



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Albert Einstein Coutinho dos Santos

Otimização Energética em Redes B5G Utilizando RSMA

DM 07/2024

Belém

2024

Albert Einstein Coutinho dos Santos

Otimização Energética em Redes B5G Utilizando RSMA

DM 07/2024

Dissertação submetida à Banca Examinadora do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da UFPA para a obtenção do Grau de mestre em Engenharia Elétrica na área de Computação Aplicada, elaborada sob a orientação do Prof. Dr. Diego Lisboa Cardoso.

Universidade Federal do Pará

Orientador: Diego Lisboa Cardoso

Belém

2024

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

S237o Santos, Albert Einstein Coutinho dos.
Otimização Energética em Redes B5G Utilizando RSMA /
Albert Einstein Coutinho dos Santos. — 2024.
57 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Diego Lisboa Cardoso
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará,
Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, Belém, 2024.

1. Rate Splitting Multiple Access. 2. Beyond 5G. 3. 6G. 4.
Alocação de potência. 5. Eficiência energética. I. Título.

CDD 621.3821

Albert Einstein Coutinho dos Santos

Otimização Energética em Redes B5G Utilizando RSMA

Dissertação submetida à Banca Examinadora do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da UFPA para a obtenção do Grau de mestre em Engenharia Elétrica na área de Computação Aplicada, elaborada sob a orientação do Prof. Dr. Diego Lisboa Cardoso.

Conceito: _____

Belém, 29 de fevereiro de 2024.

BANCA EXAMINADORA

Diego Lisboa Cardoso - Orientador
UFPA-ITEC-PPGEE

Fabício José Brito Barros
UFPA-ITEC-PPGEE

Gilvan Soares Borges
IFPA

Dedico esta dissertação aos meus pais, José Augusto e Elizete, e a todos os meus familiares e amigos.

Agradecimentos

Agradeço a Deus pela vida. Aos meus pais, José Augusto e Elizete, agradeço pelo esforço e apoio.

Ao Prof. Dr. Diego Lisboa Cardoso, agradeço pela oportunidade de iniciar na pesquisa científica durante a graduação. Isso foi fundamental para a minha carreira acadêmica e eu sempre serei grato. Além disso, agradeço pela orientação, pelos ensinamentos, pela compreensão e por toda ajuda a até aqui.

Ao Prof. Dr Marcos César da Rocha Seruffo, meu agradecimento por mudar a minha visão sobre pesquisa científica. Durante o tempo em que trabalhei em projetos com o Prof. Seruffo, pude observar seu comprometimento com o trabalho, o que me fez perceber que eu ainda preciso melhorar em diversas áreas.

Ao Prof. M.e Ermínio Augusto Ramos da Paixão, minha gratidão por ser um constante apoio em todas as minhas pesquisas. Desde minha graduação em Engenharia da Computação, o Prof. Ermínio tornou-se não apenas um mentor, mas também um grande amigo.

Agradeço a todos do Laboratório de Pesquisa Operacional da Universidade Federal do Pará. Todos são excelentes em suas áreas e estou sempre aprendendo com vocês.

“E ainda que tivesse o dom de profecia, e conhecesse todos os mistérios e toda a ciência, e ainda que tivesse toda a fé, de maneira tal que transportasse os montes, e não tivesse amor, nada seria.”
(1 Coríntios 13:2)

Resumo

As redes sem fio de comunicações de próxima geração exigem demandas extremamente altas com o aumento do tráfego de dados, da taxa de transmissão por usuário, diminuição do atraso mínimo de transmissão e uma quantidade massiva de dispositivos sem fio por unidade de área. Para atender essas demandas é necessário densificar a rede, criar novas tecnologias de acesso e gerenciamento de recursos. No entanto, os desafios associados à interferência e alocação de recursos surgem como obstáculos significativos. A alocação de potência é identificada como fundamental para mitigar interferências, garantir requisitos específicos de qualidade para diferentes serviços e aumentar a eficiência espectral. Este trabalho aplica um algoritmo multiojetivo para a alocação de potência em um cenário que utiliza o conceito de RSMA (Rate Splitting Multiple Access), uma alternativa emergente para as redes de próxima geração. O RSMA envolve a divisão das mensagens em partes privadas e partes comuns, permitindo a adaptação da quantidade de sinal enviada em um canal sobreposto. As métricas de avaliação incluem eficiência espectral, especificamente a menor taxa entre os usuários, a SR (Sum Rate) e a eficiência energética. Os resultados médios obtidos são comparados com o NOMA (Non-Orthogonal Multiple Access), indicando ganhos de 11% em eficiência espectral e 2% em eficiência energética com a implementação do RSMA no cenário simulado.

Palavras-chave: RSMA, B5G, 6G, NOMA, Alocação de potência, Eficiência energética.

Abstract

Next-generation wireless communication networks demand extremely high requirements with the increase in data traffic, user transmission rates, decrease in minimum transmission delay, and a massive number of wireless devices per unit area. To meet these demands, network densification, the development of new access technologies, and resource management are necessary. However, challenges associated with interference and resource allocation emerge as significant obstacles. Power allocation is identified as crucial to mitigate interference, ensure specific quality requirements for different services, and enhance spectral efficiency.

This work applies a multi-objective algorithm for power allocation in a scenario that employs the Rate Splitting Multiple Access (RSMA) concept, an emerging alternative for next-generation networks. RSMA involves splitting messages into private and common parts, allowing adaptation of the amount of signal sent in an overlapping channel. Evaluation metrics include spectral efficiency, specifically the minimum rate among users, the Sum Rate (SR), and energy efficiency. The average results obtained are compared with NOMA (Non-Orthogonal Multiple Access), indicating gains of 11% in spectral efficiency and 2% in energy efficiency with the implementation of RSMA in the simulated scenario.

Keywords: RSMA, B5G, 6G, NOMA, Power Allocation, Energy Efficiency.

Lista de ilustrações

Figura 1.	Espectro de Frequência das Ondas Eletromagnéticas (National Aeronautics and Space Administration, Science Mission Directorate, 2010) .	22
Figura 2.	NOMA tradicional utilizando SIC no receptor. Adaptado de (DAI et al., 2018)	25
Figura 3.	Arquitetura do 1-Layer RS para k-usuários. Adaptado de (CLERCKX et al., 2016)	27
Figura 4.	Etapas do NSGA-II. Adaptado de (DEB et al., 2002)	32
Figura 5.	Topologia da rede	34
Figura 6.	Cenário de simulação da rede	41
Figura 7.	Hipervolume para o problema P1	42
Figura 8.	Fronteira de pareto ótimo para P1 considerando SIC perfeito	44
Figura 9.	Fronteira de pareto ótimo para P1	45
Figura 10.	Max-Min Fairness para o problema P1	46
Figura 11.	Eficiência energética para problema P1 com SIC imperfeito	47
Figura 12.	Hipervolume para o problema P2 com SIC imperfeito	48
Figura 13.	Fronteira de pareto ótimo para P2 considerando SIC perfeito	49
Figura 14.	Fronteira de pareto ótimo para P2	50
Figura 15.	SR para o problema P2	51
Figura 16.	Eficiência energética para problema P2	52

Lista de tabelas

Tabela 1.	Características dos trabalhos correlatos	19
Tabela 2.	Parâmetros do NSGA-II	40
Tabela 3.	Parâmetros da Simulação	42

Lista de abreviaturas e siglas

5G	Fifth Generation
6G	Sixth Generation
AG	Algoritmo Genético
B5G	Beyond 5G
AP	Access Point
CCP	Convex-Concave Procedure
CDMA	Code Division Multiple Access
CSIR	Channel State Information at the Receiver
CSIT	Channel State Information at the Transmitter
C-RAN	Cloud Radio Access Network
D-RAN	Distributed Radio Access Network
EE	Energy Efficiency
FDMA	Frequency Division Multiple Access
ICI	Inter-Cluster Interference
INI	Intra-Cluster Interference
MMF	Max-Min Fairness
NOMA	Non-Orthogonal Multiple Access
NSGA-II	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II
OFDMA	Orthogonal Frequency Division Multiple Access
PD-NOMA	Power Domain NOMA
PSO	Particle Swarm Optimization
QoS	Quality of Service
RF	Radio Frequency

RS	Rate Splitting
RSMA	Rate Splitting Multiple Access
SDR	Semi-definite Relaxation
SE	Spectral Efficiency
SIC	Successive Interference Cancellation
SINR	Signal Plus Noise Ratio
SR	Sum Rate
TDMA	Time Division Multiple Access
UE	User Equipment

Lista de símbolos

β	SIC imperfeita
v	A matriz binária que indica a qual cluster um determinado usuário está alocado
ζ	Índice do cluster a qual o usuário pertence
γ	SINR
σ^2	Ruído do ambiente

Sumário

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Trabalhos Correlatos	18
1.2	Objetivo Geral	19
1.3	Objetivos Específicos	20
2	REFERENCIAL TERÓRICO	21
2.1	Redes Móveis	21
2.2	Múltiplo Acesso Ortogonal	23
2.3	Múltiplo Acesso Não Ortogonal	24
2.4	RSMA	26
2.5	Algoritmo Genético	29
2.6	Otimização Multiobjetivo	30
2.6.1	Fronteira de Pareto	30
2.6.2	Hipervolume	31
2.7	NSGA-II	31
2.7.1	Classificação Não-dominada Rápida	31
2.7.2	Densidade de soluções	32
2.8	Métricas Utilizadas	32
2.8.1	Eficiência espectral	32
2.8.2	Eficiência Energética	33
3	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA	34
3.1	Modelo de Sistema	34
3.1.1	NOMA	35
3.1.2	RSMA	36
3.2	Formulação de Problema Multiobjetivo	36
3.2.1	Taxa Total de Transmissão	37
3.2.2	Eficiência Energética	37
3.2.3	Taxa Mínima de Transmissão	38
3.2.4	Maximização de EE e MMF	38
3.2.5	Maximização de EE e SR	39
3.3	Modelo Proposto	39
3.3.1	Alocação dos UE aos APs	39
3.3.2	Otimização da Alocação de Potência	40
4	RESULTADOS	41

4.1	EE e MMF	42
4.2	EE e SR	47
5	CONCLUSÃO	53
5.1	Trabalhos Futuros	54
	REFERÊNCIAS	55

1 Introdução

A presença da comunicação sem fio se integrou de maneira essencial em nosso cotidiano. O advento da conectividade móvel de alta velocidade viabilizou uma ampla gama de aplicações que permeiam todos os setores da sociedade. Paralelamente, o surgimento de novas aplicações impulsiona uma crescente demanda por conectividade ubíqua e de alta qualidade. Para satisfazer essa demanda, é imprescindível que os sistemas evoluam continuamente, tornando-se altamente eficazes e robustos.

Recentemente, houve uma transformação significativa no campo da comunicação sem fio. As tecnologias empregadas passaram por mudanças marcantes e permanecem como objeto de pesquisas e inovações contínuas, impulsionadas pelo aumento constante na demanda por serviços inovadores, maior capacidade para dispositivos conectados simultaneamente, redução do tempo de resposta e transmissão de dados mais veloz

Foram implementadas melhorias contínuas na arquitetura de rede, elemento crucial para o desempenho das comunicações. Destaca-se a proposta da arquitetura C-RAN (Cloud Radio Access Network) (EJAZ et al., 2020) em substituição à arquitetura D-RAN (Distributed Radio Access Network) (LÄHETKANGAS et al., 2013) durante a transição do 4G (Fourth Generation) para o 5G (Fifth Generation). A C-RAN tem como objetivo centralizar o processamento, possibilitando uma coordenação intercelular mais refinada, maior flexibilidade na alocação de recursos e uma eficiência energética aprimorada.

Além disso, as redes precisam lidar com o gerenciamento de diversos tipos de recursos como tempo, frequência, processamento, potência, etc. Desta forma, algoritmos de otimização de rede tornaram-se essenciais para melhorar o desempenho e a eficiência da rede. Em relação ao 5G, destaca-se os algoritmos de alocação dinâmica de recursos, de gestão de interferência e de gerenciamento de energia.

Portanto, a cada geração de redes móveis surgem novas tecnologias que buscam principalmente atender o crescimento exponencial de UE (User Equipment) com taxas de transmissão mais elevadas e maior confiabilidade dos dados. O 5G, por sua vez, evidencia deficiências associadas às novas faixas de frequência empregadas, às técnicas de transmissão multiusuários complexas e ao aumento substancial dos dados de controle (MOUSSAOUI; BERTIN; CRESPI, 2022).

A próxima geração chamada de B5G (Beyond 5G) ou 6G (Sixth Generation) vai exigir requisitos ainda mais elevados de número de UEs conectados, taxa de transmissão e confiabilidade. Essas necessidades fundamentais, aliadas a outras considerações, vão demandar abordagens criativas no desenvolvimento de estruturas de redes, assim como novos algoritmos de otimização.

Sendo assim, estão sendo estudados novos métodos de acesso não ortogonal ao canal. Entre esses métodos, destacam-se o NOMA (SAITO et al., 2013) e o RSMA (Rate Splitting Multiple Access) (CLERCKX et al., 2016). Essas abordagens estão sendo investigadas com o objetivo de permitir a comunicação de vários usuários utilizando os mesmos recursos de frequência e tempo e dentro da mesma área geográfica da rede. Além disso, buscam aproveitar eficientes mecanismos de cancelamento de interferência no receptor.

A alocação de potência é um desafio de considerável complexidade, uma vez que demanda a determinação precisa da quantidade de potência destinada a cada usuário, a fim de assegurar uma comunicação eficaz. Os desafios específicos associados à alocação de potência compreendem:

- **Balanceamento de Potência:** Determinar a quantidade apropriada de potência a ser atribuída a cada usuário, considerando as flutuações nas condições do canal e a distância entre o transmissor e o receptor.
- **Mitigação de Interferências:** Administrar eficientemente da interferência entre usuários, a mitigação de interferências busca ajustar a potência de transmissão de modo a minimizar quaisquer impactos adversos na qualidade do sinal. Este aspecto é fundamental para manter a integridade das comunicações em ambientes densamente povoados e em modelos de acesso múltiplos não ortogonais (HERATH; HAGHIGHAT; CANONNE-VELASQUEZ, 2020).
- **QoS (Quality of Service):** Garantir que a alocação de potência atenda aos requisitos específicos de QoS para diversos serviços. Isso inclui considerações sobre a taxa de transmissão necessária, a latência tolerável e a confiabilidade exigida para cada tipo de serviço suportado pela rede.
- **Eficiência Espectral:** Maximizar a eficiência espectral através da alocação dinâmica de potência, visando otimizar o aproveitamento dos recursos disponíveis. Este aspecto é fundamental para garantir a utilização eficiente do espectro e, conseqüentemente, aprimorar o desempenho geral da rede.

Dentre os desafios apresentados, a alocação de potência configura-se como um problema de otimização real de considerável complexidade, frequentemente caracterizado como NP-hard (ZHANG et al., 2018), que é uma classe de problemas que não podem ser resolvidos de maneira determinística em tempo polinomial. Em contextos dinâmicos, a busca pela solução ótima pode demandar um tempo computacional proibitivo, tornando-a impraticável na realidade. Nesse sentido, torna-se necessário recorrer a abordagens que proporcionem soluções aproximadas em intervalos de tempo factíveis, conciliando eficácia e eficiência computacional.

As heurísticas representam técnicas que se fundamentam em abordagens simplificadas visando a obtenção de soluções aceitáveis em períodos de tempo considerados razoáveis. Na alocação de potência, heurísticas podem oferecer soluções aproximadas, no entanto, não garantem o ótimo global.

Os algoritmos bio-inspirados também podem ser utilizados na otimização da alocação de potência. Algoritmos como o AG(Algoritmo Genético) (HOLLAND, 1984) e o PSO (Particle Swarm optimization) (KENNEDY; EBERHART, 1995) são exemplos de abordagens que emulam comportamentos observados em sistemas biológicos para encontrar soluções eficazes. Esses algoritmos, ao explorarem simultaneamente múltiplas soluções, podem superar limitações das heurísticas tradicionais e se adaptar a cenários dinâmicos, oferecendo soluções aproximadas e eficientes.

Em resumo, a alocação de potência em redes móveis representa um desafio fundamental, e a utilização de algoritmos de otimização, heurísticas e algoritmos bio-inspirados desempenha um papel importante para superar as complexidades inerentes e garantir o desempenho eficiente e dinâmico dessas redes na era B5G.

1.1 Trabalhos Correlatos

Em (DIZDAR et al., 2023), foi apresentado um algoritmo linear de baixa complexidade para alocação de recursos em um sistema RSMA com um número arbitrário de usuários e antenas, considerando CSIT (Channel State Information at the Transmitter) imperfeito. O principal objetivo trata-se da MMF. O algoritmo proposto demonstrou alcançar uma taxa significativamente mais elevada em comparação com os de referência baseados em SDMA, tanto sob CSIT perfeito quanto sob CSIT imperfeito.

De modo semelhante, (LEE; SHIN, 2022) propõe um framework de otimização de MMF baseada em RSMA para garantir um nível mínimo de QoS para cada UE. A etapa inicial envolve a formulação de um problema de otimização de MMF, que exhibe inerentemente características não convexas. Para resolver essa não-convexidade, a abordagem emprega técnicas de SDR (Semi-definite Relaxation) e CCP (convex-concave procedure) como parte do algoritmo proposto. Os resultados demonstraram a robustez do RSMA em relação aos esquemas tradicionais de acesso múltiplo em cenários envolvendo CSIT e CSIR (Channel State Information at the Receiver).

A alocação de potência abordada em (YANG et al., 2020) é tratada como um problema de otimização com o objetivo de maximizar a taxa total ou SR de todos os usuários. Para resolver essa maximização em um contexto não convexo, a potência ideal para a transmissão das mensagens privadas aos usuários é determinada sob uma potência fixa para a transmissão das mensagens comuns. Em seguida, é introduzido um algoritmo de busca unidimensional para encontrar a solução ótima para a distribuição de potência

das mensagens comuns.

Em (ZHOU; MAO; CLERCKX, 2021), é abordado o tradeoff entre SE e EE ao estudar o problema conjunto de maximização de SE e EE no contexto do RSMA. Inicialmente, são propostos dois modelos que visam transformar o problema original em dois problemas de objetivo único por meio da abordagem da soma ponderada, que é um método clássico que converte problema multiobjetivos em um problema mono-objetivo atribuindo um peso a cada função objetivo normalizada e somando-os. Para a resolução eficiente desses problemas de objetivo único em um sistema com dois UEs, é apresentado um algoritmo de baixa complexidade baseado em SCA (Sucessive Convex Approximation).

Tabela 1. Características dos trabalhos correlatos

Modelo	MMF	SR	EE	Linearidade	Tipo de Otimização
(DIZDAR et al., 2023)	✓	×	×	Linear	Mono-objetivo
(LEE; SHIN, 2022)	✓	×	×	Não-linear	Mono-objetivo
(YANG et al., 2020)	×	✓	×	Não-linear	Mono-objetivo
(ZHOU; MAO; CLERCKX, 2021)	×	✓	✓	Não-linear	Multi-objetivo
Modelo Proposto	✓	✓	✓	Não-linear	Multi-objetivo

Nesta dissertação é abordada a otimização da soma das taxas dos UEs, da MMF e da EE. O ajuste das potências tanto da parte privada quanto da parte comum do RSMA é otimizado ao mesmo tempo. Além disso, é apresentado um modelo para otimizar dois problemas, cada um envolvendo duas funções objetivo:

- **Problema 1:** Maximização da menor taxa entre os UEs e maximização da EE.
- **Problema 2:** Maximização da SR e maximização da EE.

A divisão em dois problemas não foi abordada em trabalhos semelhantes e tem por objetivo investigar o trade-off entre a eficiência energética em relação a métricas diferentes de eficiência espectral.

1.2 Objetivo Geral

Aplicação de meta-heurísticas para maximização da eficiência energética e eficiência espectral a fim de atender à elevada demanda de dados e a uma quantidade massiva de usuários em redes RSMA 6G.

1.3 Objetivos Específicos

- Investigar e implementar algoritmos bio-inspirados para otimizar a alocação de potência em redes 6G.
- Aplicar uma técnica de otimização multiobjetivo para maximizar simultaneamente a eficiência energética e a eficiência espectral, considerando variáveis como a soma das taxas e a taxa mínima entre os UEs.
- Realizar uma análise abrangente para avaliar o desempenho do RSMA em comparação com outras técnicas de acesso múltiplo, considerando métricas relevantes, como eficiência espectral e eficiência energética.

2 Referencial Terórico

2.1 Redes Móveis

As ondas eletromagnéticas são padrões de perturbação ou oscilação formadas por campos elétricos e magnéticos, capazes de se propagar pelo espaço, incluindo o vácuo, sem depender de um meio físico para sua transmissão (JIN, 2015). A comunicação sem fio surge da concepção de empregar essas ondas para enviar mensagens, eliminando a necessidade de conexão por cabeada entre o emissor e o receptor. Para viabilizar esse processo, utiliza-se a modulação digital, que consiste na transferência de informações na forma de bits através de um canal de comunicação (GOLDSMITH, 2005). Há diversos tipos de modulação que são utilizadas em diferentes aplicações, destacando-se:

- **Modulação de Amplitude** (NIEHENKE, 2014): Nesse método, a amplitude da onda portadora é alterada em relação à amplitude do sinal de informação, sendo que as variações na amplitude transportam as informações.
- **Modulação de Frequência** (ARMSTRONG, 1936): Neste caso, a frequência da onda portadora é modificada conforme as flutuações no sinal de informação, codificando, assim, a informação nas mudanças de frequência.
- **Modulação de Fase** (ANDERSON; AULIN; SUNDBERG, 2013): A modulação de fase implica a modificação da fase da onda portadora em resposta às alterações no sinal de informação, com as variações na fase transmitindo as informações.
- **Modulação de Amplitude em Quadratura** (HANZO et al., 2004): Este método combina modulação em amplitude e modulação de fase, sendo amplamente utilizado em sistemas de comunicação digital.

A modulação é importante por vários aspectos, incluindo:

- **Eficiência Espectral:** Possibilita a transmissão simultânea de várias informações na mesma faixa de frequência.
- **Redução de Interferências:** Contribui para diminuir a interferência proveniente de outras fontes eletromagnéticas.
- **Melhoria da Propagação:** Facilita a propagação mais eficiente dos sinais através do espaço ou meios de transmissão.

Outro fator importante a ser considerado é a banda de frequência da onda a ser transmitida. As ondas eletromagnéticas abrangem um espectro amplo de frequências, que varia desde frequências mais baixas, como as empregadas em transmissões de rádio, até frequências mais elevadas, exemplificadas pelos raios gama, conforme ilustrado na Figura 1. Quanto maior a frequência maior a capacidade de transmissão de dados, no entanto, o alcance da onda é diminuído, ou seja, a área de cobertura é menor.

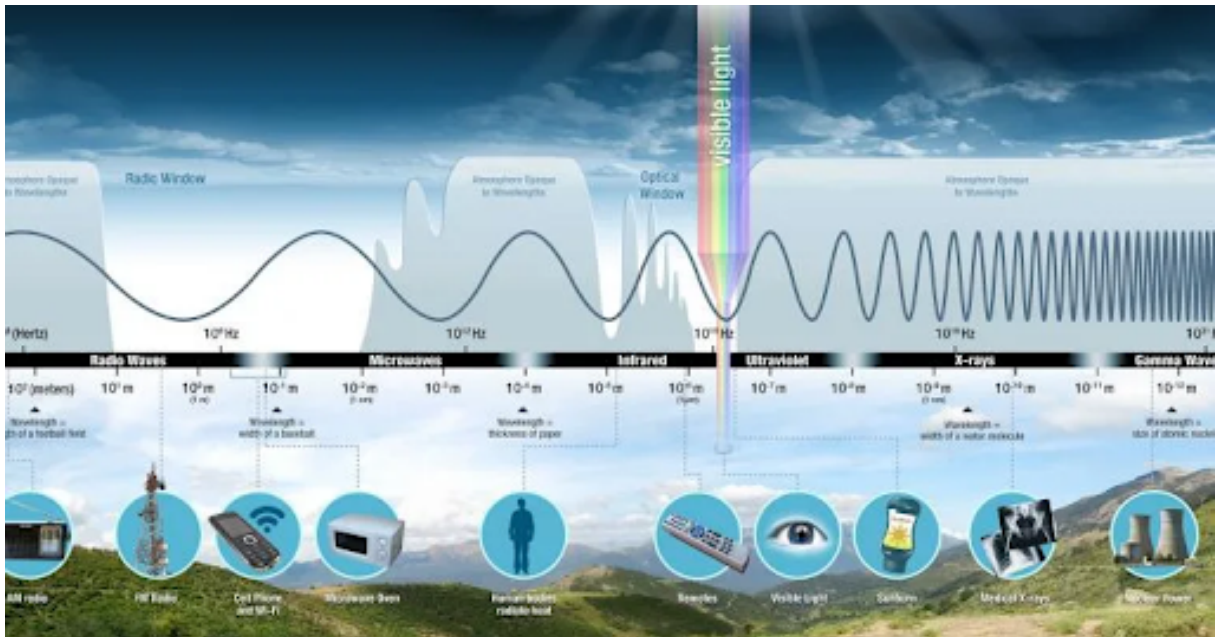


Figura 1. Espectro de Frequência das Ondas Eletromagnéticas (National Aeronautics and Space Administration, Science Mission Directorate, 2010)

Pode-se concluir também que a banda de frequência disponível para a transmissão de informação é limitada. Por isso, a banda de frequência total é dividida em intervalos uniformes, chamados de subportadoras. Cada subportadora opera em uma frequência específica e carrega uma parte dos dados a serem transmitidos.

Considerando um único transmissor operando em uma banda de frequência específica, é importante notar que, à medida que o número de receptores aumenta, haverá um ponto em que todas as subportadoras disponíveis estarão ocupadas. Isso resultará em uma redução na taxa com que os receptores conseguem receber os dados. Nesse contexto, torna-se imperativo implementar um sistema de gerenciamento das subportadoras para determinar a alocação e a duração das subportadoras para cada receptor.

O objetivo deste gerenciamento consiste em otimizar a utilização do recurso de rede, visando incrementar a taxa de transmissão de dados, ampliar a capacidade de conexão para um número mais elevado de receptores e mitigar potenciais interferências entre as informações originárias de usuários distintos. Essa função é realizada por meio da

implementação de técnicas de múltiplo acesso.

As técnicas de múltiplo acesso constituem estratégias que viabilizam o acesso e compartilhamento eficiente do meio de transmissão por múltiplos usuários em uma rede de comunicação. Cada usuário adota um método específico para acessar o canal de comunicação, sendo que as técnicas de múltiplo acesso regulam como diferentes usuários compartilham esse recurso. A relevância destas técnicas reside na capacidade de aprimorar a eficiência espectral e atender às crescentes demandas de tráfego nas redes móveis.

Entretanto, a escolha da técnica a ser empregada depende das características do ambiente, do tráfego e dos requisitos específicos da aplicação, sendo que algumas técnicas podem se mostrar mais adequadas em determinadas situações do que em outras.

As principais vantagens decorrentes da aplicação dessas técnicas são:

- **Aumento da Capacidade:** Possibilitam a ocorrência simultânea de várias transmissões, incrementando a capacidade total da rede.
- **Eficiência Espectral:** Melhoram a eficiência na utilização do espectro de frequência disponível.
- **Flexibilidade:** Proporcionam flexibilidade na alocação de recursos, permitindo adaptação a diferentes padrões de tráfego e demandas de serviço.
- **Concorrência e Justiça:** Viabilizam a competição equitativa entre usuários, assegurando que todos tenham acesso justo ao meio de transmissão.

As técnicas de múltiplo acesso podem ser categorizadas com base na ortogonalidade. Nas técnicas ortogonais, a sobreposição entre os sinais de diferentes usuários é minimizada, facilitando a separação e a recuperação de cada sinal sem interferência significativa. Exemplos dessas técnicas incluem FDMA (Frequency Division Multiple Access), TDMA (Time Division Multiple Access), OFDMA (Orthogonal Frequency Division Multiple Access). Por outro lado, nas técnicas não ortogonais, há uma certa sobreposição entre os sinais de diferentes usuários, e a gestão dessa sobreposição é crucial para garantir uma comunicação eficaz. Exemplos dessas técnicas incluem CDMA (Code Division Multiple Access), SDMA (Space Division Multiple Access), NOMA e RSMA.

2.2 Múltiplo Acesso Ortogonal

As técnicas de acesso ortogonal têm como objetivo principal isolar de maneira eficaz os recursos, dividindo-os em partes ortogonais. Esse isolamento pode ser implementado no domínio do tempo, da frequência, do código, ou por meio de uma combinação destes. No método FDMA, cada usuário transmite seu sinal utilizando um recurso de frequência

exclusivo. No TDMA, é alocado um intervalo de tempo exclusivo para cada usuário. Por sua vez, no OFDMA, ocorre uma combinação dos recursos no domínio do tempo e da frequência, significando que cada intervalo de tempo e de frequência é exclusivo para um usuário. O propósito dessa abordagem é reduzir a interferência entre os usuários. Cada usuário utilizará um ou mais recursos, dependendo da taxa de transmissão exigida. O sinal recebido pelo usuário k -ésimo em um sistema ortogonal é expresso pela seguinte Equação 2.1 (JANGHEL; PRAKRIYA, 2018)

$$y_k = h_k p_k + \sigma^2 \quad (2.1)$$

sendo que h_k representa o ganho de canal do usuário k , p_k representa a potência alocada para o usuário k e σ^2 é a potência do ruído. Podemos calcular o SNR (Signal to Noise Ratio) do k -ésimo usuário de acordo com a Equação 2.2 (JANGHEL; PRAKRIYA, 2018)

$$\gamma_k = \frac{|h_k|^2 p_k}{\sigma^2} \quad (2.2)$$

Além disso, a taxa de transmissão de dados do k -ésimo usuário pode ser obtida pela Equação 2.3

$$R_k = W \log_2(1 + \gamma_k) \quad (2.3)$$

sendo W a largura de banda do canal atribuído ao usuário k .

2.3 Múltiplo Acesso Não Ortogonal

O NOMA é uma abordagem não ortogonal para o acesso de múltiplos usuários em um mesmo recurso de frequência. Para isso, o NOMA incorpora o domínio da potência como uma ferramenta fundamental para distinguir os usuários (JANGHEL; PRAKRIYA, 2018).

A principal vantagem do NOMA reside na capacidade de aumentar a quantidade de usuários suportados em uma dada banda de frequência, resultando em uma melhoria significativa na eficiência espectral do sistema. Essa abordagem é particularmente valiosa em ambientes de comunicação sem fio, onde a demanda por largura de banda é cada vez maior.

No entanto, a complexidade no receptor é um ponto crítico, já que, no mesmo recurso de frequência, são transmitidos os sinais de dois ou mais usuários pertencentes a um mesmo cluster. Neste contexto, um cluster é um grupo de usuários compartilhando

a mesma faixa de frequência, e a decisão de quais usuários serão agrupados é conhecida como pareamento.

O NOMA utiliza a técnica denominada SIC (Successive Interference Cancellation) para decodificar corretamente os sinais transmitidos por diferentes usuários em um mesmo cluster. O SIC é uma técnica fundamental para decodificar os sinais corretamente quando transmitidos simultaneamente no mesmo recurso de frequência (DING; SCHOBBER; POOR, 2020). A separação dos usuários é realizada com base no ganho de canal, uma métrica que reflete a qualidade do canal de comunicação para cada usuário, que pode ser expressa como $h = g\sqrt{d}^{-\epsilon}$ (SUN et al., 2021), em que g corresponde à variável aleatória gaussiana complexa com média zero e variância unitária, ou seja, $g \sim \mathcal{CN}(0, 1)$, d representa distância em metros e ϵ é o expoente de perda de caminho.

Em um exemplo específico do NOMA, considerando um sistema com dois usuários por cluster (denominados k_1 e k_2) e assumindo que $h_1 > h_2$, a potência p associada ao usuário k_1 deve ser configurada com valor inferior à potência associada ao usuário k_2 ($p_1 < p_2$). Essa configuração otimizada maximiza a eficiência espectral de ambos os usuários.

Além disso, o usuário k_1 deve realizar o cancelamento do sinal transmitido pelo usuário k_2 por meio da técnica SIC, permitindo assim que k_1 receba seu próprio sinal de maneira adequada. Como a potência p_1 é menor, o sinal de k_1 chega como ruído para o usuário k_2 e por isso este não precisa realizar a SIC. A Figura 2 o processo de decodificação do sinal por meio da SIC entre dois usuários em um sistema NOMA.

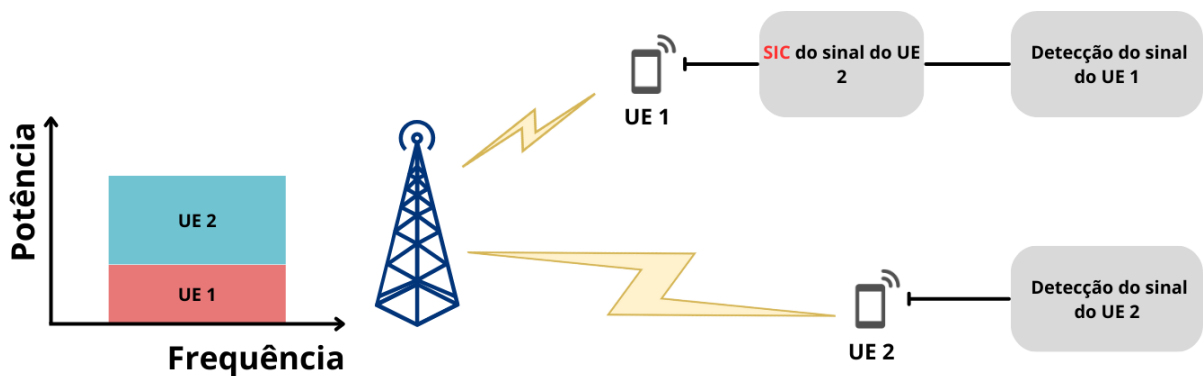


Figura 2. NOMA tradicional utilizando SIC no receptor. Adaptado de (DAI et al., 2018)

O sinal recebido pelo usuário k_1 e k_2 é expresso pelas Equações 2.4 e 2.5 (DAI et al., 2018)

$$y_1 = h_1 p_1 + \beta p_2 h_1 + \sigma^2 \quad (2.4)$$

$$y_2 = h_2 p_2 + p_1 h_2 + \sigma^2 \quad (2.5)$$

sendo que h_k representa o ganho de canal do usuário k , p_k representa a potência alocada para o usuário k e σ^2 é a potência do ruído. Além disso, $\beta \in [0, 1]$ representa a SIC imperfeita resultante de problemas de implementação, como escala de complexidade e propagação de erros (DO; NGUYEN, 2019). Um valor de $\beta = 0$ implica que o usuário forte é completamente capaz de remover a interferência do usuário fraco, ou seja, SIC perfeito.

O SINR dos usuários k_1 e k_2 é calculado de acordo com as Equações 2.6 e 2.7, respectivamente (DAI et al., 2018)

$$\gamma_1 = \frac{|h_1|^2 p_1}{\beta p_2 |h_1|^2 + \sigma^2} \quad (2.6)$$

$$\gamma_2 = \frac{|h_2|^2 p_2}{p_1 |h_2|^2 + \sigma^2} \quad (2.7)$$

Logo, as taxas de transmissão de dados do primeiro e do segundo usuário podem ser representadas pelas Equações 2.8 e 2.9, respectivamente (DAI et al., 2018)

$$R_1 = W \log_2(1 + \gamma_1) \quad (2.8)$$

$$R_2 = W \log_2(1 + \gamma_2) \quad (2.9)$$

sendo W a largura de banda do canal atribuída ao usuário k . Além disso, em um cenário com mais de um AP (Access Point) há dois tipos de interferência, INI (Intra-Cluster Interference) e ICI (Inter-Cluster Interference) que representam a interferência intra-cluster e a interferência inter-cluster, respectivamente. A INI ocorre entre os UEs de um mesmo cluster, enquanto a ICI é a interferência causada pelos UEs pertencentes a outros clusters.

2.4 RSMA

O RSMA (Rate Splitting Multiple Access) (CLERCKX et al., 2023) é um modelo de acesso que visa proporcionar adaptabilidade em relação à ortogonalidade, incorporando conceitos fundamentais do NOMA. Este método é projetado para melhorar a eficiência espectral ao permitir a transmissão simultânea de sinais de múltiplos usuários em um mesmo recurso de frequência.

Assim como no NOMA, o RSMA utiliza a formação de clusters e o pareamento de usuários como elementos-chave de sua abordagem. Essa formação de clusters envolve agrupar usuários que compartilham uma mesma faixa de frequência, e o pareamento refere-se à escolha estratégica de quais usuários serão agrupados para otimizar o desempenho do sistema.

Uma característica distintiva do RSMA é a divisão da taxa de transmissão em duas partes: uma parte comum e outra parte privada. Cada usuário em um cluster recebe uma porção da mensagem a ser enviada, composta por uma parte comum e uma parte privada. As partes privadas são transmitidas em recursos ortogonais, garantindo a separação eficaz dos sinais individuais.

Posteriormente, as partes comuns de cada usuário pertencente a um cluster são combinadas para formar uma única mensagem comum. Isso significa que, mesmo que as partes privadas sejam transmitidas em recursos ortogonais, as partes comuns são compartilhadas entre os usuários do mesmo cluster, possibilitando um ganho espectral.

O RSMA possui um modo específico conhecido como "1-Layer RS (Rate Splitting)", que utiliza apenas uma camada de SIC no receptor (MAO, 2018). O SIC é uma técnica crucial para decodificar os sinais corretamente quando transmitidos simultaneamente no mesmo recurso de frequência. A implementação de uma única camada de SIC no modo 1-Layer RS independente do número de UEs por cluster é uma das vantagens do RSMA.

A Figura 3 ilustra a arquitetura do 1-Layer RS para k usuários.

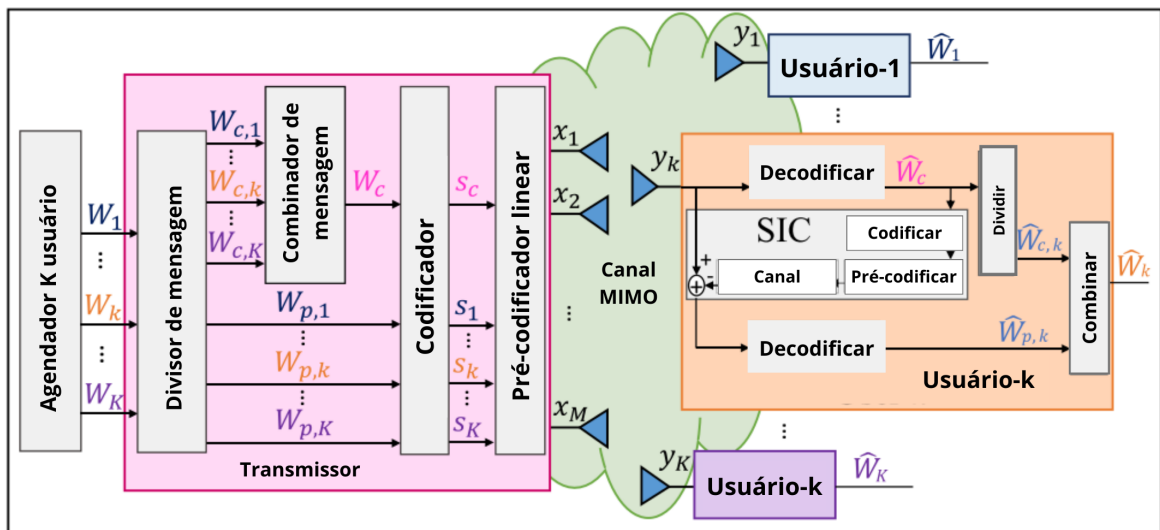


Figura 3. Arquitetura do 1-Layer RS para k -usuários. Adaptado de (CLERCKX et al., 2016)

Cada mensagem W_k é decomposta em duas submensagens ($k = 2$): uma sub-

mensagem compartilhada $W_{c,k}$ e uma submensagem privada $W_{p,k}$. As submensagens compartilhadas de todos os usuários, $W_{c,1}, \dots, W_{c,K}$, são consolidadas em uma única mensagem comum W_c e codificadas em um fluxo compartilhado s_c , utilizando um conjunto de códigos acessíveis a todos os usuários. A mensagem W_c requer decodificação por parte de todos os usuários. As submensagens privadas de cada usuário, $W_{p,1}, \dots, W_{p,K}$, são codificadas de forma independente em fluxos privados s_1, \dots, s_K , e são decodificadas exclusivamente pelos usuários correspondentes.

O sinal recebido pelo usuário- k , onde $k \in K$ e K é o conjunto de usuários, é expresso pela Equação 2.10 (MAO et al., 2022):

$$y_k = h_k p_c + h_k p_k + \beta \sum_{j \in K, j \neq k} h_k p_j + \sigma^2 \quad (2.10)$$

sendo que h_k representa o ganho de canal do usuário k , p_k representa a potência alocada para o usuário k , p_c é a potência alocada para a parte comum e σ^2 é o ruído do ambiente.

O SINR dos k -ésimo usuário, considerando a parte comum e a parte privada, é expresso pelas Equações 2.11 e 2.12 (MAO et al., 2022),

$$\gamma_{c.k} = \frac{|h_k|^2 p_c}{\sum_{j \in K} h_k p_j + \sigma^2} \quad (2.11)$$

$$\gamma_k = \frac{|h_k|^2 p_k}{\beta \sum_{j \in K, j \neq k} h_k p_j + \sigma^2} \quad (2.12)$$

Logo, as taxas de transmissão, que neste trabalho é considerada como a capacidade do canal, da parte comum e da parte privada podem ser representadas pelas Equações 2.13 e 2.14, respectivamente (MAO et al., 2022)

$$R_{c.k} = W \log_2(1 + \gamma_{c.k}) \quad (2.13)$$

$$R_k = W \log_2(1 + \gamma_k) \quad (2.14)$$

sendo W a largura de banda do canal atribuído ao usuário k . A taxa comum total é formada pelo agrupamento das partes comuns dos UEs pertencentes a um determinado cluster, ou seja, $\{R_{c,1}, R_{c,2}, R_{c,3}, \dots, R_{c,k_c}\}$ sendo k_c o número de UEs em cada cluster.

No entanto, para garantir que todos os UEs realizem a SIC e seja possível decodificar as suas respectivas mensagens comuns com sucesso, é necessário que a taxa da parte comum seja limitada pelo UE com a menor taxa, ou seja, $R_c = \min\{R_{c,1}, R_{c,2}, R_{c,3}, \dots, R_{c,k_c}\}$. A

justificativa para essa condição é que se for atribuída uma taxa maior que R_c , pelo menos um dos UE não conseguirá decodificar mensagem comum.

Estabelecido esse limite é definido que R_c é distribuída entre os UEs de tal forma que $C_{c,k}$ é a taxa comum do UE k , e satisfaz a condição $R_c = \sum_{k=1}^{k_c} C_{c,k}$. Consequentemente, a taxa total alcançável por um UE k pode ser definida de acordo com a Equação 2.15

$$R_{k,\text{tot}} = R_k + C_{c,k} \quad (2.15)$$

RSMA é considerado mais simples em termos de implementação prática em comparação com NOMA devido a implementação de SICs no receptor. No RSMA, apenas uma SIC é necessária, enquanto no NOMA, a quantidade de SIC é equivalente ao número de usuários por cluster. (CLERCKX et al., 2021). Além disso, assim como no NOMA, as interferências INI e ICI estão presentes quando há mais de um AP no cenário.

2.5 Algoritmo Genético

AG é uma técnica de otimização inspirada na evolução biológica que visa encontrar soluções próximas ao ótimo de problemas complexos de busca e otimização. Integra uma classe mais ampla de algoritmos evolutivos, que simulam processos naturais de seleção, recombinação e mutação para melhorar gradualmente a qualidade das soluções ao longo de várias gerações (DEB, 1999).

O procedimento do AG é descrito conforme segue:

- **Inicialização:** Uma população inicial de soluções é gerada de maneira aleatória.
- **Seleção:** O objetivo do AG é encontrar soluções por meio da evolução populacional, o critério de evolução é definido com base em uma função objetivo. Nesta etapa, são selecionados os indivíduos mais aptos, ou seja, com melhores valores na função objetivo, enquanto os demais são excluídos.
- **Crossover:** Essa etapa permite a criação de novos indivíduos ao mesclar genes de indivíduos diferentes. Os melhores indivíduos em cada descendência herdam os melhores genes dos pais. Geralmente é feita uma mescla par a par de indivíduos.
- **Mutação:** Um ou mais genes sofrem mutação para introduzir aleatoriedade na população gerada. Essas alterações ocorrem com uma baixa probabilidade, visando permitir o surgimento de novas soluções sem comprometer a convergência.
- **Repetição:** Na última fase, o algoritmo é executado repetidas vezes na expectativa de obter uma solução satisfatória. Nesse ponto, uma população gerada é tomada como a população parental para a iteração seguinte.

- **Critérios de Término:** Diversos critérios são empregados para encerrar o algoritmo, podendo incluir a limitação do número de gerações ou o tempo necessário para alcançar uma solução.

2.6 Otimização Multiobjetivo

A otimização multiobjetivo engloba a busca por uma ou mais soluções viáveis para um problema, buscando equilibrar de maneira ótima os valores de duas ou mais funções, respeitando um conjunto predefinido de restrições.

Um problema de otimização multiobjetivo pode ser formulado de acordo com 2.16 (BEUME; NAUJOKS; EMMERICH, 2007)

$$\begin{aligned}
 &\text{minimizar } F(x) = \{f_1(x), \dots, f_O(x)\} \\
 &\text{sujeito a } g_1(x), \dots, g_G(x) \leq 0, \\
 &\quad d_1(x), \dots, d_D = 0, \\
 &\text{com } x \in \mathbb{D}.
 \end{aligned} \tag{2.16}$$

sendo \mathbf{x} o vetor de variáveis de decisão, \mathbb{D} o espaço de decisão do vetor \mathbf{x} , $\{f_1(x), \dots, f_O(x)\}$ são as funções objetivo que compõem o problema sendo O o número de funções objetivos. Por fim, $g_1(x), \dots, g_G(x)$ e $d_1(x), \dots, d_D$ são restrições para os valores de \mathbf{x} sendo D o número de restrições de desigualdade e D o número de restrições de igualdade.

Problemas de otimização multiobjetivo não possuem uma única solução ótima. Os algoritmos empregados em tais problemas geram conjuntos de soluções, e a determinação das soluções ótimas envolve a aplicação da relação de dominância de Pareto. Ao término da execução do algoritmo, obtém-se um conjunto de soluções viáveis, dispostas na fronteira de Pareto.

2.6.1 Fronteira de Pareto

A Fronteira de Pareto é estabelecida com base no princípio de dominância. Uma solução A domina outra solução B se A é igual ou superior em todos os critérios e estritamente superior em pelo menos um deles. As soluções que não são dominadas constituem a Fronteira de Pareto, sendo intrinsecamente superiores em alguma dimensão sem apresentar piora em outras.

2.6.2 Hipervolume

A métrica de hipervolume é um indicador comumente empregado para avaliar o desempenho de algoritmos de otimização multiobjetivos. Esta métrica proporciona uma medida quantitativa da qualidade das soluções em relação ao conjunto Pareto ótimo, que representa o conjunto de soluções não dominadas, onde não existe uma solução que seja superior em ambos os objetivos, considerando um problema de otimização multiobjetivo que envolve duas funções objetivas, f_1 e f_2 . O cálculo do hipervolume baseia-se na cobertura do espaço formado pelos pontos da fronteira de Pareto (AUGER et al., 2009).

2.7 NSGA-II

O NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) é um algoritmo evolutivo multiobjetivo utilizado para resolver problemas de otimização (DEB et al., 2002). Este algoritmo aplica técnicas como classificação não-dominada e seleção baseada na frente de Pareto para avaliar e melhorar soluções candidatas.

O processo do NSGA-II compreende a criação de uma população inicial de soluções, a avaliação em relação a múltiplas funções objetivas e a aplicação de operadores genéticos (*crossover* e mutação) para gerar novas soluções (descendentes). A seleção para a próxima geração é conduzida com base na classificação não-dominada rápida e na densidade de soluções nas frentes de Pareto.

2.7.1 Classificação Não-dominada Rápida

Inicialmente, para cada solução são calculados dois fatores:

1. n_p : o número de soluções que dominam a solução p .
2. S_p : um conjunto de soluções que a solução p domina.

As soluções com $n_p = 0$, ou seja, que não são dominadas por nenhuma outra solução, compõem a primeira fronteira não dominada. Cada solução p da primeira fronteira possui um conjunto S_p que contém as soluções dominadas por p . Para cada p com $n_p = 0$, são visitadas as soluções (q) do seu conjunto S_p , e o contador de dominação de cada q é decrementado em uma unidade. Ao fazer isso, se, para algum membro q , o contador de dominação chegar a zero, ele é inserido em um conjunto separado Q . Estas soluções, nas quais o contador passa a ser zero após a subtração, pertencem à segunda fronteira não dominada. Em seguida, o mesmo processo é realizado para encontrar as soluções pertencentes à terceira fronteira não dominada. Este processo continua até que todas as fronteiras sejam identificadas.

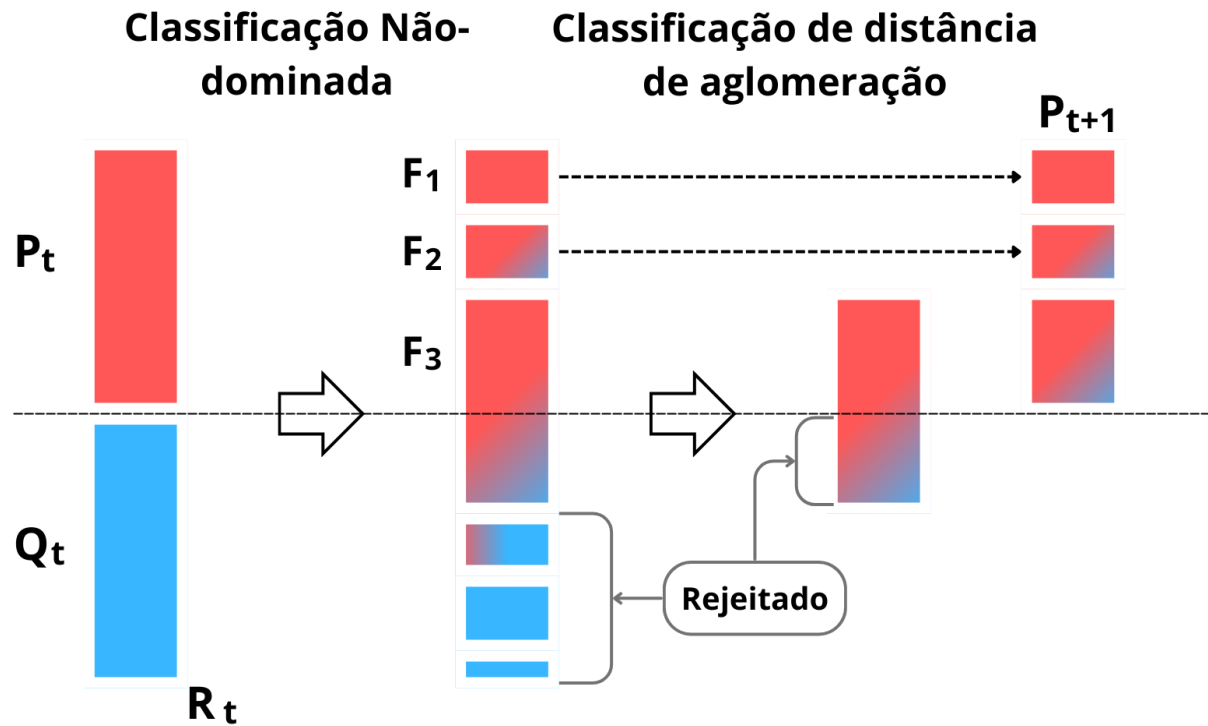


Figura 4. Etapas do NSGA-II. Adaptado de (DEB et al., 2002)

2.7.2 Densidade de soluções

Para obter uma estimativa da densidade de soluções em torno de uma solução específica na população, é calculado a distância média de uma solução p que corresponde a distâncias das suas soluções vizinhas na sua fronteira, $(p - 1)$ e $(p + 1)$.

A Figura 4 apresenta as etapas do NSGA-II. P_t corresponde à população inicial, enquanto Q_t representa a nova população gerada utilizando os operadores de seleção, *cross-over* e mutação do algoritmo genético. As soluções pertencentes às primeiras fronteiras não dominadas são consideradas melhores. Em caso de duas soluções pertencentes à mesma fronteira, aquela que tiver a maior distância (*Crowding-distance*) será considerada melhor.

2.8 Métricas Utilizadas

2.8.1 Eficiência espectral

A eficiência espectral ou SE (Spectral Efficiency), geralmente representada em bits por segundo por hertz (bps/Hz), é uma métrica importante para avaliar a quantidade de informação útil que pode ser transmitida por unidade de largura de banda espectral. A SE pode ser representada pela Equação 2.17

$$SE = \frac{R}{B} \quad (2.17)$$

sendo que:

- **R:** é a taxa de transmissão (em bits por segundo),
- **B:** é a largura de banda espectral (em hertz).

2.8.2 Eficiência Energética

A eficiência energética é geralmente quantificada como a razão entre a taxa de dados transmitida e a potência consumida. Para um cenário com $k = 1, 2, \dots, K$ usuários a EE do k -ésimo usuário é dada pela Equação 2.18:

$$EE_k = \frac{R_k}{p_k + P_c} \quad (2.18)$$

sendo que:

- R_k : é a taxa de transmissão do usuário k
- p_k : é a potência atribuída ao usuário k .
- P_c : é consumo fixo de energia para operar o AP (Access Point), mesmo sem transmissão RF (Radio Frequency).

Portanto, a EE total do sistema é dada pela Equação 2.19

$$EE = \sum_{k=1}^K EE_k \quad (2.19)$$

3 Formulação do Problema

3.1 Modelo de Sistema

A Figura 5 apresenta uma rede concentrada em que cada AP transmite para um cluster de usuários utilizando uma mesma frequência. A rede apresenta um conjunto de APs $M = \{AP_1, AP_2, AP_3, \dots, AP_M\}$, sendo M o número de APs, e $U = \{1, 2, 3, \dots, K\}$ sendo K o número total de UE. Cada AP possui uma potência máxima de transmissão P_{max} . A largura de banda das subportadoras é representada por B_s .

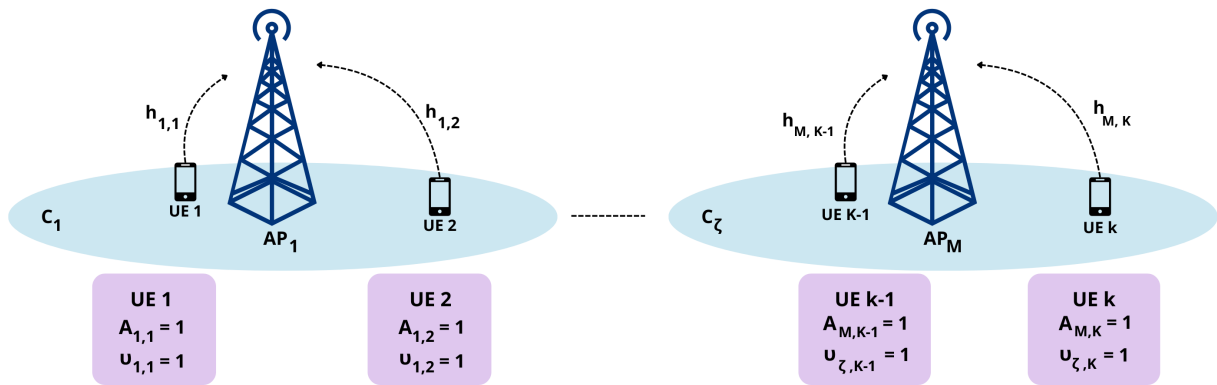


Figura 5. Topologia da rede

A matriz binária $A = \{A_{1,1}, A_{1,2}, A_{2,1}, A_{2,2}, \dots, A_{m,k}\}$ indica se o k -ésimo UE está conectado ao m -ésimo AP. A matriz $h_{m,k}$ representa o ganho de canal entre o AP m e o UE k . Esta variável foi modelada como $h = g\sqrt{d^{-\epsilon}}$ (SUN et al., 2021), em que g corresponde à variável aleatória gaussiana complexa com média zero e variância unitária, ou seja, $g \sim \mathcal{CN}(0, 1)$, d representa distância em metros e ϵ é o expoente de perda de caminho.

A variável k_c corresponde ao número de UEs por cluster. Para formar os clusters foi usado a técnica de pareamento de (MOUNI; KUMAR; UPADHYAY, 2021) em que apenas dois UE podem usar uma subportadora simultaneamente, ou seja $N = 2$. Os UEs são organizados no cluster em ordem decrescente de forma que a condição $|h_{m,k}^1|^2 > |h_{m,k}^2|^2$ seja satisfeita, sendo que $h_{m,k}^1$ representa o valor do melhor ganho de canal entre o AP m e o UE k e $h_{m,k}^2$ indica o menor valor de ganho de canal que integra o mesmo cluster.

As variáveis s e w indicam o UE com o maior valor de ganho de canal e o UE o menor valor de ganho de canal, respectivamente. Um UE com alto ganho de canal compartilha uma subportadora com outro UE que apresenta uma condição de ganho de canal pior. De acordo com o conceito de PD-NOMA (Power Domain NOMA) (KHANSA

et al., 2019), a alocação de potência deve ser feita de forma de que o UE com melhor h recebe um valor de potência menor que o UE com um h pior.

Os UEs são divididos em N_c clusters com $C = \{1, 2, \dots, N_c\}$ sendo o conjunto de clusters formados. A matriz binária $v_{\zeta,k}$ indica o cluster ζ a qual o UE k está alocado.

3.1.1 NOMA

O SINR para o par de usuários no NOMA pode ser expresso pelas Equações 3.2 e 3.1, respectivamente (NASSER et al., 2019)

$$\gamma_{m,k,\zeta}^s = \frac{A_{m,k}v_{\zeta,k}|h_{m,k}|^2 p_{m,k}^s}{ICI_{m,k,\zeta} + \beta INI_{m,k,\zeta} + \sigma^2} \quad (3.1)$$

$$\gamma_{m,k,\zeta}^w = \frac{A_{m,k}v_{\zeta,k}|h_{m,k}|^2 p_{m,k}^w}{ICI_{m,k,\zeta} + INI_{m,k,\zeta} + \sigma^2} \quad (3.2)$$

sendo $\gamma_{m,k,\zeta}^s$ o SINR do UE com o maior e do UE com menor valor de ganho de canal, respectivamente, pertencentes ao cluster ζ , conectados no AP m . Além disso, INI (Intra-Cluster Interference) e ICI (Inter-Cluster Interference) representam a interferência intra-cluster e a interferência inter-cluster, respectivamente. A INI ocorre entre os UEs de um mesmo cluster, enquanto a ICI é a interferência causada pelos UEs pertencentes a outros clusters. As interferências INI e ICI podem ser calculadas de acordo com as Equações 3.3 e 3.4, respectivamente (NASSER et al., 2019).

$$INI_{m,k,\zeta} = \sum_{j=1, j \neq k}^K A_{m,j}v_{\zeta,j}|h_{m,k}|^2 p_{m,j} \quad (3.3)$$

$$ICI_{m,k,\zeta} = \sum_{l=1, l \neq \zeta}^{N_c} A_{m,k}v_{l,k}|h_{m,k}|^2 p_{m,k} \quad (3.4)$$

Sendo assim, a partir dos valores de SINR calculados em 3.2 e 3.1, é possível obter a taxa de transmissão de cada UE em um cluster de acordo com as Equações 3.5 e 3.6

$$R_{m,k,\zeta}^{s,\text{NOMA}} = B_s \log_2(1 + \gamma_{m,k,\zeta}^s) \quad (3.5)$$

$$R_{m,k,\zeta}^{w,\text{NOMA}} = B_s \log_2(1 + \gamma_{m,k,\zeta}^w) \quad (3.6)$$

sendo B_s a largura de banda de cada subportadora, $R_{m,k,\zeta}^s$ e $R_{m,k,\zeta}^w$ representam a taxa de transmissão do UE com o maior e do UE com menor valor de ganho de canal, respectivamente, pertencentes ao cluster ζ , conectados no AP m .

3.1.2 RSMA

O SINR do UEs no RSMA depende da parte privada e da parte comum da mensagem. Seguindo o mesmo modelo de sistema definido anteriormente, o SINR da parte comum e da parte privada pode ser calculado de acordo as Equações 3.7 e 3.8 (CAMANA et al., 2020)

$$\gamma_{m,k,\zeta}^c = \frac{A_{m,k} \nu_{c,k} |h_k|^2 p_c}{ICI_{m,k,\zeta} + \beta INI_{m,k,\zeta} + \sigma^2} \quad (3.7)$$

$$\gamma_{m,k,\zeta}^p = \frac{A_{m,k} \nu_{\zeta,k} |h_{m,k}|^2 p_{m,k}}{ICI_{m,k,\zeta} + \sigma^2} \quad (3.8)$$

sendo $\gamma_{m,k,\zeta}^c$ e $\gamma_{m,k,\zeta}^p$ representam, respectivamente, o SINR da parte comum da mensagem e da parte privada do UE k , conectado no AP m e pertencente ao cluster ζ . As interferências INI e ICI são semelhantes ao NOMA são obtidas pelas Equações 3.3 e 3.4, respectivamente (DAI et al., 2016).

Portanto, as taxas de transmissão de dados da parte comum e da parte privada podem ser representadas pelas Equações 3.9 e 3.10, respectivamente

$$R_{m,k,\zeta}^{c,RSMA} = W \log_2(1 + \gamma_{m,k,\zeta}^c) \quad (3.9)$$

$$R_{m,k,\zeta}^{p,RSMA} = W \log_2(1 + \gamma_{m,k,\zeta}^p) \quad (3.10)$$

Como mencionado no Capítulo 2, a taxa da parte comum em um cluster é limitada pelo UE com a menor taxa, ou seja, $R_c = \min\{R_{c,1}, R_{c,2}, R_{c,3}, \dots, R_{c,k_c}\}$, sendo k_c o número de UEs por cluster. Sendo assim, R_c é distribuída entre os UEs de tal forma que $C_{m,k,\zeta}^c$ é a taxa comum do UE k alocado no AP m e cluster ζ . A condição $R_c = \sum_{k=1}^{k_c} C_{m,k,\zeta}^c$ deve ser satisfeita.

Por fim, a taxa total alcançável por um UE k , conectado a um AP m e pertencente ao cluster ζ , pode ser definida de acordo com a Equação 3.11

$$R_{m,k,\zeta}^{tot} = R_{m,k,\zeta}^{p,RSMA} + C_{m,k,\zeta}^c \quad (3.11)$$

3.2 Formulação de Problema Multiobjetivo

A forma como os recursos são alocados em redes 5G e B5G depende do objetivo pretendido. Portanto, nesta seção são formulados os problemas multiobjetivos com foco na maximização da EE, da taxa total de transmissão dos UEs (*Sum-Rate*) e da menor taxa

obtida por um UE (*Max-Min Fairness*). Foram estabelecidos dois problemas com duas funções objetivos cada. Os dois problemas são caracterizados da seguinte forma:

- **Problema 1:** Maximização da menor taxa entre os UEs e maximização da EE.
- **Problema 2:** Maximização da SR e maximização da EE.

Ambos os problemas **P1** e **P2** são não-lineares e reais, cada um com duas funções objetivos de maximização. O cálculo das funções objetivo utilizadas é descrito a seguir.

3.2.1 Taxa Total de Transmissão

A taxa total de transmissão ou SR é um problema fundamental no contexto de redes de comunicação que busca aprimorar a eficiência na transmissão de dados. A SR refere-se à soma das taxas de dados individuais de todos os usuários em uma determinada rede. Ao otimizar esse indicador, é possível aprimorar significativamente o desempenho geral da rede. A SR para o NOMA pode ser calculada de acordo com a Equação 3.12 (FANG et al., 2016)

$$SR_{\text{NOMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{N_c} \left(R_{m,k,\zeta}^{s,\text{NOMA}} + R_{m,k,\zeta}^{w,\text{NOMA}} \right) \quad (3.12)$$

E a SR para RSMA pode ser obtida a partir da Equação 3.13

$$SR_{\text{RSMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{N_c} \left(R_{m,k,\zeta}^{c,\text{RSMA}} + R_{m,k,\zeta}^{p,\text{RSMA}} \right) \quad (3.13)$$

3.2.2 Eficiência Energética

A partir da Equação 2.18 apresentada no Capítulo 2, observa-se que para o sistema proposto a EE pode ser modelada como razão entre a SR e consumo total de potência. A EE em um cluster NOMA pode ser obtida por meio da Equação 3.14

$$EE_{m,\zeta}^{\text{NOMA}} = \frac{R_{m,k,\zeta}^{s,\text{NOMA}}}{p_{m,k}^s + P_c} + \frac{R_{m,k,\zeta}^{w,\text{NOMA}}}{p_{m,k}^w + P_c} \quad (3.14)$$

A EE total para o sistema utilizando o NOMA corresponde à Equação 3.15

$$EE_{\text{NOMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^{N_c} EE_{m,\zeta}^{\text{NOMA}} \quad (3.15)$$

A EE de um UE k no modelo RSMA pode ser obtida por meio da Equação 3.16

$$EE_{m,\zeta}^{\text{RSMA}} = \frac{R_{m,k,\zeta}^{p,\text{RSMA}}}{p_{m,k} + P_c} + \frac{C_{m,k,\zeta}^c}{p_{m,k} + P_c} \quad (3.16)$$

Portanto, a EE total no RSMA pode ser calculada de acordo com a Equação 3.17

$$EE_{\text{RSMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^{N_c} EE_{m,\zeta}^{\text{RSMA}} \quad (3.17)$$

3.2.3 Taxa Mínima de Transmissão

Embora a maximização da taxa de soma garanta o melhor desempenho global, não leva em conta a menor taxa obtida entre os UEs. Sendo assim pode ocorrer o caso de um ou mais UEs atingirem uma taxa de transmissão muito baixa. Portanto, é importante aumentar a menor taxa para que haja um balanceamento entre os UEs. O problema de maximizar a menor taxa de transmissão obtida por um UE é denominado de MMF (*Max-Min Fairness*) (YALCIN; CETIN; YUKSEL, 2021). A taxa mínima de transmissão atingida por um UE no NOMA e no RSMA pode ser calculada conforme as Equações 3.18 e 3.19, respectivamente, sendo K o número total de usuários.

$$R_{\min}^{\text{NOMA}} = \min\{R_1^{\text{NOMA}}, R_2^{\text{NOMA}}, R_3^{\text{NOMA}}, \dots, R_K^{\text{NOMA}}\} \quad (3.18)$$

$$R_{\min}^{\text{RSMA}} = \min\{R_1^{\text{RSMA}}, R_2^{\text{RSMA}}, R_3^{\text{RSMA}}, \dots, R_K^{\text{RSMA}}\} \quad (3.19)$$

3.2.4 Maximização de EE e MMF

No problema **P1**, o objetivo é otimizar conjuntamente a EE e a taxa mínima dos UEs. A formulação do problema utilizando o NOMA é descrita mediante as Equações a seguir

$$\begin{aligned} & \underset{p_{m,k}, A_{m,k}, \nu_{\zeta,k}}{\text{maximize}} && R_{\min}^{\text{NOMA}} \\ & \underset{p_{m,k}, A_{m,k}, \nu_{\zeta,k}}{\text{maximize}} && EE_{\text{NOMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^{N_c} EE_{m,\zeta}^{\text{NOMA}} \\ & \text{sujeito a} && \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K A_{m,k} p_{m,k} \leq P_{\max}. \end{aligned} \quad (3.20)$$

sendo que a única restrição do problema refere-se à restrição de potência total de um determinado AP.

Já a formulação do problema utilizando o RSMA é obtida a partir das Equações que seguem

$$\begin{aligned}
& \underset{p_{m,k}, A_{m,k}, u_{\zeta,k}}{\text{maximize}} && R_{\min}^{\text{RSMA}} \\
& \underset{p_{m,k}, A_{m,k}, u_{\zeta,k}}{\text{maximize}} && \text{EE}_{\text{RSMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^{N_c} \text{EE}_{m,\zeta}^{\text{RSMA}} \\
& \text{sujeito a} && \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K A_{m,k} p_{m,k} \leq P_{\max}.
\end{aligned} \tag{3.21}$$

Do mesmo modo, a restrição refere-se à restrição da potência total de um determinado AP.

3.2.5 Maximização de EE e SR

No problema **P2**, o objetivo é otimizar conjuntamente a EE e a taxa mínima dos UEs. A formulação do problema utilizando o NOMA é descrita pelas seguintes Equações

$$\begin{aligned}
& \underset{p_{m,k}, A_{m,k}, u_{\zeta,k}}{\text{maximize}} && SR_{\text{NOMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{N_c} (R_{m,k,\zeta}^{s,\text{NOMA}} + R_{m,k,\zeta}^{w,\text{NOMA}}) \\
& \underset{p_{m,k}, A_{m,k}, u_{\zeta,k}}{\text{maximize}} && \text{EE}_{\text{NOMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^{N_c} \text{EE}_{m,\zeta}^{\text{NOMA}} \\
& \text{sujeito a} && \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K A_{m,k} p_{m,k} \leq P_{\max}.
\end{aligned} \tag{3.22}$$

Já a formulação do problema utilizando o RSMA é obtida a partir das Equações que seguem

$$\begin{aligned}
& \underset{p_{m,k}, A_{m,k}, u_{\zeta,k}}{\text{maximize}} && SR_{\text{RSMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{N_c} (R_{m,k,\zeta}^{c,\text{RSMA}} + R_{m,k,\zeta}^{p,\text{RSMA}}) \\
& \underset{p_{m,k}, A_{m,k}, u_{\zeta,k}}{\text{maximize}} && \text{EE}_{\text{RSMA}} = \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^{N_c} \text{EE}_{m,\zeta}^{\text{RSMA}} \\
& \text{sujeito a} && \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K A_{m,k} p_{m,k} \leq P_{\max}.
\end{aligned} \tag{3.23}$$

3.3 Modelo Proposto

O modelo proposto é composto por duas etapas. A primeira consiste em alocar os UEs aos APs. Em seguida, é utilizado o algoritmo NSGA-II para otimizar a potência de transmissão de cada UE considerando os objetivos estabelecidos nos problemas **P1** e **P2**.

3.3.1 Alocação dos UE aos APs

Iterativamente, é verificado em cada coluna da matriz h qual AP apresenta o melhor ganho de canal para o UE k e se o AP está disponível. O UE tenta se conectar

primeiro com o AP que apresenta o maior valor e caso não seja possível, a tentativa é feita em relação ao AP com o segundo maior valor e assim sucessivamente. Nota-se que para simplificação cada AP pode obter apenas dois UE.

Após esse processo, as matrizes $A_{m,k}$ e $v_{\zeta,k}$ estarão definidas. Ou seja, já está definido o AP m e o cluster ζ a qual o UE k está alocado. Com isso, somente os valores da matriz $p_{m,k}$ são otimizados. Ou seja, as variáveis dos problemas correspondem à matriz $p_{m,k}$ de potências.

3.3.2 Otimização da Alocação de Potência

O algoritmo NSGA-II foi utilizado nos problemas **P1** e **P2** para encontrar o melhor conjunto de alocação de potência. A Tabela 2 apresenta os parâmetros e os operadores utilizados pelo NSGA-II.

Tabela 2. Parâmetros do NSGA-II

Tamanho da População	30
Seleção	Seleção por torneio
Crossover	SBX (DEB; SINDHYA; OKABE, 2007)
Mutação	PM (DEB; SINDHYA; OKABE, 2007)
Probabilidade de Crossover	0.9
Probabilidade de Mutação	0.3
Iterações	P1 : 1500 / P2 : 20000

4 Resultados

O desempenho do modelo proposto foi avaliado por meio de simulação de forma que todos os resultados estatísticos são calculados com base na média de 30 execuções independentes. A Figura 6 apresenta a área do cenário no qual os APs foram dispostos em posições fixas em formato de grade e os UEs foram dispostos aleatoriamente dentro dos limites do cenário. Além disso, a Tabela 3 apresenta os parâmetros utilizados.

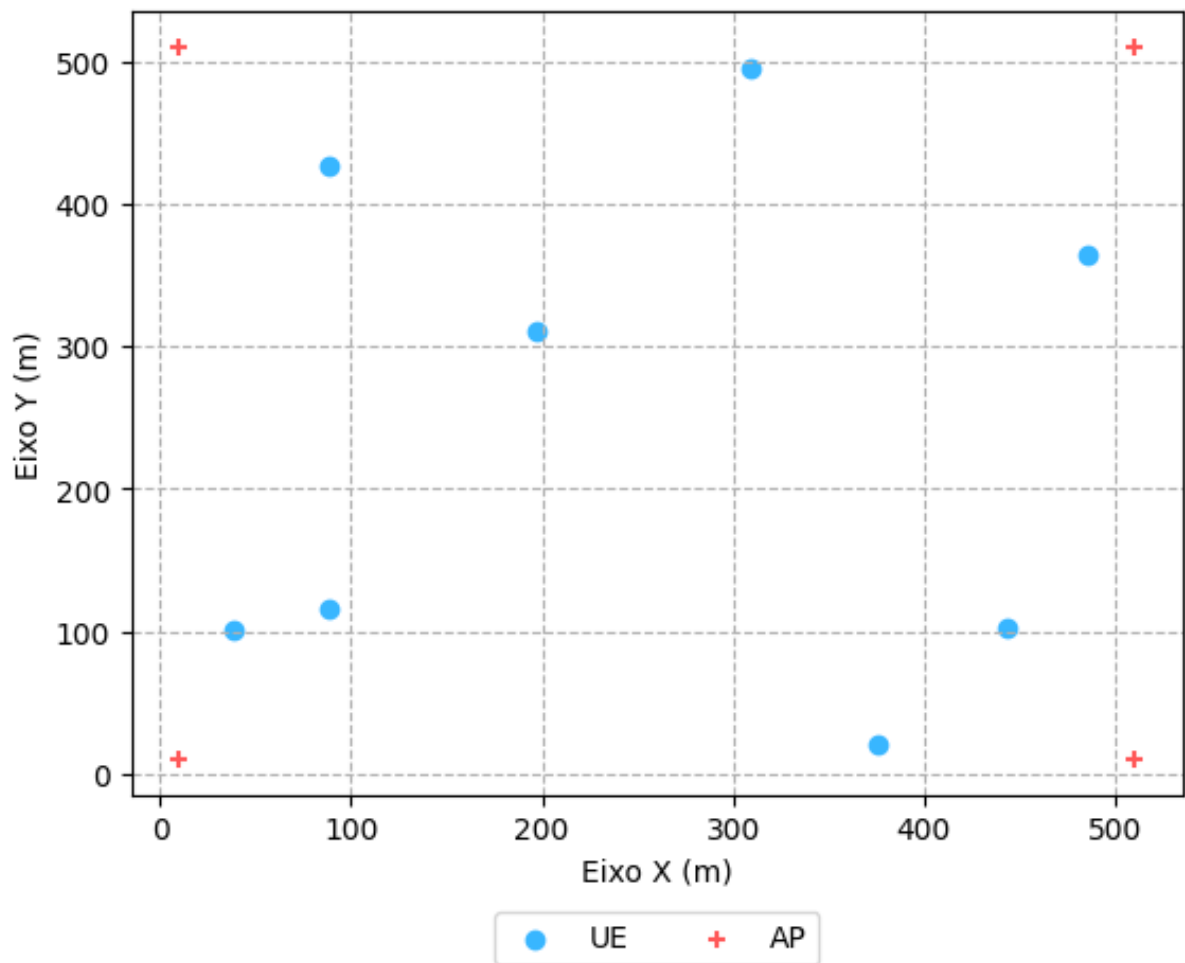


Figura 6. Cenário de simulação da rede

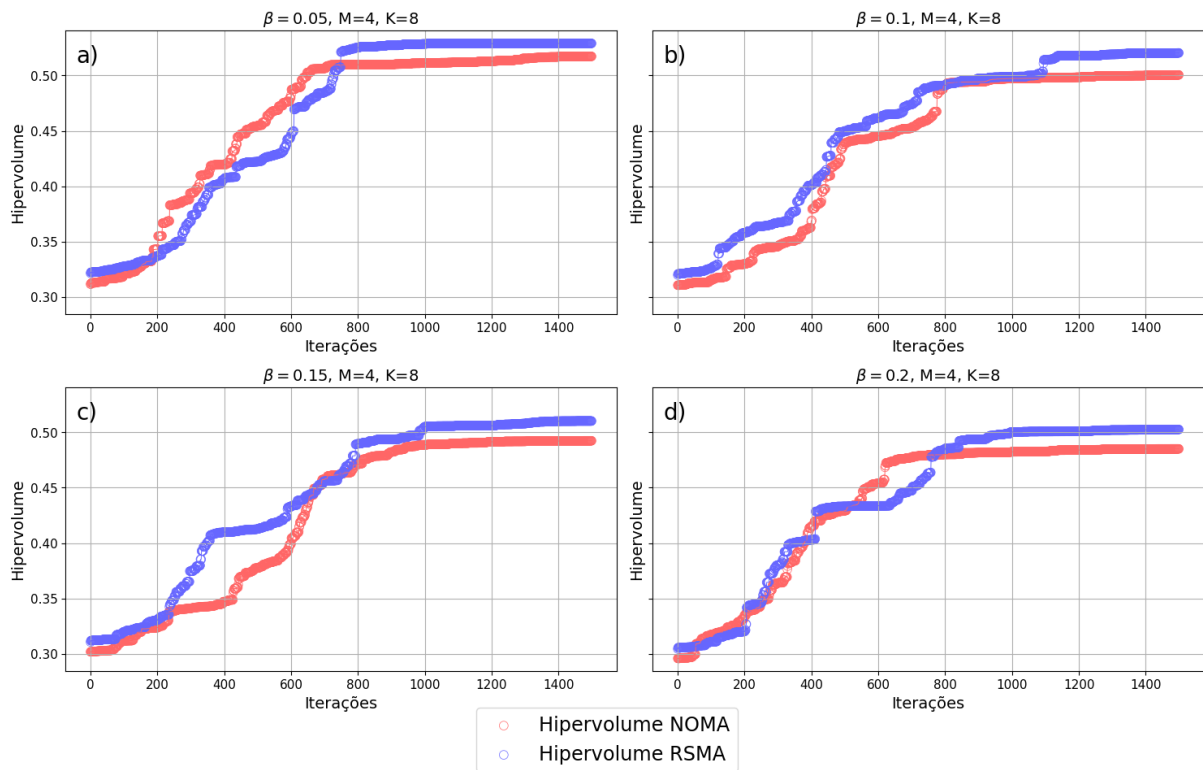
Além disso, a Tabela 3 apresenta os parâmetros utilizados (MAO; CLERCKX; LI, 2018).

Tabela 3. Parâmetros da Simulação

Número de APs (M)	4
Número de UEs (K)	8
Potência máxima de transmissão P_{\max}	10 W (TORRES et al., 2023)
Consumo de energia do circuito (P_c)	0.001 W (TORRES et al., 2023)
Largura de banda (B_s)	200 MHz
UEs por cluster (k_c)	2
Expoente de perda de caminho (ϵ)	3.7

4.1 EE e MMF

Nesta seção são analisados os resultados para o problema **P1** em que a EE e taxa mínima entre os UEs são maximizadas conjuntamente.

Figura 7. Hipervolume para o problema **P1**

A Figura 7 apresenta a convergência de ambos os modelos para o problema **P1** utilizando a métrica de hipervolume. Além disso, é considerado o SIC imperfeito com os valores de β igual a 0.05, 0.1, 0.15 e 0.2 para as Figuras 7a), 7b), 7c) e 7d), respectivamente. Nota-se que o hipervolume é uma métrica que depende de um ponto de referência ideal com o qual as soluções são comparadas. O ponto ideal definido para o problema **P1** foi P_{ref} ($EE = 15 \times 10^9$ bps/joule, Eficiência Espectral = 15 bps/Hz). Não é sempre viável

alcançar os valores do ponto de referência, uma vez que sua finalidade é exclusivamente para efeitos de comparação e análise da convergência das soluções ao longo das iterações do algoritmo.

Na Figura 7a), o RSMA converge por volta da iteração 1000, enquanto o NOMA atinge a convergência próximo à iteração 1300. Ambos exibem valores de hipervolume bastante próximos ao final da execução, indicando que as soluções ótimas encontradas para $\beta = 0.05$ são semelhantes. Esse resultado decorre do cancelamento praticamente completo da interferência intra-cluster, conferindo ao NOMA um bom desempenho.

Na Figura 7b), o RSMA converge a partir da iteração 1300, e o NOMA converge a partir da iteração 1000. A diferença nos valores de hipervolume é mais significativa do que no cenário anterior, indicando que no NOMA, o desempenho diminui devido ao aumento do SIC imperfeito. Nas Figuras 7c) e 7d), o comportamento é semelhante, com a convergência de ambos ocorrendo a partir da iteração 1000. Destaca-se que o cálculo do hipervolume abrange todas as soluções do conjunto de Pareto ótimo, resultando em valores finais próximos para diferentes valores de β .

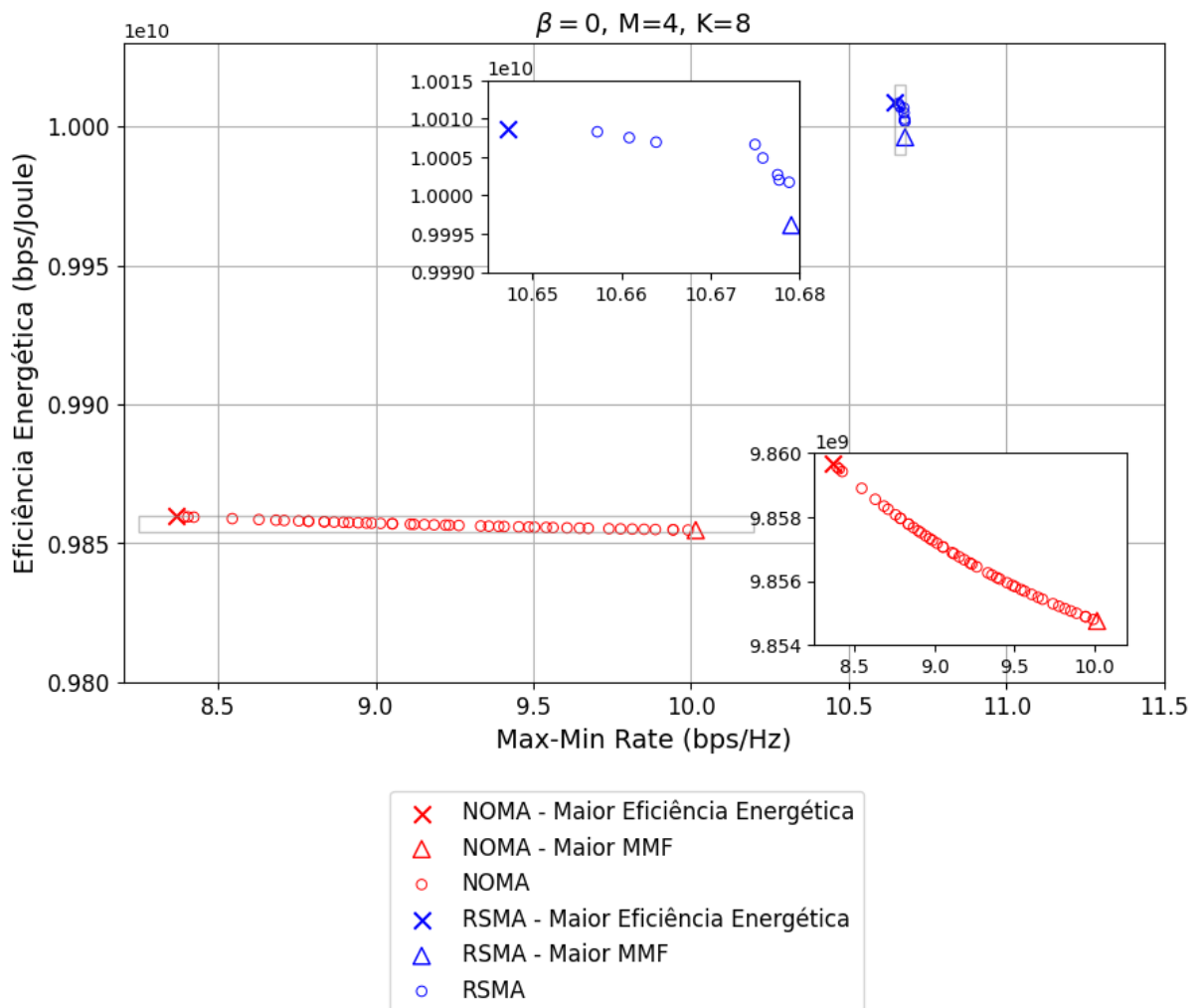


Figura 8. Fronteira de pareto ótimo para **P1** considerando SIC perfeito

A Figura 8 apresenta a fronteira de pareto em ambos os cenários para o caso em que há SIC perfeito, ou seja, $\beta = 0$. A diferença das soluções encontradas em relação à EE é pouco significativa. Isto demonstra que em um cenário com SIC perfeito, ambos os modelos conseguem convergir para a solução próxima ao ótimo. No entanto, o cenário com NOMA apresenta uma diminuição da MMF à medida que a EE é aumentada. Ou seja, poucos ganhos de EE geram uma perda acentuada da MMF. No cenário com o RSMA, estas perdas são atenuadas. As soluções que apresentam a maior EE e a maior MMF são destacadas pelos símbolos "x" e " Δ ", respectivamente.

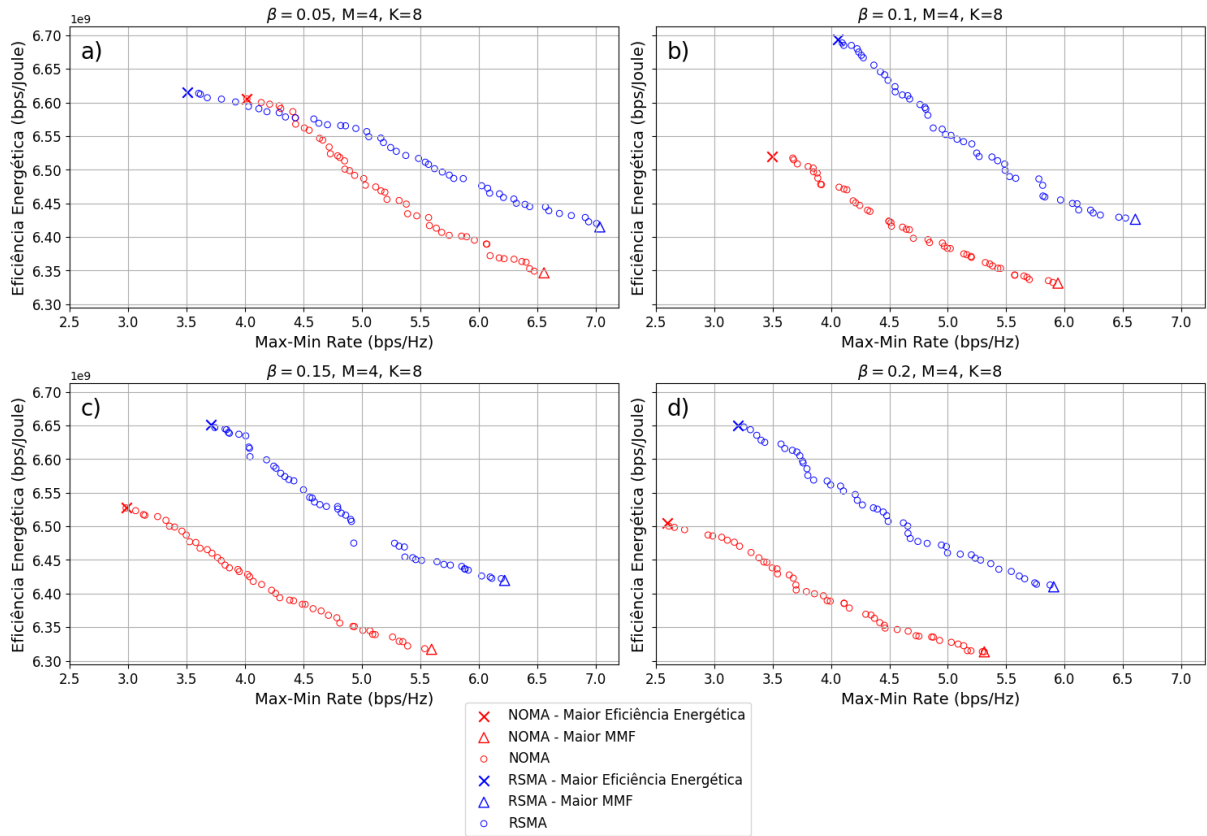


Figura 9. Fronteira de pareto ótimo para **P1**

A Figura 9 representa a fronteira de Pareto ótimo para ambos os modelos em relação ao problema **P1** considerando SIC imperfeito. As Figuras 9a), 9b), 9c) e 9d) ilustram o Pareto ótimo para β igual a 0.05, 0.1, 0.15 e 0.2, respectivamente.

Na Figura 9a), o Pareto ótimo do RSMA e do NOMA é composto por soluções que geram valores próximos para as funções objetivo. No que diz respeito à EE (eixo y), no NOMA são encontradas soluções bastante próximas à otimização implementada no RSMA. Já em relação à MMF (eixo x), no RSMA é possível obter valores maiores que no NOMA, considerando uma mesma EE.

Nas Figuras 9b), 9c) e 9d), as soluções encontradas no RSMA apresentam uma fronteira de Pareto ótimo superior àquela encontrada no NOMA. Observa-se que a máxima taxa mínima entre os UEs diminui com o aumento de β , uma vez que há maior interferência.

As soluções que proporcionaram os valores máximos de taxa mínima em cada modelo (indicadas pelo símbolo " Δ ") foram utilizadas para gerar a Figura 10. Da mesma forma, as soluções que proporcionaram os valores máximos de EE em cada modelo (indicadas pelo símbolo "x") foram utilizadas para gerar a Figura 11.

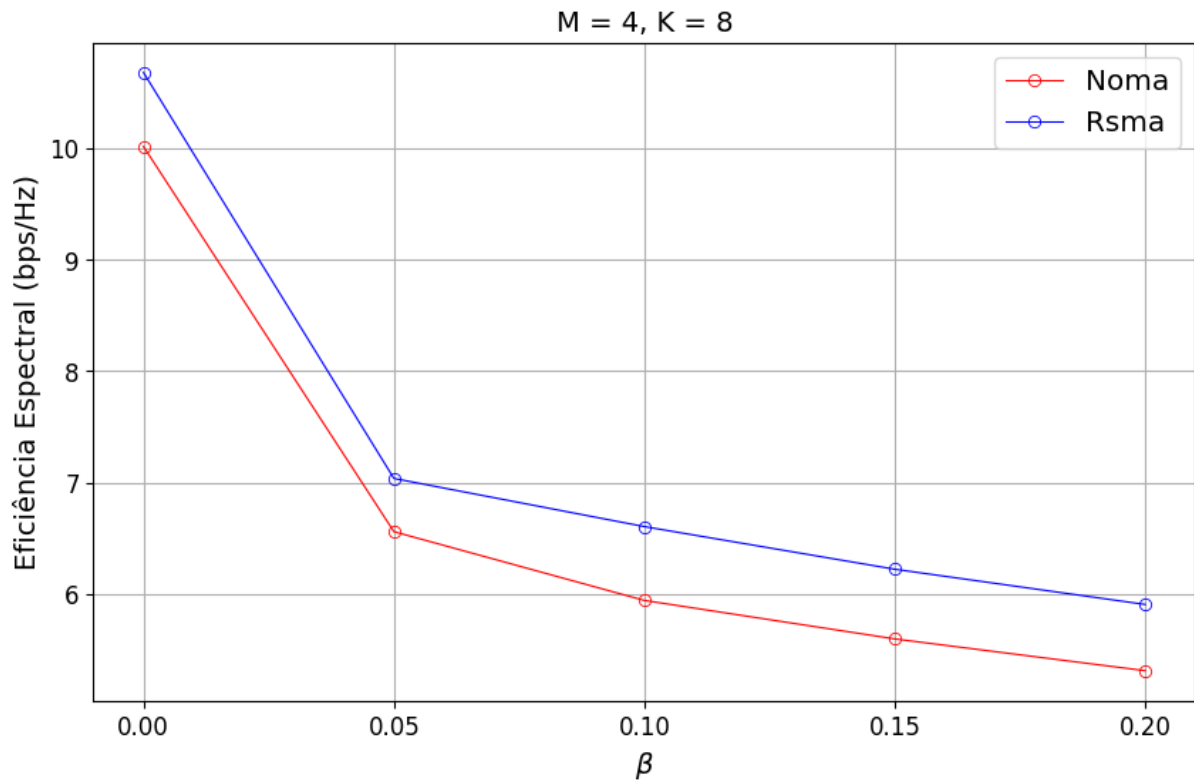


Figura 10. Max-Min Fairness para o problema **P1**

A máxima MMF é apresentada na Figura 10 tanto para o NOMA quanto para o RSMA. Foi avaliado o desempenho em relação à variação da SIC e consequente diminuição da eficiência do cancelamento do sinal. O valor de $\beta = 0$ representa o SIC perfeito.

Observa-se que o RSMA consegue obter uma taxa melhor com o SIC perfeito. Além disso, a diferença para o NOMA aumenta gradativamente quando há SIC imperfeito com ganhos iguais 11.14% 11.16% 11.18% para $\beta = 0.1$, $\beta = 0.15$ e $\beta = 0.2$ respectivamente.

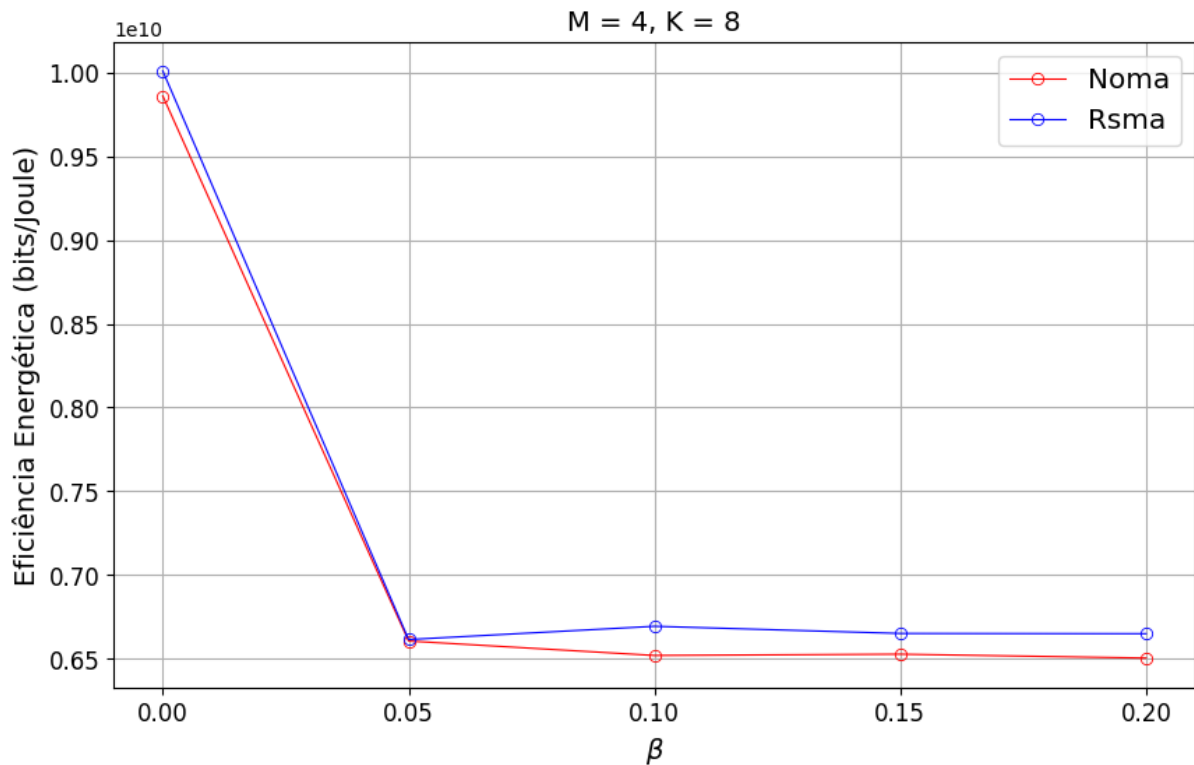


Figura 11. Eficiência energética para problema **P1** com SIC imperfeito

A Figura 11 apresenta a EE de ambos os modelos, no problema **P1**, em função da variação da eficiência da SIC. Nota-se que ambos modelos apresentam desempenho semelhante para $\beta = 0$ e $\beta = 0.05$. Para valores de $\beta \geq 0.1$ há uma diferença maior entre os dois modelos. No entanto, essa diferença se mantém constante mesmo com o aumento de β . Isto está relacionado ao fato de que o NSGA-II otimiza simultaneamente a MMF e EE que são objetivos conflitantes visto que para aumentar a taxa é necessário aumentar a potência atribuída consumindo assim mais energia. Portanto, atinge-se um limite de EE de tal modo que continuar aumentando a potência de um determinado UE não gera um aumento significativo da taxa. O maior ganho de EE do RSMA em relação ao NOMA foi de 2.67% em $\beta = 0.2$.

4.2 EE e SR

Nesta seção são analisados os resultados para o problema **P2** em que a EE e SR são maximizadas conjuntamente.

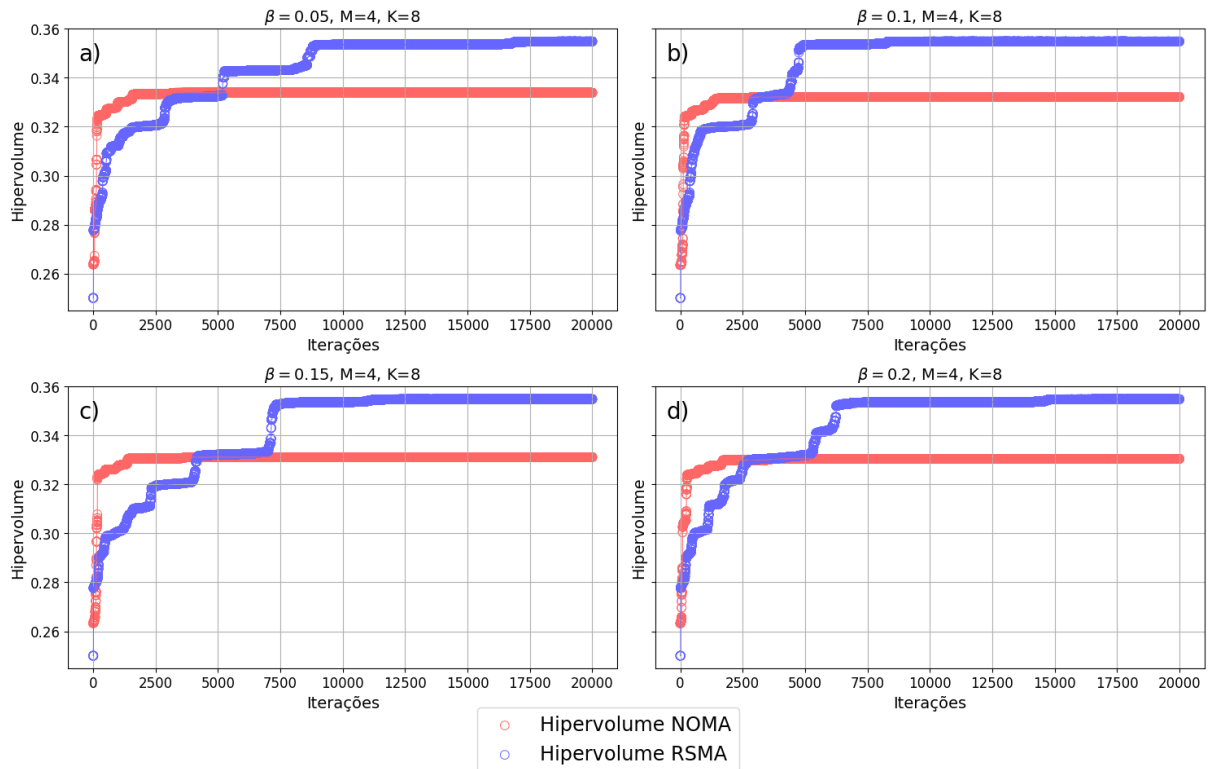


Figura 12. Hipervolume para o problema **P2** com SIC imperfeito

A Figura 12 mostra como ambos os modelos convergem para resolver o problema **P2**, utilizando a métrica de hipervolume. Além disso, para as Figuras 12a), 12b), 12c) e 12d), considera-se o SIC imperfeito, variando os valores de β para 0.05, 0.1, 0.15 e 0.2, respectivamente. O ponto ideal do hipervolume definido para o problema **P2** foi P_{ref} ($EE = 15 \times 10^9$ bps/joule, Eficiência Espectral = 400 bps/Hz)

Há diversas formas de aumentar a SR visto que esta é uma métrica global que considera a soma das taxas dos UEs. O RSMA possui um componente de potência a mais que o NOMA que é a potência comum, ou seja, há mais variáveis a serem otimizadas. Devido a estes fatores, o NSGA-II necessita de mais iterações para atingir a convergência em um cenário com RSMA e por isso o número máximo de iterações para o problema **P2** foi definido como 20000.

Na Figura 12a), o NSGA-II converge no cenário NOMA por volta da iteração 2000 enquanto no cenário RSMA este converge a partir da iteração 8000. Nas Figuras 12b), 12c) e 12d) ocorre o mesmo comportamento em que no RSMA é obtido o maior valor de hipervolume, ou seja, se aproximou mais do ponto de referência ideal, enquanto que no NOMA o número de iterações para atingir a convergência muito inferior do que no RSMA.

Portanto, em problemas de otimização que envolvam a maximização da SR, a

convergência para a solução ótima configura uma desvantagem em um cenário RSMA devido ao número de iterações necessárias.

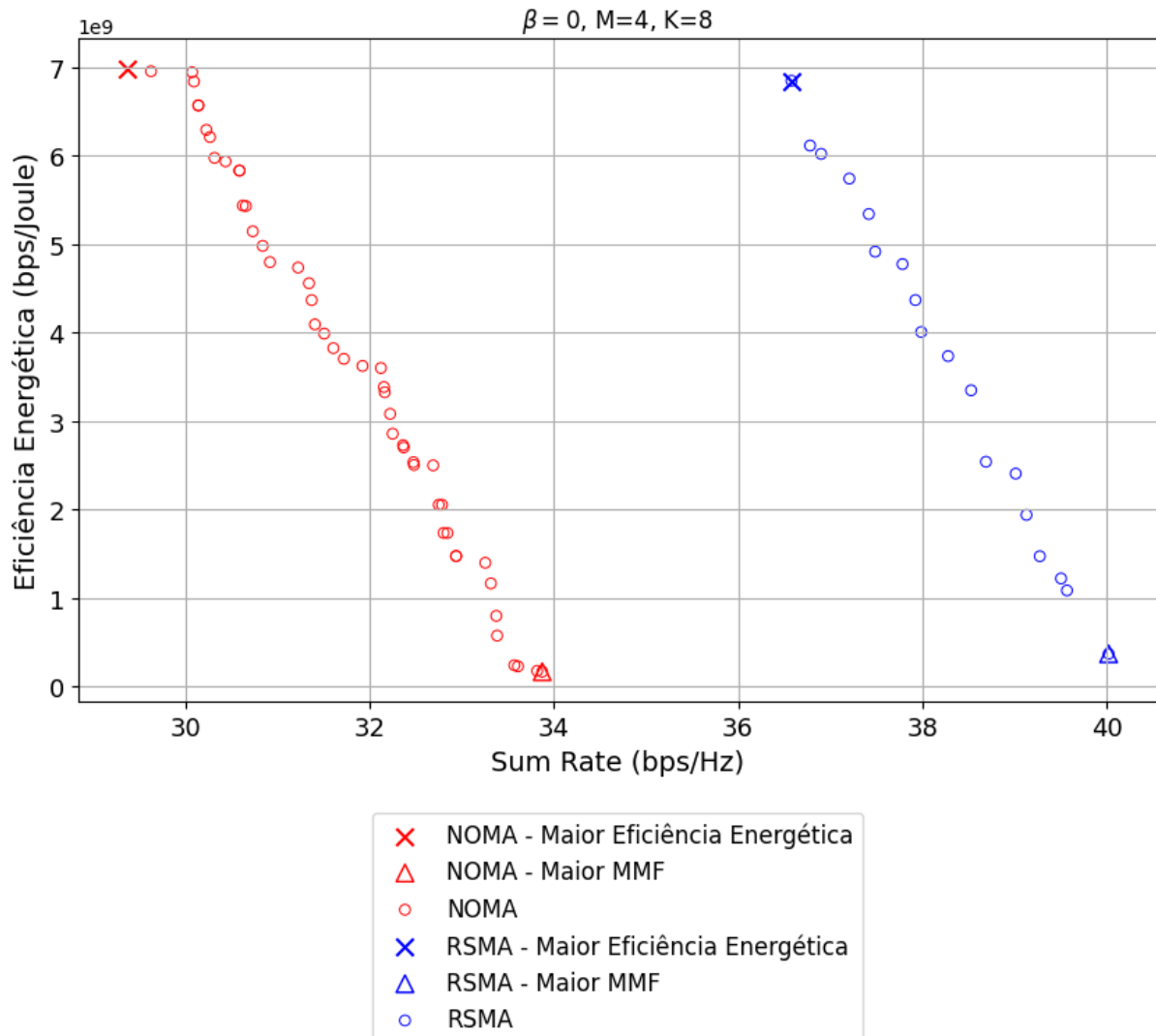


Figura 13. Fronteira de pareto ótimo para **P2** considerando SIC perfeito

A Figura 13 as soluções da fronteira de pareto considerando SIC perfeito, ou seja, $\beta = 0$. O cenário com RSMA apresenta soluções com valores maiores para o SR. Já a EE possui soluções semelhantes em ambos os cenários, inclusive o maior valor do encontrado de EE foi no cenário NOMA. As soluções que demonstram a maior EE e maior SR (eixo x) são identificadas pelos símbolos "x" e "△", respectivamente.

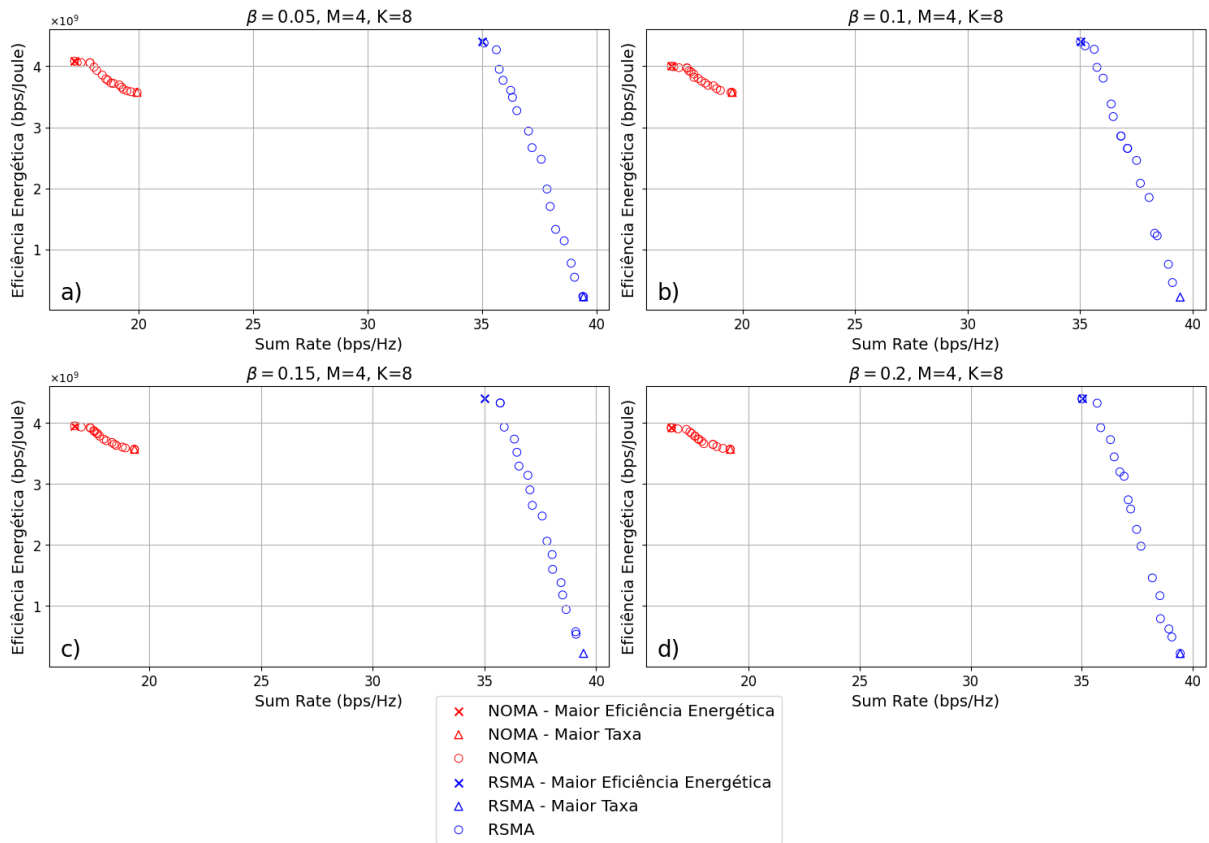


Figura 14. Fronteira de Pareto ótimo para **P2**

A Figura 14 representa a fronteira de Pareto ótimo para ambos os modelos considerando SIC imperfeito. As Figuras 14a), 9b), 9c) e 9d) representam o Pareto ótimo para β igual a 0.05, 0.1, 0.15 e 0.2, respectivamente. Em cada gráfico, as soluções que demonstram a maior EE e maior SR (eixo x) são identificadas pelos símbolos "x" e "Δ", respectivamente.

Para todos os valores de β , o valor máximo de EE (eixo y dos gráficos) em ambos os modelos foi semelhante, com o RSMA apresentando uma ligeira melhora. No entanto, para os valores SR (eixo x dos gráficos), o RSMA proporcionou o dobro da taxa em relação ao NOMA. É importante destacar que esse ganho na taxa de SR foi alcançado à custa de uma EE significativamente baixa, aproximadamente 0.5 bps/Hz. Ou seja, as soluções no cenário RSMA podem oferecer taxas de SR mais elevadas, mas a eficiência energética é drasticamente comprometida.

As soluções que resultaram nos máximos valores de SR, representadas pelo símbolo "Δ", foram utilizadas para gerar a Figura 15. De maneira análoga, as soluções que geraram os máximos valores de EE em cada modelo, indicadas pelo símbolo "x", foram empregadas para elaborar a Figura 16.

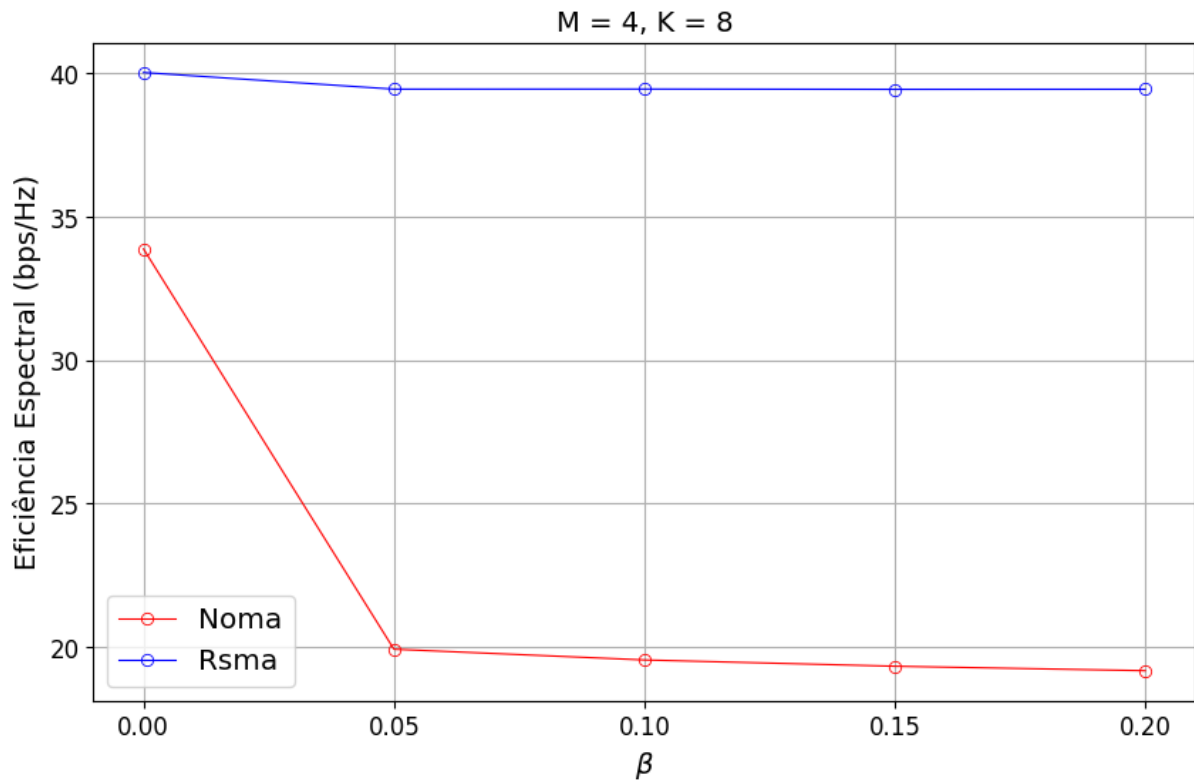


Figura 15. SR para o problema **P2**

A Figura 15 exibe SR em relação à eficiência do SIC. Para $\beta \neq 0$, o RSMA apresenta o mesmo valor de SR. Conforme a eficiência do SIC diminui, o RSMA reduz a potência atribuída à parte comum, conseguindo assim manter constante o valor de SR.

Por outro lado, no NOMA, a SR diminui gradualmente com a redução da eficiência do SIC. Isso se deve ao fato de que no NOMA são utilizados apenas canais sobrepostos, tornando a utilização do SIC obrigatória.

A diferença de desempenho em relação à SR atinge seu ponto máximo em $\beta = 0.2$, com o ganho de SR do RSMA em relação ao NOMA alcançando 105%.

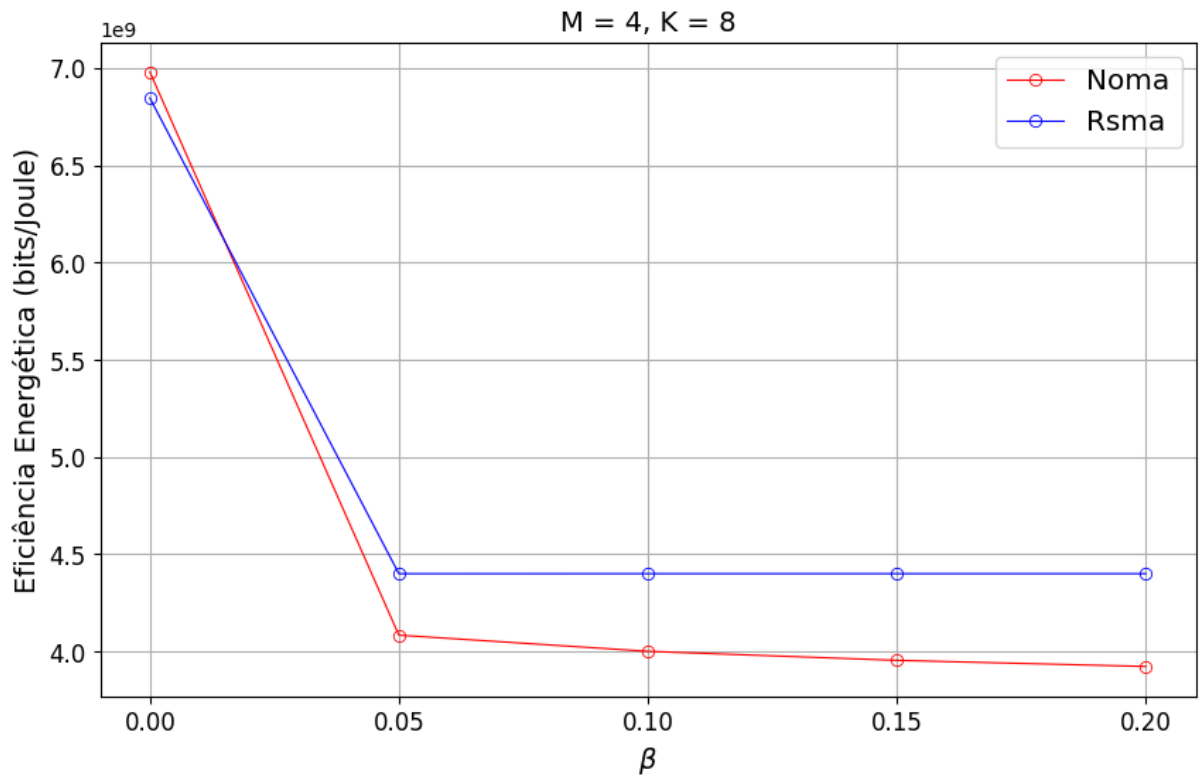


Figura 16. Eficiência energética para problema **P2**

A Figura 16 apresenta a EE em relação à eficiência da SIC. No NOMA é obtida uma EE maior que RSMA com 1.89% de ganho quando há SIC perfeito ($\beta = 0$).

No entanto, para o SIC imperfeito ($\beta \neq 0$) o RSMA apresenta melhor desempenho e mantém o mesmo valor de EE ao ajustar os valores de potência da parte comum e da parte privada do UE. O valor de EE no NOMA diminui gradativamente à medida que a eficiência da SIC diminui. O maior ganho de EE do RSMA em relação ao NOMA foi de 12.16% e ocorreu em $\beta = 0.2$

5 Conclusão

No cenário dinâmico das redes de comunicação de próxima geração, a crescente demanda por altas taxas de transmissão, a redução do atraso mínimo de transmissão e a gestão eficiente de uma quantidade massiva de dispositivos sem fio por unidade de área representam desafios significativos. Nesse contexto, o desenvolvimento de novas tecnologias de acesso e gerenciamento de recursos são fundamentais para atender a essas demandas emergentes. No entanto, os obstáculos relacionados à interferência e alocação eficiente exigem a utilização de algoritmos de gerenciamento mais eficientes.

Neste contexto, a alocação de potência é uma técnica essencial para mitigar interferências, garantir a qualidade de serviço e aprimorar a eficiência espectral. Sendo assim, este trabalho aborda a alocação de potência por meio de meta-heurísticas para a maximização da eficiência energética, visando atender à elevada demanda de dados e à significativa quantidade de usuários em redes RSMA 6G.

No Capítulo 2, foram abordados os fundamentos das redes móveis, explorando técnicas de múltiplo acesso como o NOMA e o RSMA. Adicionalmente, apresentou-se em detalhes o funcionamento do algoritmo NSGA-II, utilizado para otimizar a alocação de potência.

No Capítulo 3 foram descritos os modelos de sistema adotados, abordando os problemas de otimização multiobjetivo. Esses problemas foram divididos da seguinte maneira:

1. Maximização da MMF (Máx-Min Fairness) e maximização da EE.
2. Maximização da SR e maximização da EE.

Além disso, é descrito um modelo composto por duas etapas. Na primeira etapa, as UEs são alocadas aos APs com base no ganho de potência. Cada UE tenta se conectar ao AP com o maior ganho, formando clusters com dois UEs cada. Em seguida, o algoritmo NSGA-II é aplicado para otimizar a potência de transmissão considerando os problemas estabelecidos.

Por fim, o Capítulo 4 destaca os resultados do modelo proposto por meio de simulações, abordando os dois problemas formulados. No primeiro problema, o RSMA demonstra superioridade sobre o NOMA em termos de taxa mínima, especialmente em cenários de SIC imperfeito. A análise da EE revela desempenho semelhante para SIC perfeito, mas diferenças significativas para SIC imperfeito. No segundo problema, o RSMA mantém constante o valor da SR para diferentes eficiências de SIC, enquanto o NOMA

apresenta uma redução gradual. O RSMA supera o NOMA em SR. No entanto, o RSMA exige um número maior de iterações para convergir para a melhor solução. No geral, os resultados indicam a superioridade geral do RSMA em relação ao NOMA, especialmente em cenários desafiadores de SIC imperfeito.

5.1 Trabalhos Futuros

Nesta seção, são propostas algumas direções para pesquisas futuras, fundamentadas no trabalho apresentado nesta dissertação.

Cell-free: o estudo sobre alocação de potência em redes RSMA com arquitetura Cell-free *massive* MIMO representa uma pesquisa promissora (MISHRA et al., 2022a). A abordagem Cell-free expande o conceito de *massive* MIMO para cenários multi-células sem limites de célula (NGO et al., 2017). O RSMA emerge como uma solução viável para mitigar a interferência causada por pilotos contaminados em sistemas *massive* MIMO (MISHRA et al., 2022b), e de maneira análoga, pode ser aplicado em um cenário Cell-free.

Algoritmos de alocação de potência: Explorar a aplicação de diversas meta-heurísticas, assim como a combinação de técnicas de otimização (SINGH; KOTTATH, 2021), com o objetivo de determinar qual abordagem apresenta vantagens em termos de complexidade temporal, convergência para o ótimo global e consumo de memória. Além disso, investigar minuciosamente os parâmetros e operadores específicos de cada meta-heurística para identificar as configurações que proporcionam os melhores resultados.

Referências

- ANDERSON, J. B.; AULIN, T.; SUNDBERG, C.-E. *Digital phase modulation*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013. Citado na página 21.
- ARMSTRONG, E. H. A method of reducing disturbances in radio signaling by a system of frequency modulation. *Proceedings of the Institute of Radio Engineers, IEEE*, v. 24, n. 5, p. 689–740, 1936. Citado na página 21.
- AUGER, A.; BADER, J.; BROCKHOFF, D.; ZITZLER, E. Theory of the hypervolume indicator: optimal μ -distributions and the choice of the reference point. In: *Proceedings of the tenth ACM SIGEVO workshop on Foundations of genetic algorithms*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 87–102. Citado na página 31.
- BEUME, N.; NAUJOKS, B.; EMMERICH, M. Sms-emoa: Multiobjective selection based on dominated hypervolume. *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 181, n. 3, p. 1653–1669, 2007. Citado na página 30.
- CAMANA, M. R.; TUAN, P. V.; GARCIA, C. E.; KOO, I. Joint power allocation and power splitting for miso swipt rsma systems with energy-constrained users. *Wireless Networks*, Springer, v. 26, n. 3, p. 2241–2254, 2020. Citado na página 36.
- CLERCKX, B.; JOUDEH, H.; HAO, C.; DAI, M.; RASSOULI, B. Rate splitting for mimo wireless networks: A promising phy-layer strategy for lte evolution. *IEEE Communications Magazine*, IEEE, v. 54, n. 5, p. 98–105, 2016. Citado 3 vezes nas páginas 9, 17 e 27.
- CLERCKX, B.; MAO, Y.; JORSWIECK, E. A.; YUAN, J.; LOVE, D. J.; ERKIP, E.; NIYATO, D. A primer on rate-splitting multiple access: Tutorial, myths, and frequently asked questions. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, IEEE, 2023. Citado na página 26.
- CLERCKX, B.; MAO, Y.; SCHOBBER, R.; JORSWIECK, E. A.; LOVE, D. J.; YUAN, J.; HANZO, L.; LI, G. Y.; LARSSON, E. G.; CAIRE, G. Is noma efficient in multi-antenna networks? a critical look at next generation multiple access techniques. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, IEEE, v. 2, p. 1310–1343, 2021. Citado na página 29.
- DAI, L.; WANG, B.; DING, Z.; WANG, Z.; CHEN, S.; HANZO, L. A survey of non-orthogonal multiple access for 5g. *IEEE communications surveys & tutorials*, IEEE, v. 20, n. 3, p. 2294–2323, 2018. Citado 3 vezes nas páginas 9, 25 e 26.
- DAI, M.; CLERCKX, B.; GESBERT, D.; CAIRE, G. A rate splitting strategy for massive mimo with imperfect csit. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, IEEE, v. 15, n. 7, p. 4611–4624, 2016. Citado na página 36.
- DEB, K. An introduction to genetic algorithms. *Sadhana*, Springer, v. 24, p. 293–315, 1999. Citado na página 29.
- DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S.; MEYARIVAN, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE transactions on evolutionary computation*, IEEE, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002. Citado 3 vezes nas páginas 9, 31 e 32.

- DEB, K.; SINDHYA, K.; OKABE, T. Self-adaptive simulated binary crossover for real-parameter optimization. In: *Proceedings of the 9th annual conference on genetic and evolutionary computation*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 1187–1194. Citado na página 40.
- DING, Z.; SCHOBBER, R.; POOR, H. V. Unveiling the importance of sic in noma systems—part 1: State of the art and recent findings. *IEEE Communications Letters*, IEEE, v. 24, n. 11, p. 2373–2377, 2020. Citado na página 25.
- DIZDAR, O.; SATTARZADEH, A.; YAP, Y. X.; WANG, S. Risma for overloaded mimo networks: Low-complexity design for max-min fairness. *arXiv preprint arXiv:2306.13693*, 2023. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.
- DO, D.-T.; NGUYEN, T.-T. T. Impacts of imperfect sic and imperfect hardware in performance analysis on af non-orthogonal multiple access network. *Telecommunication Systems*, Springer, v. 72, n. 4, p. 579–593, 2019. Citado na página 26.
- EJAZ, W.; SHARMA, S. K.; SAADAT, S.; NAEEM, M.; ANPALAGAN, A.; CHUGHTAI, N. A. A comprehensive survey on resource allocation for cran in 5g and beyond networks. *Journal of Network and Computer Applications*, Elsevier, v. 160, p. 102638, 2020. Citado na página 16.
- FANG, F.; ZHANG, H.; CHENG, J.; LEUNG, V. C. Energy-efficient resource allocation for downlink non-orthogonal multiple access network. *IEEE Transactions on Communications*, IEEE, v. 64, n. 9, p. 3722–3732, 2016. Citado na página 37.
- GOLDSMITH, A. *Wireless communications*. [S.l.]: Cambridge university press, 2005. Citado na página 21.
- HANZO, L.; NG, S. X.; WEBB, W.; KELLER, T. Quadrature amplitude modulation: From basics to adaptive trellis-coded, turbo-equalised and space-time coded ofdm, cdma and mc-cdma systems. IEEE Press-John Wiley, 2004. Citado na página 21.
- HERATH, P.; HAGHIGHAT, A.; CANONNE-VELASQUEZ, L. A low-complexity interference cancellation approach for noma. In: IEEE. *2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring)*. [S.l.], 2020. p. 1–5. Citado na página 17.
- HOLLAND, J. H. Genetic algorithms and adaptation. *Adaptive control of ill-defined systems*, Springer, p. 317–333, 1984. Citado na página 18.
- JANGHEL, K.; PRAKRIYA, S. Performance of adaptive oma/cooperative-noma scheme with user selection. *IEEE Communications Letters*, IEEE, v. 22, n. 10, p. 2092–2095, 2018. Citado na página 24.
- JIN, J.-M. *Theory and computation of electromagnetic fields*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2015. Citado na página 21.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: IEEE. *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*. [S.l.], 1995. v. 4, p. 1942–1948. Citado na página 18.
- KHANSA, A. A.; YIN, Y.; GUI, G.; SARI, H. Power-domain noma or noma-2000? In: IEEE. *2019 25th Asia-Pacific Conference on Communications (APCC)*. [S.l.], 2019. p. 336–341. Citado na página 35.

LÄHETKANGAS, E.; PAJUKOSKI, K.; TIROLA, E.; BERARDINELLI, G.; HARJULA, I.; VIHRIÄLÄ, J. On the tdd subframe structure for beyond 4g radio access network. In: IEEE. *2013 Future Network & Mobile Summit*. [S.l.], 2013. p. 1–10. Citado na página 16.

LEE, B.; SHIN, W. Max-min fairness precoder design for rate-splitting multiple access: Impact of imperfect channel knowledge. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, IEEE, v. 72, n. 1, p. 1355–1359, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.

MAO, Y. Rate-splitting multiple access for downlink communication systems. *HKU Theses Online (HKUTO)*, The University of Hong Kong (Pokfulam, Hong Kong), 2018. Citado na página 27.

MAO, Y.; CLERCKX, B.; LI, V. O. Energy efficiency of rate-splitting multiple access, and performance benefits over sdma and noma. In: IEEE. *2018 15th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS)*. [S.l.], 2018. p. 1–5. Citado na página 41.

MAO, Y.; DIZDAR, O.; CLERCKX, B.; SCHOBER, R.; POPOVSKI, P.; POOR, H. V. Rate-splitting multiple access: Fundamentals, survey, and future research trends. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, IEEE, 2022. Citado na página 28.

MISHRA, A.; MAO, Y.; SANGUINETTI, L.; CLERCKX, B. Rate-splitting assisted massive machine-type communications in cell-free massive mimo. *IEEE Communications Letters*, IEEE, v. 26, n. 6, p. 1358–1362, 2022. Citado na página 54.

MISHRA, A.; MAO, Y.; THOMAS, C. K.; SANGUINETTI, L.; CLERCKX, B. Mitigating intra-cell pilot contamination in massive mimo: A rate splitting approach. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, IEEE, 2022. Citado na página 54.

MOUNI, N. S.; KUMAR, A.; UPADHYAY, P. K. Adaptive user pairing for noma systems with imperfect sic. *IEEE Wireless Communications Letters*, IEEE, v. 10, n. 7, p. 1547–1551, 2021. Citado na página 34.

MOUSSAOUI, M.; BERTIN, E.; CRESPI, N. 5g shortcomings and beyond-5g/6g requirements. In: IEEE. *2022 1st International Conference on 6G Networking (6GNet)*. [S.l.], 2022. p. 1–8. Citado na página 16.

NASSER, A.; MUTA, O.; ELSABROUTY, M.; GACANIN, H. Interference mitigation and power allocation scheme for downlink mimo–noma hetnet. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, IEEE, v. 68, n. 7, p. 6805–6816, 2019. Citado na página 35.

National Aeronautics and Space Administration, Science Mission Directorate. *Introduction to the Electromagnetic Spectrum*. 2010. Retrieved December 23, 2023. Disponível em: <http://science.nasa.gov/ems/01_intro>. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 22.

NGO, H. Q.; ASHIKHMIN, A.; YANG, H.; LARSSON, E. G.; MARZETTA, T. L. Cell-free massive mimo versus small cells. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, IEEE, v. 16, n. 3, p. 1834–1850, 2017. Citado na página 54.

NIEHENKE, E. C. Wireless communications: Present and future: Introduction to focused issue articles. *IEEE Microwave Magazine*, IEEE, v. 15, n. 2, p. 26–35, 2014. Citado na página 21.

SAITO, Y.; KISHIYAMA, Y.; BENJEBBOUR, A.; NAKAMURA, T.; LI, A.; HIGUCHI, K. Non-orthogonal multiple access (noma) for cellular future radio access. In: IEEE. *2013 IEEE 77th vehicular technology conference (VTC Spring)*. [S.l.], 2013. p. 1–5. Citado na página 17.

SINGH, P.; KOTTATH, R. An ensemble approach to meta-heuristic algorithms: comparative analysis and its applications. *Computers & Industrial Engineering*, Elsevier, v. 162, p. 107739, 2021. Citado na página 54.

SUN, Y.; SHAO, H.; DU, Z.; CAI, J. Qoe-oriented resource allocation for downlink non-orthogonal multiple access. *IEEE Communications Letters*, IEEE, v. 25, n. 7, p. 2362–2365, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 34.

TORRES, F. d. O.; JÚNIOR, V. A. S.; COSTA, D. da; CARDOSO, D. L.; OLIVEIRA, R. C. Radio resource allocation in a 6g d-oma network with imperfect sic: A framework aided by a bi-objective hyper-heuristic. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Elsevier, v. 119, p. 105830, 2023. Citado na página 42.

YALCIN, A. Z.; CETIN, M. K.; YUKSEL, M. Max-min fair precoder design and power allocation for mu-mimo noma. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, IEEE, v. 70, n. 6, p. 6217–6221, 2021. Citado na página 38.

YANG, Z.; CHEN, M.; SAAD, W.; XU, W.; SHIKH-BAHAEI, M. Sum-rate maximization of uplink rate splitting multiple access (rsma) communication. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, IEEE, v. 21, n. 7, p. 2596–2609, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.

ZHANG, Y.; KANG, C.; MA, T.; TENG, Y.; GUO, D. Power allocation in multi-cell networks using deep reinforcement learning. In: IEEE. *2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*. [S.l.], 2018. p. 1–6. Citado na página 17.

ZHOU, G.; MAO, Y.; CLERCKX, B. Rate-splitting multiple access for multi-antenna downlink communication systems: Spectral and energy efficiency tradeoff. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, IEEE, v. 21, n. 7, p. 4816–4828, 2021. Citado na página 19.