_{\text{igual}} \quad (3.6a)$$

$$\text{sujeito a (3.1) e (3.3d)}. \quad (3.6b)$$

O problema (3.6) é solucionado pelo valor de α que satisfaz $0 < \alpha < 1$ e maximiza R_{igual} com $R_{\text{IS},m} = R_{\text{igual}}, \forall m \in \mathcal{M}$. Além disso, se (3.6) for um problema convexo e satisfizer a condição de qualificação de Slater, então as condições de *Karush-Kuhn-Tucker* (KKT) são suficientes para alcançar otimalidade. A partir da análise das condições KKT obtém-se a solução ótima, que será mostrada a seguir.

3.3.1 Solução Ótima

Primeiramente, para provar que (3.6) é um problema convexo, deve-se verificar se a restrição (3.1) é côncava. Portanto, substitui-se P_{IS} por (2.3) na equação (2.6) para se obter $R_{\text{IS},m}$ em função de α :

$$R_{\text{IS},m} = \omega_m(\alpha) = \alpha \log_2 \left(1 + \frac{\theta_m}{\beta_m + \frac{\alpha}{1-\alpha}} \right), \quad (3.7a)$$

$$\theta_m = \zeta \rho_m a_m, \quad (3.7b)$$

$$\beta_m = \zeta \rho_m \sum_{j=m+1}^M a_j. \quad (3.7c)$$

A derivada segunda de $R_{\text{IS},m}$ em relação a α é dada por

$$\omega_m''(\alpha) = \frac{-\theta_m(2\beta_m\gamma_m(1-\alpha) + (\beta_m + \gamma_m)\alpha)}{\ln(2)(\beta_m(1-\alpha) + \alpha)^2(\gamma_m(1-\alpha) + \alpha)^2}, \quad (3.8a)$$

$$\gamma_m = \theta_m + \beta_m = \zeta \rho_m \sum_{j=m}^M a_j. \quad (3.8b)$$

Após uma inspeção cuidadosa de (3.8a) conclui-se que $\omega_m''(\alpha) < 0$, e sendo assim, as restrições em (3.1) são estritamente côncavas. Além disso, a função objetivo em (3.6a) e a restrição (3.3d) são lineares. Logo, (3.6) é um problema convexo. Adicionalmente, (3.6) satisfaz a condição de qualificação de Slater pois (3.1) é uma igualdade e (3.3d) é uma desigualdade

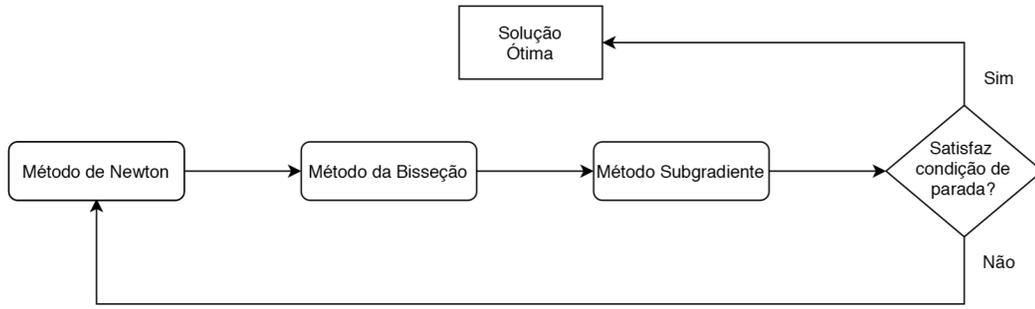


Figura 9 – Fluxograma de diagramas de bloco que mostra a interação entre os métodos de Newton, bisseção e subgradiente.

estrita. Consequentemente, as condições KKT são suficientes para alcançar otimalidade. A função de Lagrange do problema (3.6) é determinada por

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\alpha}, R_{\text{igual}}) = R_{\text{igual}} + \sum_{m=1}^M \mu_m (\omega_m(\boldsymbol{\alpha}) - R_{\text{igual}}), \quad (3.9)$$

onde μ_m é o multiplicador de Lagrange (ML) associado a m -ésima restrição e $\boldsymbol{\mu}$ é o vetor de ML formado pelos valores de $\mu_m, \forall m \in \mathcal{M}$. A condição KKT de otimalidade afirma que

$$\frac{d\mathcal{L}(\boldsymbol{\mu}^*, \boldsymbol{\alpha}^*, R_{\text{igual}})}{d\boldsymbol{\alpha}} = \sum_{m=1}^M \mu_m^* \omega'_m(\boldsymbol{\alpha}^*) = 0. \quad (3.10)$$

A condição (3.10) mostra que a combinação linear de $\omega'_m(\boldsymbol{\alpha}^*), \forall m \in \mathcal{M}$, deve ser igual a zero. Nesse caso, os pesos da combinação são os ML ótimos μ_m^* . Já que é possível encontrar várias combinações de μ_m^* que satisfazem (3.10), então existem diferentes soluções para o vetor de ML ótimo $\boldsymbol{\mu}^*$. Entretanto, existe uma solução particular que reduz o cálculo de $\boldsymbol{\mu}^*$ a um único ML. Essa solução assume que $\mu_m^* = 1$, para $m = 2, \dots, M$, o que simplifica a condição (3.10) a

$$\mu_1^* \omega'_1(\boldsymbol{\alpha}^*) + \sum_{m=2}^M \omega'_m(\boldsymbol{\alpha}^*) = 0. \quad (3.11)$$

A condição (3.11) indica que o vetor de ML ótimo é dado por $\boldsymbol{\mu}^* = [\mu_1^*, 1, \dots, 1]_{1 \times M}$, o qual é único. Dessa forma, necessita-se calcular apenas o ML associado ao usuário 1, o que se torna uma abordagem muito prática. Porém, percebe-se que $\mu_1 \in \mathbb{R}$, o que difere da definição usual $\mu_m \in \mathbb{R}_{\geq 0}, \forall m \in \mathcal{M}$. Por exemplo, se $\omega'_m(\boldsymbol{\alpha}^*) > 0, \forall m \in \mathcal{M}$, então μ_1^* deve ser negativo para satisfazer (3.11). Assim, o domínio de μ_1 é o conjunto $\mathbb{R}_{<0} \cup \mathbb{R}_{\geq 0} = \mathbb{R}$. A equação (3.11)

Algorithm 3 Método de Newton para maximização da taxa individual igualitária

- 1: Ajuste a tolerância $\varphi > 0$ à precisão desejada
 - 2: Inicialize o decremento de Newton $\lambda^2 > \varphi$
 - 3: Inicialize $\alpha \in (0, 1)$ e $\mu_1 \in \mathbb{R}$
 - 4: **while** $\lambda^2 > \varphi$ **do**
 - 5: Calcule $a_m, \forall m \in \mathcal{M}$, através do Algoritmo 2
 - 6: Calcule $\omega'_m(\alpha), \forall m \in \mathcal{M}$, através de (3.12a)
 - 7: Calcule $\Omega_1 = \mu_1 \omega'_1(\alpha) + \sum_{m=2}^M \omega'_m(\alpha)$
 - 8: Calcule $\omega''_m(\alpha), \forall m \in \mathcal{M}$, através de (3.8a)
 - 9: Compute $\Omega_2 = \mu_1 \omega''_1(\alpha) + \sum_{m=2}^M \omega''_m(\alpha)$
 - 10: Atualize o passo de Newton $\Delta\alpha = -\Omega_1/\Omega_2$
 - 11: Inicialize o tamanho do passo $\psi = 1$
 - 12: **while** $\alpha + \psi \Delta\alpha > 1$ **do**
 - 13: Atualize $\psi = \psi/2$
 - 14: **end while**
 - 15: Atualize μ_1 através do Algoritmo 4
 - 16: Atualize $\alpha = \alpha + \psi \Delta\alpha$
 - 17: Atualize $\lambda^2 = -\Omega_1^2/\Omega_2$
 - 18: **end while**
-

requer o valor de $\omega'_m(\alpha)$, que é obtido através de

$$\omega'_m(\alpha) = \log_2 \left(\frac{\Gamma_m(\alpha)}{B_m(\alpha)} \right) - \frac{\alpha \theta_m}{\ln(2) \Gamma_m(\alpha) B_m(\alpha)}, \quad (3.12a)$$

$$\Gamma_m(\alpha) = \gamma_m(1 - \alpha) + \alpha, \quad (3.12b)$$

$$B_m(\alpha) = \beta_m(1 - \alpha) + \alpha. \quad (3.12c)$$

A análise anterior mostra que o algoritmo da solução ótima deve encontrar os valores de α^* e μ_1^* que satisfazem (3.11). Logo, dois métodos diferentes para α e μ_1 serão implementados. O primeiro atualiza o valor de α através do método de Newton. O segundo ajusta o valor de μ_1 através do método subgradiente. A convergência do método de Newton é garantida pois (3.6) é um problema convexo. Além disso, o passo de Newton, cujo numerador é (3.11), é igual a zero no ponto ótimo. Portanto, o método de Newton converge à medida que a condição de otimalidade é satisfeita, o que garante que a solução é ótima. A Figura 9 mostra o fluxograma da solução ótima.

Inicialmente, descreve-se o método de Newton como mostrado no Algoritmo 3. Na linha 1, a precisão da solução é ajustada à tolerância φ . O decremento de Newton λ^2 , que mede o erro de solução, é inicializado na linha 2. Na linha 3 atribui-se os valores iniciais de α e μ_1 . Em seguida, da linha 4 a 18, o algoritmo atualiza α enquanto $\lambda^2 > \varphi$. Na linha 5, para o dado valor de α , executa-se o Algoritmo 2 para calcular os coeficientes de alocação de potência ótimos. Então, $\omega'_m(\alpha)$ é computado através de (3.12a) na linha 6. Na linha 7 calcula-se Ω_1 , o

Algorithm 4 Método subgradiente para atualizar μ_1

- 1: Calcule $R_{\text{igual}} = \omega_1(\alpha)$ através de (3.7a)
 - 2: Calcule o passo de busca $\Delta\mu = \omega_1(\alpha + \psi\Delta\alpha) - R_{\text{igual}}$
 - 3: Calcule o sinal de busca $\kappa = \Omega_1/|\Omega_1|$
 - 4: Atualize $\mu_1 = \mu_1 + \kappa\Delta\mu$
-

Tabela 1 – Complexidade computacional de cada método

Solução	Complexidade computacional
Algoritmo 2	$\mathcal{O}(IM\Lambda(n)\log(n))$
Algoritmo 3	$\mathcal{O}(J(IM + M + 1)\Lambda(n)\log(n))$
Algoritmo 4	$\mathcal{O}(\Lambda(n)\log(n))$

numerador do passo de Newton, de acordo com (3.11). Por conseguinte, $\omega_m''(\alpha)$ é computado através de (3.8a) na linha 8. Na linha 9 calcula-se Ω_2 , o denominador do passo de Newton, de acordo com a derivada de (3.11). A seguir, atualiza-se o passo de Newton $\Delta\alpha = -\Omega_1/\Omega_2$ na linha 10, e inicializa-se o tamanho do passo $\psi = 1$ na linha 11. ψ representa a porção de $\Delta\alpha$ que é adicionada a α . Assim, $\Delta\alpha$ é multiplicado por ψ para evitar que α viole a restrição (3.3d). Se ψ não for pequeno o suficiente, o seu valor é diminuído pela metade até que $\alpha + \psi\Delta\alpha < 1$ (linha 12 a 14). O próximo passo é atualizar μ_1 através do Algoritmo 4 na linha 15. Por fim, α é atualizado na linha 16 e $\lambda^2 = -\Omega_1^2/\Omega_2$ é calculado na linha 17.

Agora descreve-se o método subgradiente conforme mostrado no Algoritmo 4. Na linha 1, computa-se $R_{\text{igual}} = \omega_1(\alpha)$. Na linha 2, calcula-se o passo de busca $\Delta\mu$ de acordo com a diferença entre $\omega_1(\alpha + \psi\Delta\alpha)$ e R_{igual} . Logo, $\Delta\mu$ é o incremento na taxa do usuário 1 causado pelo acréscimo de $\psi\Delta\alpha$ em α . A expressão para $\Delta\mu$ deriva-se do fato de que μ_m multiplica $\omega_m(\alpha) - R_{\text{igual}}$ em (3.9). Na linha 3, computa-se o sinal de busca $\kappa = \Omega_1/|\Omega_1|$ que corresponde ao sinal da derivada primeira. $\kappa \in \{-1, 1\}$ multiplica $\Delta\mu > 0$ para direcionar a busca de acordo com a direção da derivada. Caso contrário, μ_1 cresceria indefinidamente e nunca alcançaria μ_1^* . Por último, na linha 4, μ_1 é incrementado pelo valor de $\kappa\Delta\mu$.

A complexidade computacional de pior caso para cada método é apresentada na Tabela 1. Em cada caso, as operações levadas em consideração são adições, multiplicações, comparações e cálculo de funções logarítmicas. O algoritmo de iteração aritmética-geométrica média foi empregado para calcular a função $\log_2(\cdot)$. Esse algoritmo possui complexidade $\mathcal{O}(\Lambda(n)\log(n))$, onde n é o número de dígitos de precisão da função logarítmica e $\Lambda(n)$ é a complexidade computacional de multiplicar-se dois números de n dígitos. Na Tabela 1, o número de iterações necessárias aos Algoritmo 2 e 3 é dada por I e J , respectivamente.

3.3.2 Solução Sub-Ótima

O Algoritmo 3 encontra a solução ótima do problema (3.3). Porém, essa solução utiliza-se de dois métodos numéricos, o que custa caro em termos de recursos computacionais. Portanto, propõe-se que (2.29) seja utilizada como solução subótima para o valor de α^* . A expressão (2.29) é a solução ótima do problema aproximado (seção 2.3), e também satisfaz $0 < \alpha < 1$. Dessa forma, obtém-se α através de uma expressão de forma fechada, o que diminui a complexidade computacional da solução subótima. Tal solução consiste em dois passos. Primeiramente, calcula-se α através de (2.29), e então executa-se o Algoritmo 2 para obter os coeficientes de alocação de potência.

3.3.3 Solução Ingênua

Adicionalmente, é possível derivar uma expressão que relaciona α e a_M . Nesse caso, a solução é obtida apenas em função de expressões de forma fechada. O princípio dessa solução é assumir que, na função objetivo, $R_{\text{igual}} = R_{\text{IS},M}$. Assim, a condição de otimalidade reduz-se a $\omega'_M(\alpha) = 0$. A partir de (3.12a), essa condição pode ser escrita como

$$\ln\left(1 + \frac{1-\alpha}{\alpha} \theta_M\right) = \frac{\theta_M}{\theta_M(1-\alpha) + \alpha}. \quad (3.13)$$

Além disso, com a ajuda de $W_0(x)$, (3.13) resulta em

$$1 + \frac{1-\alpha}{\alpha} \theta_M = e^{W_0\left(\frac{\theta_M-1}{e}\right)+1}. \quad (3.14)$$

Consequentemente, de (3.14) obtém-se o seguinte valor de α :

$$\alpha = \frac{\theta_M}{\theta_M + e^{W_0\left(\frac{\theta_M-1}{e}\right)+1} - 1}. \quad (3.15)$$

A equação (3.15) satisfaz $0 < \alpha < 1$ pois $\theta_M > 0$ e $W_0(x) > -1$ para $x > -1/e$. Como $\theta_M = \zeta \rho_M a_M$, então α é calculado em função de a_M . A solução ingênua é obtida através de três passos. Primeiramente, dado um valor de a_M , calcula-se α através de (3.15). Em seguida, computa-se R_{igual} para $m = M$ através de (2.6). Por último, calcula-se os coeficientes de alocação de potência para $m = M - 1, \dots, 1$ através de (3.2).

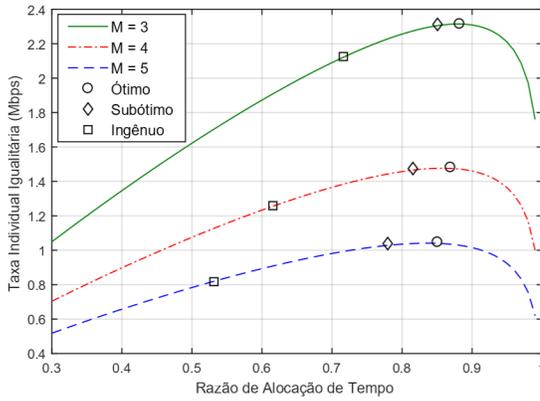


Figura 10 – Taxa individual igualitária versus razão de alocação de tempo. $M = 3, 4, 5$, $P_{PS} = 40$ dBm, $\alpha = 0, 3$ a $0, 99$.

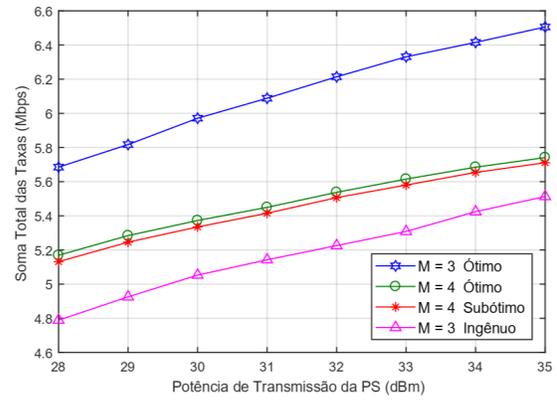


Figura 11 – Soma total das taxas versus potência de transmissão da PS. $M = 3, 4$, $P_{PS} = 28, 29, \dots, 35$ dBm.

3.4 Resultados Numéricos

O cenário de simulação do problema de maximização da taxa individual igualitária é o mesmo da seção 2.5, exceto o modelo de captação de energia. Nesse caso, resolveu-se adotar um modelo não-linear de captação de energia conforme utilizado em (CLERCKX *et al.*, 2019). Para esse modelo assume-se que $\zeta = 0, 8$ para $100 \mu\text{W} \leq P_{IS} < 10 \text{ mW}$, $\zeta = 0, 4$ para $10 \mu\text{W} \leq P_{IS} < 100 \mu\text{W}$, $\zeta = 0, 2$ para $1 \mu\text{W} \leq P_{IS} < 10 \mu\text{W}$, e $\zeta = 0, 02$ para $P_{IS} < 1 \mu\text{W}$. O modelo não-linear representa mais fielmente o comportamento real do processo de captação de energia em relação ao modelo linear, que assume ζ constante. Na prática, ζ varia de acordo com a potência recebida, conforme o modelo utilizado nessa simulação.

A Figura 10 mostra a taxa individual igualitária, R_{igual} , em função da razão de alocação de tempo com $\alpha = 0, 3$ a $0, 99$. As curvas para $M = 3, 4, 5$ e os pontos para as soluções ótima (Algoritmo 3), subótima (2.29) e ingênua (3.15) são mostrados. É notável que a solução subótima aproxima-se bastante do ponto ótimo. O resultado da solução ingênua melhora para M menor, mas ainda assim está consideravelmente abaixo de α ótimo. Para $M = 5$, $\alpha^* = 0, 85$, o que significa que a melhor opção é transmitir informação 85% do tempo e carregar a IS 15% do tempo. Além disso, α^* aumenta à medida que M decresce pois a IS necessita de um menor tempo de recarga para menos usuários. Como esperado, R_{igual} diminui à medida que M cresce, porque uma menor porção de potência é dada a cada usuário quando M aumenta. No entanto, a soma total das taxas, dada por $M R_{\text{igual}}$, também diminui à medida que M cresce. Esse comportamento é mostrado na Figura 11, que apresenta a soma total das taxas em função da

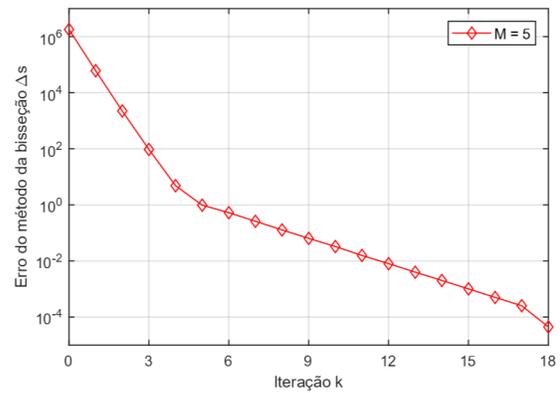
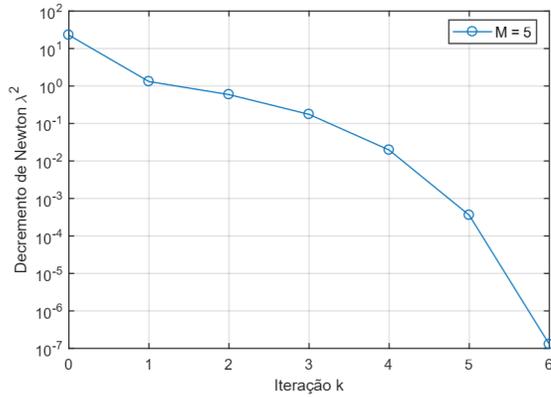


Figura 12 – Decremento de Newton λ^2 versus iteração k . $M = 5$, $P_{PS} = 40$ dBm, $\varphi = 1 \times 10^{-6}$.

Figura 13 – Erro do método da bisseção Δs versus iteração k . $M = 5$, $P_{PS} = 40$ dBm, $\varepsilon = 1 \times 10^{-4}$.

potência de transmissão da PS. A soma das taxas aumenta à medida que P_{PS} cresce para todas as soluções, mas a curva para $M = 3$ (ótimo) cresce mais rapidamente que as curvas para $M = 4$. Adicionalmente, $M = 3$ (ótimo) possui uma soma de taxa superior em comparação a $M = 4$. Logo, o aumento em M não compensa o decréscimo em R_{igual} .

A Figura 12 mostra o decremento de Newton, λ^2 , para as primeiras 7 iterações do Algoritmo 3. A curva para $\varphi = 1 \times 10^{-6}$ e $M = 5$ é mostrada. Na primeira iteração, com valores iniciais $\alpha = 0,5$ (ponto médio do intervalo) e $\mu_1 = 2,8$ (μ_1^* médio), o erro é $\lambda^2 > 10$. Nas próximas iterações, o erro diminui continuamente até que $\lambda^2 < 10^{-6}$ na última iteração. A Figura 13 mostra o erro de solução do método da bisseção, Δs , para as primeiras 19 iterações do Algoritmo 2. A curva para $\varepsilon = 1 \times 10^{-4}$ e $M = 5$ é apresentada. Os valores iniciais são $l = 1 \times 10^{-4}$, $u = 5 \times 10^{-2}$. O erro inicial é $\Delta s > 1 \times 10^6$ e o valor final do erro é $\Delta s < 1 \times 10^{-4}$. Essa grande variação de erro deve-se ao grande intervalo de valores que a_M^* pode assumir. A potência utilizada para 19 iterações é 99,99% da potência total, e 99% para 13 iterações.

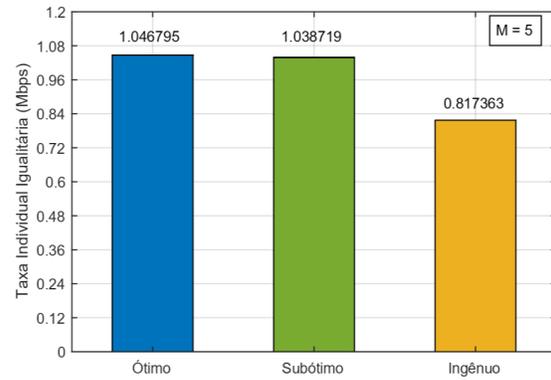
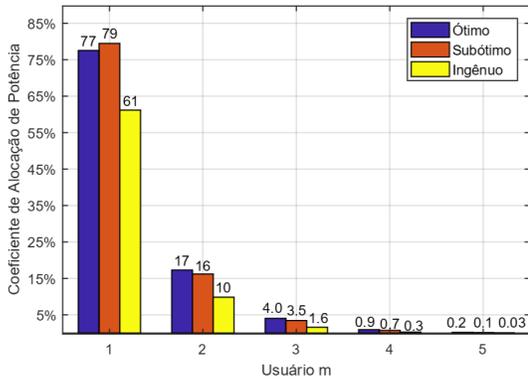


Figura 14 – Coeficiente de alocação de potência versus usuário m . $M = 5$, $P_{PS} = 40$ dBm. Figura 15 – Taxa individual igualitária para cada solução. $M = 5$, $P_{PS} = 40$ dBm.

A Figura 14 mostra os coeficientes de alocação de potência, a_m , para $m = 1$ a 5 e $P_{PS} = 40$ dBm. As soluções ótima, sub-ótima e ingênua são comparadas. Usuários mais fracos possuem um ganho de canal menor e são mais afetados por interferência. Isso causa que valores maiores de a_m sejam atribuídos para um m menor. Apesar da grande disparidade entre $a_1 = 77\%$ e $a_5 = 0,2\%$ (ótimo), os usuários 1 e 5 atingem a mesma taxa de dados. A Figura 15 mostra os valores de R_{igual} (Mbps) obtidos para cada solução. A diferença entre ótimo e subótimo é de apenas 8 kbps, enquanto que a solução ingênua difere 221 kbps do resultado ótimo. A solução ingênua não garante que toda a potência seja utilizada, e por isso produz resultados inferiores. Entretanto, a solução ingênua possui baixa complexidade em comparação ao Algoritmo 3. No demais, a solução subótima é uma boa alternativa para prover um compromisso entre complexidade e desempenho.

4 CONCLUSÕES

Neste trabalho, analisaram-se dois problemas de alocação de recursos de rádio em uma rede de comunicação com alimentação sem fio e múltiplo acesso não ortogonal. No primeiro problema, o objetivo era maximizar a soma total das taxas dos usuários NOMA sujeitos a restrições de taxa mínima. Através da formulação de um problema aproximado, derivaram-se expressões de forma fechada para os coeficientes de alocação de potência e a razão de alocação de tempo, que aplicadas ao problema original produzem uma solução subótima. Em seguida, obteve-se a solução ótima do problema original através do método de Newton com rápida convergência, conforme mostrado pelos resultados de simulação. Além disso, os resultados mostram que a solução subótima fornece um bom compromisso entre complexidade e desempenho e que a aproximação da expressão NOMA da soma das taxas é eficaz.

No segundo problema, o objetivo era maximizar a taxa individual igualitária e assim prover a máxima justiça de usuário. Através do método da bisseção, obtiveram-se a alocação de potência ótima e a taxa individual igualitária ótima. Então, através da análise da razão de alocação de tempo ótima, provou-se que o problema de otimização era convexo. Partindo-se dessa análise, formulou-se o método de Newton em conjunto com o método subgradiente para encontrar a solução ótima. Além disso, duas soluções de baixo custo computacional foram propostas. Finalmente, os resultados de simulação apresentaram um comparativo entre as soluções propostas e comprovaram o comportamento esperado do sistema.

REFERÊNCIAS

- AL-WANI, M. M.; SALI, A.; NOORDIN, N. K.; HASHIM, S. J.; LEOW, C. Y.; KRIKIDIS, I. Robust beamforming and user clustering for guaranteed fairness in downlink NOMA with partial feedback. **IEEE Access**, v. 7, p. 121599–121611, 2019.
- BOYD, S.; VANDENBERGHE, L. **Convex Optimization**. [S. l.]: Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2009.
- CARVALHO, J. A. de; COSTA, D. B. da; LIMA, F. R. M.; OLIVEIRA, R.; DIAS, U. S. Non-orthogonal multiple access in two-hop wireless powered communication networks. **IEEE Wireless Commun. Lett.**, v. 9, n. 9, p. 1398–1402, 2020.
- CARVALHO, J. A. de; COSTA, D. B. da; YANG, L.; ALEXANDROPOULOS, G. C.; OLIVEIRA, R.; DIAS, U. S. User fairness in wireless powered communication networks with non-orthogonal multiple access. **Aceito para publicação em IEEE Wireless Commun. Lett. (DOI: 10.1109/LWC.2020.3030818)**, 2020.
- CLERCKX, B.; ZHANG, R.; SCHOBBER, R.; NG, D. W. K.; KIM, D. I.; POOR, H. V. Fundamentals of wireless information and power transfer: from RF energy harvester models to signal and system designs. **IEEE J. Sel. Areas Commun.**, v. 37, n. 1, p. 4–33, 2019.
- DIAMANTOULAKIS, P. D.; PAPPI, K. N.; DING, Z.; KARAGIANNIDIS, G. K. Wireless-powered communications with non-orthogonal multiple access. **IEEE Trans. Wireless Commun.**, v. 15, n. 12, p. 8422–8436, 2016.
- DING, Z.; LEI, X.; KARAGIANNIDIS, G. K.; SCHOBBER, R.; YUAN, J.; BHARGAVA, V. K. A survey on non-orthogonal multiple access 5G networks: research challenges and future trends. **IEEE J. Sel. Areas Commun.**, v. 35, n. 10, p. 2181–2195, 2017.
- FANG, F.; DING, Z.; LIANG, W.; ZHANG, H. Optimal energy efficient power allocation with user fairness for uplink MC-NOMA systems. **IEEE Wireless Commun. Lett.**, v. 8, n. 4, p. 1133–1136, 2019.
- GAUTAM, S.; VU, T. X.; CHATZINOTAS, S.; OTTERSTEN, B. Cache-aided simultaneous wireless information and power transfer (SWIPT) with relay selection. **IEEE J. Sel. Areas Commun.**, v. 37, n. 1, p. 187–201, 2019.
- HU, G.; CAI, Y.; XU, K.; HUANG, Y. Opportunistic energy harvesting for multi-antenna relay-assisted wireless powered communication network. **IEEE Commun. Lett.**, v. 23, n. 1, p. 148–151, 2019.
- LIU, Y.; QIN, Z.; ELAKASHLAN, M.; DING, Z.; NALLANATHAN, A.; HANZO, L. Non-orthogonal multiple access for 5G and beyond. **Disponível em <https://arxiv.org/pdf/1808.00277.pdf>**, 2018.
- LU, X.; NIYATO, D.; KIM, D. I.; HAN, Z. Wireless networks with RF energy harvesting: A contemporary survey. **IEEE Commun. Surveys & Tutorials**, v. 17, n. 2, p. 264–302, 2015.
- PERERA, T. D. P.; JAYAKODY, D. N. K.; SHARMA, S. K.; CHATZINOTAS, S.; LI, J. Simultaneous wireless information and power transfer (SWIPT): Recent advances and future challenges. **IEEE Commun. Surveys & Tutorials**, v. 20, n. 1, p. 264–302, 2018.

TANG, J.; ZHANG, X. Y.; SHOJAEIFARD, A.; WONG, K.; LI, Z. Optimization for maximizing sum secrecy rate in SWIPT-enabled NOMA systems. **IEEE Access**, v. 6, p. 43440–43449, 2018.

WANG, Q.; ZHAO, F. Joint spectrum and power allocation for NOMA enhanced relaying networks. **IEEE Access**, v. 7, p. 27008–27016, 2019.

ZHANG, X.; WANG, F. Resource allocation for wireless power transmission over full-duplex OFDMA/NOMA mobile wireless networks. **IEEE J. Sel. Areas Commun.**, v. 37, n. 2, p. 327–344, 2019.

ZHANG, Y.; WANG, H. M.; YANG, Q.; DING, Z. Secrecy sum rate maximization in non-orthogonal multiple access. **IEEE Commun. Lett.**, v. 20, n. 5, p. 930–933, 2016.