

# UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ CAMPUS DE SOBRAL CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

#### JHENIFER DE OLIVEIRA MELO

# OTIMIZAÇÃO DE SISTEMAS DE COMUNICAÇÃO SEM FIO COM ACESSO MÚLTIPLO NÃO-ORTOGONAL E TRANSFERÊNCIA DE ENERGIA

#### JHENIFER DE OLIVEIRA MELO

## OTIMIZAÇÃO DE SISTEMAS DE COMUNICAÇÃO SEM FIO COM ACESSO MÚLTIPLO NÃO-ORTOGONAL E TRANSFERÊNCIA DE ENERGIA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Elétrica do Campus de Sobral da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do grau de bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Rafael Marques Lima.

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)

#### M4850 Melo, Jhenifer de Oliveira.

Otimização de Sistemas de Comunicação Sem Fio com Acesso Múltiplo Não-Ortogonal e Transferência de Energia / Jhenifer de Oliveira Melo. – 2020.

63 f.: il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Sobral, Curso de Engenharia Elétrica, Sobral, 2020.

Orientação: Prof. Dr. Francisco Rafael Marques Lima.

1. Transferência de Energia. 2. Acesso Múltiplo Não-Ortogonal. 3. Cancelamento Sucessivo de Interferência. 4. Qualidade de Serviço. I. Título.

CDD 621.3

#### JHENIFER DE OLIVEIRA MELO

### OTIMIZAÇÃO DE SISTEMAS DE COMUNICAÇÃO SEM FIO COM ACESSO MÚLTIPLO NÃO-ORTOGONAL E TRANSFERÊNCIA DE ENERGIA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Elétrica do Campus de Sobral da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do grau de bacharel em Engenharia Elétrica.

Aprovada em:

#### BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Francisco Rafael Marques Lima. (Orientador) Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Me. Wendley Souza da Silva Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Me. Yuri Victor Lima de Melo Universidade Federal do Ceará (UFC)

À minha família. Em especial, à minha querida mãe, Elisângela Oliveira; ao meu irmão, Jhonatan Oliveira; e à minha avó, Maria Irian.

#### **AGRADECIMENTOS**

À minha família. Sou grata por todo o amor e incentivo que recebo.

Ao Prof. Rafael Lima, por ser meu orientador de pesquisa e também um mentor acadêmico. Sou grata pela oportunidade de aprender com um profissional tão competente, que admiro imensamente e tenho como referência.

Aos meus amigos e colegas de curso: Carla Vanessa Rocha, Joaquim Osterwald Moura e Paulo Vinícius Miranda. Sou grata por essas boas amizades que a universidade me trouxe.

A todos os outros colegas e amigos de fora da universidade que me incentivaram e me ajudaram de algum modo no percurso da graduação.

A todos que foram meus professores no curso de Engenharia Elétrica, incluindo alguns professores do curso de Engenharia da Computação, que fizeram parte desta importante etapa da minha vida, deixando sua contribuição na minha formação acadêmica.

À Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUN-CAP), por minha bolsa de iniciação científica entre os anos de 2018 e 2019.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), por minha bolsa de iniciação científica entre os anos de 2019 e 2020.

À Universidade Federal do Ceará (UFC), em especial ao Campus de Sobral como um todo, pelo acolhimento, pelo respeito e por toda a experiência de aprendizado que tive durante esses 5 anos de graduação.

"Nunca estou realmente satisfeita quanto a entender alguma coisa; porque, até onde entendo, a minha compreensão só pode ser uma fração infinitesimal de tudo o que eu quero compreender."

(Ada Lovelace)

**RESUMO** 

Nesta pesquisa, com base em um cenário simples, foi desenvolvido um problema de otimização

para maximizar a taxa total de transferência alcançável de dados em um sistema WPCN (Wireless

Powered Communication Network) que emprega NOMA (Non-Orthogonal Multiple Access),

estipulando uma taxa mínima de transmissão de dados para cada usuário como forma de garantia

de QoS (Quality of Service). O modelo do sistema explorado consiste em uma célula com um

ponto central de acesso e alguns terminais móveis, considerando dois estágios: primeiramente

a colheita de energia (*Energy Harvesting*) ou transferência de energia sem fio (*Wireless Power* 

Transfer), etapa na qual os terminais móveis dos usuários têm suas baterias carregadas através das

ondas de radiofrequência provenientes do ponto de acesso - desconsiderando fontes naturais de

energia; depois, a etapa da transmissão de dados dos terminais móveis dos usuários para o ponto

de acesso (uplink). Na segunda fase, o ponto de acesso emprega o SIC (Successive Interference

Cancellation) na decodificação. Neste estudo, foram desenvolvidas duas soluções heurísticas

de custo computacional reduzido para o problema de otimização. Em simulações realizadas, as

heurísticas são comparadas com um algoritmo proposto em um dos artigos de referência e com

a solução ótima. Observa-se que uma das heurísticas propostas apresenta desempenho quase

ótimo.

Palavras-chave: WPCN. NOMA. QoS. Transferência de energia. SIC.

**ABSTRACT** 

In this research, based on a simple scenario, an optimization problem was developed to maximize

the total data data rate in a WPCN (Wireless Powered Communication Network) that employs

NOMA (Non-Orthogonal Multiple Access) where a minimum required data rate per terminal

or QoS (Quality of Service) should be guaranteed. The considered system model consists of

a cell with a central access point and some mobile terminals with a time frame arranged into

two stages: firstly, the EH (Energy Harvesting) or WPT (Wireless Power Transfer), a stage

where mobile terminals have their batteries charged through the radio frequency waves from

the access point - disregarding natural energy sources; then, the step of transmitting data from

mobile terminals to the access point in uplink. In the second phase, the access point employs

SIC (Successive Interference Cancellation) in decoding. In this study, two heuristic solutions

of reduced computational cost were developed for the studied optimization problem. Based on

computer simulations, the proposed heuristics are compared with a state-of-the-art algorithm and

with the optimal solution. According to obtained results, it is observed that one of the proposed

heuristics presents a quasi-optimal performance.

Keywords: WPCN. NOMA. QoS. WPT. SIC.

#### LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Esquemas de acesso múltiplo para um cenário com dois usuários: usando (a)	
Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) e (b) Orthogonal Multiple Access	
(OMA)	19
Figura 2 – Algoritmo Successive Interference Cancellation (SIC) nas situações de down-	
link e uplink	21
Figura 3 – Processo de colheita de energia	22
Figura 4 – Modelo de sistema que utiliza HTT	23
Figura 5 – Passos para a criação de modelos na ótica operacional	26
Figura 6 – Diferentes classes de técnicas conforme variabilidade de dados e complexi-	
dade do problema	27
Figura 7 – Etapas para a compreensão de um problema de Programação Linear	29
Figura 8 – Divisão das técnicas heurísticas	32
Figura 9 – Modelo do sistema	34
Figura 10 – Descrição da função <i>cplexbilp</i>	37
Figura 11 – Interrupção em função da taxa de dados individual mínima requisitada, com	
diferentes valores de potência de transmissão $P$	41
Figura 12 – Interrupção em função da taxa de dados individual mínima requisitada, com	
diferentes valores de N (número total de slots de tempo)	42
Figura 13 – Interrupção em função da taxa de dados individual mínima requisitada, com	
diferentes valores de J (número de usuários)	43
Figura 14 – CDF da taxa total de dados, com diferentes valores de taxa de dados individual	
mínima requerida	44
Figura 15 – CDF da taxa total de dados, com diferentes valores de potência de transmissão <i>P</i>	45
Figura 16 – CDF da taxa total de dados, com diferentes valores de N (número total de <i>slots</i> )	46
Figura 17 – CDF da taxa total de dados, com diferentes valores de J (número de usuários)	47
Figura 18 – Número médio de <i>slots</i> para colheita de energia em função da taxa de dados	
mínima, com diferentes potências de transmissão $P$	48
Figura 19 – Porcentagem de <i>slots</i> para colheita de energia em função da taxa de dados	
mínima, com diferentes valores de N (número total de slots de tempo)	49
Figura 20 – Número médio de <i>slots</i> de colheita de energia em função da taxa mínima	
requisitada, com diferentes valores de J (número de usuários)	50

Figura 21 –	Fluxograma com a heurística 1, seguindo as flechas escuras, e a heurística 2,	
	incluindo a parte em laranja	54
Figura 22 –	Interrupção em função da taxa média de dados requerida, com quatro soluções	
	distintas	57
Figura 23 –	Interrupção em função do desvio padrão da taxa de dados mínima requerida	58
Figura 24 –	Número médio de iterações na <i>heurística 2</i> em função da taxa média de dados	
	requerida	59

#### LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

B5G Beyond 5G

BB Branch and Bound

EH Energy Harvesting

HAP Hybrid Access Point

HTT Harvest-Then-Transmit

ILP Integer Linear Programming

IoT Internet of Things

MIMO Multiple Input Multiple Output

NOMA Non-Orthogonal Multiple Access

OFDMA Orthogonal Frequency-Division Multiple Access

OMA Orthogonal Multiple Access

QoS Quality of Service

RRA Radio Resource Allocation

SIC Successive Interference Cancellation

SWIPT Simultaneous Wireless Information and Power Transfer

TDMA Time Division Multiple Access

WPCN Wireless Powered Communication Network

WPT Wireless Power Transfer

# SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Objetivos do trabalho	15
1.2	Estrutura do documento	16
1.3	Contribuições científicas	17
2	TECNOLOGIAS PROMISSORAS PARA 5G E B5G	18
2.1	NOMA: Acesso Múltiplo Não-Ortogonal	18
2.1.1	Diferenças entre NOMA e OMA	18
2.1.2	Vantagens do uso de NOMA	20
2.1.3	SIC: Cancelamento Sucessivo de Interferência	20
2.2	Colheita de Energia	21
2.2.1	Protocolo Harvest-Then-Transmit	22
2.2.2	Sistemas WPCN	22
2.3	Revisão literária de artigos relacionados	23
3	PESQUISA OPERACIONAL E OTIMIZAÇÃO	26
3.1	Programação Linear	28
3.1.1	Entendimento do problema	29
3.1.2	Formulação algébrica	30
3.2	Heurísticas	31
4	OTIMIZAÇÃO DE UM SISTEMA WPCN	33
4.1	Modelo do Sistema	33
4.2	Formulação do Problema de Otimização	35
4.3	Resolução do problema de otimização com o uso do pacote CPLEX	36
5	SIMULAÇÕES COMPUTACIONAIS	40
5.1	Taxa de interrupção em função da taxa de dados mínima requisitada	
	para cada usuário	41
5.2	CDF da taxa total de dados	43
5.3	Número médio de slots de colheita de energia em função da taxa mínima	
	de dados requisitada para cada usuário	47
6	HEURÍSTICAS PROPOSTAS	51
6.1	Desenvolvimento de heurísticas	51

6.2	Heurística 1	52
6.3	Heurística 2	54
7	RESULTADOS	56
7.1	Taxa de interrupção em função da taxa média de dados requerida	57
7.2	Taxa de interrupção em função do desvio padrão da taxa de dados re-	
	querida	58
7.3	Número médio de iterações na heurística 2	59
8	CONCLUSÕES	60
	REFERÊNCIAS	61

#### 1 INTRODUÇÃO

A indústria das comunicações sem fio é uma das que mais crescem atualmente. O desenvolvimento de novas tecnologias para as redes sem fio é importante para lidar com o crescente número de assinaturas de planos de celulares e o consequente aumento do tráfego de dados. O desenvolvimento e planejamento comercial da Quinta Geração (5G) das comunicações móveis está ganhando força em todo o mundo, enquanto os primeiros esforços para propor as novas redes de Sexta Geração (6G) também já estão ocorrendo. O conceito de Internet das Coisas, no inglês Internet of Things (IoT), que está relacionado com a implantação do 5G, é idealizado para redes de maior capacidade, as quais possuem aumentos significativos de taxas de transferência de dados em comparação com as redes de comunicações atuais. A proposta da IoT é que além dos dispositivos que atualmente já possuem conectividade com a Internet, muitos outros objetos/elementos do cotidiano possam ser conectados à rede, como por exemplo: eletrodomésticos, veículos, prédios, estradas, entre outros (VASHI et al., 2017) (MADAKAM et al., 2015) (LEE; LEE, 2015). De acordo com a Ericsson Mobility Report (JONSSON et al., 2019), haverá 8,9 bilhões de assinaturas móveis em 2025 (não incluindo dispositivos IoT), dos quais cerca de 90% serão para banda larga móvel. A estimativa é de que em 2025 haverá 5 bilhões de conexões para IoT celular e 19,5 bilhões para IoT de curto alcance, respectivamente. Quando o tráfego de dados é considerado, a Ericsson projeta que o tráfego móvel global chegará a 160 Exabytes por mês em 2025, o que representa um crescimento de um fator igual a 4.

Considerando esse elevado número de clientes em potencial, as redes sem fio devem aumentar suas eficiências espectrais e de energia nas gerações atuais e futuras, a fim de suprir a crescente demanda e lidar com os novos desafios que têm surgido. Um bom projeto de redes sem fio requer um estudo da alocação de recursos de rádio, em inglês chamada *Radio Resource Allocation* (RRA), que gerencia e distribui importantes recursos de comunicação de rádio, como energia, faixas de frequência, intervalos de tempo e muito mais. Vale lembrar que os serviços multimídia estão cada vez mais desenvolvidos e requerem altas quantidades de dados sendo transmitidos rapidamente. Neste contexto observa-se a importância do estudo da alocação dos recursos disponíveis, como também o desenvolvimento de novas tecnologias e soluções que não estiveram presentes nas gerações de comunicações móveis anteriores e devem aparecer nas próximas. Alguns estudos tem mostrado que *Deep Learning* e *Machine Learning* são bastante úteis na alocação de recursos de rádio em redes 5G e *Beyond 5G* (B5G) . A pesquisa apresentada neste documento não envolve essas ferramentas; no entanto, a título de curiosidade, as leituras

(MOROCHO-CAYAMCELA *et al.*, 2019) (AHMED *et al.*, 2019) (SANTOS *et al.*, 2020) ficam sugeridas ao leitor interessado.

É forçoso que nas etapas de projeto, desenvolvimento e implementação de redes de comunicação exista uma preocupação com a satisfação de requisitos de *Quality of Service* (QoS), ou seja, qualidade de serviço para os usuários do sistema. Para atingir os objetivos estabelecidos, várias novas abordagens e tecnologias têm sido propostas e mostram-se promissoras para o 5G e B5G (Beyond 5G), como por exemplo: *Multiple Input Multiple Output* (MIMO) maciço e de implantação ultra-densa, *Non-Orthogonal Multiple Access* (NOMA), *Energy Harvesting* (EH), a configuração *Wireless Powered Communication Network* (WPCN), rádio cognitivo, entre outras. Por meio de EH, que é colheita de energia, os nós da rede são capazes de coletar energia de fontes naturais ou produzidas por atividades artificiais (SAGENTIA, 2011). Em sistemas WPCN, que empregam um tipo de colheita de energia, as baterias dos terminais móveis podem ser recarregadas de fontes artificiais com o uso de *Wireless Power Transfer* (WPT) (BI *et al.*, 2016).

A multiplexação de sinais baseada em NOMA, que é uma das novidades do 5G, é também promissora para B5G. Diferentemente das técnicas de multiplexação baseadas em *Orthogonal Multiple Access* (OMA), com o uso de NOMA os sinais dos usuários compartilham recursos de largura de banda simultaneamente. Vários trabalhos acadêmicos têm reforçado que a multiplexação por NOMA é capaz de fornecer conectividade massiva com eficiência (DING *et al.*, 2017) (ISLAM *et al.*, 2017). Existem muitas aplicações possíveis envolvendo NOMA com outras tecnologias em diversos cenários, algumas das quais são contempladas em (JU *et al.*, 2019), (TAO *et al.*, 2018), (VAMVAKAS *et al.*, 2018), (RIHAN *et al.*, 2018) e (WANG *et al.*, 2018). Desse modo, tem-se visto que o uso de NOMA é flexível aos mais diversos cenários, combinando-se com diferentes técnicas e deve continuar presente nas gerações B5G. Quando um sistema emprega NOMA, a decodificação ocorre com o uso de um algoritmo conhecido como SIC (*Successive Interference Cancellation*), que é detalhado em (MENG *et al.*, 2018), (HIGUSHI; BENJEBBOUR, 2015), (LV *et al.*, 2018) e também é abordado no presente trabalho.

#### 1.1 Objetivos do trabalho

A pesquisa registrada neste documento tem como motivação principal apresentar mecanismos de maximização das taxas de transferência de dados em sistemas de comunicações móveis que utilizam transferência/colheita de energia e multiplexação NOMA. A maximização

das taxas de dados aqui abordada não é, por si só, um objetivo único. Neste tipo de estudo de alocação de recursos é importante que critérios de qualidade de serviço (QoS) sejam estabelecidos e garantidos para os usuários/terminais do sistema. O estudo abordado na metodologia é específico para um sistema WPCN que emprega NOMA, na situação de *uplink*, com a utilização do SIC precedendo a decodificação dos sinais dos usuários no ponto de acesso ou estação base. Os objetivos principais desta pesquisa são:

- Maximização da taxa total de transferência de dados do sistema;
- Garantia de qualidade de serviço para todos os usuários do sistema;

Para a satisfação desses objetivos principais, um problema de otimização foi formulado - e é detalhado no capítulo 4. Utilizando o *software* Matlab com o pacote CPLEX para resolver o problema de otimização, é possível detectar padrões de comportamento do sistema a partir da análise dos resultados obtidos. Soluções heurísticas de custo computacional reduzido foram criadas e seu desenvolvimento é mostrado passo-a-passo na metodologia.

#### 1.2 Estrutura do documento

A contextualização da pesquisa foi trazida neste primeiro capítulo. O restante do documento está organizado da maneira descrita a seguir. No capítulo 2 há uma apresentação das principais tecnologias abordadas e uma revisão literária, na qual artigos que serviram de base para o trabalho são discutidos. No capítulo 3, são introduzidos alguns conceitos de Pesquisa Operacional, Programação Linear, otimização de sistemas e heurísticas. Em seguida, no capítulo 4, o modelo de um sistema WPCN e as principais premissas do cenário estudado são mostrados, e o problema de otimização é explanado. No capítulo 5, algumas simulações realizadas com o Matlab para a detecção de padrões de comportamento do sistema são discutidas. A partir dessas simulações, é possível observar como o sistema se comporta. Heurísticas de baixa complexidade computacional, criadas para a resolução do problema de otimização, são expostas no capítulo 6. Uma avaliação de performance das heurísticas em comparação com uma solução proposta em um dos artigos de referência e a solução ótima obtida com o pacote CPLEX é o conteúdo do capítulo 7. Para finalizar, no capítulo 8 estão as principais conclusões e as considerações finais do trabalho.

#### 1.3 Contribuições científicas

As contribuições desta pesquisa estão presentes no seguinte artigo:

MELO, Jhenifer de O.; SOUSA, Raissa E. de; LIMA, F. Rafael M. *QoS Guarantees in NOMA-based Wireless Powered Mobile Communications*. XXXVIII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT 2020), Florianópolis, 2020.

#### 2 TECNOLOGIAS PROMISSORAS PARA 5G E B5G

Para um bom entendimento da pesquisa apresentada, é necessário que se compreenda a dinâmica das tecnologias envolvidas e o que foi desenvolvido, até o momento, de relacionado com o conteúdo aqui explorado. Conforme a contextualização trazida no capítulo 1, as tecnologias aqui abordadas são emergentes e promissoras para as gerações 5G e B5G das comunicações sem fio. Neste capítulo, na seção 2.1 é apresentada uma explicação a respeito de NOMA e a decodificação de informação com o uso de SIC. Na seção 2.2 é indroduzida a ideia de colheita de energia (EH) e noções acerca da configuração WPCN, que é um sistema que, basicamente, divide seu tempo de frame em duas etapas: uma primeira parte com WPT, e uma segunda parte com transmissão de informação em uplink. Na seção 2.3 é trazida uma breve revisão bibliográfica de artigos que serviram de base tanto para um bom entendimento das tecnologias envolvidas, norteando a pesquisa, quanto para o modelo do sistema adotado, que é baseado no modelo presente em (DIAMANTOULAKIS et al., 2016). Além do que se apresenta neste capítulo, há muito mais conteúdo disponível sobre as tecnologias abordadas, que podem ser utilizadas nos mais variados cenários possíveis. As informações trazidas sobre essas tecnologias são básicas, porém são o suficiente para a compreensão da metodologia proposta. Aos interessados em maiores informações sobre NOMA, SIC, EH e WPCN, a leitura dos artigos citados ao longo do texto é fortemente recomendada.

#### 2.1 NOMA: Acesso Múltiplo Não-Ortogonal

O princípio NOMA, cuja sigla deriva do inglês (*Non-Orthogonal Multiple Access*) e em português significa Acesso Múltiplo Não-Ortogonal, tem se mostrado uma tecnologia vantajosa para redes 5G/B5G. É importante esclarecer que existem diferentes usos de NOMA, como aplicações de ténicas baseadas em NOMA com portadora única ou com múltiplas portadoras, NOMA de domínio de potência, NOMA com múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO), NOMA cooperativo e, além disso, é possível combinar NOMA com comunicações de ondas milimétricas. Tudo isso é explorado em (DING *et al.*, 2017).

#### 2.1.1 Diferenças entre NOMA e OMA

As técnicas de multiplexação baseadas em NOMA não foram empregadas nas gerações de redes sem fio até o 4G e devem ser introduzidas no 5G. As técnicas convencionais

de acesso múltiplo presentes nas gerações até o momento são baseadas em OMA. Nas técnicas *Orthogonal Frequency-Division Multiple Access* (OFDMA) e *Time Division Multiple Access* (TDMA), que são do tipo OMA, cada bloco ortogonal de recursos é utilizado por apenas um usuário. O NOMA, no entanto, garante que os usuários do sistema possam utilizar simultaneamente os mesmos recursos de largura de banda. Desse modo, o compartilhamento de recursos ocorre tanto no tempo quanto na frequência (DING *et al.*, 2017).

Uma ilustração do uso de NOMA e OMA é mostrada na Figura 1, em um cenário de downlink com apenas dois usuários. Na Figura 1a observa-se que os sinais dos dois usuários ocupam a banda de 1 Hz simultaneamente, sendo que a potência do sinal de cada um é dada por um fator multiplicando a potência total de transmissão da estação base. Então, conforme mostrado na ilustração, o usuário 2, que possui um maior ganho de canal, executa o cancelamento sucessivo de interferência (SIC), subtraindo o sinal do usuário 1 do sinal que foi recebido. Em seguida, o usuário 2 faz a decodificação do sinal de interesse. O usuário 1, por sua vez, não executa o SIC e sofre interferência do usuário cujo sinal é mais forte. É importante esclarecer que essa dinâmica é diferente na situação de *uplink*. A Figura 1b mostra o esquema OMA para o mesmo cenário com dois usuários. Os dois usuários já não usufruem simultaneamente de toda a banda de 1 Hz, a divisão das potências dos sinais ocorre de modo diferente e os usuários recebem diretamente os sinais transmitidos pela estação base sem o SIC (ISLAM *et al.*, 2017).

 $U_2$ SIC of U1 NOMA  $P_1=P\beta_1$ ,  $P_2=P\beta_2$ U<sub>2</sub> U1 Signa Base  $|h_2|^2 > |h_1|^2$ User 1 Station 1 Hz User 2 U<sub>2</sub> OMA (b) H  $P_2/(1-\alpha)$ Base User 1 Station

Figura 1 – Esquemas de acesso múltiplo para um cenário com dois usuários: usando (a) NOMA e (b) OMA

Fonte: ISLAM et al. (2017)

#### 2.1.2 Vantagens do uso de NOMA

Em sistemas baseados em OMA, um receptor ideal pode separar os sinais desejados dos sinais indesejados apenas com o uso de funções básicas, já que os sinais dos diferentes usuários são ortogonais entre si. No TDMA, os usuários compartilham um mesmo recurso no domínio da frequência, mas com uma intercalação no domínio do tempo; ou seja, em um certo instante de tempo, apenas um usuário tem acesso a um determinado recurso de largura de banda (frequência). No OFDMA, o múltiplo acesso dos usuários se dá por um mecanismo no qual as frequências das subportadoras são escolhidas de modo que estas sejam ortogonais entre si. Por outro lado, com o uso do NOMA, uma mesma porção na frequência pode ser utilizada por vários usuários ao mesmo tempo. É visto que o NOMA oferece maior rendimento de borda de célula, baixa latência de transmissão, entre outras vantagens (ISLAM *et al.*, 2017).

Para esclarecer a vantagem do uso de NOMA sobre as técnicas OMA, o artigo (DING et al., 2017), dá o exemplo da situação em que um usuário com dados de elevada prioridade tem ganhos de canal ruins e neste sistema deseja-se garantir justiça/equidade entre as taxas de dados obtidas pelos usuários. Com o uso de OMA, é forçoso que um dos recursos de largura de banda seja utilizado apenas por esse usuário mencionado. Com o uso de NOMA, todos os usuários utilizam os mesmos recursos de largura de banda ao mesmo tempo. Neste caso, a eficiência espectral com o emprego de NOMA pode ser significativamente maior do que com o uso de OMA. Pesquisas desenvolvidas na indústria e na academia tem mostrado que, além da eficiência espectral, o uso de NOMA pode eficientemente proporcionar suporte à conectividade massiva. Sendo assim, essa é uma tecnologia oportuna para a garantia de suporte às aplicações de IoT (DING et al., 2017).

#### 2.1.3 SIC: Cancelamento Sucessivo de Interferência

O SIC, cuja sigla deriva do inglês (*Sucessive Interference Cancellation*), é um algoritmo utilizado para a decodificação de sinais que chegam simultaneamente em um receptor. A Figura 1a, mostrada na subseção 2.1.1, é uma ilustração da aplicação do SIC em uma situação de *downlink*. Conforme visto, no *downlink* o usuário com melhores condições de canal recebe a junção dos sinais e realiza o SIC; o usuário com as piores condições de canal, por sua vez, realiza a decodificação diretamente, tratando como interferência o sinal do usuário com melhores condições de canal. Esse raciocínio não é o mesmo no *uplink*. É importante atentar para as

diferenças existentes entre as situações de downlink e uplink.

A Figura 2 é uma representação das duas situações. No *downlink*, o usuário com piores condições de canal decodifica seu próprio sinal tratando os sinais dos outros usuários como interferência, enquanto o usuário com as melhores condições de canal executa o SIC e não sofre intereferência dos sinais dos demais usuários. Na parte direita da Figura 2, é mostrado como ocorre o *uplink*. No *uplink*, primeiramente o usuário com melhores condições de canal tem seu sinal decodificado na estação base, sendo tratados como interferência os sinais dos usuários com condições de canal piores. Após a detecção do sinal do usuário mais forte (com melhores condições de canal), o sinal deste é removido do sinal recebido e a estação base continua o processo até chegar no usuário mais fraco, conforme o número de usuários no sistema - são apenas dois usuários no caso da Figura 2. Portanto, o *uplink* segue uma execução diferente do que é visto no *downlink*. No *uplink* é o usuário com as piores condições de canal que não experimenta interferência dos sinais dos usuários com melhores condições de canal. (LV *et al.*, 2018)

U2's signal detection Subtract U2's U1's signal signal SIC detection detection U1's signal Subtract U1's detection signal SIC detection U2's signal U2's signal detection detection Downlink NOMA Uplink NOMA Fonte: LV et al. (2018)

Figura 2 – Algoritmo SIC nas situações de downlink e uplink

# Colheita de Energia

2.2

Quando se fala em *Energy Harvesting* (EH), que em português significa Colheita de Energia, pode-se pensar no carregamento sem fio de baterias através das ondas de radiofrequências provenientes de fontes naturais e artificiais de energia. No sistema estudado neste trabalho, as fontes de energia naturais não são levadas em consideração na modelagem. Ao longo do documento, quando a colheita de energia for mencionada, será em referência ao processo de transferência de energia do caso específico considerado, em que as baterias dos terminais móveis

são carregadas com a energia vinda dos sinais do ponto de acesso localizado no centro da célula, não levando em conta outras fontes artificiais, ou fontes naturais de energia. Os aspectos do circuito eletrônico dos dispositivos coletores de energia não são abordados aqui.

De modo resumido, a ideia principal da colheita de energia é exposta na Figura 3. Um dispositivo coletor de energia pode conter um ou mais transdutores. O transdutor faz a captação da energia do meio e, antes de encaminhar para o armazenamento em baterias, é necessário que seja realizado o condicionamento dos sinais analógicos recebidos. Após a realização dessas etapas, a energia coletada pode ser utilizada (SAGENTIA, 2011).

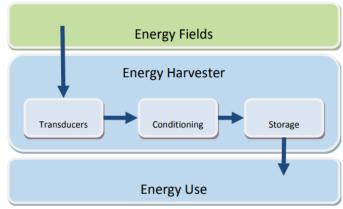


Figura 3 – Processo de colheita de energia

Fonte: Sagentia (2011)

#### 2.2.1 Protocolo Harvest-Then-Transmit

No protocolo *Harvest-Then-Transmit* (HTT), o tempo de um quadro ou frame é dividido em duas etapas na seguinte ordem: colheita de energia e, depois, transferência de informação. A Figura 4 mostra um sistema de comunicações que emprega HTT. Na primeira etapa, os terminais móveis coletam energia do sinal proveniente do ponto de acesso. Na ilustração o ponto de acesso é um *Hybrid Access Point* (HAP) - ponto de acesso híbrido - que possui múltiplas antenas. Então, na segunda etapa, os terminais móveis fazem *uplink* de sua informação para o ponto de acesso utilizando a energia coletada (TRAN *et al.*, 2019).

#### 2.2.2 Sistemas WPCN

Um sistema do tipo WPCN (*Wireless Power Communication Network*) emprega o protocolo HTT, como o ilustrado na Figura 4. De acordo com (BI *et al.*, 2016), a vantagem de um sistema WPCN é que nele há uma redução na frequência de substituição ou recarga das

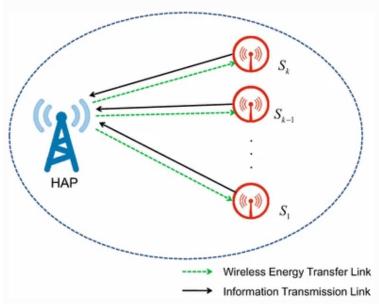


Figura 4 – Modelo de sistema que utiliza HTT

Fonte: TRAN et al. (2019)

baterias, o que proporciona uma melhora do sistema em termos de eficiência energética, maior vida útil dos dispositivos e menor custo operacional da rede. Um dos desafios enfrentados, no entanto, é que a eficiência de WPT (*Wireless Power Transfer*) em longas distâncias tende a ser baixa (BI *et al.*, 2016).

O mesmo artigo explica ainda a diferença entre WPCN e abordagens convencionais baseadas em EH. É dito que os requisitos de colheita de energia em uma rede WPCN são bastante específicos, com um controle total da transferência de energia através de um ajuste da potência de transmissão, formas de onda, dimensões ocupadas no tempo e na frequência, etc. A diferença pontuada pelo artigo é que os sistemas convencionais baseados em EH aproveitam oportunisticamente a energia de fontes naturais em um ambiente não dedicado a alimentar as baterias dos terminais móveis (BI *et al.*, 2016).

#### 2.3 Revisão literária de artigos relacionados

Várias leituras serviram de base para a condução da pesquisa. Esta é uma revisão literária dos principais artigos relaciodos à metodologia apresentada do capítulo 4 em diante. Em (GUO *et al.*, 2016) os autores consideram a otimização do intervalo de colheita de energia (duração da fase 1) e alocação de potência no *uplink*. Há três objetivos de otimização estudados: max–min, proporcional, e equidade harmônica (ou justiça harmônica). Esses são critérios relacionados à justiça entre as taxas de dados obtidas pelos usuários do sistema. A taxa de

dados é a velocidade de transferência dos dados. Os problemas originais não-convexos foram convertidos em convexos e resolvidos por métodos eficientes. É uma boa leitura para quem deseja adquirir um melhor entendimento de problemas de otimização em redes de comunicações sem fio. Outra leitura recomendada para a compreensão de problemas de otimização é (NEMHAUSER; WOSLEY, 1999).

Em (DIAMANTOULAKIS *et al.*, 2016), entre outras contribuições, os autores estudaram o problema de maximizar a taxa total de dados do sistema em *uplink* com ordem de decodificação SIC fixa. Neste caso, o foco de otimização é na duração da fase 1 (intervalo de tempo de colheita). Os autores também consideram uma diferente abordagem de NOMA que emprega o princípio de compartilhamento de tempo (*time-sharing*), onde a ordem de decodificação para os terminais é alterada em frações específicas de duração de tempo. No problema, além de otimizar a duração de tempo da fase 1, os autores também otimizam o compartilhamento de tempo para a decodificação SIC assumindo que os terminais têm o mesmo requisito de taxa de dados no *uplink* (taxas de dados homogêneas). Observa-se que no NOMA com compartilhamento de tempo vários comprimentos de tempo compartilhado e ordens de decodificação SIC devem ser atribuídos aos terminais dentro de um único quadro. Isso leva a uma alta sinalização e aumento da complexidade computacional.

A garantia de justiça entre as taxas de dados dos usuários do sistema (ou equidade) é o objetivo principal em (DIAMANTOULAKIS; KARAGIANNIDIS, 2017) e (YANG et al., 2018). Em (DIAMANTOULAKIS; KARAGIANNIDIS, 2017) os autores consideraram o problema de maximizar a justiça proporcional em um cenário WPCN baseado em NOMA com compartilhamento de tempo. O problema de otimização formulado é resolvido usando o método de decomposição dupla de Lagrange. Em (YANG et al., 2018), os autores resolvem maximizar a justiça através da alocação de tempo, potência de transmissão e a relação de divisão de potência em downlink e uplink com o uso de Simultaneous Wireless Information and Power Transfer (SWIPT). No entanto, os autores consideram o TDMA em vez de NOMA. Conforme mostrado em (ISLAM et al., 2017), o NOMA é muito mais eficiente em termos de região de capacidade.

Na metodologia do presente trabalho, o problema considerado é de maximização da taxa de dados total levando em conta os requisitos de taxa de dados individuais no *uplink*. O artigo (DIAMANTOULAKIS *et al.*, 2016) explora esse problema para requisitos de taxas de dados homogêneas. O trabalho aqui apresentado possui uma abordagem mais prática, já considerando que os terminais podem ter diferentes requisitos de taxa de dados (QoS heterogêneo). Enquanto

os trabalhos mencionados nesta seção consideram que os comprimentos das fases 1 e 2 em WPCN são números reais contínuos, no presente trabalho cada fase contém um número inteiro de partições de tempo. Em situações práticas, um *frame* ou quadro é dividido em um número inteiro de intervalos de tempo, que são chamados de *slots* de tempo. Esse aspecto muda a natureza do problema de otimização, que passa de um problema de otimização contínua para um problema de otimização discreta. Finalmente, diferentemente dos trabalhos anteriormente apresentados, que assumem uma ordem fixa de decodificação SIC não variante dentro da otimização, neste trabalho a ordem de decodificação fixa é uma variável no *framework* de otimização.

#### 3 PESQUISA OPERACIONAL E OTIMIZAÇÃO

A Pesquisa Operacional é uma abordagem científica que auxilia na tomada de decisão através de métodos analíticos, modelos matemáticos e algoritmos. É amplamente utilizada por empresas dos mais diversos segmentos, por profissionais de engenharia e pesquisadores, no setor público, na área de recursos humanos, na saúde, etc. Seus conceitos podem, inclusive, ser aplicados em situações do cotidiano. Há muitos cenários possíveis onde essa ferramenta pode ser útil (RODRIGUES L H; AHLERT, 2014).

Da criação à aplicação de modelos, do ponto de vista da Pesquisa Operacional, existe uma sequência de etapas, como mostrado na Figura 5. Um sistema é observado e, desejando-se alcançar um ou mais objetivos, um problema é descrito. A formulação e construção de um modelo inicial vem em seguida. Esse modelo pode passar por alterações e deve ser experimentado em um ambiente real ou simulado em computador a fim de ser validado, mas também pode ser validado diretamente - sem experimentos ou simulações. Após a validação, o modelo pode ser reformulado e, então, aplicado. As etapas podem ser revisitadas e o modelo pode passar por várias transformações, conforme ilustrado no fluxograma (GOLDBARG, 2005).

Pormulação e Construção do Modelo Inicial

Simulação do Modelo

Reformulação do Modelo

Aplicação do Modelo

Figura 5 – Passos para a criação de modelos na ótica operacional

Fonte: GOLDBARG (2005)

A Pesquisa Operacional é uma área de conhecimento que engloba várias técnicas, dentre as quais se encontra a Programação Linear, que é bastante conhecida e será abordada neste capítulo. Outras técnicas comuns que também estão no escopo da Pesquisa Operacional são:

Programação Não-Linear, Programação Geométrica, Teoria dos Jogos, Teoria das Filas, Teoria da Decisão, Teoria dos Estoques, Simulação Computacional, entre outras. O principal objetivo da Pesquisa Operação é proporcionar uma metodologia que sirva de base para a tomada de decisão em problemas, de um modo que conduza à eficiência do sistema/processo (RODRIGUES L H; AHLERT, 2014).

Na Figura 6 é trazida uma comparação quanto à aplicação de diferentes tipos de técnicas conforme o grau de complexidade do problema e o grau de variabilidade dos dados. Os modelos probabilísticos estáticos, que trabalham com eventos aleatórios, são indicados para situações com elevada variabilidade de dados cujos problemas são de baixa complexidade. As simulações computacionais, que geralmente incorporam um alto número de amostras, são bastante eficientes para problemas de elevado grau de complexidade e alta variabilidade de dados. No gráfico da Figura 6, a otimização é indicada para problemas de baixa variabilidade de dados e baixo grau de complexidade. As heurísticas, que são geralmente desenvolvidas para a resolução de problemas mais específicos, têm sua aplicação recomedada para cenários com baixa variabilidade de dados. Heurísticas são bastante úteis para a resolução de problemas de alta complexidade, podendo reduzir custos de processamento computacional, seja de tempo ou memória.

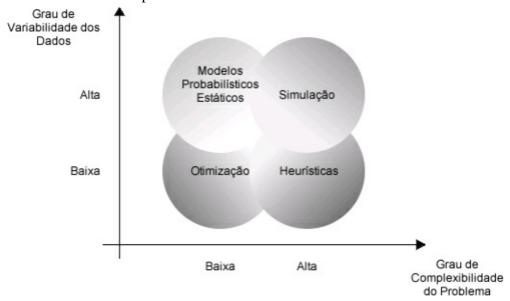


Figura 6 – Diferentes classes de técnicas conforme variabilidade de dados e complexidade do problema

Fonte: RODRIGUES L H; AHLERT (2014)

Essas classes de técnicas mostradas na Figura 6 podem ser combinadas de acordo com a situação considerada. Por exemplo, é bastante comum a realização de simulações com-

putacionais com o uso de heurísticas e Programação Linear ou Programação Não-Linear, entre outras técnicas. No restante deste capítulo, o foco está em Programação Linear, com conceitos básicos sobre otimização de sistemas, a formulação matemática de um problema de otimização e as varíaveis envolvidas; e por fim, há algumas considerações sobre o desenvolvimento de heurísticas e sua importância.

#### 3.1 Programação Linear

A Programação Linear se propõe a resolver problemas de otimização em que a relação entre as características do problema é linear. Tanto a função objetivo tem uma relação linear com as variáveis de controle, quanto as inequações e equações que representam as restrições são lineares. Se a relação entre as características do problema não é linear, então o problema deve ser resolvido com Programação Não-Linear. Boa parte dos problemas práticos pode ser resolvida com Programação Linear, nos mais diversos cenários, como programação de produção, planejamento de investimentos, definição de rotas, entre outros (RODRIGUES L H; AHLERT, 2014).

A otimização trata de encontrar a melhor solução dentre todas possíveis para um determinado problema. Ao se utilizar otimização, com artifícios matemáticos é possível encontrar eficientemente a solução mais viável para um determinado problema, reduzindo bastante a procura - sem ser necessário explorar todas as possibilidades irrefletidamente. Na otimização, um espaço de busca é definido. Geralmente, os problemas de otimização para os quais a Programação Linear se aplica são de maximização ou minimização; por exemplo: maximização de lucros, maximização da taxa total de dados em um sistema de telecomunicações, minimização de custos, minimização de um determinado percurso, minimização de tempo de algum processo, etc. A primeira etapa da otimização é entender o problema. É necessário que sejam conhecidas as características matemáticas básicas de um problema de otimização: variáveis de decisão, função objetivo e restrições. Antes de começar a formulação matemática do problema, é necessário compreender claramente qual é o objetivo a ser alcançado e quais são as restrições existentes.

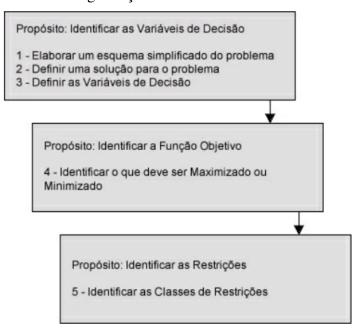
As **variáveis de decisão** são as incógnitas a serem encontradas na solução do problema. Quando o problema é satisfeito, as variáveis de decisão assumem valores que levam a uma solução, que no melhor caso é a solução ótima. A **função objetivo** é a expressão matemática que quantifica a solução do problema, sendo uma maximização ou uma minimização. As **restrições** são definidas por equações e/ou inequações que limitam a busca da solução. A resolução do

problema, então, restringe-se à procura de valores satisfatórios para as variáveis de decisão levando em consideração o espaço de busca delimitado pelas restrições estabelecidas (RODRI-GUES L H; AHLERT, 2014). A solução encontrada deve atender ao objetivo do problema e às restrições.

#### 3.1.1 Entendimento do problema

Em (RODRIGUES L H; AHLERT, 2014), os autores apresentam uma sequência de cinco passos para o entendimento de um problema de otimização, que é ilustrada na Figura 7. No primeiro bloco, inicialmente deve-se elaborar um esquema a partir do cenário, definir uma solução para o problema e, então, definir quais são as variáveis de decisão (ou variáveis de controle). No segundo bloco, deve ser estabelecido o que se deseja maximizar ou minimizar no sistema observado, sendo possível definir claramente a função objetivo. No terceiro bloco, as restrições do problema devem ser identificadas e estabelecidas matematicamente por equações e/ou inequações.

Figura 7 – Etapas para a compreensão de um problema de Programação Linear



Fonte: RODRIGUES L H; AHLERT (2014)

#### 3.1.2 Formulação algébrica

De acordo com (SOUZA, 2012), um problema simples de Programação Linear pode ser organizado no seguinte formato:

Otimizar v = 
$$\sum_{j=1}^{n} c_j \cdot x_j$$
, (3.1a)

sujeito a

$$\sum_{i=1}^{n} a_{ij} \cdot x_j \ (\geq, \leq, =) \ b_i, \ \forall i = 1, 2, \dots, m,$$
(3.1b)

$$x_j \ge 0 \ \forall j = 1, 2, \cdots, n, \tag{3.1c}$$

onde v é o valor que se deseja otimizar (maximizar ou minimizar);  $x_j$  é a variável de decisão (ou variável de controle); m é um inteiro igual ao total de valores que o índice i pode assumir, e n é o valor máximo que o índice j pode assumir (também inteiro). Os coeficientes c e a multiplicam a variável de decisão na função objetivo e nas restrições, respectivamente. Em 3.1b, os sinais entre parênteses expressam as diferentes restrições que o problema pode ter, estabelecidas através de relações de igualdade (equações), ou de relações de maior ou igual/menor ou igual (inequações). De modo geral, a função objetivo é 3.1a, as equações e/ou inequações (restrições do problema) estão representadas em 3.1b, enquanto 3.1c expressa condições de não-negatividade.

Não é aconselhável partir para a formulação algébrica sem uma boa compreensão do problema, pois é apenas com um bom entendimento das características do problema que é possível fazer uma formulação matemática correta e eficiente. Antes de tudo, é necessário que se faça a identificação do objetivo do problema, do valor que se deseja maximizar/minimizar, e das restrições, que são critérios que devem ser obedecidos. É por essa razão que os passos sugeridos na Figura 7 são de extrema importância.

Existem três categorias básicas nas quais os problemas de otimização podem ser divididos. Há problemas que possuem apenas variáveis contínuas, ou apenas variáveis discretas, ou ainda ambos os tipos de variáveis - discretas e contínuas. Quando as variáveis são contínuas, o problema é dito de Otimização Contínua; quando as variáveis são discretas, o problema é de Otimização Discreta ou Combinatória; e quando o problema possui variáveis discretas e contínuas, trata-se de um problema de Otimização Mista (BECCENERI, 2012). É importante saber identificar o tipo de problema para que se possa pensar seguramente em uma solução.

#### 3.2 Heurísticas

Existem inúmeras formas de se resolver problemas, como por tentativa e erro, através do esboço de diagramas, por comparação com situações semelhantes, através de modelos existentes, etc. De acordo com (GONÇALVES, 2006), a heurística envolve uma maneira de se raciocinar não com um fim rígido, mas com um final razoável e provisório através do qual se deve encontrar a solução do problema. É importante frisar que a heurística, mesmo se seguindo passo a passo um procedimento rígido/fixo, não garante sucesso na condução da tarefa (GONÇALVES, 2006). Sendo assim, não há garantia de que a solução encontrada otimize a função objetivo. No entanto, existem muitas vantagens no uso de heurísticas.

Em (PUREZA, 2010), as heurísticas são definidas como técnicas matemáticas de solução de problemas em que a aplicação mais relevante está concentrada em situações reais de interesse. Para problemas reais de alta complexidade, as heurísticas são bastante úteis. Podem ser empregadas em situações em que não há um método de resolução pré-existente; quando a solução não necessariamente precisa ser ótima (podendo ser sub-ótima); quando os métodos computacionais de resolução do problema demandam tempo além das necessidades da aplicação; quando os métodos existentes para a solução do problema demandam recursos computacionais além dos que a máquina utilizada possui; dentre outras situações. Algumas das principais vantagens das heurísticas são a redução de esforço computacional, a maior flexibilidade na manipulação das características do problema e mais possibilidades de decisão quando oferecem mais de uma solução (PUREZA, 2010).

Em suma, a ideia principal por trás do desenvolvimento de heurísticas é simplificar, de modo inteligente, o percurso ou as etapas para se chegar a uma resposta satisfatória para um determinado problema, servindo como um tipo de atalho, que poupa tempo e esforço no processo de busca. Com o intuito de reduzir a complexidade de um problema, a heurística deve ser baseada em um raciocínio razoável, que pode ignorar certos aspectos do sistema para reduzir a procura da solução, porém mantendo ainda algum nível de rigidez no processo para que a solução encontrada seja plausível em termos práticos. Sendo conhecidas as caracteríticas do sistema que se deseja otimizar, a heurítica pode ser simplesmente um raciocínio direto aplicado à situação, afinal, pode ser que algum modelo pronto para tal sistema não exista ainda. Enfim, existem inúmeras formas de desenvolvimento de heurísticas para os casos mais diversos.

Os tipos de heurísticas abordados/citados em (PUREZA, 2010), cuja divisão é atribuída a outros autores, são: métodos construtivos (como o método guloso), métodos de decomposição (que dividem o problema em subproblemas menores), métodos de redução (que identificam uma característica que deve aparecer na solução ótima), manipulação do modelo, métodos de busca em vizinhança. Os métodos de busca em local e meta-heurísticas também são mencionados. No mesmo texto, há outra classificação que também é atribuída a outros autores e é mostrada na Figura 8, a qual mostra heurísticas com aplicações em outros métodos e sendo aplicadas sozinhas em diferentes situações. Existem ainda outras divisões dos tipos de heurísticas.

HEURÍSTICAS SOZINHAS DENTRO DE OUTROS MÉTODOS Regra de parada Regra de parada Branch&Bound controlada pelo usuário bem definida Busca local Métodos Construtivos Por definição Na prática Redes Reinícios Aleatórios Relaxação Meta-heurísticas Neuronais Lagrangiana Com memória Sem memória BT SA, AG, GRASP, VNS

Figura 8 – Divisão das técnicas heurísticas

Fonte: PUREZA (2010)

#### 4 OTIMIZAÇÃO DE UM SISTEMA WPCN

Neste capítulo, um sistema WPCN é estudado para fins de otimização, iniciando a metodologia deste trabalho de fato. O cenário estudado é baseado no modelo do artigo (DIAMANTOULAKIS *et al.*, 2016), tendo algumas diferenças. No próximo capítulo, várias simulações com o modelo descrito na seção 4.1 são mostradas para uma melhor compreensão do comportamento do sistema.

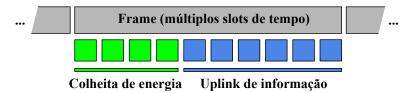
#### 4.1 Modelo do Sistema

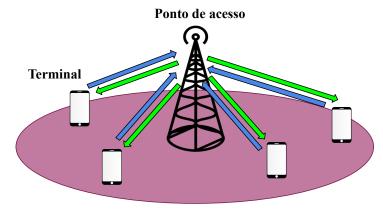
Considera-se um sistema WPCN no qual existe um ponto de acesso localizado no centro da célula de área circular e múltiplos terminais uniformemente distribuídos na área da célula. No WPCN, o tempo é divido em períodos que podem ser chamados de *frames* ou quadros. Cada quadro é dividido em duas fases. A primeira fase consiste na transferência de energia onde o ponto de acesso fornece energia aos terminais por meio de WPT. Na segunda fase, os terminais transmitem informações usando a energia colhida da fase 1 seguindo o protocolo de colheita e transmissão (GUO *et al.*, 2016). Diferentemente dos artigos apresentados anteriormente, aqui se assume que cada quadro é dividido em um número inteiro de partições, que são os *slots* de tempo. Portanto, a duração das fases 1 e 2 deve ser expressa por um número inteiro de *slots* de tempo. O cenário está representado na Figura 9, onde, meramente para ilustrar, o número de *slots* de tempo para transferência de energia é 4 e o número de *slots* para transmissão de dados de *uplink* é 6 em um quadro de 10 *slots*.

Seja um conjunto de usuários (ou terminais)  $\mathscr{J}=\{1,\cdots,J\}$  onde J é o número de terminais. Assume-se que o número de slots dedicados a transferência de energia e transmissão de informação no uplink são  $n^e \in \{1,\cdots,N-1\}$  e  $n^i \in \{1,\cdots,N-1\}$ , respectivamente, onde N é o número de slots do quadro (ou frame) e  $n^e+n^i=N$ . Os valores de  $n^e$  e  $n^i$  variam de 1 a N-1 porque não é adequado que todos os slots de tempo disponíveis sejam utilizados apenas para uma das fases. Cada slot de tempo tem um comprimento de tempo igual a  $T^s$  e a duração de um quadro (ou frame) é de  $T^f=N\cdot T^s$ .

O desvanecimento é um aspecto que prejudica a comunicação e deve ser levado em conta na modelagem do sistema. Nas leituras (GUO *et al.*, 2016), (DIAMANTOULAKIS *et al.*, 2016), (DIAMANTOULAKIS; KARAGIANNIDIS, 2017) e (YANG *et al.*, 2018) o desvanecimento é tido como aproximadamente constante durante a passagem do tempo de

Figura 9 – Modelo do sistema





Fonte: Autoral.

quadro. Assumindo que  $g_j$  é o ganho de canal entre o ponto de acesso e o j-ésimo usuário para ambas as direções (uplink e downlink) e considerando que o ponto de acesso transmite a uma potência P constante, a quantidade de energia coletada pelo j-ésimo terminal quando  $n^e$  slots são utilizados para coletar energia na fase 1 é dada por

$$E_{i,n^e} = P \cdot \eta \cdot g_i \cdot n^e \cdot T^s, \tag{4.1}$$

onde  $0 \le \eta \le 1$  é a eficiência da colheita de energia, assumindo 1 para máxima eficiência e 0 para incapacidade de colheita. A potência de transmissão do *j*-ésimo usuário na fase 2 quando a fase 1 dura  $n^e$  slots é  $P_{j,n^e} = \left(E_{j,n^e}\right)/\left(T^s\cdot(N-n^e)\right)$ .

Na segunda etapa, que é a fase do *uplink*, o NOMA é empregado para a multiplexação dos sinais. Os usuários transmitem informação simultaneamente para o ponto de acesso, que, por sua vez, faz uso do SIC seguindo uma certa ordem de decodificação. Assume-se que  $\rho_p \in \mathcal{M}$  é a p-ésima permutatação dos elementos contidos no conjunto  $\mathcal{J}$ , ou seja, os usuários disponíveis no sistema, e  $\mathcal{M}$  é o conjunto de todas as permutações possíveis. O número total de permutações possíveis, M, é dado por M = J!. O i-ésimo elemento da permutação p é representado por  $p_{p,i}$ . Por exemplo, para J = 3 tem-se M = 3! = 6 e  $\mathcal{M} = \{(1,2,3),(2,1,3),(3,2,1),(3,1,2),(1,3,2),(2,3,1)\}$ . Neste exemplo,  $p_{3,2} = 2$ , que corresponde ao usuário 2.

De acordo com as definições dadas, a taxa de transferência de dados alcançável

no *uplink* para cada usuário  $\rho_{p,i}$  - ou seja, o *i*-ésimo usuário da permutação p quando o SIC é executado seguindo a ordem de decodificação da permutação  $\rho_p$  e  $n^e$  slots são utilizados para colheita de energia - é dada por

$$r_{\rho_{p,i},n^{e},p} = \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( 1 + \frac{P_{\rho_{p,i},n^{e}} \cdot g_{\rho_{p,i}}}{\sum_{k=i+1}^{J} \left( P_{\rho_{p,k},n^{e}} \cdot g_{\rho_{p,k}} \right) + \sigma^{2}} \right), \tag{4.2}$$

onde B é a largura de banda do canal utilizado e  $\sigma^2$  é a potência do ruído térmico. De acordo com a equação (4.2) e com o que foi visto na subseção 2.1.3, o sinal com os dados enviados pelo primeiro usuário da ordem de decodificação sofre interferência de todos os outros sinais do restante de usuários do sistema, enquanto o sinal enviado pelo último usuário da permutação sofre interferência apenas do ruído térmico. Vale salientar que a decodificação neste trabalho conta com o SIC ideal. Para um modelo mais realista, o SIC imperfeito é considerado.

#### 4.2 Formulação do Problema de Otimização

O problema desenvolvido tem como objetivo a maximização da taxa total de dados na fase 2 e possui duas restrições. Uma delas é a taxa individual mínima requerida por cada usuário para a garantia de QoS. A outra é que a solução do problema seja um retorno que indica uma permutação (ordem de decodificação) e um número de *slots* de tempo para a satisfação. A resposta do problema aponta, então, para apenas uma permutação e apenas um número de *slots* que ao mesmo tempo em que maximizam a taxa total, satisfazem a restrição de QoS. Antes de tudo, as variáveis devem ser definidas. Então,  $x_{n^e,p}$  é a variável de decisão e é binária, sendo igual a 1 se a solução do problema retornar um número de *slots* utilizados na colheita de energia (fase 1) igual a  $n^e \in \{1, \dots, N-1\}$  e quando p é a permutação escolhida para a decodificação dos sinais no SIC. Caso contrário,  $x_{n^e,p}$  assume o valor 0, o que significa que uma solução satisfatória para o problema não foi encontrada. Para a garantia de QoS, o j-ésimo usuário tem o requisito de uma taxa de dados mínima  $R_j$ , não podendo ter uma taxa de dados inferior ao valor estabelecido. Como  $R_j$  pode assumir um valor diferente para cada usuário j, taxas de dados heterogêneas podem ser consideradas. Caso seja atribuído um mesmo valor de  $R_j$  para todos os usuários, as taxas de dados são homogêneas.

Seguindo essas definições, o problema de otimização é dado matematicamente por

$$\max_{x_{ne,p}} \left\{ \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{p=1}^{M} \sum_{j=1}^{J} \left( r_{j,ne,p} \cdot x_{ne,p} \right) \right\}, \tag{4.3a}$$

sujeito a

$$\sum_{n^{\mathrm{e}}=1}^{N-1} \sum_{p=1}^{M} \left( r_{j,n^{\mathrm{e}},p} \cdot x_{n^{\mathrm{e}},p} \right) \ge R_{j}, \ \forall j \in \mathscr{J}, \tag{4.3b}$$

$$\sum_{n^{e}=1}^{N-1} \sum_{p=1}^{M} x_{n^{e},p} = 1.$$
 (4.3c)

No problema (4.3), o objetivo dado em (4.3a) representa a maximização da taxa total de dados no sistema. A restrição (4.3b) representa a exigência do cumprimento de QoS. A restrição (4.3c) fornece apenas uma solução, com um número de *slots*  $n^{\rm e}$  e uma permutação p selecionados. O problema (4.3) é combinatorial e não-linear, o que significa que é difícil de se resolver para valores de entrada muito grandes - para entradas com valores altos, a complexidade aumenta significativamente.

O uso de busca exaustiva na resolução do problema requer a enumeração completa de todas as instâncias possíveis da variável de decisão,  $x_{n^e,p}$ , a avaliação da viabilidade de acordo com as restrições do problema e a avaliação do objetivo de decisão para cada instância. De acordo com o modelo apresentado, a variável de decisão pode ser representada por um vetor de comprimento igual a  $M \cdot (N-1)$ , em que apenas um elemento é igual a 1 e os demais são iguais a 0 quando a solução é encontrada. Como M = J!, a complexidade do problema cresce exponencialmente com o número total de usuários J. O algoritmo Branch and Bound (BB) pode ser empregado para reduzir a complexidade computacional média para obter a solução ótima (pelo menos para tamanhos de entrada baixos e moderados) (NEMHAUSER; WOSLEY, 1999). Esse algoritmo evita a avaliação de todas as instâncias possíveis da variável de decisão verificando as soluções em relação aos limites superior e inferior estimados e, então, exclui parte do espaço de busca. Para valores altos de entrada, o uso de BB não se mostra viável porque a complexidade computacional aumenta significativamente. Por essa razão, é interessante que soluções heurísticas de baixo custo computacional sejam criadas e utilizadas como alternativas em situações como essa.

## 4.3 Resolução do problema de otimização com o uso do pacote CPLEX

Ao longo da pesquisa foram realizadas simulações no Matlab. A função *cplexbilp*, que está presente no pacote CPLEX da IBM, foi utilizada. Pela descrição da *cplexbilp*, em (IBM, 2019) e mostrada parcialmente na Figura 10, é necessário que o problema seja organizado na forma matricial. O Matlab tem a função *intlinprog*, que também resolve problemas de otimização

e tem parâmetros semelhantes aos da função *cplexbilp*. Algumas das simulações realizadas no início da pesquisa foram feitas com essa função, antes do pacote CPLEX ser adotado no trabalho.

Figura 10 – Descrição da função cplexbilp

## **Detailed Description**

Solve binary integer programming problems.

```
x = cplexbilp(f)
x = cplexbilp(f,Aineq,bineq)
x = cplexbilp(f,Aineq,bineq,Aeq,beq)
x = cplexbilp(f,Aineq,bineq,Aeq,beq,x0)
x = cplexbilp(f,Aineq,bineq,Aeq,beq,x0,options)
x = cplexbilp(problem)
[x,fval] = cplexbilp(...)
[x,fval,exitflag] = cplexbilp(...)
[x,fval,exitflaq,output] = cplexbilp(...)
```

## Finds the minimum of a problem specified by

```
min f*x
st. Aineq*x <= bineq
Aeq*x = beq
```

where x is binary.

#### Parameters:

```
\begin{array}{lll} problem & Structure containing the following fields \\ f & Double column vector for linear objective function \\ Aineq & Double matrix for linear inequality constraints \\ bineq & Double column vector for linear inequality constraints \\ Aeq & Double matrix for linear equality constraints \\ beq & Double column vector for linear equality constraints \\ x0 & Double column vector of initial point of x \\ options & Options structure created with cplexoptimset \\ \end{array}
```

#### Return values:

```
Solution found by the optimization function. x is required to be a binary integer vector; its entries can only take on the values 0 or 1. If exitflag > 0, then x is a solution; otherwise, x is the value of the optimization routine when it terminated prematurely.

Value of the objective function at the solution x

exitflag Integer identifying the reason the optimization algorithm terminated

output Structure containing information about the optimization. The fields of the structure are: iterations: Number of iterations algorithm: Optimization algorithm used message: Exit message time: Execution time of the algorithm cplexstatus: Status code of the solution cplexstatusstring: Status string of the solution
```

Fonte: (IBM, 2019)

Na função cplexbilp, o parâmetro f é um vetor que contém os valores que multiplicam a variável de decisão, enquanto x é um vetor que armazena a variável de decisão nas diferentes instâncias. Essa é uma multiplicação matricial. Pelo objetivo (4.3a), é visto que o vetor f, neste caso, deve ser preenchido com os valores das taxas individuais dos usuários em todas as combinações de  $x_{n^e,p}$  e p estabelecidas nos limites dos somatórios. Para transformar a

minimização da *cplexbilp* em maximização, basta multiplicar o vetor f por -1. Quanto à restrição (4.3b), esta deve ser colocada no formato da inequação matricial mostrada nas definições da *cplexbilp*; assim como (4.3c) deve ser colocada no formato de equação matricial. Quando as simulações são realizadas com a função *intlinprog*, nativa do Matlab, o procedimento de organização das matrizes é similar.

O desenvolvimento do somatório em (4.3b) resulta em um conjunto de inequações:

$$x_{1,1} \cdot r_{1,1,1} + x_{1,2} \cdot r_{1,1,2} + \dots + x_{N,M} \cdot r_{1,N,M} \ge R_1;$$

$$x_{2,1} \cdot r_{2,1,1} + x_{2,2} \cdot r_{2,1,2} + \dots + x_{N,M} \cdot r_{2,N,M} \ge R_2;$$

$$\vdots$$

$$x_{1,1} \cdot r_{J,1,1} + x_{1,2} \cdot r_{J,1,2} + \dots + x_{N,M} \cdot r_{J,N,M} \ge R_J.$$

$$(4.4)$$

Organizando (4.4) na forma matricial, tem-se o seguinte:

$$\begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,NM} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,NM} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{J,1} & r_{J,2} & \cdots & r_{J,NM} \end{bmatrix}_{J \times NM} \times \begin{bmatrix} x_{1,1} \\ x_{2,1} \\ \vdots \\ x_{NM,1} \end{bmatrix}_{NM \times 1} \ge \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_J \end{bmatrix}_{J \times 1}.$$

De acordo com a descrição da *cplexbilp* na Figura 10, a relação entre as matrizes deve ser colocada no formato  $A_{ineq} \cdot x \le b_{ineq}$ . Para isso, basta uma multiplicação da inequação por -1 para a mudança do sinal  $(Ax \ge b \Rightarrow -Ax \le -b)$ , obtendo-se

$$-\begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,NM} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,NM} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{J,1} & r_{J,2} & \cdots & r_{J,NM} \end{bmatrix}_{J \times NM} \times \begin{bmatrix} x_{1,1} \\ x_{2,1} \\ \vdots \\ x_{NM,1} \end{bmatrix}_{NM \times 1} \leq -\begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_J \end{bmatrix}_{J \times 1}.$$

A restrição (4.3c), por sua vez, ao ser desenvolvida é  $x_{1,1} + x_{2,1} + \cdots + x_{NM,1} = 1$ , que no formato matricial  $A_{eq} \cdot \mathbf{x} = \mathbf{b}_{eq}$  da *cplexbilp*, fica

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}_{1 \times NM} \times \begin{bmatrix} x_{1,1} \\ x_{2,1} \\ \vdots \\ x_{NM,1} \end{bmatrix}_{NM \times 1} = \begin{bmatrix} 1 \end{bmatrix}_{1 \times 1}.$$

Com todos os parâmetros sendo carregados corretamente na função *cplexbilp*, o vetor x retornado indica a ordem/permutação p de decodificação e o número de *slots* nº de colheita de energia referentes à solução ótima, se esta existir. Caso não exista solução, a função indica que nenhuma solução foi encontrada. A variável *fval*, que também é retornada pela função, contém a taxa total de dados do sistema; *exitflag*, por sua vez, sinaliza o motivo de parada da procura do *solver* pela solução ótima. A variável *output* é do tipo estrutura e contém informações importantes sobre o processo computacional de resolução do problema de otimização: número de iterações, algoritmo de otimização utilizado, mensagem final, duração do tempo de execução do algoritmo, código de *status* da solução e *string* de *status* da solução.

# 5 SIMULAÇÕES COMPUTACIONAIS

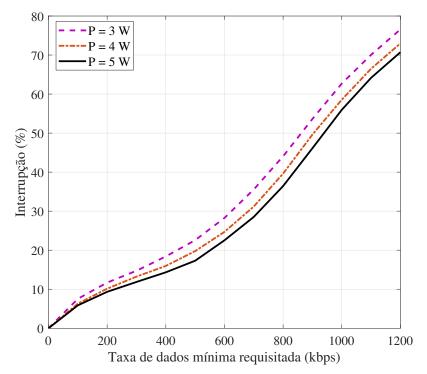
As simulações computacionais do modelo descrito na seção 4.1 foram feitas no Matlab com o pacote CPLEX da IBM, que é livre para uso acadêmico. Neste capítulo são explanados dez gráficos obtidos em simulações realizadas ao longo da pesquisa. Outras alternativas para a criação do simulador também podem ser consideradas, como Octave, Scilab ou Python.

Na configuração das simulações, seguindo o modelo da Figura 9, existe um ponto de acesso localizado no centro de uma célula com um raio igual a 10 m. A potência de transmissão P do ponto de acesso é igual a 5 W (valor padrão), sendo alterada em algumas simulações conforme a indicação nos gráficos. O número total de *slots* de tempo usado na simulação é de 20 (valor padrão), enquanto a largura de banda do canal é de 1 MHz. Em algumas das simulações o número total de slots é alterado, também com a indicação nos gráficos - nas diferentes curvas. Existem 4 usuários/terminais uniformemente distribuídos em uma área em forma de anel com raio interno igual a 1 m e raio externo igual ao raio da célula. O número de usuários/terminais do sistema também é alterado em algumas das simulações. A potência de ruído considerada é de -104 dBm. O ganho de canal entre o ponto de acesso e o terminal j é dado por  $10^{-3} \cdot X \cdot d_i^{-3}$  onde  $d_i$  é a distância entre o terminal j e o ponto de acesso em metros e X é uma variável aleatória distribuída exponencialmente com média unitária. A eficiência de colheita de energia é igual a 0,5. As simulações de Monte Carlo contam com 3000 amostras para confiança estatística. A maioria dos parâmetros de simulação foram retirados de (YANG et al., 2018). Nesta capítulo, as simulações realizadas consideram que as taxas mínimas requisitadas pelos usuários são homogêneas, sendo uma mesma taxa  $R_{min}$ .

# 5.1 Taxa de interrupção em função da taxa de dados mínima requisitada para cada usuário

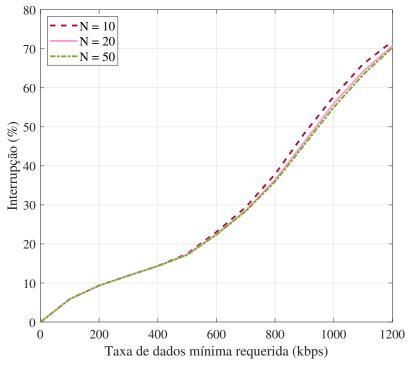
A interrupção ou bloqueio ocorre quando a solução para o problema 4.3 não é encontrada, ou seja, é a situação em que nenhuma resposta válida foi encontrada. Nas simulações desta seção observa-se a relação entre a probabilidade de interrupção e a taxa mínima de dados requisitada por cada usuário do sistema. De modo geral, quanto maior é a taxa mínima de dados requisitada, maior é a probabilidade de interrupção. A diferença entre as curvas na Figura 11 está no nível da potência de transmissão do ponto de acesso na fase 1, que é a potência total considerada no sistema. Na curva localizada mais acima, a potência de transmissão é de 3 W. Na curva do meio, a potência de 4 W. Na curva em melhor situação no gráfico, localizada abaixo das outras, a potência de transmissão é de 5 W. Note que quanto maior é a potência de transmissão na primeira fase, menor é a probabilidade de interrupção (maior é a probabilidade de sucesso). Esse resultado é intuitivo, pois quanto maior é a potência de transmissão na fase 1, maior é a quantidade de energia coletada na fase 2 e, consequentemente, menor é a probabilidade de interrupção.

Figura 11 – Interrupção em função da taxa de dados individual mínima requisitada, com diferentes valores de potência de transmissão *P* 



Na Figura 12, o gráfico que também é da probabilidade de interrupção (ou taxa de bloqueio) em função da taxa mínima de dados requerida pelos usuários do sistema mostra as diferenças entre três situações com diferentes valores de N, que é o número total de *slots* de tempo. A curva com maior interrupção é a que se localiza acima das outras duas, que neste caso é quando o número total de *slots* é igual a 10. Na curva do meio, o valor de N é 20. Na curva com menor interrupção, localizada abaixo das outras duas, o número de *slots* do sistema é igual 50. A ideia é que quanto maior a fragmentação do quadro/frame, melhor é a divisibilidade e alocação de tempo em cada fase do sistema e, por conta disso, a curva de interrupção em função da taxa requerida deve ser melhor (com probabilidade menor de interrupção) para valores maiores de N. Porém, há pouco impacto pelo que se nota no gráfico. A diferença entre as curvas é bem pequena. Até aproximadamente metade do gráfico, as curvas estão sobrepostas. Quando as curvas começam a se distinguir, ainda assim a diferença é ínfima. Sendo assim, não é vantajoso utilizar um número de *slots* muito alto, já que a melhora não é tão significativa para valores altos. Lembrando que quanto maior o valor de N, maior é a complexidade do problema de otimização. Além disso, em sistemas práticos, o número de *slots* de tempo não costuma ser muito grande.

Figura 12 – Interrupção em função da taxa de dados individual mínima requisitada, com diferentes valores de N (número total de *slots* de tempo)



Na Figura 13, a diferença entre as curvas está no número J de usuários/terminais no sistema. Na curva localizada mais acima, em vermelho, o número de usuários é igual a 5. Na curva do meio, o sistema possui 4 usuários. Na curva de melhor situação (com menores chances de interrupção), localizada mais abaixo, o número de usuários é igual a 3. É intuitivo que sistemas com mais usuários enfrentam maiores taxas de interrupção. De todos os parâmetros nesta seção observados, o que mais mostra influência na probabilidade de interrupção e na complexidade do problema de otimização é o número de usuários no sistema. No caso observado, como existe uma mesma quantidade limitada de recursos para as três situações, obviamente a solução torna-se mais difícil de ser encontrada quando mais usuários estão envolvidos.

Figura 13 – Interrupção em função da taxa de dados individual mínima requisitada, com diferentes valores de J (número de usuários)

Fonte: Autoral.

## 5.2 CDF da taxa total de dados

De forma simples e direta, um gráfico de CDF (*Cumulative Distribution Function*), que se conhece em português como Função de Distribuição Acumulada (FDA), revela, por meio de uma curva, a probabilidade - geralmente indicada no eixo vertical - de uma variável aleatória ser menor ou igual a um determinado valor - geralmente indicado no eixo horizontal.

Na Figura 14 é mostrada a CDF da taxa total de dados do sistema com três curvas, cada uma com diferentes valores de taxa individual mínima de dados requerida,  $R_{min}$ . Como se trata da situação em que as taxas mínimas são homogêneas,  $R_{min}$  é o mesmo requisito de taxa mínima de dados de todos os usuários do sistema. Pelas curvas, é visto que quando a taxa de dados mínima requerida é maior, a taxa total de dados do sistema tende a ser também maior. As curvas que representam maiores taxas de dados são posicionadas mais abaixo e à direita no gráfico, em comparação com as demais.

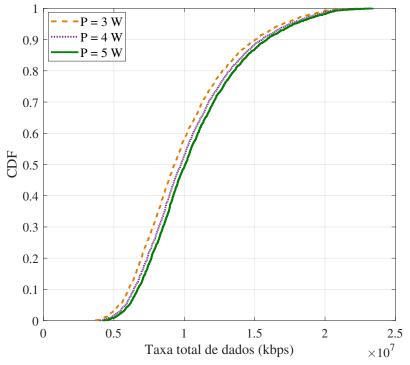
O espaço amostral deve ser o mesmo para todas as curvas. No geral, como dito inicialmente, todas as simulações deste capítulo contam com 3000 amostras de Monte Carlo. Contudo, para a criação do gráfico das CDFs, é necessário que seja utilizado o mesmo espaço amostral para todas as curvas para uma comparação justa entre as diferentes situações. O espaço amostral utilizado, neste caso, conta somente com as vezes em que a solução ótima foi encontrada para o pior cenário em termos de probabilidade de interrupção, que é quando a taxa de dados mínima requisitada é maior. Neste gráfico são consideradas as amostras para as quais a solução foi encontrada no cenário com  $R_{min} = 1000$  kbps.

 $R_{\min} = 0 \text{ kbps}$ 0.9  $R_{\min} = 500 \text{ kbps}$  $R_{\min} = 1000 \text{ kbps}$ 0.8 0.7 0.6  $\frac{1}{2}$  0.5 0.4 0.3 0.2 0.1 0 0 0.5 1.5 2 2.5 Taxa total de dados (kbps)  $\times 10^7$ 

Figura 14 – CDF da taxa total de dados, com diferentes valores de taxa de dados individual mínima requerida

Um gráfico de CDF da taxa total de dados com três curvas é mostrado na Figura 15, cada curva considerando um nível de potência de transmissão *P* diferente. A taxa de dados mínima requerida,  $R_{min}$  para todos os usuários, é fixa em 700 kbps para as três situações de potência de transmissão. Esse valor de  $R_{min}$  é o mesmo nas simulações seguintes desta seção. A curva em que a potência de transmissão é igual a 3 W está acima das demais, o que indica taxa total de dados menor. A curva de potência igual a 4 W está no meio das outras duas, significando que possui taxa total de dados maior que a primeira observada. Por último, a curva com potência de 5 W está abaixo das demais e localizada mais à direta, o que implica na maior taxa total de dados vista no gráfico. O resultado observado é que quando a potência de transmissão é maior, o sistema possui maiores taxas de dados no total. Com maior potência de transmissão na base, na fase 1 uma maior quantidade de energia é coletada pelos terminais/usuários do sistema. Na fase 2, os terminais transmitem informação com potência maior e, portanto, com taxas de dados maiores.

Figura 15 – CDF da taxa total de dados, com diferentes valores de potência de transmissão *P* 



Na Figura 16, a diferença entre as curvas do gráfico da CDF da taxa total de dados está no número total de *slots*, N. A distinção em termos de taxa total de dados do sistema é ínfima. No Matlab, com um zoom no gráfico, nota-se que a curva com N igual a 50 *slots* está abaixo das demais, enquanto a curva de N igual a 20 *slots* está no meio e a curva de N igual a 10 *slots* está acima das outras. Então, de acordo com esta observação, há apenas um pequeno aumento na taxa total de dados quando o número de *slots* de tempo é maior. Esse é mais um resultado que mostra que a quantidade de *slots* de tempo no sistema não precisa ser grande para a obtenção de bons resultados.

N = 100.9 N = 20N = 500.8 0.7 0.6 0.5 0.4 0.3 0.2 0.1 0 0 0.5 1.5 2 2.5 Taxa total de dados (kbps)  $\times 10^7$ 

Figura 16 – CDF da taxa total de dados, com diferentes valores de N (número total de *slots*)

Fonte: Autoral.

Na Figura 17, a CDF da taxa total de dados para diferentes valores de J é mostrada, ou seja, para diferentes números de usuários/terminais no sistema. Em boa parte do gráfico é visto que o cenário com mais usuários tem taxa de dados maior. A partir de um certo ponto a curva vermelha, de J = 4 usuários, apresenta valores abaixo da curva azul, de J = 5. No Matlab, ao se observar as variáveis retornadas na simulação, é visto que há situações em que a solução ótima não é encontrada para o cenário com J = 3 e que, entretanto, é encontrada no cenário com J = 4. Por conta disso, o raciocínio em que a base amostral para a construção dessas curvas levaria em conta apenas as vezes em que a solução foi encontrada para o cenário com maior taxa de

interrupção, que neste caso é quando J = 5, não seria adequado aqui. A base amostral deve ser composta das vezes em que a solução ótima foi encontrada nos três cenários. Nesse caso, para gerar o gráfico adequadamente, é necessário considerar uma base amostral que é a interseção dos casos de sucesso das três situações.

J = 30.9 0.8 0.7 0.6 CDF 0.5 0.4 0.3 0.2 0.1 0 0.5 1.5 2 2.5 Taxa total de dados (kbps)  $\times 10^7$ 

Figura 17 – CDF da taxa total de dados, com diferentes valores de J (número de usuários)

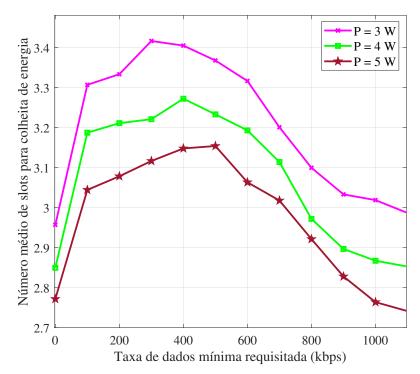
Fonte: Autoral.

# 5.3 Número médio de *slots* de colheita de energia em função da taxa mínima de dados requisitada para cada usuário

A Figura 18 consiste no gráfico do número médio de *slots* de colheita de energia em função da taxa de dados individual mínima requerida, considerando três níveis de potência de transmissão no ponto de acesso. É possível perceber uma relação inversa entre o número de *slots*  $n^e$  e a potência de transmissão. Quando a potência é maior, existe uma tendência de se diminuir o número de *slots* utilizados para a colheita de energia na fase 1. Esse é um comportamento que, a princípio, pode parecer estranho e sem uma explicação clara. O que acontece é que o sistema, quando com maior potência, coleta mais energia em uma mesma duração de tempo se comparado às situações em que possui menores valores de potência de transmissão. Sendo

assim, quando o sistema possui maior potência, fica satisfeito mais rapidamente com a energia coletada na fase 1, selecionando um valor menor de  $n^e$ .

Figura 18 – Número médio de *slots* para colheita de energia em função da taxa de dados mínima, com diferentes potências de transmissão *P* 



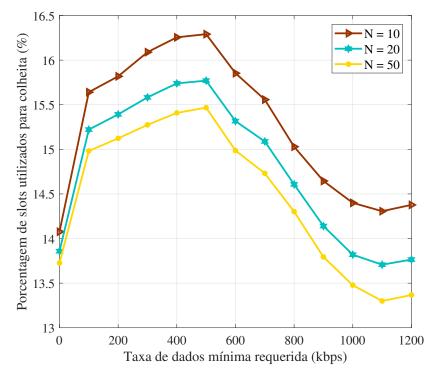
Fonte: Autoral.

De modo geral, a curva do número médio de *slots* de colheita de energia em função da taxa de dados mínima requisitada é crescente até um certo valor de taxa de dados mínima e, depois, passa a decrescer. Essa queda ocorre porque quanto mais *slots* são utilizados para colheita de energia, menos *slots* sobram para o *uplink*. Quando o número de *slots* é menor para a colheita de energia, sobra mais tempo para o *uplink*. Existe um compromisso na alocação do tempo para as duas fases.

Na Figura 19 é mostrada a relação entre a porcentagem de *slots* utilizados para a colheita de energia e a taxa de dados mínima requerida por usuário. Essa porcentagem é dada por  $(n_m^e/N)$  x 100, sendo  $n_m^e$  o número médio de *slots* de colheita de energia na fase 1. Em cada curva, o número total de *slots* N é diferente conforme indicado, por isso o eixo vertical está com valores em porcentagem. A curva marrom, que representa o cenário em que o número de *slots* de tempo é igual 10 está acima das demais. Já a curva amarela, que representa a situação com N

igual a 50, é a que está mais abaixo no gráfico. A explicação para isso parte do raciocínio de que o tempo de quadro/frame é o mesmo para todas as situações, apenas o número de partições é diferente. Pelo gráfico, é visto que para um valor maior de N, há uma tendência a se utilizar um número menor de *slots* para colheita de energia. Obviamente, isso se deve à granularidade do tempo de quadro/frame. Quando o tempo de quadro é menos fragmentado, ou seja, quando o número de *slots* é menor, o sistema acaba selecionando uma parcela maior de tempo para a colheita de energia na fase 1.

Figura 19 – Porcentagem de *slots* para colheita de energia em função da taxa de dados mínima, com diferentes valores de N (número total de *slots* de tempo)



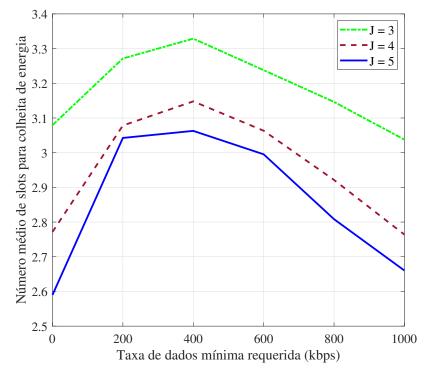
Fonte: Autoral.

Em alguns dos gráficos desta seção percebe-se que há uma certa oscilação estatística. Com um número maior de amostras as curvas ficam mais suaves. Entretanto, o principal intuito neste capítulo é proporcionar um melhor entendimento do comportamento do sistema, não havendo necessidade de elevada precisão estatística além do que possibilite a visualização das relações expostas.

Por fim, da Figura 20 é possível perceber que quanto maior é o número de usuários no sistema, menor tende a ser o número de *slots* de tempo selecionados para a colheita de energia na fase 1. Quanto mais usuários o sistema tem, maior é o tempo necessário para decodificação

das informações na fase 2, o que implica em menor tempo alocado para a fase 1. Sistemas com mais usuários demandam mais *slots* de tempo na segunda fase, o que diminui o número de *slots* de tempo para colheita de energia.

Figura 20 – Número médio de *slots* de colheita de energia em função da taxa mínima requisitada, com diferentes valores de J (número de usuários)



Fonte: Autoral.

Pela observação de simulações é possível verificar se a implementação computacional do sistema está correta, se os resultados são coerentes e fazem sentido. A experimentação é uma etapa importante do método científico. Como neste caso não foi possível a realização de experimentos em um sistema real ou em um protótipo construído em laboratório, somente simulações computacionais foram feitas na pesquisa. Conhecer características de comportamento do sistema estudado é uma parte essencial em qualquer pesquisa científica.

## 6 HEURÍSTICAS PROPOSTAS

A fim de se reduzir a complexidade computacional da resolução do problema de otimização apresentado no capítulo 4, duas soluções heurísticas de custo computacional reduzido são propostas neste capítulo. No capítulo seguinte, há uma comparação entre os resultados das heurísticas, da solução ótima e de uma solução obtida com a equação 10 do artigo (DIA-MANTOULAKIS *et al.*, 2016). Para simulações grandes, com elevado grau de complexidade, a simplificação e eficiência proporcionada por heurísticas é desejável.

Para a criação de uma heurística, é necessário partir de uma observação, ou um conjunto de observações. Em algumas das simulações com o Matlab, notou-se que a taxa total alcançável de transferência de dados continuava a mesma para diferentes permutações (ordens de decodificação da mensagem dos usuários na fase 2), porém mostrava diferenças quando se alterava o número de *slots* de tempo para colheita de energia na fase 1. Partindo dessa observação, foi feita uma averiguação na equação da taxa total de dados, constatando-se que realmente a ordem de decodificação não influencia na taxa total de dados no problema estudado. Os detalhes matemáticos são tratados a seguir.

#### 6.1 Desenvolvimento de heurísticas

Considere um valor fixo de  $n^e$  e uma ordem qualquer de decodificação  $p^* \in \mathcal{M}$ , na qual o primeiro terminal decodificado é  $k_1$ , o segundo é  $k_2$  e assim por diante; ou seja,  $p^* = (k_1, \cdots, k_J)$ . Então, como em (DIAMANTOULAKIS *et al.*, 2016), a taxa total de dados obtida no *uplink* é dada por

$$R^{T} = \sum_{j=1}^{J} \left( \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( 1 + \frac{P_{k_{j},n^{e}} \cdot g_{k_{j}}}{\sum_{w=j+1}^{J} \left( P_{k_{w},n^{e}} \cdot g_{k_{w}} \right) + \sigma^{2}} \right) \right)$$

$$= \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( 1 + \frac{\sum_{j=1}^{J} P_{k_{j},n^{e}} \cdot g_{k_{j}}}{\sigma^{2}} \right).$$
(6.1)

Como pode ser visto no final de (6.1), a taxa total de dados no *uplink* depende tanto de valores fixos  $(n^i, B, \sigma^2 \in N)$  como do somatório  $\sum_{j=1}^J P_{k_j, n^e} \cdot g_{k_j}$ . É visto que, independentemente da permutação  $p^*$  assumida, esse somatório retorna o mesmo resultado. Portanto, a taxa total de dados no *uplink* não depende da ordem de decodificação SIC assumida, ou seja, não depende

da permutação, mas depende do período de tempo da fase 2,  $n^i$  e, consequentemente, do tempo de fase 1,  $n^e$ . Nesse sentido, a maximização da taxa de dados total seria trivial se não houvesse restrições de QoS. No entanto, a ordem de decodificação ou permutação dos terminais é de grande importância para a garantia dos requisitos de taxa de dados individuais no *uplink*.

A demonstração matemática do desenvolvimento da parte inicial de (6.1) até a expressão final é extensa para ser mostrada detalhadamente. Para facilitar a visualização, seja considerado um sistema com apenas dois usuários, cada um com um ganho de canal distinto. A taxa total de dados do sistema é dada por

$$R^{T} = \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( 1 + \frac{P_{1} \cdot h_{1}}{P_{2} \cdot h_{2} + \sigma^{2}} \right) + \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( 1 + \frac{P_{2} \cdot h_{2}}{\sigma^{2}} \right)$$

$$= \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( \left( 1 + \frac{P_{1} \cdot h_{1}}{P_{2} \cdot h_{2} + \sigma^{2}} \right) \cdot \left( 1 + \frac{P_{2} \cdot h_{2}}{\sigma^{2}} \right) \right)$$

$$= \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( 1 + \frac{P_{2} \cdot h_{2}}{\sigma^{2}} + \frac{P_{1} \cdot h_{1}}{P_{2} \cdot h_{2} + \sigma^{2}} + \frac{P_{1} \cdot h_{1} \cdot P_{2} \cdot h_{2}}{(P_{2} \cdot h_{2} + \sigma^{2}) \sigma^{2}} \right)$$

$$= \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( \frac{(P_{2}h_{2} + \sigma^{2})\sigma^{2} + P_{2}h_{2}(P_{2}h_{2} + \sigma^{2}) + P_{1}h_{1}(P_{2}h_{2} + \sigma^{2})}{(P_{2}h_{2} + \sigma^{2})\sigma^{2}} \right)$$

$$= \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( 1 + \frac{P_{1} \cdot h_{1} + P_{2} \cdot h_{2}}{\sigma^{2}} \right)$$

$$= \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_{2} \left( 1 + \frac{P_{1} \cdot h_{1} + P_{2} \cdot h_{2}}{\sigma^{2}} \right)$$

O final de (6.2) corresponde exatamente ao final de (6.1) para uma situação em que há apenas dois usuários no sistema. Sendo assim, fica claro que a taxa total de dados no *uplink* independe da permutação escolhida no SIC, sendo influenciada, no entanto, pelo número de *slots*  $n^{\rm e}$  escolhidos para colheita de energia na primeira fase, já que  $n^{\rm i} = N - n^{\rm e}$ .

#### 6.2 Heurística 1

Tendo como base as observações apresentadas, a primeira heurística foi desenvolvida para a solução do problema de otimização. Na primeira etapa, a taxa total  $R^{\rm T}$  é verificada na equação (6.1) para  $n^{\rm e}$  de 1 a N-1 e é deve ser escolhido o valor de  $n^{\rm e}$  que a maximiza. Assim, com base no valor de  $n^{\rm e}$  escolhido, a ordem de decodificação dos usuários/terminais é definida. Para a escolha da permutação, primeiramente, a taxa de dados alcançada no pior caso para cada usuário j,  $R^{\rm w}_j$ , quando este for o primeiro a ter seus dados decodificados e sofrer interferência de todos os outros terminais do sistema, é calculada por

$$R_j^{W} = \frac{B \cdot n^{i}}{N} \log_2 \left( 1 + \frac{P_{j,n^e} \cdot g_j}{\sum\limits_{\forall w \neq j} (P_{w,n^e} \cdot g_w) + \sigma^2} \right)$$

$$(6.3)$$

#### Algoritmo 1: Heurística 1

```
Entrada: \mathscr{C} (Conjunto com valores possíveis de n^e)

for i \in \mathscr{C} do

| Calcular R^T para n^e = i e armazenar em R^T (i)

end

n^{e*} = \arg\max_{i \in \mathscr{C}} \left(R^T(i)\right)
Calcular a prioridade do usuário, p_j^r \ \forall j \in \mathscr{J}, para n^e = n^{e*} de acordo com a equação (6.4);
Obter a sequência de decodificação SIC, p^*, organizando p_j^r \ \forall j \in \mathscr{J} na ordem decrescente

Testar a validade da solução, isto é, se os requisitos de QoS da inequação (4.3b) estão satisfeitos com os valores de n^{e*} e p^* encontrados

if Solução válida then

| Saída: n^{e*} e p^*

end

if Solução inválida then

| Saída: 0

end
```

De acordo com 2.1.3 e (DIAMANTOULAKIS *et al.*, 2016), no *uplink*, o primeiro usuário a ter a mensagem decodificada na estação base ou ponto de acesso é aquele cujo sinal sofre com a interferência de todos os outros usuários do sistema durante a decodificação. Tendo como base essa ideia, a prioridade  $p_j^r$  do *j*-ésimo usuário é dada por

$$p_j^{\rm r} = R_j^{\rm w}/R_j. \tag{6.4}$$

Após o cálculo das prioridades de acordo com a equação (6.4), a ordem de decodificação é definida pela colocação de  $p_j^r \forall j \in \mathscr{J}$  em ordem decrescente, ou seja, o usuário com maior prioridade  $p_j^r$  tem sua mensagem decodificada primeiramente, e assim por diante. O principal raciocínio no qual esse procedimento se baseia é em permitir que o terminal com melhores condições de canal - e, consequentemente, maior valor  $p_j^r$  - e/ou menor requisito de taxa de dados  $(R_j)$ , tenha seus dados decodificados primeiramente. Esse usuário sofre com a interferência dos sinais de todos os outros usuários seguintes na ordem de decodificação. Por outro lado, o usuário com menor prioridade  $p_j^r$ , ou seja, com pior ganho de canal e/ou maior requisito de taxa de dados  $(R_j)$ , sofre com a interferência apenas do ruído térmico e tem seus dados decodificados por último.

Depois disso, deve-se avaliar se os valores escolhidos para  $n^e$  e a ordem de decodificação no SIC são capazes de satisfazer os requisitos QoS declarados na equação (4.3b). Nesse caso, a *heurística 1* é capaz de encontrar uma solução viável para o problema de otimização (4.3). Essa heurística é resumida no Algotitmo 1, assumindo que  $\mathscr{C}$  é um conjunto definido como  $\{1, \dots, N-1\}$ . O fluxograma da Figura 21 também traz um resumo da *heurística 1*, seguindo o fluxo das flechas escuras, não incluindo a parte em laranja.

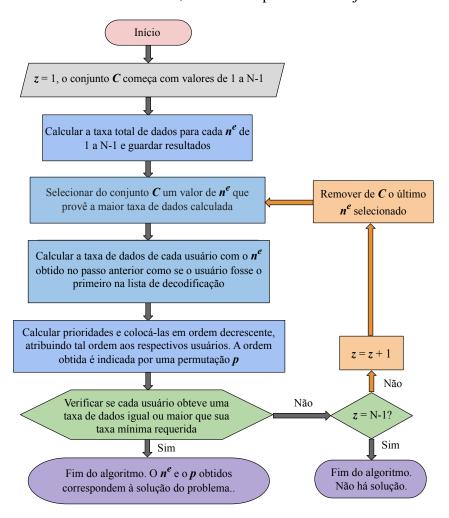


Figura 21 – Fluxograma com a *heurística 1*, seguindo as flechas escuras, e a *heurística 2*, incluindo a parte em laranja

Fonte: Autoral.

#### 6.3 Heurística 2

Como uma solução alternativa, a heurística 2 é proposta, baseada na heurística 1. A ideia adicional é criar um processo iterativo que escolhe um novo valor para  $n^e$  cada vez que a heurística 1 retornar uma solução inválida até encontrar um valor de  $n^e$  que torne possível a solução do problema, se o tal valor existir. Caso não exista, o algoritmo é encerrado indicando que nenhuma solução foi encontrada. Essa heurística foi concebida a partir da observação do número de vezes em que o  $n^e$  dado na solução ótima correspondia ao  $n^e$  retornado pela heurística 1. Foi visto nas simulações que sempre que a heurística 1 conseguia satisfazer os critérios de QoS, a escolha do  $n^e$  era igual à escolha da solução ótima. Foi visto que nas vezes em que essa correspondência não acontecia, a heurística 1 não encontrava solução para o problema. Então, pode-se inferir que há um impasse justamente na escolha do  $n^e$ , ou seja, em algumas

#### **Algoritmo 2:** Heurística 2

```
Entrada: Nenhuma

Executar Algoritmo 1 com entrada \mathscr{C} = \{1, \cdots, N-1\} e obter saída \beta = (n^{e*}, p^*) para solução válida ou \beta = 0 para solução inválida

if \beta \neq 0 then

| Saída: \beta
end

while (\beta = 0) e (\mathscr{C} é não vazio) do

| \mathscr{C} = \mathscr{C} - \{n^{e*}\}
| Executar Algoritmo 1 com entrada \mathscr{C} e obter \beta = (n^{e*}, p^*) para solução válida ou \beta = 0 para solução inválida end

Saída: \beta
```

das situações a *heurística 1* não escolhe o  $n^e$  certo. Portanto, basicamente, a realimentação presente na *heurística 2* dá oportunidade à *heurística 1* de escolher novamente o valor de  $n^e$  quando a solução é inválida, até que as opções se esgotem. Outra observação importante é que a realimentação presente na *heurística 2* diminui suavemente a taxa total de dados do *uplink* fazendo aumentar a probabilidade de satisfação dos critérios de QoS. A *heurística 2* é mostrada no Algoritmo 2 e também está presente no fluxograma da Figura 21, incluindo a parte de cor laranja.

Por fim, observa-se que para o desenvolvimento de uma boa heurística é necessário pensar em caminhos que tornem o processo de resolução do problema analisado mais rápido, tendo cuidado para que os resultados obtidos sejam satisfatórios e tenham proximidade com os resultados obtidos na solução ótima.

#### 7 RESULTADOS

Aqui se considera o mesmo cenário e valores de potência de transmissão, raio da célula, ganho de canal, número total de *slots* de tempo, entre outros considerados no capítulo 5. Para comparação com as heurísticas propostas no capítulo anterior, a solução proposta com a equação 10 do artigo (DIAMANTOULAKIS *et al.*, 2016) é também observada. Nessa solução, em vez de um número inteiro  $n^e$  de *slots* na fase 1, no equacionamento os autores consideram uma variável contínua,  $n^{e,cont}$ , com valores entre 0 e 1, representando a fração do tempo de *frame* alocada para a colheita de energia. Essa fração de tempo da fase 1 é dada por

$$n^{\text{e,cont}} = N - \frac{\frac{\eta \cdot P \cdot \sum\limits_{j=1}^{J} g_j}{\sigma^2}}{\frac{\eta \cdot P \cdot \sum\limits_{j=1}^{J} g_j}{\sigma^2} + \frac{\left(\frac{\eta \cdot P \cdot \sum\limits_{j=1}^{J} g_j}{\sigma^2} - 1\right)}{W_0\left(\frac{\eta \cdot P \cdot \sum\limits_{j=1}^{J} g_j - 1}{e}\right)} - 1$$

$$(7.1)$$

onde  $W_0(\cdot)$  retorna o ramo principal da função Lambert W. Ao considerar um intervalo de tempo dividido em um número inteiro de slots, o valor de  $n^{e,cont}$  obtido na equação (7.1) é convertido através do arredondamento do produto  $n^{e,cont} \cdot N$  para o número inteiro mais próximo. A ordem de decodificação empregada em (DIAMANTOULAKIS et~al., 2016) para o NOMA convencional é aquela obtida após ordenar os terminais por ganhos de canal em ordem decrescente (permutação fixa). A outra solução de referência para a comparação dos resultados é a solução ótima do problema (4.3) obtida com o pacote CPLEX, que é capaz de resolver problemas de programação inteira - *Integer Linear Programming* (ILP).

Para um modelo em que se considera taxas de dados individuais heterogêneas, a cada amostra de Monte Carlo, assume-se que cada taxa de dados exigida do terminal/usuário  $j, R_j$ , é extraída de uma distribuição uniforme dentro do intervalo  $[\bar{R} - \alpha \cdot \bar{R}, \bar{R} + \alpha \cdot \bar{R}]$  onde  $\bar{R}$  é a taxa de dados média exigida e  $\alpha$  é o desvio padrão da taxa de dados mínima requerida. Observa-se que  $\alpha = 0$  reduz a taxa de dados necessária para o caso homogêneo, ou seja,  $R_1 = R_2 = \cdots = R_J$ . O cenário e os valores dos parâmetros do sistema seguem os mesmos definidos no capítulo anterior, com exceção do número total de usuários, que para as simulações do presente capítulo é J = 5.

## 7.1 Taxa de interrupção em função da taxa média de dados requerida

A probabilidade de interrupção (ou taxa de bloqueio) é mostrada em função da taxa média de dados requerida na Figura 22. Nesta simulação foram utilizadas 3000 amostras de Monte Carlo. Quatro soluções são comparadas. Na simulação, o desvio padrão da taxa de dados mínima requerida está fixo em 0,9. A solução ótima, em azul, é a que possui menor probabilidade de interrupção entre todas as alternativas. A curva de interrupção da *heurística 2* aproxima-se bastante da solução ótima, o que é uma característica positiva. Já a *heurística 1* apresenta uma taxa de interrupção maior que a da *heurística 2*, mas inferior à taxa de interrupção da solução proposta em (DIAMANTOULAKIS *et al.*, 2016), mencionada anteriormente.

Percebe-se que a *heurística* 2, no gráfico, possui uma performance quase ótima, ficando extremamente próxima da solução ótima, enquanto a *heurística* 1 mostra um desempenho melhor do que a solução proposta no artigo de referência. A escolha de qual heurística utilizar depende da situação. A *heurística* 1 é mais rápida, pois não envolve realimentação e para alguns casos pode ser satisfatória. Já a *heurística* 2 requer maior tempo de processamento computacional do que a *heurística* 1, mas se assemelha bastante à solução ótima com o benefício de não ter um custo computacional elevado.

100 Solução ótima Solução de (DIAMANTOULAKIS et al., 2016) 90 - Heurística 1 Heurística 2 80 70 Interrupção (%) 60 50 40 30 20 10 200 600 800 1000 1200 Taxa média de dados requerida (kbps)

Figura 22 – Interrupção em função da taxa média de dados requerida, com quatro soluções distintas

### 7.2 Taxa de interrupção em função do desvio padrão da taxa de dados requerida

Na Figura 23, tem-se o gráfico da probabilidade de interrupção como função do desvio padrão da taxa mínima de dados requerida para a satisfação de QoS. Essa simulação é importante para que se saiba o quão heterogêneas as taxas de dados dos usuários podem ser para que as heurísticas funcionem de forma satisfatória. Nesta simulação, a taxa média de dados está fixa em 500 kbps e são utilizadas 3000 amostras de Monte Carlo. Novamente, a heurística 2 possui um desempenho extremamente próximo ao da solução ótima. Já a heurística 1 apresenta uma taxa de interrupção maior, que inicialmente, para desvios pequenos, é próxima da curva da solução proposta no artigo de referência. Conforme o desvio padrão aumenta, a solução proposta no artigo de referência apresenta um notório crescimento na probabilidade de interrupção, enquanto a heurística 1 permanece aproximadamente no mesmo nível.

Com a observação dos resultados da Figura 22 e da Figura 23, vê-se que a *heurística I* é pouco afetada pelo desvio padrão das taxas, assim como a *heurística* 2 e a solução ótima. Quanto maior o desvio padrão, mais heterogêneas são as taxas mínimas de dados requisitadas pelos usuários. Para essas três soluções, o que parece mais aumentar a probabilidade de interrupção é realmente o aumento da taxa média de dados requerida, e não tanto o desvio padrão.

Figura 23 – Interrupção em função do desvio padrão da taxa de dados mínima requerida

## 7.3 Número médio de iterações na heurística 2

Na Figura 24 é mostrado o número médio de iterações na heurística 2 em função da taxa média de dados requerida para as vezes em que foi encontrada solução para o problema. A diferentes curvas representam o mesmo cenário com potências de transmissão diferentes. Com maiores potências, as chances da solução ser encontrada são maiores, o que explica o número mais baixo de iterações que a heurística 2 precisa fazer quando P = 5 W. A simulação conta com 10000 amostras de Monte Carlo no total. O número de amostras teve que ser maior neste caso porque havia muita oscilação estatística quando a simulação contava apenas com 3000 amostras no total. A explicação para isso é que o número de iterações que a heurística 2 precisa fazer é baixo no total de vezes em que a solução é encontrada. Vale salientar que a heurística 2 executa o loop mais vezes quando a solução não é encontrada e ocorre a interrupção, pois nesses casos todas as possibilidades são exploradas antes da interrupção. Como essa informação já está exposta na curva de interrupção nas figuras anteriores, a Figura 24 baseia-se apenas nos casos em que a solução é encontrada pela heurística 2. É visto no gráfico que o número de iterações tende a ser baixo nos casos de sucesso, o que mostra que a heurística 2 é realmente uma boa alternativa de custo computacional reduzido.

Figura 24 – Número médio de iterações na *heurística 2* em função da taxa média de dados requerida

## 8 CONCLUSÕES

O trabalho traz um estudo de otimização em sistemas de comunicações móveis que utilizam NOMA e possuem a configuração WPCN, abordando os aspectos mais simples sobre estas tecnologias, trazendo também uma revisão sobre conceitos de otimização e heurísticas. O conteúdo apresentado antes da metolodogia tem como finalidade fornecer a base teórica para que o leitor entenda a metodologia deste trabalho. De modo geral, o tema abordado aqui é de grande relevância.

O problema de otimização formulado consiste na maximização da taxa total de dados garantindo critérios de QoS. No modelo apresentado, foram otimizadas a ordem de decodificação dos usuários com o uso de SIC na fase 2 e a alocação de tempo para as duas fases - de transferência de energia e de transferência de informação. Diferentemente de trabalhos anteriores, aqui são consideradas premissas práticas: o intervalo de tempo é discretizado em slots de tempo e os terminais possuem requisitos heterogêneos de taxa de dados.

Para reduzir a complexidade do problema, foram propostas duas heurísticas baseadas em suposições razoáveis. A partir dos resultados da última simulação, é visto que a segunda heurística proposta apresenta um desempenho quase ótimo. Além disso, as duas soluções heurísticas propostas superam a solução proposta em um dos artigos de referência, como mostrado nos resultados finais. Ambas as heurísticas propostas são úteis para o problema de otimização com as taxas de dados mínimas requisitadas sendo homogêneas ou heterogêneas. A solução mais adequada pode ser escolhida de acordo com a situação, conforme o grau de complexidade do problema.

Este trabalho conta com o funcionamento ideal do SIC na etapa de decodificação da mensagem dos usuários. Para pesquisas futuras, um diferencial que pode ser levado em conta é o uso de SIC imperfeito no NOMA, tornando o cenário mais realista. Partindo da ideia de porções discretas de tempo e do problema de otimização aqui trazidos, outras heurísticas e observações podem ser feitas para um modelo com condições de SIC imperfeito.

## REFERÊNCIAS

- AHMED, K. I.; TABASSUM, H.; HOSSAIN, E. Deep Learning for Radio Resource Allocation in Multi-Cell Networks. **IEEE Network**, v. 33, n. 6, p. 188–195, abril 2019.
- BECCENERI, J. C. Meta-heurísticas e Otimização Combinatória: Aplicações em Problemas Ambientais. 2012. Capítulo 2 de arquivo disponibilizado pelo INPE. Disponível em: <a href="http://www.lac.inpe.br/elac13/arquivos/MiniCurso\_02ELAC2012.pdf">http://www.lac.inpe.br/elac13/arquivos/MiniCurso\_02ELAC2012.pdf</a>. Acesso em: 02 de outubro de 2020.
- BI, S.; ZENG, Y.; ZHANG, R. Wireless Powered Communication Networks: An Overview. **IEEE Wireless Communications**, v. 23, p. 10—18, maio 2016.
- DIAMANTOULAKIS, P. D.; KARAGIANNIDIS, G. K. Maximizing Proportional Fairness in Wireless Powered Communications. **IEEE Wireless Communications Letters**, v. 6, n. 2, p. 202–205, abril 2017.
- DIAMANTOULAKIS, P. D.; PAPPI, K. N.; DING, Z.; KARAGIANNIDIS, G. K. Wireless-Powered Communications With Non-Orthogonal Multiple Access. **IEEE Transactions on Wireless Communications**, v. 15, n. 12, p. 8423–8425, dezembro 2016.
- DING, Z.; LEI, X.; KARAGIANNIDIS, G. K.; SCHOBER, R.; YUAN, J.; BHARGAVA, V. A Survey on Non-Orthogonal Multiple Access for 5G Networks: Research Challenges and Future Trends. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, v. 35, n. 10, p. 2181–2195, 2017.
- GOLDBARG, M. C. Otimização combinatória e programação linear: modelos e algoritmos. Elsevier, Rio de Janeiro, 2005.
- GONÇALVES, J. L. d. O. **Raciocínio Heurístico e a Resolução de Problemas**. 2006. Conteúdo de REUNI REVISTA UNIJALES / EDIÇÃO 1 / N° 1 / ANO I / 2006. Disponível em: <a href="http://www.educadores.diaadia.pr.gov.br/arquivos/File/setembro2012/matematica\_artigos/artigo\_jose\_goncalves.pdf">http://www.educadores.diaadia.pr.gov.br/arquivos/File/setembro2012/matematica\_artigos/artigo\_jose\_goncalves.pdf</a>>. Acesso em: 02 de outubro de 2020.
- GUO, C.; LIAO, B.; HUANG, L.; LI, Q.; LIN, X. Convexity of Fairness-Aware Resource Allocation in Wireless Powered Communication Networks. **IEEE Communications Letters**, v. 20, n. 3, p. 474–477, março 2016.
- HIGUSHI, K.; BENJEBBOUR, A. Non-orthogonal Multiple Access (NOMA) with Successive Interference Cancellation for Future Radio Access. **IEICE Transactions on Communications**, v. 98, n. 3, p. 403–414, março 2015.
- IBM. **cplexbilp**. 2019. Detailed Description. Disponível em: <a href="https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/SSSA5P\_12.9.0/ilog.odms.cplex.help/refmatlabcplex/html/cplexbilp-m.">httml>. Acesso em: 26 de agosto de 2020.</a>
- ISLAM, S. M. R.; AZAROV, N.; DOBRE, O. A.; KWAK, K.-S. Power-Domain Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) in 5G Systems: Potentials and Challenges. **IEEE Communications Surveys Tutorials**, v. 19, n. 2, p. 721–742, 2017.
- JONSSON, P.; CARSON, S.; BLENNERUD, G.; SHIM, J. K.; ARENDSE, B.; HUSSEINI, A.; LINDBERG, P.; ÖHMAN, K. Ericsson Mobility Report. Ericsson, novembro 2019.

- JU, J.; ZHANG, G.; SUN, Q.; DUAN, W.; JIN, L. On the performance of receiver strategies for cooperative relaying cellular networks with noma. **Journal on Wireless Communications and Networking**, n. 67, março 2019. Disponível em: <a href="https://jwcneurasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/s13638-019-1377-5">https://jwcneurasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/s13638-019-1377-5</a>.
- LEE, I.; LEE, K. The Internet of Things (IoT): Applications, investments, and challenges for enterprises. **Business Horizons**, v. 58, n. 4, p. 431–440, julho/agosto 2015.
- LV, L.; CHEN, J.; NI, Q.; DING, Z.; JIANG, H. Cognitive Non-Orthogonal Multiple Access with Cooperative Relaying: A New Wireless Frontier for 5G Spectrum Sharing. **IEEE COMMUNICATIONS MAGAZINE**, v. 56, p. 188–195, abril 2018.
- MADAKAM, S.; RAMASWAMY, R.; TRIPATHI, S. Internet of Things (IoT): A Literature Review. **Journal of Computer and Communications**, v. 3, n. 5, maio 2015.
- MENG, L.; SU, X.; ZHANG, X.; CHOI, C.; CHOI, D. Signal reception for successive interference cancellation in NOMA downlink. RACS '18: Proceedings of the 2018 Conference on Research in Adaptive and Convergent Systems, p. 75–79, outubro 2018.
- MOROCHO-CAYAMCELA, M. E.; LEE, H.; LIM, W. Machine Learning for 5G/B5G Mobile and Wireless Communications: Potential, Limitations, and Future Directions. **IEEE Access**, v. 7, n. 7, p. 137184–137206, setembro 2019.
- NEMHAUSER, G.; WOSLEY, L. Integer and Combinatorial Optimization. John Wiley & Sons, 1999.
- PUREZA, V. **Tópico em Gerência da Produção: Métodos Heurísticos**. 2010. Conteúdo ministrado pela professora Vitória Pureza, da UFSCar. Disponível em: <a href="http://www.dep.ufscar.br/docentes/vitoria/ENP183%20-%202010/Introducao(1).pdf">http://www.dep.ufscar.br/docentes/vitoria/ENP183%20-%202010/Introducao(1).pdf</a>. Acesso em: 02 de outubro de 2020.
- RIHAN, M.; HUANG, L.; ZHANG, P. Joint interference alignment and power allocation for NOMA-based multi-user MIMO systems. **Journal on Wireless Communications and Networking**, v. 217, setembro 2018. Disponível em: <a href="https://link.springer.com/article/10.1186/s13638-018-1226-y">https://link.springer.com/article/10.1186/s13638-018-1226-y</a>.
- RODRIGUES L H; AHLERT, F. L. D. P. C. L. F. R. L. P. N. Pesquisa Operacional Programação Linear Passo a Passo: Do Entendimento do Problema à Interpretação da Solução. Editora Unisinos, 2014.
- SAGENTIA. Energy Havesting. Sagentia, 2011. Disponível em: <a href="https://www.sagentia.com/files/2015/12/Energy-Harvesting.pdf">https://www.sagentia.com/files/2015/12/Energy-Harvesting.pdf</a>. Acesso em: 24 de agosto de 2020.
- SANTOS, G. L.; ENDO, P. T.; SADOK, D.; KELNER, J. When 5G Meets Deep Learning: A Systemati Review. **Networks, Communication, and Computing**, v. 2, agosto 2020.
- SOUZA, M. J. F. Introdução à Otimização: Programação Linear. 2012. Slides utilizados em aulas do professor Marcone Souza, do Departamento de Computação da Universidade Federal de Ouro Preto. Disponível em: <a href="http://www.decom.ufop.br/prof/marcone/Disciplinas/Otimizacao/IntroducaoOtimizacao.pdf">http://www.decom.ufop.br/prof/marcone/Disciplinas/Otimizacao/IntroducaoOtimizacao.pdf</a>>. Acesso em: 30 de setembro de 2020.

- TAO, S.; YU, H.; LI, Q.; TANG, Y. Performance analysis of gain ratio power allocation strategies for non-orthogonal multiple access in indoor visible light communication networks. **Journal on Wireless Communications and Networking**, v. 154, junho 2018. Disponível em: <a href="https://doi.org/10.1186/s13638-018-1152-z">https://doi.org/10.1186/s13638-018-1152-z</a>.
- TRAN, H.; ÅKERBERG, J.; BJÖRKMAN, M.; TRAN, H.-V. RF Energy Harvesting: An Analysis of Wireless Sensor Networks for Reliable Communication. **Wireless Networks**, v. 25, p. 185—199, 2019.
- VAMVAKAS, P.; TSIROPOULOU, E. E.; PAPAVASSILIOU, S. A user-centric economic-driven paradigm for rate allocation in non-orthogonal multiple access wireless systems. **Journal on Wireless Communications and Networking**, v. 129, maio 2018. Disponível em: <a href="https://doi.org/10.1186/s13638-018-1151-0">https://doi.org/10.1186/s13638-018-1151-0</a>.
- VASHI, S.; RAM, J.; MODI, J.; VERMA, S.; PRAKASH, C. Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and security issues. **2017 International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC)**, IEEE, fevereiro 2017.
- WANG, S.; CAO, S.; RUBY, R. Optimal power allocation in NOMA-based two-path successive AF relay systems. **Journal on Wireless Communications and Networking**, v. 273, dezembro 2018. Disponível em: <a href="https://doi.org/10.1186/s13638-018-1286-z">https://doi.org/10.1186/s13638-018-1286-z</a>>.
- YANG, Z.; XU, W.; PAN, Y.; PAN, C.; CHEN, M. Optimal Fairness-Aware Time and Power Allocation in Wireless Powered. **IEEE Transactions on Wireless Communications**, v. 66, n. 7, p. 3122–3135, fevereiro 2018.