

LUIZ HENRIQUE DE OLIVEIRA MARTINIANO

**Estimação de canal utilizando amostragem  
compressiva em sistemas com superfícies inteligentes  
reconfiguráveis híbridas**

São Paulo  
2025

LUIZ HENRIQUE DE OLIVEIRA MARTINIANO

**Estimação de canal utilizando amostragem  
compressiva em sistemas com superfícies inteligentes  
reconfiguráveis híbridas**

**Versão Corrigida**

(Versão original encontra-se na unidade que aloja  
o Programa de Pós-graduação)

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração:  
Sistemas Eletrônicos

Orientador:  
Prof. Dr. Cristiano Magalhães  
Panazio

São Paulo  
2025

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 17 de outubro de 2025

Assinatura do autor: \_\_\_\_\_

Assinatura do orientador: \_\_\_\_\_

#### Catálogo-na-publicação

Martiniano, Luiz Henrique de Oliveira

Estimação de canal utilizando amostragem compressiva em sistemas com superfícies inteligentes reconfiguráveis híbridas / L. H. O. Martiniano -- versão corr. -- São Paulo, 2025.

114 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle.

1.Processamento de sinais 2.Tecnologia da comunicação 3.Redes de comunicação I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle II.t.

Dedico este trabalho ao meu filho,  
Henrique, meu propósito e minha  
inspiração diária.

# AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus, por me conceder forças, saúde e serenidade ao longo desta jornada.

À minha família, por serem minha base e fonte constante de amor e apoio. Em especial, aos meus pais, José e Vilma, à minha esposa, Rosemary, à minha enteada, Thaís, e ao meu filho, Henrique, meu maior propósito e motivação diária.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Cristiano Magalhães Panazio, expresso minha profunda gratidão pela paciência, dedicação e generosidade em compartilhar seu conhecimento. Sua integridade e comprometimento foram fundamentais para que este trabalho se concretizasse — um verdadeiro guia ao longo dessa caminhada acadêmica.

À Universidade de São Paulo (USP), pela excelência no ensino, pelo ambiente intelectual estimulante e pela oportunidade de crescimento acadêmico e pessoal.

À Marinha do Brasil, pela confiança depositada em meu trabalho e por promover a oportunidade de realizar este mestrado, contribuindo de forma decisiva para minha formação profissional e acadêmica.

# RESUMO

MARTINIANO, L. H. O. **Estimação de canal utilizando amostragem compressiva em sistemas com superfícies inteligentes reconfiguráveis híbridas**. 2025. Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle, São Paulo, 2025.

Superfícies Inteligentes Reconfiguráveis (RIS, do inglês *Reconfigurable Intelligent Surface*) constituem uma alternativa promissora para ampliar a taxa de transmissão e a cobertura em sistemas 6G. Esta pesquisa analisa o emprego de RIS visando otimizar a estimação de canal, processo fundamental para assegurar a qualidade da comunicação em redes móveis de última geração. A proposta considera uma RIS híbrida, composta por elementos passivos refletores e uma fração de elementos ativos, que são capazes não só de refletir o sinal, mas também funcionar como receptores. Essa característica adicional é crucial, pois em uma RIS totalmente passiva apenas o canal cascata (entre a estação rádio-base e a RIS, seguido do enlace entre a RIS e o usuário) poderia ser observado, tornando inviável a estimação separada de cada componente. Já na configuração híbrida, os elementos ativos possibilitam observar diretamente os sinais recebidos, o que permite estimar individualmente o canal entre a RIS e a estação rádio-base (BS, do inglês *Base Station*) e o canal entre a RIS e o equipamento do usuário (UE, do inglês *User Equipment*). Dessa forma, a estimação do canal cascata é simplificada, reduzindo significativamente a complexidade do processo. Contudo, a fim de minimizar a quantidade de elementos receptores ativos e reduzir o comprimento de sequências piloto, explora-se a natureza esparsa do canal através da técnica de amostragem compressiva (CS, do inglês *Compressive Sensing*). A técnica de estimação de canal baseada em CS proposta nesta dissertação, denominada *Orthogonal Matching Pursuit - Successive Refinements* (OMP-SR), aprimora a busca pela solução ótima e esparsa de forma sucessiva, reduzindo o Erro Quadrático Médio (MSE, do inglês *Mean Squared Error*) entre o canal estimado e o real. O OMP-SR se destaca por oferecer estimativas de canal mais precisas com menor demanda de recursos computacionais, configurando-se como uma solução promissora para aplicações práticas em sistemas de comunicação 6G com RIS. Os resultados de simulação evidenciam ganhos expressivos de desempenho e de redução da complexidade, quando comparado a propostas similares ou a outras técnicas como *Basis Pursuit* (BP), *Compressive Sampling Matching Pursuit* (CoSaMP), *Matching Pursuit* (MP), *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP), *Orthogonal Matching Pursuit - Phase Rotation* (OMP-PR) e *Subspace Pursuit* (SP).

**Palavras-Chave:** RIS híbrida. *Compressive sensing*. Estimação de canal. OMP.

# ABSTRACT

MARTINIANO, L. H. O. **Channel estimation using compressive sensing in systems with hybrid reconfigurable intelligent surfaces**. 2025. Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle, São Paulo, 2025.

Reconfigurable Intelligent Surfaces (RIS) represent a promising solution for enhancing transmission rates and coverage in 6G systems. This research analyzes the use of RIS with the goal of optimizing channel estimation — a fundamental process for ensuring communication quality in next-generation mobile networks. The proposed approach considers a hybrid RIS architecture composed of passive reflecting elements alongside a fraction of active elements, which can not only reflect incoming signals but also operate as receivers. This additional capability is crucial: in a fully passive RIS, only the cascaded channel (between the Base Station and the RIS, followed by the RIS-to-user link) can be observed, making it impossible to estimate each channel component separately. In contrast, the hybrid configuration enables direct observation of the received signals through the active elements, allowing individual estimation of both the RIS-to-BS and RIS-to-User Equipment (UE) channels. As a result, cascaded channel estimation is greatly simplified, significantly reducing the overall complexity. To further minimize the number of active receiving elements and shorten pilot sequence lengths, the sparse nature of the channel is exploited through Compressive Sensing (CS). The CS-based channel estimation technique proposed in this dissertation — named Orthogonal Matching Pursuit - Successive Refinements (OMP-SR) — progressively improves the search for an optimal sparse solution through successive refinement steps, thereby reducing the Mean Squared Error (MSE) between the estimated and true channel. OMP-SR stands out by delivering more accurate channel estimates with lower computational overhead, making it a strong candidate for practical deployment in 6G communication systems employing RIS. Simulation results demonstrate substantial performance gains and notable reductions in complexity when compared to similar approaches or other established techniques such as Basis Pursuit (BP), Compressive Sampling Matching Pursuit (CoSaMP), Matching Pursuit (MP), Orthogonal Matching Pursuit (OMP), Orthogonal Matching Pursuit - Phase Rotation (OMP-PR), and Subspace Pursuit (SP).

**Keywords:** Hybrid RIS. Compressive sensing. Channel estimation. OMP.

# LISTA DE FIGURAS

1	Esquema conceitual de meta-átomo, metassuperfície e metamaterial. . . . .	23
2	Representação esquemática da Lei Generalizada de Snell. . . . .	27
3	Representação esquemática de um sistema de comunicação assistido por uma RIS. . . . .	31
4	Representação esquemática das camadas constituintes de uma RIS. . . . .	34
5	Modelo de sistema utilizando RIS . . . . .	49
6	Geometria do sistema com a RIS no plano y-z . . . . .	52
7	Ilustração do espaçamento e da malha de rotações no OMP-PR. . . . .	79
8	Esquema do refinamento progressivo de espaçamento no OMP-SR ao longo das rotações. . . . .	80
9	NMSE por $N^o$ de elementos ativas, com $L = 3$ , $N_D = 32$ , $\kappa = 0$ (NLoS) e $N_{ativ}$ variando de 8 até 248 elementos . . . . .	81
10	NMSE por $N_D$ , com $L = 2$ , $\kappa = 0$ (NLoS) e $SNR = 30$ . . . . .	83
11	NMSE para $L$ variando de 2 a 9 percursos, $N_D = 20$ e $\kappa$ variando de 0 a 10 com $SNR = 10$ dB (contínua) e $SNR = 30$ dB (linha tracejada) . . . .	85
12	NMSE para $L$ variando de 2 a 9 percursos, $N_D = 32$ e $\kappa$ variando de 0 a 10 com $SNR = 10$ dB (contínua) e $SNR = 30$ dB (linha tracejada) . . . .	86
13	NMSE para SNR variando de 0 a 30 dB, $N_D = 20$ , $\kappa$ variando de 0 a 10, com $L = 2$ (linha contínua) e $L = 5$ (tracejado) . . . . .	89
14	NMSE para SNR variando de 0 a 30 dB, $N_D = 32$ , $\kappa$ variando de 0 a 10, com $L = 2$ (linha contínua) e $L = 5$ (tracejado) . . . . .	90
15	Número médio de iterações completas dos algoritmos por SNR para $L = 2$ percursos (linha contínua), $L = 5$ percursos (linha tracejada) e $\kappa = 0$ . . .	93
16	Número médio de iterações completas dos algoritmos por SNR para $L = 2$ percursos (linha contínua), $L = 5$ percursos (linha tracejada) e $\kappa = 10$ . . .	94



17	FLOPS por SNR para $N_D = 20$ (linha contínua), $N_D = 32$ (tracejado), OMP com $N_D = 90$ (pontilhado) e $L = 2$ percursos . . . . .	95
18	FLOPS por SNR para $N_D = 20$ (linha contínua), $N_D = 32$ (tracejado), OMP com $N_D = 90$ (pontilhado) e $L = 5$ percursos . . . . .	96

# LISTA DE TABELAS

1	Parâmetros do sistema usados nas simulações . . . . .	77
2	Número de flops para $k = 1$ até $S_F$ iterações dos algoritmos de CE. . . . .	92

# LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<b>ADC</b>	<i>Analog-to-Digital Converter</i>
<b>AF</b>	<i>Amplify-and-Forward</i>
<b>AoA</b>	<i>Angle of Arrival</i>
<b>BP</b>	<i>Basis Pursuit</i>
<b>BS</b>	<i>Base Station</i>
<b>CE</b>	<i>Channel Estimation</i>
<b>CoSaMP</b>	<i>Compressive Sampling Matching Pursuit</i>
<b>CS</b>	<i>Compressive Sensing</i>
<b>D2D</b>	<i>Device to Device</i>
<b>DF</b>	<i>Decode-and-Forward</i>
<b>DSP</b>	<i>Digital Signal Processor</i>
<b>EA</b>	<i>Electronic Attack</i>
<b>ELINT</b>	<i>Electronic Intelligence</i>
<b>EMT</b>	<i>Effective Medium Theory</i>
<b>ENZ</b>	<i>Epsilon-Near-Zero</i>
<b>EP</b>	<i>Electronic Protection</i>
<b>EW</b>	<i>Electronic Warfare</i>
<b>FD</b>	<i>Full-duplex</i>
<b>FDTD</b>	<i>Finite-Difference Time-Domain</i>
<b>FEM</b>	<i>Finite Element Method</i>
<b>FISTA</b>	<i>Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm</i>
<b>FLOPS</b>	<i>Floating Point Operations Per Second</i>
<b>FPGA</b>	<i>Field-Programmable Gate Array</i>
<b>GNSS</b>	<i>Global Navigation Satellite System</i>
<b>GPS</b>	<i>Global Positioning System</i>
<b>IoT</b>	<i>Internet of Things</i>

<b>IRS</b>	<i>Intelligent Reflecting Surface</i>
<b>ISTA</b>	<i>Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm</i>
<b>LASSO</b>	<i>Least Absolute Shrinkage and Selection Operator</i>
<b>LHM</b>	<i>Left-Handed Material</i>
<b>LNA</b>	<i>Low Noise Amplifier</i>
<b>LoS</b>	<i>Line of Sight</i>
<b>LP</b>	<i>Linear Programming</i>
<b>LPD</b>	<i>Low Probability of Detection</i>
<b>LPI</b>	<i>Low Probability of Intercept</i>
<b>MEMS</b>	<i>Microelectromechanical Systems</i>
<b>MIMO</b>	<i>Multiple-Input Multiple-Output</i>
<b>MNZ</b>	<i>Mu-Near-Zero</i>
<b>MP</b>	<i>Matching Pursuit</i>
<b>NLoS</b>	<i>Non Line of Sight</i>
<b>NMSE</b>	<i>Normalised Mean Square Error</i>
<b>NZIM</b>	<i>Near-Zero Index Material</i>
<b>OMP</b>	<i>Orthogonal Matching Pursuit</i>
<b>OMP-PR</b>	<i>Orthogonal Matching Pursuit - Phase Rotation</i>
<b>OMP-SR</b>	<i>Orthogonal Matching Pursuit - Successive Refinements</i>
<b>PCB</b>	<i>Printed Circuit Board</i>
<b>PCM</b>	<i>Phase Change Material</i>
<b>PIN</b>	<i>Positive-Intrinsic-Negative</i>
<b>PL</b>	<i>Path Loss</i>
<b>QoS</b>	<i>Quality of Service</i>
<b>RAM</b>	<i>Radar Absorbing Material</i>
<b>RCS</b>	<i>Radar Cross Section</i>
<b>RF</b>	<i>Radio Frequency</i>
<b>RFID</b>	<i>Radio Frequency Identification</i>
<b>RIP</b>	<i>Restricted Isometry Property</i>

<b>RIS</b>	<i>Reconfigurable Intelligent Surfaces</i>
<b>SDMA</b>	<i>Space-Division Multiple Access</i>
<b>SIGINT</b>	<i>Signals Intelligence</i>
<b>SNR</b>	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
<b>SP</b>	<i>Subspace Pursuit</i>
<b>SRR</b>	<i>Split-Ring Resonator</i>
<b>StOMP</b>	<i>Stagewise Orthogonal Matching Pursuit</i>
<b>ToA</b>	<i>Time of arrival</i>
<b>UE</b>	<i>User Equipament</i>
<b>UGV</b>	<i>Unmanned Ground Vehicle</i>
<b>VANT</b>	<i>Veículo Aéreo Não Tripulado</i>
<b>WET</b>	<i>Wireless Energy Transfer</i>

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>15</b>
1.1	Objetivos . . . . .	20
1.2	Contribuições . . . . .	20
1.3	Publicação . . . . .	20
1.4	Notação . . . . .	20
<b>2</b>	<b>DE METAMATERIAIS À RIS: FUNDAMENTOS, MODELAGEM E APLICAÇÕES EM COMUNICAÇÕES E DEFESA</b>	<b>22</b>
2.1	Metamateriais: Fundamentos e Propriedades Eletromagnéticas . . . . .	23
2.2	Metasuperfícies: A Revolução Plana dos Metamateriais em Radiofrequência . . . . .	26
2.2.1	Metasuperfícies Reconfiguráveis . . . . .	29
2.3	Superfícies Inteligentes Reconfiguráveis . . . . .	30
2.3.1	O Paradigma da RIS na Comunicação Sem Fio . . . . .	31
2.3.2	Princípios de Funcionamento da RIS . . . . .	33
2.4	Aplicações Civas da RIS . . . . .	36
2.4.1	Desafios e Direções Futuras . . . . .	37
2.5	Aplicações militares das RIS . . . . .	39
2.5.1	A utilização de RIS para a Potencialização de Recursos Militares . . . . .	40
2.5.2	Aplicações Militares Detalhadas das RIS . . . . .	40
2.5.2.1	Comunicações Militares Seguras e Resilientes . . . . .	40
2.5.2.2	Aprimoramento de Sistemas de Radar e Sensoriamento . . . . .	42
2.5.2.3	Aplicações em Guerra Eletrônica (EW) e Inteligência de Sinais (SIGINT) . . . . .	43
2.5.2.4	Localização e Navegação Resilientes . . . . .	45
2.5.2.5	Integração em Plataformas e Infraestruturas Militares . . . . .	46

2.5.3 Desafios Específicos para Implementação Militar das RIS . . . . .	47
<b>3 MODELO DE SISTEMA</b>	<b>49</b>
<b>4 ESTIMATIVA DO CANAL EM SISTEMAS UTILIZANDO UMA RIS HÍBRIDA E AMOSTRAGEM COMPRESSIVA</b>	<b>55</b>
4.1 Amostragem Compressiva: Fundamentos teóricos . . . . .	55
4.2 Aplicação da Amostragem Compressiva na Estimação de Canal . . . . .	57
4.3 Algoritmos de reconstrução esparsa . . . . .	61
4.3.1 OMP . . . . .	67
4.3.2 O algoritmo OMP- <i>Phase Rotation</i> . . . . .	70
4.3.3 O algoritmo OMP-Successive Refinements . . . . .	73
4.4 Simulações e Resultados . . . . .	76
4.4.1 Análise do Desempenho . . . . .	81
4.4.2 Análise da Complexidade Computacional . . . . .	91
<b>5 CONCLUSÃO</b>	<b>98</b>
5.1 Recomendações técnicas . . . . .	99
5.2 Perspectivas futuras . . . . .	101
<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>104</b>

# 1 INTRODUÇÃO

Os sistemas de comunicação sem fio estão sempre evoluindo devido à crescente demanda por alta taxa de dados e qualidade de serviço. Com a implantação e operação global das comunicações móveis de quinta geração (5G) [1], as atenções agora se voltam para a sexta geração de redes móveis, o 6G. As redes sem fio 6G se destacarão por oferecerem taxa de pico de transmissão alcançando 1 Tbit/s, latência ultra-baixa na faixa de 0,1 ms a 1 ms, confiabilidade com probabilidade de falha na ordem de  $10^{-5}$  a  $10^{-7}$ , além de densidade de conexão de até  $10^7$  dispositivos por  $\text{km}^2$  [2]. Já a eficiência energética das redes 6G pretende superar em dez a cem vezes a eficiência das atuais redes 5G [3]. Dentre as inovações mais promissoras do 6G, destacam-se as comunicações em frequências de terahertz, a inteligência artificial e as superfícies inteligentes reconfiguráveis (RIS, do inglês *Reconfigurable Intelligent Surfaces*) [4,5], sendo estas últimas, o foco deste trabalho.

Considerando que as comunicações em ondas milimétricas e em sistemas com Múltiplas Entradas e Múltiplas Saídas (MIMO, do inglês *Multiple-Input Multiple-Output*) massivo impulsionaram o surgimento dos sistemas 5G, essas tecnologias ainda enfrentam duas limitações práticas principais.

Primeiro, consomem muita energia, pois em arquiteturas MIMO massivas cada elemento ativo da antena requer sua própria cadeia de rádio frequência (RF, do inglês *Radio Frequency*), composta por amplificadores, conversores e outros componentes ativos, além de demandarem elevado processamento digital de sinais, o que torna o consumo energético crítico para implementações práticas. Como exemplo, o consumo total de energia da rede aumenta linearmente à medida que mais estações rádio base (BS, do inglês *Base Station*) são adicionadas para densificar a rede [6]. Isso ocorre porque cada nova BS introduz demandas energéticas adicionais para operação e manutenção. Por outro lado, em sistemas MIMO massivos, cada elemento de antena ativo está conectado a uma cadeia de rádio frequência (RF), composta por vários componentes ativos [7]. Essa estrutura contribui para um custo total elevado e um consumo significativo de energia devido ao funcionamento contínuo dos circuitos de RF.



Segundo, apresentam dificuldades em oferecer conectividade ininterrupta e garantir qualidade de serviço (QoS, do inglês *Quality of Service*) em ambientes adversos, devido à falta de controle sobre a propagação das ondas eletromagnéticas no canal sem fio. Esse problema é particularmente agravado em comunicações em ondas milimétricas, que sofrem elevadas perdas de percurso e bloqueios frequentes, e em sistemas MIMO massivos, cuja complexidade de estimação e limitação de dispersão angular reduzem a eficiência no controle do canal [8]. Além disso, sabe-se que o MIMO massivo é prejudicado quando o ambiente de propagação apresenta condições de dispersão limitadas [9], enquanto a comunicação em ondas milimétricas sofre com perdas elevadas de trajetória e penetração [7].

Essas duas limitações — consumo energético elevado e falta de controle adequado do canal — geraram a necessidade de novas arquiteturas de rede que ofereçam maior eficiência e capacidade de manipular a propagação das ondas eletromagnéticas.

Um conceito emergente que atende a essa necessidade é o de um ambiente de rádio inteligente, em que o ambiente de propagação sem fio se transforma em um espaço reconfigurável, desempenhando um papel essencial na transferência de sinais de rádio do transmissor para o receptor [10, 11]. Esse conceito é viabilizado pelo uso de RIS.

As RIS são superfícies programáveis que podem ser utilizadas para controlar a reflexão de ondas eletromagnéticas, alterando as características da superfície para modificar a reflexão das ondas que nela incidem. São compostas por uma grande quantidade de elementos que interagem com os sinais incidentes, refletindo-os com fases e amplitudes configuráveis [12–14]. Assim, é possível direcionar, focalizar e melhorar os sinais para o(s) receptor(es), atendendo assim aos requisitos do 6G, *i.e.*, melhor cobertura, aumento da capacidade do sistema e redução de interferências [15]. São dispositivos passivos, feitos de meta-materiais, podendo ser implantados em diversas estruturas como fachadas de prédios, paredes internas, nas estruturas de propagandas em estradas, etc. [16]; são capazes de reconfigurar o ambiente de reflexão da propagação sem fio [15] e são mais eficientes do que os sistemas Amplifica e Encaminha (AF, do inglês *Amplify-and-Forward*) e Decodifica e Encaminha (DF, do inglês *Decode-and-Forward*) convencionais [17]. As RIS suportam operação em *full-band*, pois seus elementos reconfiguráveis podem ser ajustados para operar em uma ampla gama de frequências dentro de sua faixa de projeto [11]. Elas também contribuem para a eficiência da transmissão *full-duplex* ao eliminarem a autointerferência de RF [18], já que são dispositivos passivos que redirecionam os sinais incidentes, predominantemente por reflexão. Além disso, apresentam alta compatibilidade com os padrões e hardwares de redes sem fio existentes, uma vez que podem ser integradas

de forma transparente à infraestrutura atual, sem demandar modificações significativas nos dispositivos de transmissão e recepção [19].

Devido às características atrativas mencionadas anteriormente, as propostas de aplicações civis para dispositivos RIS cresceram significativamente, destacando-se por sua utilidade nas comunicações móveis e pelo seu baixo consumo energético. Destacam-se ainda aplicações na área de segurança aprimorada da camada física, comunicação de dispositivo a dispositivo (D2D, do inglês *Device to Device*), comunicação com veículos aéreos não tripulados, redes de sensores sem fio para Internet das Coisas (IoT, do inglês *Internet of Things*), melhoria da cobertura, da taxa de transmissão, bem como do posicionamento e sensoriamento [11, 15, 20–25].

Adicionalmente, as RIS têm grande potencial em aplicações militares por sua capacidade de alterar o ambiente eletromagnético com flexibilidade e baixo consumo de energia. Em comunicações, elas viabilizam enlaces robustos mesmo sem linha de visada, mitigam interferências e permitem comunicações com baixa probabilidade de interceptação (LPI, do inglês *Low Probability of Intercept*) e detecção (LPD, do inglês *Low Probability of Detection*) [26]. Também são úteis na conectividade com drones e veículos não tripulados [17]. No sensoriamento, as RIS ampliam a detecção de alvos e reduzem a assinatura radar (RCS, do inglês *Radar Cross Section*) das plataformas militares, aumentando a furtividade [11, 17]. Na guerra eletrônica e na inteligência de sinais (SIGINT, do inglês *Signal Intelligence*), podem reforçar ataques ou proteger enlaces contra interferências, além de melhorar a coleta passiva de sinais adversários [10, 26]. Em ambientes onde o Sistema de Posicionamento Global (GPS, em inglês *Global Positioning System*) está comprometido, RIS fixas podem refletir sinais de referência para apoiar a navegação [27]. Por fim, sua integração em aeronaves, veículos, embarcações e até vestimentas oferece suporte tático e redução da assinatura eletromagnética [15].

No entanto, para explorar plenamente as vantagens da RIS na melhoria da comunicação, os ganhos potenciais dependem diretamente da qualidade da estimação do canal (CE, do inglês *Channel Estimation*). Para isso, a própria RIS, quando equipada com elementos dotados de capacidade de sensoriamento, pode auxiliar ativamente na estimação dos canais entre a estação rádio-base e o usuário [26]. Entretanto, um fator complicador é a necessidade de estimar um grande número de coeficientes de canal, devido à presença de muitos elementos na RIS. Além disso, o canal efetivo é composto pela cascata dos canais entre o usuário (UE, do inglês *User Equipment*) e a RIS, e entre a BS e a RIS, o que aumenta ainda mais a complexidade do processo de estimação. Isso ocorre porque cada elemento da RIS adiciona coeficientes adicionais ao canal efetivo, formado pela cascata

dos enlaces UE–RIS e BS–RIS. Assim, o número de parâmetros a serem estimados cresce com o número de elementos, exigindo sequências piloto mais longas para garantir a correta aquisição do canal [12, 28]. Uma forma de mitigar essa complexidade e a demanda por sequências piloto extensas é explorar o caráter esparso do canal, adotando técnicas baseadas em amostragem compressiva (CS, *Compressive Sensing*).

Diversos artigos exploram a natureza esparsa do canal em sistemas auxiliados por RIS para realizar a estimação do canal usando métodos baseados em CS [14, 26, 29–31]. Tais métodos de estimação de canal por meio de CS costumam utilizar algoritmos vorazes (*Greedy Algorithms*), os quais se destacam por sua abordagem de tomada de decisões localmente ótimas, o que frequentemente resulta em uma complexidade computacional aceitável para implementação em tempo real [32, 33]. Dentre tais algoritmos, pode-se citar o MP (*Matching Pursuit*) [34], o algoritmo OMP (*Orthogonal Matching Pursuit*) [35], CoSaMP (*Compressive Sampling Matching Pursuit*) [36] e o SP (*Subspace Pursuit*) [37]. Estes algoritmos permitem buscar iterativamente a base de transformação ideal para representar a matriz de canal de forma esparsa. Com uma quantidade limitada de dados, eles são capazes de reconstruir a matriz de canal com precisão, resultando em uma redução substancial na necessidade de pilotos para a estimação [38], sendo esta a representação matemática do canal MIMO, cujas entradas descrevem os coeficientes de ganho e fase entre cada par de antenas transmissoras e receptoras, incluindo, em sistemas assistidos por RIS, o efeito cascata dos enlaces BS–RIS e RIS–UE.

Para mitigar a complexidade da estimação de canais (tanto entre a RIS e a BS quanto entre a RIS e o UE), uma primeira alternativa consiste em explorar a esparsidade do canal por meio de técnicas de amostragem compressiva (CS), que reduzem a necessidade de sequências piloto extensas e permitem a reconstrução do canal com complexidade computacional viável. Outra solução eficaz é o uso de uma RIS híbrida [12, 24, 39, 40], na qual apenas uma fração dos elementos é equipada com circuitos ativos. Esses elementos, além de refletirem o sinal, também podem detectá-lo, o que possibilita a estimação separada dos canais UE–RIS e BS–RIS com sequências piloto mais curtas. Essa abordagem simplifica consideravelmente o problema de estimação e, ao mesmo tempo, evita o elevado custo e consumo de energia de uma RIS totalmente ativa.

No entanto, mesmo com essas estratégias, as técnicas de estimação de canal baseadas em CS ainda enfrentam desafios adicionais. Em particular, exigem a criação de um dicionário, que é gerado a partir de um *grid* de valores quantizados de azimuth e elevação, isto é, um conjunto discreto de ângulos que aproxima o espaço contínuo de direções possíveis do sinal. Para obter um bom desempenho, é geralmente necessário um *grid*

compacto, garantindo que os ângulos quantizados estejam muito próximos aos pontos reais [41]. Em cenários práticos, essa exigência pode resultar em uma alta complexidade computacional.

Diante desse problema, surgiram diferentes propostas na literatura para reduzir a complexidade sem comprometer a precisão da estimação. Uma dessas soluções, apresentada em [42], é baseada em perturbações controladas, que introduzem variações intencionais e sistemáticas nos vetores de direção. A partir dessas perturbações, a otimização via gradiente descendente pode ser empregada para refinar a estimação do canal. Contudo, essa técnica ainda apresenta elevada complexidade e requer a escolha adequada de diversos parâmetros das perturbações. Já em [43], a técnica proposta realiza uma rotação de fase nos vetores de direção discretizados a partir de uma estimativa inicial. Isso visa compensar o desajuste entre os ângulos discretos do dicionário e os ângulos verdadeiros do canal. Em seguida, após essa rotação, um *grid* mais compacto é utilizado e aplicado a uma faixa mais estreita de ângulos. Tal abordagem permite obter um desempenho superior ao de outras técnicas, com uma complexidade consideravelmente inferior. No entanto, percebe-se que ainda há margem para otimização, distribuindo as rotações em vários intervalos de diferentes amplitudes, visando uma maior redução da complexidade computacional. Isto levou à proposta do algoritmo OMP-SR (*Successive Refinements*), que como será mostrado no capítulo 4, permite alcançar maior precisão na estimação do canal (menor NMSE) com complexidade computacional reduzida em relação à proposta de [43].

A presente dissertação está organizada em cinco capítulos. O capítulo 1 introduz o contexto das comunicações sem fio de próxima geração, destacando os principais desafios e motivações para o uso de superfícies inteligentes reconfiguráveis (RIS), além de expor os objetivos, contribuições e publicações resultantes deste trabalho. O capítulo 2 apresenta os fundamentos teóricos necessários, abordando desde os conceitos de metamateriais e metasuperfícies até o funcionamento e aplicações civis e militares das RIS. No capítulo 3, é descrito o modelo de sistema considerado, incluindo a geometria da RIS e as premissas adotadas para a modelagem do canal. O capítulo 4 trata da estimação do canal em sistemas com RIS híbrida, introduzindo as técnicas de amostragem compressiva (CS), os algoritmos de reconstrução esparsa e, por fim, o algoritmo OMP-SR proposto, acompanhado de análises de desempenho e complexidade computacional por meio de simulações. Por último, o capítulo 5 apresenta as conclusões, recomendações técnicas e perspectivas futuras, consolidando as principais contribuições desta pesquisa.

## 1.1 Objetivos

O objetivo deste trabalho é realizar uma revisão do estado da arte em estimação de canal assistida por superfícies inteligentes reconfiguráveis (RIS) e, em particular, desenvolver um novo algoritmo, denominado OMP-SR, baseado em amostragem compressiva e em uma RIS híbrida, que busca alcançar maior precisão na estimação do canal e reduzir a complexidade computacional em relação a algoritmos de referência do estado da arte, como o OMP-PR. Além disso, o trabalho visa comparar o algoritmo proposto com outras técnicas da literatura, de modo a evidenciar suas vantagens e consolidar uma contribuição científica inovadora.

## 1.2 Contribuições

Como uma nova contribuição, este trabalho propõe estender a abordagem de rotação em estágios apresentada em [43], refinando gradualmente a busca pelo ângulo verdadeiro a cada estágio, em vez de utilizar todos os pontos do *grid* mais compacto em uma única rotação. Essa proposta visa alcançar maior precisão na estimação de canal, resultando em um melhor desempenho e uma redução da complexidade computacional. Tais resultados são corroborados por simulações.

## 1.3 Publicação

Este trabalho resultou na seguinte publicação em conferência:

Luiz Henrique de Oliveira Martiniano, David William Marques Guerra, Taufik Abrão e Cristiano Magalhães Panazio. **Estimação de canal usando RIS híbrida e OMP com refinamentos sucessivos**. Artigo aceito no Simpósio Brasileiro de telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT) 2025.

## 1.4 Notação

Símbolos em negrito minúsculos e maiúsculos representam vetores e matrizes, respectivamente.  $[\cdot]^*$ ,  $[\cdot]^T$ ,  $[\cdot]^H$  e  $[\cdot]^\dagger$  são, respectivamente, o operador conjugado, transposto, transposto conjugado e pseudo-inversa.  $[\cdot]_{(m,n)}$  representa o elemento da  $m$ -ésima linha e  $n$ -ésima coluna de uma matriz. O operador  $\otimes$  representa o produto de Kronecker e

$\odot$ , o de Hadamard.  $I_M$  é a matriz identidade de tamanho  $M \times M$ .  $\|\cdot\|_0$ ,  $\|\cdot\|_1$  e  $\|\cdot\|_2$  representam a norma  $l_0$ ,  $l_1$  e a norma euclidiana (norma  $l_2$ ), respectivamente. Embora a norma  $l_p$  não seja definida para  $p = 0$ , usamos a “norma”  $\|\cdot\|_0$  para denotar o número de elementos não nulos em um vetor dado. Já  $|\cdot|$  é o operador módulo e  $\langle a, b \rangle$  é o produto escalar entre  $a$  e  $b$ .

## **2 DE METAMATERIAIS À RIS: FUNDAMENTOS, MODELAGEM E APLICAÇÕES EM COMUNICAÇÕES E DEFESA**

As crescentes demandas por conectividade confiável, eficiente e adaptável impulsionaram o desenvolvimento de novas abordagens para o controle do ambiente de propagação em sistemas de comunicação sem fio. Neste contexto, os metamateriais e suas versões planas, as metasuperfícies, surgem como soluções inovadoras capazes de interagir com ondas eletromagnéticas por meio de estruturas com dimensões muito menores que o comprimento de onda da radiação incidente, possibilitando controle preciso sem introduzir dispersão ou espalhamento significativos.

A evolução desses conceitos culmina nas RIS, que introduzem uma nova dimensão de controle dinâmico e programável do canal de comunicação. Compostas por arranjos de elementos passivos ou semicondutores, cuja resposta eletromagnética pode ser ajustada em tempo real, as RIS permitem moldar o ambiente de propagação de forma proativa, abrindo caminho para redes sem fio mais eficientes, seguras e energeticamente sustentáveis.

Este capítulo apresenta os fundamentos físicos que sustentam o funcionamento dos metamateriais, metasuperfícies e RIS, bem como modelos de sistemas representativos e aplicações práticas. Destacam-se especialmente os cenários de comunicações sem fio e uso militar, nos quais as RIS se mostram promissoras para ampliar cobertura, reduzir interferências, garantir segurança e possibilitar comunicações furtivas. Por fim, discutem-se os principais desafios técnicos e científicos associados à implementação dessas superfícies, incluindo o desenvolvimento de hardware, estimativa de canal e controle em tempo real, além de apontar direções futuras para pesquisa e inovação tecnológica nessa área emergente.

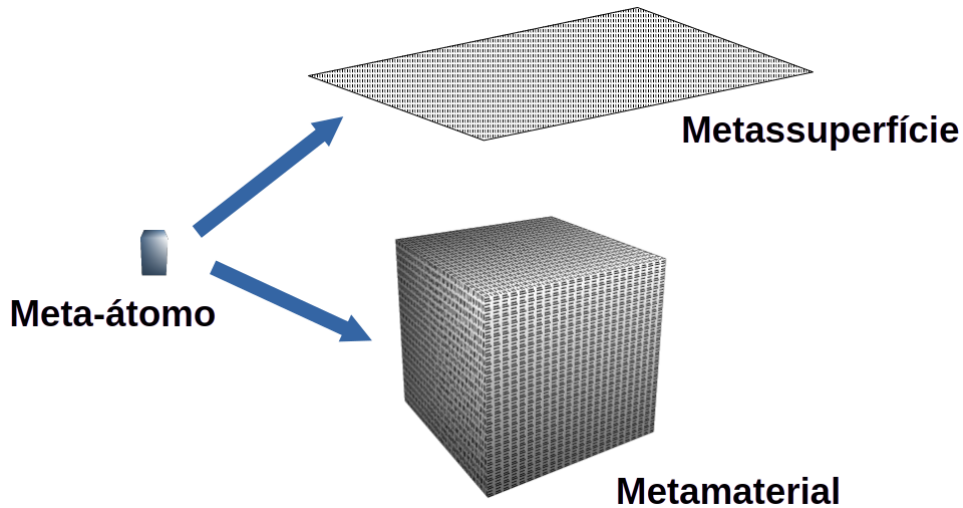


Figura 1: Esquema conceitual de meta-átomo, metassuperfície e metamaterial.

## 2.1 Metamateriais: Fundamentos e Propriedades Eletromagnéticas

A ciência dos materiais historicamente buscou desenvolver, ou descobrir, substâncias com propriedades inéditas, visando impulsionar a tecnologia em diversas áreas, como eletrônica, óptica e telecomunicações. Propriedades como a permissividade elétrica, a permeabilidade magnética e o índice de refração são determinadas pela composição química e pela organização atômica ou molecular do material em larga escala [44].

Com os avanços recentes em técnicas de nanofabricação e na compreensão da interação entre ondas eletromagnéticas e estruturas com dimensões sub-ondulatórias, surgiram os *metamateriais* [45]. Esses materiais artificiais são compostos por arranjos periódicos ou aperiódicos de estruturas menores que o comprimento de onda de interesse, denominadas *meta-átomos*. Suas propriedades eletromagnéticas efetivas não são determinadas diretamente pelas características intrínsecas dos materiais constituintes, mas sim pela geometria, orientação e distribuição espacial dos meta-átomos [44].

A relação entre o conceito de meta-átomo e as estruturas derivadas é apresentada na Figura 1. Nela, observa-se que um único meta-átomo — projetado para interagir de maneira ressonante com o campo eletromagnético incidente — pode ser organizado em diferentes formas de arranjos bidimensionais (metasuperfícies) ou tridimensionais (metamateriais).

O conceito moderno de metamateriais foi impulsionado a partir dos anos 2000, mas suas raízes teóricas remontam à década de 1960, com os trabalhos de Veselago, que previu materiais com permissividade e permeabilidade negativas [46]. A primeira demonstração



experimental foi realizada por [47], que evidenciou o comportamento de um meio com índice de refração negativo, inaugurando o conceito dos chamados *materiais de mão esquerda* (LHM, do inglês *Left-Handed Material*). Esse avanço possibilitou aplicações como lentes de super-resolução [48], refração negativa [46,47] e manipulação do efeito Cherenkov [49].

Desde então, o campo evoluiu rapidamente, permitindo o controle simultâneo da amplitude, fase, polarização e direção de propagação das ondas eletromagnéticas. Novas classes como as de materiais de índice próximo de zero (NZIM, do inglês *Near-Zero Index Metamaterial*), de materiais anisotrópicos e de metamateriais reconfiguráveis foram introduzidas [44,45]. Embora estruturalmente não homogêneos em escala microscópica, esses materiais podem ser modelados como meios homogêneos em escala macroscópica, com propriedades efetivas como permissividade e permeabilidade projetadas de forma precisa [50].

O funcionamento dos metamateriais baseia-se na resposta ressonante de seus meta-átomos, que interagem com os campos elétrico e magnético das ondas incidentes, gerando campos secundários. Em frequências específicas, essas interações tornam-se intensas e originam propriedades eletromagnéticas não observadas em materiais naturais, como índice de refração negativo [46,47], permissividade próxima de zero (ENZ, do inglês *Epsilon-Near-Zero*) [51], permeabilidade próxima de zero (MNZ, do inglês *Mu-Near-Zero*) [52] e focalização além do limite de difração [48]. Os principais meta-átomos utilizados são os ressonadores de anel divisível (SRR, do inglês *Split-Ring Resonator*) [53] e arranjos periódicos de fios metálicos [54]. Os primeiros proporcionam resposta magnética ressonante, enquanto os últimos oferecem resposta elétrica negativa abaixo da frequência de plasma isto é, a permissividade efetiva do meio torna-se negativa para frequências inferiores à frequência natural de oscilação dos elétrons livres, comportamento análogo ao de plasmas artificiais [55].

A combinação desses elementos permite construir metamateriais com  $\varepsilon < 0$  e  $\mu < 0$ , resultando em índice de refração negativo, conforme predito em [46]. Esse fenômeno é de grande relevância, pois constitui a base para diversas propriedades singulares, como a possibilidade de focalização além do limite de difração e a concepção de lentes de super-resolução [48]. Tais características demonstram como a manipulação não convencional da propagação eletromagnética, viabilizada pela refração negativa, impulsionou a evolução de estruturas artificiais até as metasuperfícies e, posteriormente, às RIS, que são o foco deste trabalho. O projeto dessas estruturas é frequentemente apoiado por técnicas numéricas como o Método dos Elementos Finitos (FEM, do inglês *Finite Element Method*) e o

Método das Diferenças Finitas no Domínio do Tempo (FDTD, do inglês *Finite-Difference Time-Domain*), além de modelos de circuito equivalentes [44].

A Teoria do Meio Efetivo (EMT, do inglês *Effective Medium Theory*) permite descrever a resposta agregada dos metamateriais a partir do comportamento de seus elementos constituintes. Modelos como os de Maxwell-Garnett e Bruggeman são amplamente usados para homogeneização, embora apresentem limitações em materiais com forte ressonância ou contraste dielétrico elevado [56].

As propriedades efetivas podem ser modeladas por meio dos modelos de Lorentz e Drude, aplicáveis às respostas elétrica e magnética [56]. A interação entre permissividade e permeabilidade efetivas pode resultar em índice de refração negativo, condição na qual o vetor de onda aponta em direção oposta ao vetor de Poynting, caracterizando os materiais de mão esquerda [46]. A análise da relação de dispersão nesses meios revela fenômenos como atenuação, bandas proibidas e propagação lenta, aspectos explorados nas RIS, cuja funcionalidade depende de ressonadores projetados para operar em faixas de frequência específicas [26].

Embora as metasuperfícies bidimensionais tenham ganhado ampla aceitação prática, os metamateriais tridimensionais foram essenciais para a demonstração inicial de propriedades singulares. Uma das aplicações mais relevantes é o *cloaking*, ou camuflagem eletromagnética, baseada na manipulação das trajetórias das ondas ao redor de objetos [57]. Metamateriais também têm sido integrados em sistemas de antenas para miniaturização, aumento da diretividade, controle de feixe e supressão de lóbulos secundários [58]. Materiais com permissividade próximas de zero (ENZ, do inglês *Epsilon-Near-Zero*) ou permeabilidade próximas de zero (MNZ, do inglês *Mu-Near-Zero*) possibilitam efeitos como tunelamento de energia por fendas estreitas [51], frentes de onda planas [59] e desacoplamento entre elementos adjacentes [52,60]. Além disso, absorvedores eletromagnéticos baseados em metamateriais foram desenvolvidos para aplicações furtivas, sensores e controle de interferência eletromagnética [61], aproveitando o acoplamento ressonante com a radiação incidente.

Em síntese, os metamateriais representam uma plataforma fundamental para reflexão de ondas eletromagnéticas, tendo suas capacidades estendidas por tecnologias mais recentes como as RIS, que incorporam inteligência programável e reconfigurabilidade ativa em superfícies planas.

## 2.2 Metasuperfícies: A Revolução Plana dos Meta-materiais em Radiofrequência

Embora os metamateriais tridimensionais tenham possibilitado avanços fundamentais na reflexão de ondas eletromagnéticas, suas aplicações práticas enfrentam limitações significativas, especialmente em termos de perdas por dissipação e complexidade de fabricação. Como solução a esses desafios, surgiram as metasuperfícies, que podem ser interpretadas como versões bidimensionais dos metamateriais volumétricos. Essas estruturas ultrafinas oferecem uma plataforma eficiente, compacta e versátil para a manipulação de ondas em aplicações que operam na faixa de radiofrequência (RF do inglês *Radio Frequency*), como é o caso das RIS [62].

As metasuperfícies são formadas por arranjos de unidades funcionais sub-ondulatórias — conhecidas como meta-átomos — depositadas sobre uma superfície plana. A espessura da estrutura é muito inferior ao comprimento de onda das ondas de RF, permitindo a manipulação local da frente de onda em seu ponto de interação com a superfície. Cada meta-átomo é projetado para introduzir uma modulação específica da fase, amplitude ou polarização da onda incidente diretamente na superfície, sem a necessidade de atravessar um meio volumoso, o que reduz as perdas e facilita a integração com tecnologias existentes.

Um dos marcos teóricos fundamentais que sustentam o funcionamento dessas estruturas é a chamada Lei Generalizada de Snell, introduzida em [63]. Esta lei estende a clássica Lei de Snell, que trata da refração e reflexão em interfaces planas entre dois meios, para o caso em que há uma descontinuidade de fase  $\Phi(x)$  ao longo da superfície. Nesse caso unidimensional, a refração generalizada é descrita por:

$$n_t \sin(\theta_t) - n_i \sin(\theta_i) = \frac{\lambda_0}{2\pi} \frac{d\Phi(x)}{dx}, \quad (2.1)$$

e a reflexão generalizada por:

$$\sin(\theta_r) - \sin(\theta_i) = \frac{\lambda_0}{2\pi n_i} \frac{d\Phi(x)}{dx}, \quad (2.2)$$

onde  $n_i$  e  $n_t$  são os índices de refração dos meios incidente e transmitido,  $\theta_i$ ,  $\theta_t$  e  $\theta_r$  são os ângulos de incidência, transmissão e reflexão (medidos em relação à normal da superfície),  $\lambda_0$  é o comprimento de onda no vácuo, e  $d\Phi(x)/dx$  representa a derivada espacial da fase imposta pela metasuperfície ao longo do eixo  $x$ . Quando essa derivada de fase é nula, recuperam-se as leis de reflexão e refração convencionais. Ao contrário, quando a fase varia espacialmente, torna-se possível modificar de forma artificial a direção de propagação das ondas eletromagnéticas, o que permite desviar sinais de radiofrequência

de forma controlada e não convencional. Tal princípio viabiliza aplicações como cobertura programável [64], *beamforming* passivo [22] e foco eletromagnético adaptativo [26].

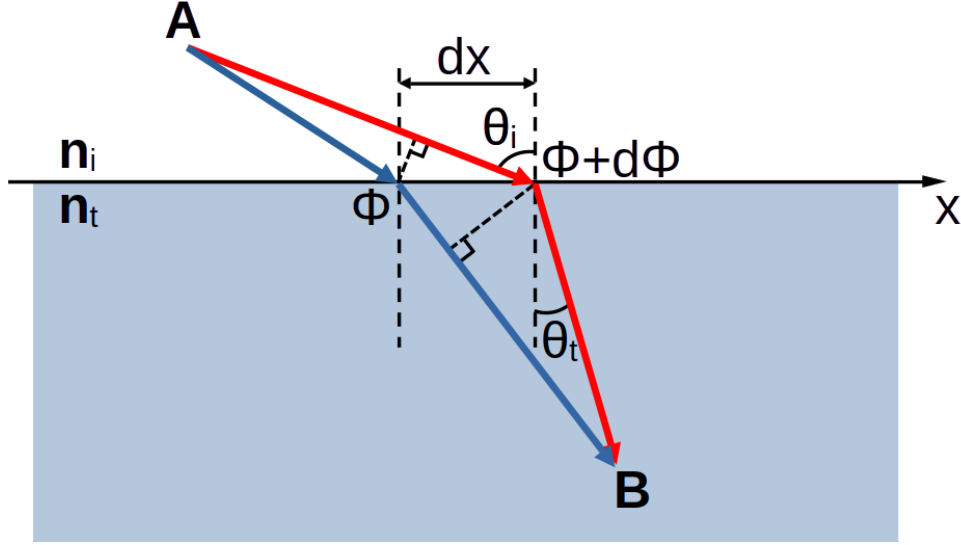


Figura 2: Representação esquemática da Lei Generalizada de Snell.  
Fonte: Adaptado de Yu (2011)

A Figura 2 ilustra de forma conceitual o princípio da refração anômala previsto pela Lei Generalizada de Snell. A presença de um gradiente de fase  $\frac{d\Phi(x)}{dx}$  na interface faz com que a onda transmitida sofra uma deflexão angular adicional em relação à refração convencional, evidenciada pela diferença entre  $\Phi$  e  $\Phi + d\Phi$  ao longo de um pequeno intervalo  $dx$ . Essa descontinuidade de fase, implementada localmente por meta-átomos, permite manipular de forma precisa a direção de propagação das ondas eletromagnéticas, constituindo o fundamento físico das metassuperfícies aplicadas em radiofrequência.

Embora aqui tenha sido considerada apenas a variação unidimensional da fase  $\Phi(x)$ , como originalmente proposto em [63], o conceito pode ser estendido para o caso bidimensional, em que a fase depende de  $x$  e  $y$ . Nesse cenário, a derivada espacial  $\frac{d\Phi(x)}{dx}$  é substituída pelo gradiente  $\nabla\Phi(x, y) = \left(\frac{\partial\Phi}{\partial x}, \frac{\partial\Phi}{\partial y}\right)$ , de modo que os desvios angulares passam a depender das variações de fase em ambas as direções da superfície.

Na prática, metassuperfícies operando em radiofrequência utilizam ressonadores metálicos como anéis, dipolos ou elementos em forma de patch impressos sobre substratos dielétricos [65–67]. Diferente das metassuperfícies ópticas baseadas em nanoestruturas plasmônicas, as metassuperfícies para radiofrequência utilizam materiais condutores convencionais como cobre, alumínio ou prata, compatíveis com técnicas de fabricação de baixo custo, como impressão em placas de circuito impresso (PCB, do inglês *Printed Circuit Board*) [64].

Outra abordagem promissora para a faixa de radiofrequência consiste na utilização de fases geométricas, também conhecidas como fases de Pancharatnam–Berry (PB-phase). Nesse mecanismo, a rotação de meta-átomos anisotrópicos, como dipolos ou elementos retangulares, introduz uma variação de fase que depende unicamente do ângulo de orientação do meta-átomo, em vez de sua resposta ressonante, possibilitando assim um controle de fase praticamente independente da frequência para determinados estados de polarização [63, 68]. Embora essa técnica tenha sido originalmente desenvolvida no regime óptico [69], versões adaptadas têm sido exploradas em superfícies operando em micro-ondas e ondas milimétricas.

O projeto funcional de uma metasuperfície para comunicações em radiofrequência envolve a definição de um perfil de fase desejado ao longo da superfície, entendido como a distribuição espacial das variações de fase impostas por cada célula unitária sobre a onda incidente. Esse perfil atua como um mapa de fases responsável por moldar a frente de onda refletida, permitindo implementar funções como reflexão direcional, focalização ou *beamforming* passivo. Para isso, realiza-se a modelagem eletromagnética da célula unitária de cada meta-átomo por meio de métodos numéricos, como FEM ou FDTD. Com base nas respostas obtidas — em termos de fase e amplitude — realiza-se o mapeamento entre os parâmetros geométricos dos meta-átomos e a funcionalidade desejada da metasuperfície [11].

Apesar de possibilitarem um controle preciso da frente de onda, as metasuperfícies passivas apresentam perfis de fase fixos após a fabricação, o que limita sua aplicação em cenários dinâmicos de comunicação sem fio. Em redes móveis, por exemplo, a posição dos usuários e as condições de propagação variam constantemente, exigindo superfícies capazes de ajustar suas propriedades eletromagnéticas em tempo real. Nesse contexto, surge a necessidade de incorporar elementos que viabilizem a reconfiguração adaptativa da superfície.

Ao incorporar elementos como diodos PIN (*Positive-Intrinsic-Negative*), MEMS (*Microelectromechanical Systems*) ou varactores, essas metasuperfícies passam a operar como RIS capazes de alterar dinamicamente seu comportamento eletromagnético. Isso permite, por exemplo, adaptar a orientação de feixes em tempo real, implementar acesso múltiplo por divisão espacial (SDMA, do inglês *Space-Division Multiple Access*) e realizar a cobertura de áreas sombreadas em ambientes urbanos complexos [26].

Assim, metasuperfícies operando em radiofrequência, quando dotadas de capacidade de reconfiguração, constituem o núcleo das RIS, promovendo uma revolução nas comu-

nicações sem fio por meio de controle ativo e distribuído do ambiente eletromagnético.

### 2.2.1 Metasuperfícies Reconfiguráveis

Para muitas aplicações dinâmicas, como comunicações sem fio, sensoriamento adaptativo ou sistemas de imagem e exibição reconfiguráveis, é desejável que as propriedades eletromagnéticas da metasuperfície não sejam fixas após a fabricação, mas possam ser ajustadas ou reconfiguradas em tempo real. Essa necessidade levou ao desenvolvimento do conceito de *metasuperfícies reconfiguráveis* ou *metasuperfícies ativas*, que incorporam mecanismos para o controle dinâmico da resposta óptica ou eletromagnética de seus meta-átomos.

A reconfigurabilidade pode ser obtida pela integração de materiais funcionalmente sintonizáveis ou de componentes eletrônicos ativos — como diodos PIN, transistores ou estruturas de micro-atuadores — (meta-átomo) nas células unitárias da metasuperfície. Dentre os materiais com propriedades dinâmicas amplamente utilizados, destacam-se os semicondutores, cuja densidade de portadores de carga pode ser modificada via aplicação de tensão ou por fotoexcitação, resultando em mudanças controláveis na condutividade e permissividade elétrica [70].

Outro grupo importante é o dos materiais com transição de fase (PCM, do inglês *Phase Change Material*), como o dióxido de vanádio ( $\text{VO}_2$ ) ou os calcogenetos do tipo  $\text{Ge}_2\text{Sb}_2\text{Te}_5$ . Esses materiais apresentam mudanças abruptas de fase entre estados isolante e metálico quando submetidos a estímulos térmicos, elétricos ou ópticos, alterando drasticamente suas propriedades ópticas e sendo particularmente úteis em frequências do infravermelho e THz [71].

Os cristais líquidos também se destacam como plataforma reconfigurável, pois a orientação molecular pode ser modificada por um campo elétrico externo, controlando assim sua anisotropia dielétrica e permitindo sintonização contínua da resposta dos meta-átomos imersos nesse meio [72]. Da mesma forma, materiais ferroelétricos, como o titanato de bário e estrôncio, exibem permissividade elétrica dependente do campo, o que os torna adequados para aplicações em altas frequências [73].

Além dos materiais sintonizáveis, estruturas MEMS vêm sendo exploradas para alterar fisicamente a geometria de meta-átomos, permitindo controle ativo da resposta eletromagnética através de movimentos mecânicos induzidos eletricamente, opticamente ou magneticamente [74].

A combinação desses elementos permite modificar parâmetros fundamentais como a frequência de ressonância, a amplitude ou a fase das ondas refletidas ou transmitidas por meta-átomos individuais ou por regiões específicas da superfície. Isso viabiliza funcionalidades como modulação, varredura de feixe (*beam steering*), focalização ajustável e controle dinâmico do espectro, abrindo caminho para a implementação de superfícies verdadeiramente inteligentes.

As metasuperfícies reconfiguráveis representam um passo fundamental em direção ao conceito de RIS no contexto das comunicações sem fio. A capacidade de controlar dinamicamente a forma como as ondas eletromagnéticas são manipuladas por uma superfície permite transformar o ambiente de propagação em um recurso ativo do sistema de comunicação, possibilitando o redirecionamento de sinais, mitigação de interferências e formação de feixes orientados para usuários específicos.

## 2.3 Superfícies Inteligentes Reconfiguráveis

As metasuperfícies descritas anteriormente representam um marco na manipulação de ondas eletromagnéticas, mas em sua forma convencional apresentam perfis de fase fixos após a fabricação, o que limita sua aplicação em cenários dinâmicos. Para superar essa limitação, surgem as RIS, concebidas como uma evolução das metasuperfícies tradicionais. Ao incorporar componentes eletrônicos ou materiais sintonizáveis, as RIS permitem ajustar dinamicamente sua resposta eletromagnética, modificando a fase — e eventualmente a amplitude — das ondas incidentes. Dessa forma, possibilitam o controle ativo do canal em tempo real, favorecendo aplicações em comunicações sem fio, especialmente em ambientes urbanos densos, onde oferecem ganhos significativos de cobertura em áreas de sombra e bordas de célula, quando comparadas a sistemas convencionais sem RIS. Além disso, contribuem para melhorias de qualidade de sinal e eficiência energética [11, 22, 26]. Como será apresentado no capítulo 3, o modelo de canal requer uma formulação matemática própria, considerando explicitamente a interação entre transmissor e a RIS.

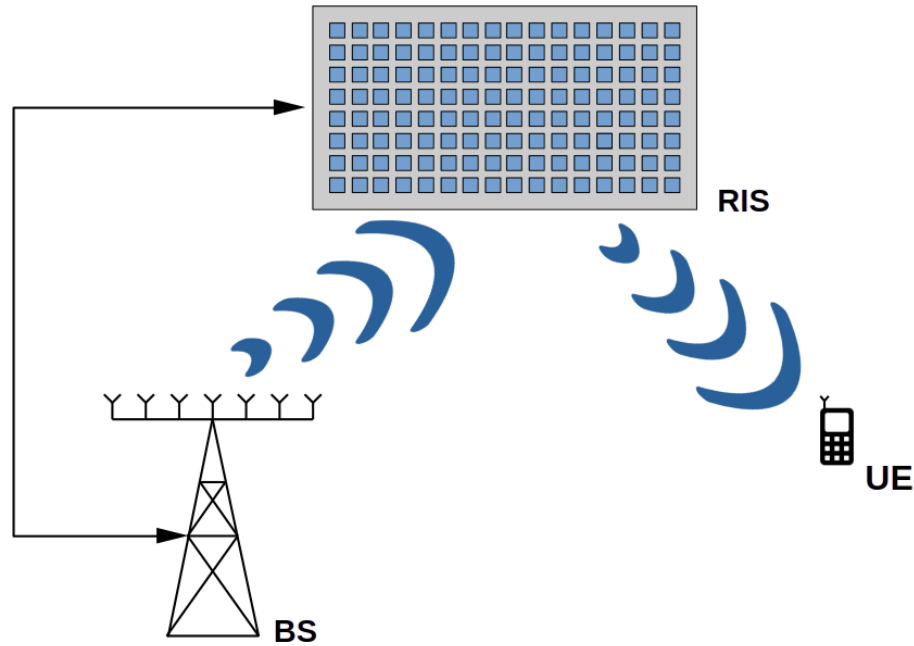


Figura 3: Representação esquemática de um sistema de comunicação assistido por uma RIS.

A Figura 3 fornece uma representação visual do funcionamento básico de um sistema de comunicação assistido por uma RIS. Cada elemento refletor da superfície ajusta dinamicamente sua resposta de fase, permitindo moldar a frente de onda incidente e direcionar a energia eletromagnética para regiões de interesse. Essa capacidade de reconfiguração torna possível otimizar o desempenho da rede sem aumentar a potência de transmissão ou o número de antenas ativas.

As principais características de operação, modelagem e aplicação prática são abordadas nas subseções a seguir.

### 2.3.1 O Paradigma da RIS na Comunicação Sem Fio

Os sistemas modernos de comunicação sem fio enfrentam desafios significativos devido à natureza da propagação das ondas eletromagnéticas. Sinais transmitidos sofrem atenuação ao longo do percurso, bloqueio por obstáculos físicos e fenômenos de propagação por múltiplos caminhos (*multi-path*), nos quais o mesmo sinal pode alcançar o receptor por diversas trajetórias, ocasionadas por reflexão, difração e refração. Esses múltiplos caminhos, embora causem desvanecimento do sinal (*fading*) por conta da presença de interferência destrutiva em algumas frequências, também transportam energia útil que, se manipulada adequadamente, pode ser explorada para reforçar a intensidade do sinal recebido. Tecnologias tradicionais, como o uso de múltiplas antenas nos sistemas MIMO e



o *beamforming* digital ou analógico, procuram explorar esses efeitos, mas exigem circuitos de radiofrequência complexos e elevado consumo de energia [75].

Nesse contexto, o conceito da RIS surge como uma abordagem inovadora e promissora para transformar o ambiente de propagação em um recurso ativo da infraestrutura de comunicação. Também chamada de *Intelligent Reflecting Surface* (IRS), *Smart Surface* ou *Passive Holographic MIMO Surface*, a RIS propõe uma mudança de paradigma: em vez de combater os efeitos adversos do canal, ela busca controlá-los de forma inteligente e energeticamente eficiente [25, 26].

Uma RIS é composta, em sua forma mais comum, por uma matriz planar de elementos eletromagnéticos sub-ondulatórios (geralmente em escala milimétrica ou submilimétrica) capazes de refletir ondas incidentes com mudanças controláveis de fase, amplitude ou polarização. Diferentemente de repetidores ou amplificadores ativos, uma RIS opera de forma *passiva* ou *semi-passiva*, sem a necessidade de circuitos emissores de radiofrequência ou etapas de amplificação de potência. Sua principal funcionalidade é manipular a frente de onda das ondas incidentes, moldando-a para maximizar a eficiência de cobertura, melhorar a taxa de dados ou reduzir a interferência.

A manipulação do feixe refletido é realizada por meio do controle individualizado da resposta de cada elemento da superfície. Esse controle pode ser feito de forma individualizada ou em grupos de elementos (*subarrays*), a depender da arquitetura de hardware adotada, e geralmente é implementado com chaves sintonizáveis, como diodos PIN, MEMS ou materiais ativos. Dessa forma, a superfície pode ser configurada para gerar padrões de reflexão desejados, que são dinamicamente ajustados com base nas condições do canal, obtidas por meio de feedback dos usuários ou informações transmitidas pela estação base. Assim, a RIS atua como uma superfície programável e adaptativa, moldando caminhos de propagação virtualmente ideais entre transmissores e receptores, mesmo em cenários com bloqueios ou zonas de sombra [10].

A arquitetura típica de um sistema com RIS consiste em uma BS, uma RIS com  $N_{RIS}$  elementos e um ou mais UEs, como será apresentado no capítulo 3. A comunicação pode ocorrer por meio de trajetórias diretas (se não obstruídas) e também por trajetórias refletidas, controladas pela RIS. Para que o sistema atinja desempenho ótimo em termos da métrica de interesse — como maximização da taxa de dados, aumento da potência recebida ou redução da interferência multiusuário — a BS precisa estimar o canal e configurar as fases dos elementos da RIS com base em critérios de otimização apropriados [11, 22, 26]. Embora o controle centralizado seja o mais comum, abordagens distribuídas e autônomas

vêm sendo investigadas para reduzir a complexidade e a necessidade de retroalimentação intensiva [12, 15, 26].

Em suma, as RIS representam uma tecnologia central na evolução das comunicações sem fio para as futuras gerações (6G e além), oferecendo uma forma econômica, energeticamente eficiente e programável de reconfigurar o ambiente de propagação a favor da comunicação, promovendo maior cobertura, confiabilidade e desempenho do sistema.

### 2.3.2 Princípios de Funcionamento da RIS

As RIS operam manipulando localmente as características das ondas eletromagnéticas — como fase, amplitude e polarização — por meio do controle individualizado de seus elementos constituintes, seja de forma individual ou em grupos. Cada elemento da RIS atua como um refletor controlável, cuja impedância de superfície pode ser modificada eletricamente. A impedância de superfície, que relaciona os campos elétrico e magnético tangenciais, determina a forma como a célula interage com a onda incidente. Essa interação define a resposta de espalhamento, isto é, como a energia incidente é redistribuída após a reflexão ou transmissão. Ajustando-se eletronicamente a impedância de cada célula — por exemplo, com o uso de díodos PIN, varactores ou MEMS — altera-se a fase e a amplitude do sinal refletido de maneira controlada, permitindo que a superfície opere de forma programável e adaptável ao ambiente [10, 22, 26].

Fisicamente, a implementação de uma RIS se baseia em conceitos derivados de metasuperfícies reconfiguráveis, conforme discutido na Seção 2.2.1, combinados com tecnologias de controle de fase distribuído. Em aplicações voltadas às faixas de radiofrequência e micro-ondas, os elementos refletores são projetados para possibilitar a variação da impedância de superfície por meio da integração de componentes ativos ou materiais funcionalmente sintonizáveis, como óxidos com transição de fase ou semicondutores [25, 27].

A estrutura física típica de um elemento refletor da RIS é composta por quatro camadas funcionais. Primeiramente, há uma camada frontal contendo elementos metálicos ressonantes (como patches quadrados, dipolos ou anéis), dimensionados para interagir com a onda incidente na frequência de operação. Em seguida, há um substrato dielétrico de baixa perda que sustenta mecanicamente a estrutura e influencia sua resposta eletromagnética. A terceira camada é uma superfície metálica contínua de aterramento, colocada na parte traseira da estrutura para garantir reflexão total da onda — essa configuração em três camadas é amplamente documentada em projetos de metasuperfícies [65]. Por fim, em muitas implementações, é adicionada uma quarta camada que integra ele-

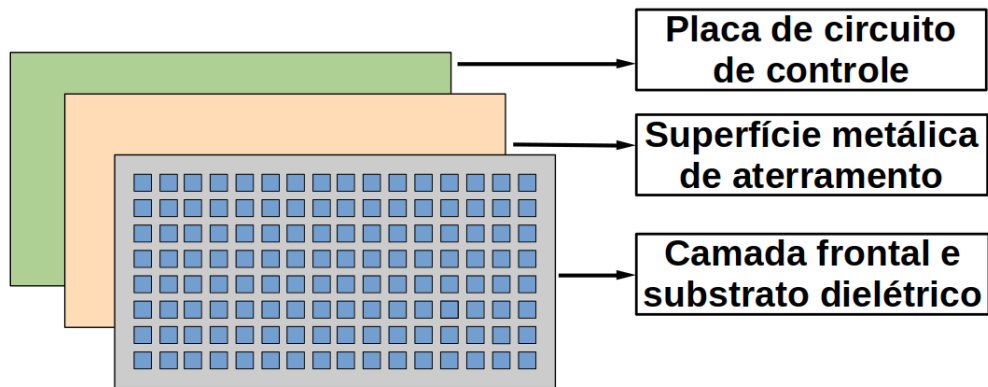


Figura 4: Representação esquemática das camadas constituintes de uma RIS.

mentos sintonizáveis (como díodos varactores ou MEMS), permitindo modificar dinamicamente a impedância de superfície e, consequentemente, a fase da onda refletida — abordagem evidenciada em projetos recentes de RIS reconfiguráveis [76, 77]. A Figura 4 ilustra essas camadas, destacando a placa de circuito de controle, a superfície metálica de aterramento e a camada frontal com o substrato dielétrico, responsáveis pela sustentação e operação dos elementos sintonizáveis.

Ao aplicar diferentes sinais de controle elétricos a esses elementos sintonizáveis, cada célula da RIS pode introduzir uma fase de reflexão  $\phi_n \in [0, 2\pi)$ , onde  $n = 1, 2, \dots, N_{RIS}$  indica o índice do elemento da RIS. A possibilidade de controle independente da fase em cada elemento torna possível sintetizar um perfil de fase espacial arbitrário ao longo da superfície, moldando assim a frente de onda refletida.

Essa capacidade de controlar a fase das reflexões é particularmente útil para aplicações em comunicações sem fio. Para maximizar o sinal recebido por um usuário específico — entendido aqui como a maximização da relação sinal-ruído (SNR, do inglês *Signal-to-Noise Ratio*) ou da taxa de dados no receptor — a RIS pode ser programada para alinhar em fase as contribuições das diferentes reflexões que chegam ao receptor. Isso exige conhecimento dos canais de propagação entre a estação base (BS) e os elementos da RIS, e entre cada elemento da RIS e o terminal do usuário (UE). O sinal resultante no receptor é então a soma coerente dos sinais refletidos pelos elementos da RIS, além do eventual caminho direto (caso não esteja obstruído) e dos múltiplos percursos. A contribuição da RIS é justamente transformar um canal potencialmente dispersivo em um canal mais determinístico, favorecendo um alinhamento de fase mais preciso e, consequentemente, uma potência recebida mais elevada [15, 26].

Essa abordagem permite que a RIS funcione como uma superfície de *beamforming*

passiva, controlando o direcionamento do sinal sem necessitar de emissores ou amplificadores ativos, o que representa uma significativa economia de energia e complexidade em relação a esquemas convencionais baseados em MIMO ativo.

No entanto, a necessidade de funcionalidades adicionais, como estimação de canal embutida, retroalimentação local ou monitoramento do ambiente, tem motivado a pesquisa e o desenvolvimento de arquiteturas conhecidas como *RIS híbridas*.

Uma RIS híbrida é composta por uma matriz de meta-átomos, dos quais uma parcela é equipada com circuitos ativos capazes de captar, processar ou até transmitir sinais, enquanto o restante opera de modo passivo. Essa estrutura híbrida possibilita à RIS atuar de forma mais autônoma, promovendo capacidades de sensoriamento e adaptação em tempo real [78]. Os elementos passivos geralmente mantêm a estrutura clássica de superfícies refletoras compostas por ressonadores metálicos sobre substratos dielétricos, sendo reconfiguráveis por dispositivos como diodos PIN ou varactores. Já os elementos ativos podem incluir: (i) amplificadores de baixo ruído (LNA, do inglês *Low Noise Amplifier*), que reforçam sinais incidentes com mínima degradação de ruído; (ii) conversores analógico-digitais (ADC), que permitem amostrar e digitalizar os sinais recebidos; (iii) circuitos de processamento em banda base, responsáveis por filtragem ou detecção local; e (iv) unidades de processamento integradas, como microcontroladores, Matriz de Portas Programáveis em Campo (FPGA, do inglês *Field-Programmable Gate Array*) ou Processador de Sinais Digitais (DSP, do inglês *Digital Signal Processor*), que viabilizam algoritmos de estimação de canal e otimização local [27].

Em algumas propostas, evita-se totalmente a adição de hardware ativo sobre a superfície, adotando-se métodos de sensoriamento indireto baseados na análise do campo refletido observado por receptores externos, o que é conhecido como *passive probing* [17]. Alternativamente, pode-se recorrer a técnicas de amostragem compressiva para reduzir o número de sensores necessários, capturando uma representação eficiente do campo incidente com complexidade reduzida [79].

A construção de RIS híbridas, portanto, representa um compromisso entre as capacidades adicionais que se deseja incorporar à superfície e os custos de implementação, consumo de energia e complexidade do projeto eletromagnético. Essa linha de pesquisa permanece em rápida evolução e desempenha um papel essencial no avanço das RIS para cenários reais de implementação em redes 6G [80–82].

## 2.4 Aplicações Civas da RIS

O potencial transformador das RIS nas redes sem fio tem motivado uma ampla gama de pesquisas voltadas para suas aplicações em diversos cenários. Uma das aplicações mais imediatas da RIS é a melhoria da cobertura em ambientes urbanos densos ou *indoor*, onde a linha de visada direta entre a BS e os UEs frequentemente é obstruída por edifícios, paredes ou mobiliário. Nesses casos, a RIS pode ser implantada estrategicamente para redirecionar sinais e preencher zonas de sombra, garantindo conectividade em regiões que, de outra forma, estariam fora da área de cobertura eficiente da BS [22, 25].

Além disso, a RIS pode aumentar significativamente a taxa de dados e a capacidade do sistema ao melhorar a SNR nos pontos de recepção. Isso se traduz em uma maior eficiência espectral, beneficiando tanto usuários individuais, quanto o desempenho agregado da rede [26]. Outra vantagem da RIS é a sua capacidade de mitigar interferências. Por meio do controle espacial das reflexões, a RIS pode concentrar energia nas direções desejadas e, simultaneamente, anular ou redirecionar interferência para longe de receptores sensíveis, atuando como uma ferramenta para controle de interferência intercelular ou intracelular [10].

Do ponto de vista energético, uma das principais promessas da RIS é sua operação com consumo extremamente baixo. Como as RIS são predominantemente passivas (ou, em algumas implementações, semi-passivas com consumo mínimo), elas oferecem uma forma de melhorar o desempenho de rede sem exigir um aumento significativo no consumo de energia das BS ou dos UE. Isso torna a RIS particularmente atrativa para redes verdes e aplicações de IoT [22].

A RIS também apresenta potencial para melhorar a segurança física da comunicação, explorando os princípios da segurança na camada física (*Physical Layer Security*). Ao moldar a propagação de forma seletiva, a RIS pode aumentar a potência do sinal recebido por usuários legítimos, enquanto degrada a potência do sinal em direções associadas a possíveis interceptadores, tornando a interceptação passiva mais difícil [20].

Outras aplicações emergentes incluem o posicionamento e o sensoriamento. Ao controlar com precisão a frente de onda, a RIS pode ser utilizada para estimar posições com maior acurácia em ambientes indoor, complementando ou até substituindo métodos baseados em Sistema de Posicionamento Global (GPS) ou sensores inerciais [83]. No domínio das comunicações em bandas milimétricas e sub-Terahertz, onde a propagação sofre severas atenuações e bloqueios, a RIS pode ser usada para criar caminhos de propagação

virtuais e contornar obstáculos, aumentando significativamente o alcance e a robustez da comunicação [27].

Por fim, a RIS também pode ser explorada em sistemas de transferência de energia sem fio (WET, do inglês *Wireless Energy Transfer*), focalizando energia de radiofrequência em dispositivos com baixos níveis de bateria. Essa capacidade pode ser usada para alimentar sensores distribuídos, etiquetas utilizando identificação por radiofrequência (RFID, do inglês *Radio Frequency Identification*) ou dispositivos IoT com demandas energéticas reduzidas, elevando a eficiência geral do sistema [15].

### 2.4.1 Desafios e Direções Futuras

Apesar de seu enorme potencial, a ampla adoção das RIS ainda enfrenta desafios técnicos e científicos significativos. Um dos principais entraves está relacionado ao desenvolvimento do hardware dessas superfícies, que atualmente representa uma limitação importante para sua implementação prática. Embora as RIS sejam intrinsecamente mais eficientes do ponto de vista energético do que soluções ativas tradicionais — por não necessitarem de amplificação de potência — a construção de superfícies em larga escala, com milhares de elementos controláveis, resolução de fase adequada (por exemplo, múltiplos bits por elemento), baixo consumo agregado de energia e custo acessível, ainda representa um desafio de engenharia. Esse desafio inclui a integração eficiente da eletrônica de controle e circuitos de comutação, especialmente para aplicações em grande escala [15,26].

Já a principal dificuldade técnica associada à construção de RIS híbridas está relacionada à integração dos elementos ativos sem comprometer a funcionalidade da superfície como um todo. Isso exige a minimização do acoplamento eletromagnético entre elementos vizinhos e a preservação da coerência da reflexão desejada. Para contornar esses desafios, diversas estratégias têm sido propostas. Uma delas é a distribuição esparsa dos sensores ativos ao longo da superfície, de forma a reduzir a interferência mútua e preservar a periodicidade efetiva da estrutura [84]. Outra abordagem envolve a separação espectral entre os circuitos de leitura e a operação principal da RIS, mitigando a sobreposição de frequências. Também se destacam técnicas de isolamento eletromagnético, como o uso de blindagens locais e linhas de alimentação desacopladas, que protegem os elementos passivos das perturbações geradas pelos circuitos ativos.

Além disso, a configuração ótima da RIS — entendida como aquela que maximiza uma métrica de desempenho específica, como potência do sinal recebida, SNR, taxa de transmissão, eficiência energética ou mitigação de interferência — requer algoritmos efici-

entes de controle, capazes de operar em tempo real em cenários dinâmicos e multiusuário. A natureza não-convexa do problema de otimização, bem como as restrições impostas pelo hardware (como fase quantizada e ausência de controle de amplitude), tornam essa tarefa complexa. Estratégias baseadas em decomposição de problemas, aprendizado por reforço e otimização alternada têm sido propostas como soluções promissoras [11, 22].

No nível de arquitetura de sistema, a integração das RIS em redes sem fio atuais e futuras (como 5G e 6G) exige o desenvolvimento de novos protocolos de controle, sinalização e alocação de recursos. Esses protocolos devem considerar a natureza passiva ou híbrida, dependendo da construção, da RIS e suas limitações de resposta em tempo real [30].

Por fim, o custo de fabricação e a logística de implantação em larga escala das RIS continuam sendo desafios práticos consideráveis, particularmente quando se considera a necessidade de integração em ambientes urbanos, industriais ou internos com diferentes restrições arquitetônicas e regulatórias [10, 26]. A viabilidade econômica de produzir e distribuir superfícies inteligentes com milhares de elementos controláveis ainda depende da evolução dos processos de manufatura, incluindo impressão de circuitos em larga escala, montagem de componentes ativos e encapsulamento ambientalmente robusto [15].

Além disso, a robustez física das RIS é um fator crítico para aplicações reais, especialmente em cenários externos sujeitos à variações extremas de temperatura, umidade, poeira, salinidade e vibração. Essas condições impõem exigências rigorosas sobre os materiais e componentes usados, bem como sobre a confiabilidade da eletrônica de controle e dos mecanismos de reconfiguração [17]. A manutenção periódica, proteção contra vandalismo e longevidade operacional são também aspectos relevantes, particularmente em implantações militares ou industriais em campo aberto. Portanto, para que as RIS avancem além das provas de conceito laboratoriais e pilotos controlados, é necessário superar não apenas desafios teóricos e computacionais, mas também entraves práticos relacionados à engenharia de sistemas, custo-benefício e confiabilidade a longo prazo.

Entre as direções futuras mais promissoras estão as RIS ativas, que incorporam amplificação de sinal com maior consumo energético; as RIS transmissivas, capazes de manipular ondas que passam por janelas ou paredes; as RIS com sensores embutidos, que permitem sensoriamento e adaptação autônoma ao ambiente; e o uso de inteligência artificial e aprendizado de máquina para controle inteligente, predição de canais e configuração em tempo real [15, 17].

## 2.5 Aplicações militares das RIS

O ambiente operacional das forças armadas modernas é caracterizado por alta complexidade, dinamismo e intensa disputa no espectro eletromagnético. A eficácia em missões que envolvem comunicações táticas, radares, sensoriamento remoto e guerra eletrônica (EW, do inglês *Electronic Warfare*) está intrinsecamente ligada à capacidade de controlar, proteger e explorar o ambiente de propagação eletromagnético. Desafios como interferência intencional, bloqueio de sinal, detecção por sensores adversários e ataques por sistemas de rastreamento e guiamento exigem soluções tecnológicas avançadas, adaptáveis e com baixo perfil de assinatura. Embora tecnologias convencionais, como antenas ativas de feixe ajustável, redes MIMO e contramedidas eletrônicas dinâmicas representem avanços significativos, elas ainda enfrentam limitações quanto ao consumo energético, à complexidade de hardware e à visibilidade eletromagnética em cenários adversos, particularmente em ambientes densamente edificadas ou cobertos por vegetação [15,85].

Nesse contexto, as RIS surgem como uma abordagem tecnológica promissora com o potencial de redefinir capacidades militares no domínio do espectro eletromagnético [15,86]. Através da manipulação passiva, programável e em tempo real das ondas eletromagnéticas incidentes, as RIS possibilitam o controle da direção, fase e amplitude das ondas refletidas, criando novas oportunidades para moldar o ambiente de propagação de maneira estratégica, ao mesmo tempo em que mantêm consumo de energia reduzido em comparação a soluções ativas.

O uso de RIS em operações militares abre novas possibilidades para garantir comunicações mais seguras, robustas e de longo alcance, mesmo em condições adversas de bloqueio ou interferência [17]. Além disso, as RIS podem ser empregadas para potencializar o desempenho de sistemas de radar e sensoriamento remoto [26], melhorar a eficácia de medidas de guerra eletrônica e oferecer soluções inovadoras para camuflagem eletromagnética [21], reduzindo a detectabilidade de plataformas, veículos e tropas por sistemas adversários.

Por meio de sua capacidade de reconfiguração adaptativa e operação furtiva, as RIS podem se tornar um elemento estratégico no campo de batalha moderno, oferecendo vantagens táticas que podem ser decisivas em cenários de conflito de alta intensidade. A seguir, explora-se em maior profundidade as aplicações específicas dessas superfícies no domínio militar, discutindo suas possibilidades práticas e os desafios associados à sua implementação em cenários reais.



### 2.5.1 A utilização de RIS para a Potencialização de Recursos Militares

Conforme discutido anteriormente, as RIS são superfícies geralmente planas e finas, compostas por múltiplos elementos de espalhamento, cuja resposta eletromagnética — especialmente em termos de fase e amplitude — pode ser controlada eletronicamente. Em essência, uma RIS funciona como uma metasuperfície programável, capaz de manipular de forma granular e reconfigurável, em tempo real, a frente de onda de uma onda incidente. Essa capacidade torna as RIS particularmente atrativas para aplicações militares por diversas razões operacionais e táticas [10,17].

Primeiramente, destaca-se sua natureza passiva ou semi-passiva, o que significa que esses dispositivos consomem pouca energia, ao contrário de repetidores ou *jamming* ativos. Essa característica é essencial em cenários com restrições energéticas ou em operações prolongadas, como vigilância e reconhecimento contínuos [11]. Em segundo lugar, as RIS apresentam baixa assinatura eletromagnética: quando configuradas apropriadamente (ou mesmo inativas), são extremamente difíceis de detectar ou rastrear por sistemas adversários de guerra eletrônica ou inteligência de sinais [26]. Além disso, a flexibilidade dessas superfícies em reconfigurar dinamicamente sua resposta permite adaptação rápida às mudanças no ambiente, na posição de usuários ou na presença de ameaças, conferindo às forças operacionais maior agilidade e resiliência [87]. Por fim, as RIS podem ser facilmente integradas à estrutura de veículos, embarcações, aeronaves, edifícios e até mesmo ao equipamento pessoal de militares, tornando-se elementos discretos e funcionais da infraestrutura militar [30].

Essas propriedades fundamentais posicionam as RIS como tecnologias habilitadoras para uma nova geração de capacidades táticas e estratégicas, que serão discutidas em detalhe nas seções seguintes.

### 2.5.2 Aplicações Militares Detalhadas das RIS

As aplicações militares das RIS abrangem desde a melhoria da comunicação tática até o aprimoramento de sistemas avançados de radar e guerra eletrônica [17,30].

#### 2.5.2.1 Comunicações Militares Seguras e Resilientes

As aplicações militares das RIS abrangem uma ampla gama de cenários operacionais, com destaque para comunicações táticas seguras, guerra eletrônica e vigilância. A comu-

nicação militar confiável, rápida e segura continua sendo um dos pilares essenciais das operações. No entanto, ambientes urbanos densos, terrenos acidentados ou áreas com vegetação densa frequentemente impedem o enlace de linha de visada (LoS, do inglês *Line of Sight*) entre transmissor e receptor, resultando em canais de propagação degradados. Nesse contexto, uma RIS estrategicamente posicionada pode atuar como uma superfície refletora programável, criando trajetórias virtuais de propagação que contornam obstáculos e restabelecem a conectividade. Estudos como [26] mostram que as RIS permitem transformar um canal sem linha de visada (NLoS, do inglês *Non Line of Sight*) desfavorável em um canal efetivamente LoS, estendendo a cobertura e aprimorando o desempenho do enlace sem depender de retransmissores ativos detectáveis.

Outro desafio frequente em operações militares é o *jamming*, uma técnica de guerra eletrônica empregada para degradar comunicações adversárias. As RIS podem ser configuradas para introduzir nulos direcionais na direção estimada do *jammer*, ao mesmo tempo em que refletem o sinal desejado para o receptor aliado. Isso permite mitigar a interferência com eficiência e manter a integridade do enlace, conforme discutido em [87]. A flexibilidade da RIS em moldar o campo eletromagnético permite, inclusive, que múltiplas superfícies atuem cooperativamente para criar trajetórias alternativas e resistentes a interferência, aumentando a robustez das redes militares.

Em operações onde a furtividade é crítica, como infiltrações ou reconhecimento, as RIS também desempenham um papel importante na implementação de comunicações com baixa probabilidade de interceptação e detecção (LPI/LPD). Conforme apontado em [26], as RIS podem ser usadas para criar feixes altamente direcionais que concentram a energia apenas no receptor desejado, reduzindo significativamente a energia irradiada em outras direções e, portanto, a probabilidade de detecção por sensores adversários. Além disso, o uso de múltiplas reflexões encadeadas e a simulação de padrões de ruído ou reflexões naturais tornam ainda mais difícil para um oponente localizar a fonte do sinal ou mesmo perceber sua presença [88].

A aplicação de RIS também se estende à comunicação com plataformas não tripuladas, como drones (VANT, *Veículo Aéreo Não Tripulado*), veículos terrestres (UGV, do inglês *Unmanned Ground Vehicle*) e robôs utilizados em missões de reconhecimento ou apoio. Nessas situações, onde o ambiente pode ser altamente dinâmico ou inacessível por meios convencionais, as RIS podem ser utilizadas para manter conectividade confiável e contínua. A baixa assinatura eletromagnética dessas superfícies é particularmente vantajosa para operações discretas, reduzindo o risco de detecção dessas plataformas. Segundo [17], a utilização coordenada de RIS em ambientes urbanos pode não apenas garantir a

conectividade desses dispositivos, mas também auxiliar em sua navegação e no sensoria-mento do ambiente.

Portanto, as RIS oferecem um conjunto de capacidades que vão além das comunicações convencionais, servindo como ferramenta tática multifuncional. Elas não apenas estendem a cobertura e melhoram a qualidade dos enlaces, como também fornecem resistência contra *jamming*, possibilitam comunicações furtivas e aprimoram a integração de sistemas autônomos ao teatro de operações, consolidando-se como uma tecnologia-chave no domínio militar moderno.

### 2.5.2.2 Aprimoramento de Sistemas de Radar e Sensoriamento

Sistemas de radar são componentes críticos em operações militares modernas, sendo empregados em funções como vigilância, aquisição de alvos e reconhecimento. As RIS oferecem um conjunto de funcionalidades que podem aprimorar significativamente o desempenho desses sistemas. Conforme destacado por [17, 26], uma das aplicações mais imediatas está na melhoria da detecção de alvos e na mitigação de interferência de fundo (*clutter*). Ao serem posicionadas estrategicamente no ambiente, as RIS podem ser programadas para redirecionar a energia do sinal de radar transmitido para regiões específicas, onde a detecção de alvos é desafiadora — como atrás de obstáculos ou em áreas densamente povoadas por vegetação ou edificações. Isso aumenta o retorno do alvo ao radar e melhora a relação sinal-ruído, elevando a probabilidade de detecção. Além disso, a reconfigurabilidade em tempo real da RIS permite a varredura de áreas de interesse sem depender de mecanismos mecânicos ou antenas com escaneamento eletrônico ativo.

Outra aplicação de grande relevância está relacionada à redução da RCS de plataformas militares. Conforme discutido em [11], a capacidade de uma RIS em manipular a direção e fase das reflexões incidentes pode ser explorada para criar padrões de reflexão anômalos. Isso significa que, ao detectar a direção de chegada de um sinal de radar hostil, a RIS pode refletir essa onda em uma direção distinta daquela do radar, dispersando sua energia ou até mesmo cancelando sua reflexão com interferência destrutiva. Essa abordagem supera as limitações de materiais absorvedores de radar (RAM, do inglês *Radar Absorbing Material*) e geometrias estáticas, que são eficazes apenas para ângulos específicos de incidência. A capacidade adaptativa das RIS permite a supressão dinâmica da RCS da plataforma em várias direções, contribuindo para um desempenho *stealth* superior.

Além de atuar de forma defensiva, as RIS também podem ser empregadas ofensiva-

mente em cenários de guerra eletrônica. Segundo [26], é possível utilizar uma RIS para amplificar o efeito de *jamming*, refletindo sinais de interferência — gerados por transmissores amigos — diretamente na direção de radares adversários. Essa técnica torna o *jamming* mais direcionado e eficiente, mesmo utilizando transmissores de baixa potência. Em uma abordagem mais sofisticada, a RIS pode ser programada para manipular a forma de onda de sinais de radar incidentes antes de refletí-los, gerando falsos ecos que simulam alvos inexistentes, modificam a posição ou a velocidade de alvos reais (via efeito Doppler simulado), ou criam múltiplos retornos artificiais. Essas técnicas de falsificação (*deception*) sobrecarregam os sistemas de rastreamento e podem induzir decisões táticas equivocadas por parte do adversário.

Adicionalmente, as RIS têm potencial para fortalecer o desempenho de radares passivos — sistemas que não emitem ondas próprias, mas analisam reflexões de sinais de oportunidade, como emissões de rádio, TV ou redes de comunicação. De acordo com [10], uma RIS pode ser utilizada para direcionar essas fontes de sinal natural em direção a uma área de interesse, aumentando a energia refletida pelo alvo e, conseqüentemente, a sensibilidade do sistema passivo. Isso amplia o alcance e a eficácia desses radares, que são fundamentais em operações que exigem discrição total, por não revelarem a presença das forças amigas.

Portanto, as RIS representam um avanço promissor no campo dos sistemas de radar militares, contribuindo tanto para a detecção e rastreamento mais eficientes de alvos, quanto para o aumento da furtividade, resistência a ataques eletrônicos e aplicação de técnicas avançadas de engano e supressão.

### 2.5.2.3 Aplicações em Guerra Eletrônica (EW) e Inteligência de Sinais (SIGINT)

A guerra eletrônica, definida pelo uso estratégico do espectro eletromagnético para obter vantagem no campo de batalha, pode se beneficiar significativamente das RIS. Essas superfícies apresentam grande potencial para aprimorar tanto as capacidades de ataque eletrônico (EA, do inglês *Electronic Attack*), quanto de proteção eletrônica (EP, do inglês *Electronic Protection*), além de eventualmente auxiliar em operações de inteligência eletrônica (ELINT, do inglês *Electronic Intelligence*), conforme explorado em [10, 26].

No contexto do ataque eletrônico, RIS podem ser utilizadas para apoiar técnicas de *jamming* e falsificação, conforme discutido previamente em aplicações de radar. Contudo, sua utilidade vai além do radar: uma RIS pode ser reconfigurada para redirecionar energia

de interferência de maneira altamente controlada contra outros sistemas eletromagnéticos, incluindo sistemas de posicionamento global (como o GPS), canais de comunicação específicos de comando e controle, e até sensores operando em bandas distintas, como o infravermelho próximo ou médio — caso os meta-átomos sejam projetados para essas frequências. Essa adaptabilidade tática da RIS, destacada em [11], permite aumentar substancialmente a eficiência e o alcance dos ataques eletrônicos, pois a superfície pode concentrar e redirecionar a energia gerada por transmissores de forma precisa, em tempo real e com baixo consumo energético.

No que se refere à proteção eletrônica, as RIS podem fornecer suporte essencial para garantir que sistemas aliados operem de forma robusta mesmo em ambientes hostis, sujeitos a interferências deliberadas. Além da mitigação de *jamming* nas comunicações, uma RIS pode ser empregada para modelar espacialmente a recepção de sinais. Isso significa que a superfície pode ser configurada para maximizar o ganho em direções onde se encontram transmissões amigas e, simultaneamente, atenuar ou cancelar sinais que chegam de fontes hostis ou desconhecidas, como evidenciado em [26]. Esse controle espacial seletivo da propagação eletromagnética é um diferencial das RIS em comparação com soluções tradicionais de filtragem e blindagem. Em cenários mais restritos, como a proteção de um equipamento sensível ou posto de comando temporário, uma RIS instalada ao redor da estrutura poderia criar uma zona de segurança eletromagnética — refletindo, absorvendo ou cancelando ondas hostis incidentes. Tal conceito, de “bolha protetora” eletromagnética, representa uma aplicação inovadora para ambientes urbanos ou áreas de conflito assimétrico.

Portanto, a RIS se apresenta como uma plataforma versátil, com capacidade de transitar entre os domínios ofensivo e defensivo da guerra eletrônica, ao mesmo tempo em que conserva vantagens fundamentais como baixo consumo energético, reduzida assinatura eletromagnética e adaptabilidade às exigências táticas do teatro de operações moderno.

Embora o papel primário da maioria das RIS esteja voltado para a manipulação ativa de sinais com o objetivo de melhorar a comunicação, sua capacidade intrínseca de interagir de forma controlada com o campo eletromagnético pode também ser explorada em aplicações de inteligência de sinais (SIGINT, do inglês *Signals Intelligence*). Em particular, no contexto de ELINT, a RIS pode ser utilizada como parte de um sistema passivo para coletar, redirecionar ou amplificar sinais fracos de interesse emitidos por transmissores adversários, tais como radares ou emissores de rádio de uso militar.

Ao ajustar a configuração de seus elementos refletivos, uma RIS estrategicamente po-

sicionada pode funcionar como um “espelho adaptativo”, redirecionando a energia eletromagnética incidente proveniente de um transmissor inimigo para uma antena de recepção amiga. Isso pode melhorar a SNR na recepção passiva, facilitando a detecção e posterior análise dos sinais adversários. Tal abordagem seria especialmente valiosa em cenários onde os sinais estão em níveis próximos ao ruído térmico ou em ambientes urbanos com forte multipercurso e atenuações imprevisíveis.

Essa potencial aplicação foi destacada em [10, 26], que enfatizam que RIS não apenas moldam a propagação de sinais, mas também podem ser vistas como *interfaces* inteligentes entre o ambiente físico e os sistemas de recepção, com implicações além das comunicações convencionais. Portanto, o uso de RIS como elementos de apoio para coleta passiva de sinais representa uma oportunidade promissora para ampliar as capacidades de vigilância e reconhecimento eletrônico das forças armadas.

#### 2.5.2.4 Localização e Navegação Resilientes

Em ambientes nos quais o acesso a sistemas globais de navegação por satélite (GNSS, do inglês *Global Navigation Satellite System*), como o GPS, é comprometido por técnicas de interferência deliberada (*jamming*) ou falsificação de sinais (*spoofing*), torna-se fundamental o uso de métodos alternativos de posicionamento e navegação. Nesse contexto, as RIS podem desempenhar um papel estratégico como elementos auxiliares para navegação em cenários militares.

Quando instaladas em infraestruturas fixas — mesmo que temporárias — ou embarcadas em veículos táticos, as RIS com posições previamente conhecidas podem atuar como balizas eletromagnéticas passivas ou semi-passivas. Elas refletem sinais de referência conhecidos, oriundos de plataformas amigas ou mesmo sinais de oportunidade presentes no ambiente (tais como emissões de rádio ou TV), de volta para unidades móveis amigas. Estas, por sua vez, podem estimar sua posição por meio da análise das características dos sinais refletidos, como tempo de chegada (ToA, do inglês *Time of arrival*), ângulo de chegada (AoA, do inglês *Angle of Arrival*) e intensidade do sinal, permitindo a triangulação precisa da localização. Essa abordagem é análoga à utilizada por sistemas GNSS, mas com base em infraestrutura terrestre reconfigurável.

A reconfigurabilidade das RIS permite otimizar dinamicamente os perfis de fase refletidos para maximizar a qualidade dos sinais de localização e minimizar interferências ou ambiguidades. Essa capacidade de atuar como infraestrutura de apoio à navegação sem depender de emissores ativos ou de enlaces de satélite foi discutida em [17, 27], que des-

tacam a aplicação emergente das RIS para sensoriamento cooperativo e posicionamento em ambientes GNSS-negados, com grande potencial para operações militares em zonas contestadas.

#### 2.5.2.5 Integração em Plataformas e Infraestruturas Militares

A versatilidade das RIS possibilita sua integração em uma ampla gama de plataformas e infraestruturas militares, oferecendo capacidades avançadas com baixo consumo de energia e elevada discrição. Em aeronaves, as RIS podem ser incorporadas diretamente nas asas, fuselagens ou superfícies de controle, permitindo a redução dinâmica da RCS, a realização de comunicações com LPI/LPD e o aprimoramento das capacidades de radar embarcado, conforme discutido em [15]. Em plataformas navais, como navios e submarinos, as RIS podem ser implementadas nos conveses, superestruturas ou mastros, aproveitando essas estruturas expostas e de grandes dimensões para atuar como painéis reconfiguráveis. Em ambientes marítimos, caracterizados por forte multipercurso devido à superfície do mar e às próprias estruturas do navio, essa integração possibilita otimizar a comunicação de longo alcance, reduzir zonas de sombra e aumentar a resiliência contra interferência eletromagnética. Além disso, a instalação em mastros pode favorecer enlaces de maior alcance por linha de visada, enquanto a integração em conveses e superestruturas permite moldar a propagação em diferentes direções estratégicas [11, 26, 89], contribuindo também para a furtividade eletromagnética da embarcação.

Em veículos terrestres, a instalação de RIS na blindagem, toldos ou antenas externas pode melhorar a robustez das comunicações táticas, possibilitar a formação de feixe adaptativa em ambientes urbanos e proporcionar mitigação ativa de interferência por *jamming*. Edificações e infraestruturas fixas — como bases operacionais, torres de observação ou instalações temporárias — também se beneficiam da instalação de RIS em pontos elevados ou locais estratégicos. Isso permite a extensão da cobertura de comunicação em áreas urbanas densas, a proteção de perímetros por meio de sensoriamento distribuído e a coordenação de operações militares complexas [26].

Por fim, a miniaturização dos elementos das RIS abre caminho para sua integração em equipamentos individuais, incluindo vestuário, mochilas ou armamentos portáteis. Essas aplicações facilitam comunicações discretas de curta distância, aumentam a resiliência contra bloqueios de sinal e podem até contribuir para a redução da assinatura eletromagnética dos militares em operações sigilosas [10]. Essa capacidade de integração discreta e em larga escala distingue as RIS de sistemas ativos maiores e mais complexos,

ampliando seu potencial de uso tático e estratégico em operações militares modernas.

### 2.5.3 Desafios Específicos para Implementação Militar das RIS

Embora o potencial das RIS seja significativo, sua adoção em ambientes militares impõe desafios adicionais, além daqueles já enfrentados em aplicações civis [10, 26]. Em primeiro lugar, há o requisito de *robustez ambiental*: equipamentos militares devem operar sob condições extremas de temperatura, umidade, vibração, choque e exposição a agentes como poeira e salinidade. Assim, as RIS e seus circuitos de controle precisam ser significativamente robustecidos para garantir operação confiável em campo [89].

Em segundo lugar, a segurança cibernética e física das RIS é essencial. O sistema de controle não pode ser vulnerável a ataques cibernéticos ou manipulação adversária, especialmente em missões críticas. Além disso, a própria superfície deve ser projetada para não conter dados sensíveis que possam ser extraídos em caso de captura. A comunicação entre o controlador e os elementos refletivos também deve ser criptografada e protegida [15].

Outro ponto fundamental é a velocidade de reconfiguração. Em ambientes de combate, a capacidade de resposta rápida a mudanças no cenário tático, como movimento de plataformas, ativação de *jammers* ou surgimento de novos alvos, é essencial. RIS com altas latências ou baixas taxas de atualização têm utilidade tática limitada [26].

A aquisição de informação precisa do ambiente também se mostra como um desafio crítico. A otimização da RIS requer conhecimento em tempo real da geometria do cenário e das condições do canal de comunicações, o que é significativamente mais difícil em cenários militares, com mobilidade, interferência e sigilo. Desenvolver mecanismos de aquisição do estado do canal robustos e seguros é uma necessidade premente [10].

Além disso, há o desafio de *integração com sistemas complexos*. Em plataformas militares modernas, há coexistência de múltiplos sistemas de comunicação, radar e guerra eletrônica. Integrar RIS a esses ecossistemas exige não apenas compatibilidade eletromagnética, mas também gerenciamento inteligente do espectro para evitar interferências internas [89].

Por fim, embora as RIS sejam frequentemente apontadas como soluções de baixo custo por elemento em aplicações civis, questões de *custo e cadeia de suprimentos* não podem ser negligenciadas. A produção de RIS em escala militar com os níveis exigidos de robustez e segurança envolve custos consideráveis e depende de cadeias logísticas confiáveis e seguras, o que é especialmente desafiador em contextos geopolíticos complexos [15].



Em síntese, este capítulo apresentou os fundamentos e aplicações das RIS, destacando seu potencial nas comunicações sem fio e no setor militar, onde oferecem ganhos de cobertura, furtividade e resiliência a interferências. Apesar dessas vantagens, desafios relacionados à estimação de canal, reconfiguração em tempo real e integração de hardware ainda limitam sua adoção plena. No próximo capítulo, é apresentado o modelo de sistema que servirá como base para a formulação e análise das técnicas de estimação de canal em cenários com RIS híbrida, discutidas posteriormente nesta dissertação.

### 3 MODELO DE SISTEMA

Inicialmente, considera-se um sistema de comunicação em ondas milimétricas assistido por uma RIS híbrida, implementada para auxiliar na transmissão de dados entre a BS e o UE. Esse dispositivo, além de refletir os sinais, permite estimar separadamente os canais UE-RIS e BS-RIS, uma vez que alguns de seus elementos ativos podem receber os sinais incidentes e medir diretamente a resposta do enlace correspondente. Dessa forma, é possível obter primeiro o canal entre a BS e a RIS e, em seguida, o canal entre a RIS e o UE, evitando a estimação conjunta do canal cascadeado. Esse dispositivo, além de refletir os sinais, permite estimar separadamente os canais UE-RIS e BS-RIS. Isso contrasta com a estimação do canal cascadeado, que é uma tarefa mais complexa e exige o uso de sequências piloto mais longas.

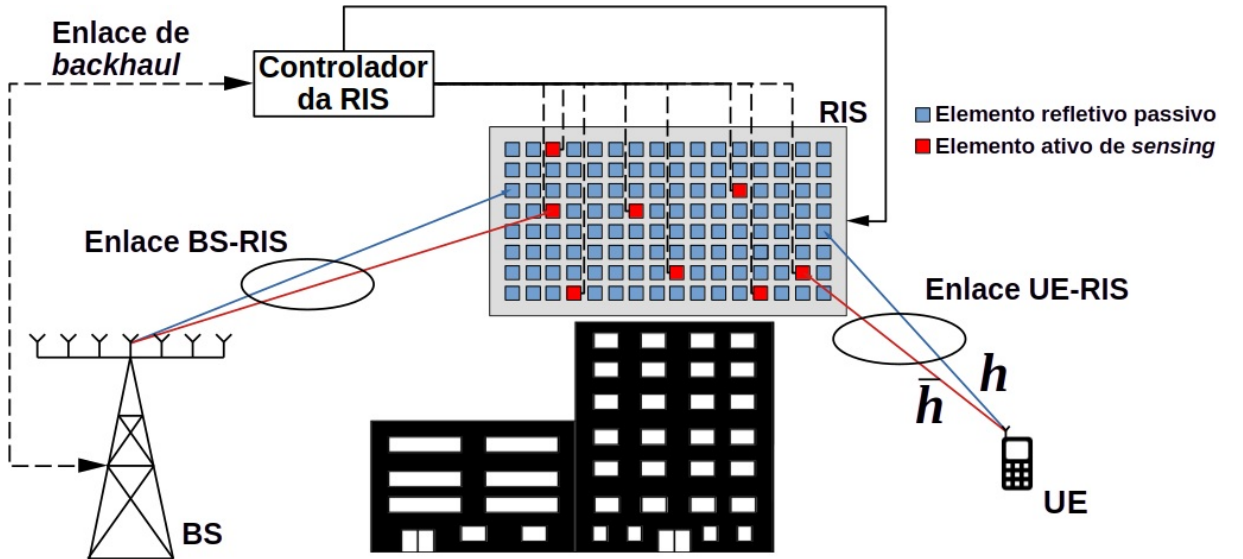


Figura 5: Modelo de sistema utilizando RIS

É adotado que a RIS possui a forma de um arranjo planar uniforme, constituído de  $N_{RIS} = N_{RIS,h} \times N_{RIS,v}$  elementos, em que  $N_{RIS,h}$  e  $N_{RIS,v}$  representam o número de elementos nas direções horizontal e vertical, respectivamente. Destes  $N_{RIS}$  elementos,  $N_{ativ}$  são elementos ativos, que podem operar no modo de detecção ao receber os sinais

pilotos da BS e dos UEs. Subsequentemente, eles passam a atuar como elementos passivos comuns, capazes de alterar a fase e atenuar o sinal refletido. Por fim, é adotado que não há conexão direta entre a BS-UE, dado que o foco aqui é a estimação de canal na RIS híbrida. Contudo, a extensão para o cenário com enlace direto da BS para o UE é direta. Dessa forma, este trabalho concentra-se apenas na estimação do canal UE–RIS, conforme ilustrado no modelo de sistema apresentado na Figura 5.

Já em relação ao modelo de canal, como apresentado em [90], será utilizado o modelo de Saleh-Valenzuela [91–93] para representar os canais em ondas milimétricas, uma vez que nessa faixa de frequência o espalhamento é limitado: as altas perdas por penetração e difração restringem o número de percursos significativos, de modo que o canal costuma ser dominado por um componente de linha de visada (LoS) e poucos caminhos de múltiplo percurso. Nessa situação, o modelo de Saleh-Valenzuela é apropriado por representar o canal como a soma de poucos grupos de percursos relevantes, cada um caracterizado por ângulos e ganhos específicos. Além disso, adota-se o modelo de canal com desvanecimento Rician para o enlace UE-RIS [43, 94–96], sendo expresso por:

$$\mathbf{h} = \sqrt{\frac{\beta^{\text{LoS}}\kappa}{1+\kappa}} \mathbf{h}^{\text{LoS}} + \sqrt{\frac{\beta^{\text{NLoS}}}{1+\kappa}} \mathbf{h}^{\text{NLoS}} \quad (3.1)$$

sendo  $\mathbf{h}$  o canal entre a RIS e o UE,  $\beta^{\text{LoS}}$  a perda de percurso para o enlace de linha de visada (LoS, do inglês *Line of Sight*) entre o UE e a RIS,  $\beta^{\text{NLoS}}$  é a perda de percurso para o componente sem linha de visada (NLoS, do inglês *Non Line of Sight*) desse mesmo enlace, enquanto  $\kappa$  representa o fator de Rician. Os termos  $\mathbf{h}^{\text{LoS}}$  e  $\mathbf{h}^{\text{NLoS}}$  são, respectivamente, os componentes LoS e NLoS, os quais são dados por:

$$\mathbf{h}^{\text{LoS}} = \mathbf{a}(\nu_0, \xi_0) \quad (3.2)$$

$$\mathbf{h}^{\text{NLoS}} = \sqrt{\frac{N_{\text{RIS}}}{L}} \sum_{l=1}^{L+1} \alpha_l \mathbf{a}(\nu_l, \xi_l) \quad (3.3)$$

em que  $\alpha_l \in \mathbb{C}$  é o ganho complexo do  $l$ -ésimo caminho, dado por uma distribuição gaussiana complexa circularmente simétrica,  $\alpha_l \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_l^2)$ , onde a média é nula e a variância  $\sigma_l^2$  representa a potência média do percurso. Considera-se ainda que a soma das variâncias de todos os percursos seja normalizada, ou seja,  $\sum_{l=1}^L \sigma_l^2 = 1$  [93, 97]. O ganho do caminho LoS, quando presente, pode ser tratado como determinístico, enquanto os  $L$  caminhos NLoS seguem o modelo Gaussiano complexo. Já  $\mathbf{a}(\nu_l, \xi_l) \in \mathbb{C}^{N_{\text{RIS}} \times 1}$  representa o vetor de AoA na RIS, com  $\nu_l(\phi_l, \theta_l) = \sin(\phi_l) \sin(\theta_l)$  e  $\xi_l(\theta_l) = \cos(\theta_l)$  em que  $\phi_l \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$  e  $\theta_l \in [0, \pi]$  são os ângulo de azimuth e elevação, respectivamente, na direção de chegada do sinal em relação à RIS para o  $l$ -ésimo percurso, conforme Figura 6. Considera-se ainda

que  $\nu_l \in [-1, 1)$  e  $\xi_l \in [-1, 1)$  são representações derivadas dos ângulos de azimute e elevação na direção AoA.

As representações derivadas,  $\nu_l$  e  $\xi_l$ , são formas normalizadas dos ângulos físicos de azimute e elevação, obtidas por meio de uma mudança de coordenadas para o domínio virtual. Nesse contexto, o domínio virtual corresponde ao espaço bidimensional definido pelas coordenadas  $(\nu, \xi)$ , com  $\nu = \sin(\varphi) \sin(\theta)$  e  $\xi = \cos(\theta)$ , ambas variando em  $[-1, 1)$ . Essa transformação projeta as direções de chegada e de partida do sinal em coordenadas compatíveis com a geometria do arranjo de antenas, resultando em uma modelagem de fase mais linear ao longo dos elementos. Além disso, a discretização uniforme nesse domínio preserva a ortogonalidade dos vetores de resposta, permitindo a construção de um dicionário de CS com menor coerência e melhores propriedades de reconstrução esparsa [97,98]. Essa parametrização simplifica a formulação vetorial dos canais, viabiliza a síntese de feixes direcionais e facilita a análise matemática de sistemas assistidos por RIS.

Uma vez definida essa parametrização angular no domínio virtual, pode-se relacionar diretamente essas representações derivadas com a geometria do arranjo planar uniforme da RIS. Assim, a direção de chegada do sinal, expressa pelas coordenadas normalizadas  $\nu_l$  e  $\xi_l$ , determina a orientação do vetor de onda que incide sobre a superfície, influenciando a fase relativa induzida em cada elemento refletor. Dessa forma, o cálculo detalhado do vetor de direção de um arranjo planar torna-se uma etapa fundamental para modelar como a RIS manipula o sinal incidente, conforme descrito a seguir.

Em uma RIS com um arranjo planar uniforme (UPA, do inglês *Uniform Planar Array*), o vetor de direção descreve a resposta de fase de cada elemento a uma onda plana incidente. Para uma RIS com  $N_{RIS,h}$  elementos ao longo do eixo  $y$  e  $N_{RIS,v}$  elementos ao longo do eixo  $z$ , assume-se que o elemento de referência ( $m = 0, n = 0$ ) está localizado na origem do sistema de coordenadas cartesiano. Assim, as coordenadas de um elemento genérico  $(m, n)$ , com  $m \in \{0, \dots, N_{RIS,h} - 1\}$  e  $n \in \{0, \dots, N_{RIS,v} - 1\}$ , são dadas por:

$$(x_{m,n}, y_m, z_n) = (0, md_h, nd_v) \quad (3.4)$$

em que  $d_h$  é a distância entre elementos adjacentes na direção horizontal ( $y$ ) e  $d_v$  é a distância na direção vertical ( $z$ ).

O vetor de posição do elemento  $(m, n)$  pode ser expresso como:

$$\mathbf{r}_{m,n} = md_h \hat{\mathbf{y}} + nd_v \hat{\mathbf{z}} \quad (3.5)$$

sendo  $\hat{\mathbf{y}}$  e  $\hat{\mathbf{z}}$  os vetores unitários nas direções  $y$  e  $z$ .

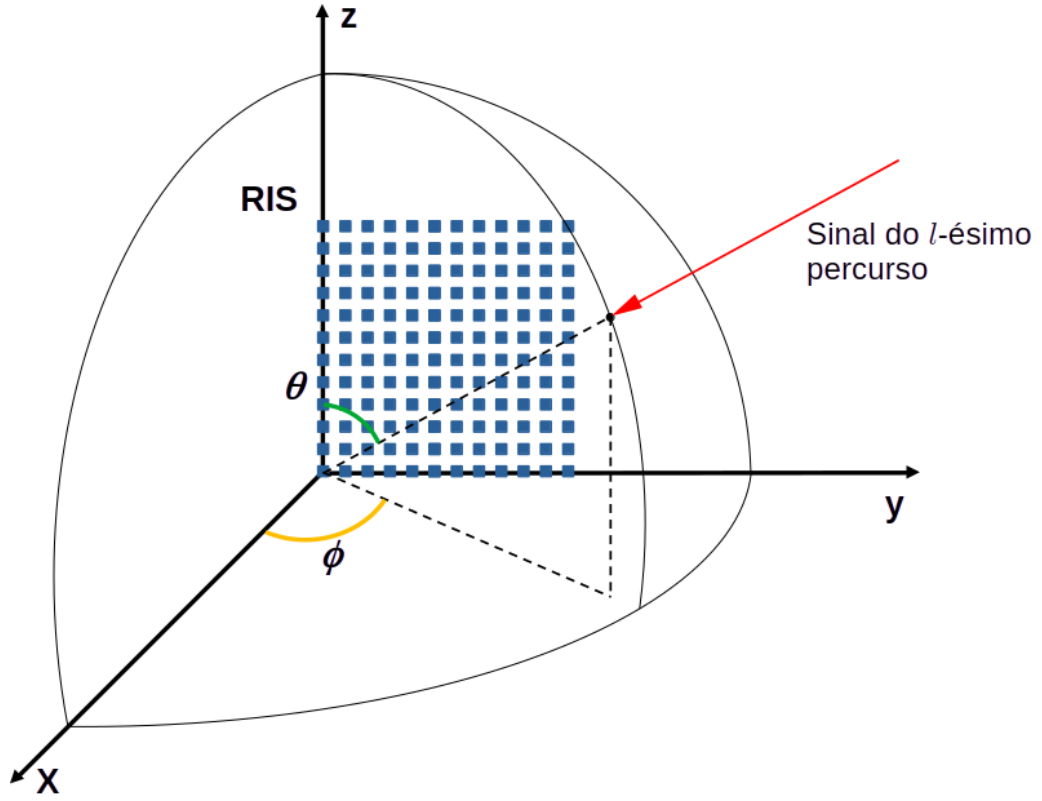


Figura 6: Geometria do sistema com a RIS no plano y-z

O vetor de onda  $\mathbf{k}$  caracteriza a direção de propagação de uma onda plana. Para uma onda que incide de uma direção definida pelos ângulos de elevação  $\theta$  e azimute  $\phi$ , o vetor  $\mathbf{k}$  é:

$$\mathbf{k} = k(\sin \theta \cos \phi \hat{\mathbf{x}} + \sin \theta \sin \phi \hat{\mathbf{y}} + \cos \theta \hat{\mathbf{z}}) \quad (3.6)$$

em que  $k = \frac{2\pi}{\lambda}$  é o número de onda e  $\lambda$  é o comprimento de onda.

A fase relativa  $\psi_{m,n}$  do sinal recebido em cada elemento  $(m,n)$  é determinada pelo produto escalar do vetor de onda com o vetor de posição do elemento:

$$\psi_{m,n} = \mathbf{k} \cdot \mathbf{r}_{m,n} \quad (3.7)$$

Substituindo as expressões para  $\mathbf{k}$  e  $\mathbf{r}_{m,n}$  e realizando o produto escalar:

$$\psi_{m,n} = (k_x \hat{\mathbf{x}} + k_y \hat{\mathbf{y}} + k_z \hat{\mathbf{z}}) \cdot (md_h \hat{\mathbf{y}} + nd_v \hat{\mathbf{z}}) \quad (3.8)$$

Como o arranjo está localizado no plano y-z (componente x é zero) e os vetores unitários

são ortogonais, a expressão simplifica para:

$$\begin{aligned}\psi_{m,n} &= k_y(md_h) + k_z(nd_v) \\ &= (k \sin \theta \sin \phi)(md_h) + (k \cos \theta)(nd_v)\end{aligned}\quad (3.9)$$

O vetor de direção  $\mathbf{a}(\phi, \theta)$  é um vetor cujas entradas são as exponenciais complexas das fases relativas,  $e^{-j\psi_{m,n}}$ . Definindo as frequências espaciais  $\nu = \sin \theta \sin \phi$  e  $\xi = \cos \theta$ , a estrutura separável da fase permite escrever o vetor de direção como um produto de Kronecker:

$$\mathbf{a}(\nu, \xi) = \mathbf{a}_h(\nu) \otimes \mathbf{a}_v(\xi) \quad (3.10)$$

sendo  $\mathbf{a}_h(\nu)$  e  $\mathbf{a}_v(\xi)$  os vetores de resposta para os eixos horizontal e vertical:

$$\mathbf{a}_h(\nu) = [1, e^{-jk d_h \nu}, \dots, e^{-jk(N_{RIS,h}-1)d_h \nu}]^T \quad (3.11)$$

$$\mathbf{a}_v(\xi) = [1, e^{-jk d_v \xi}, \dots, e^{-jk(N_{RIS,v}-1)d_v \xi}]^T \quad (3.12)$$

O vetor de direção  $\mathbf{a}(\varphi, \theta)$  é um vetor cujas entradas são as exponenciais complexas das fases relativas para cada elemento do arranjo. A entrada correspondente ao elemento  $(m, n)$  é dada por

$$a_{m,n}(\varphi, \theta) = e^{-j\psi_{m,n}} = e^{-j[kmd_h \nu + knd_v \xi]}, \quad (3.13)$$

em que  $\nu = \sin \varphi \sin \theta$  e  $\xi = \cos \theta$ .

Observa-se que essa expressão pode ser fatorada em dois termos independentes:

$$a_{m,n}(\varphi, \theta) = e^{-jkm d_h \nu} \cdot e^{-jkn d_v \xi}. \quad (3.14)$$

A partir dessa fatoração, definem-se os vetores de resposta unidimensionais horizontal e vertical:

$$\mathbf{a}_h(\nu) = \frac{1}{\sqrt{N_{RIS,h}}} [1, e^{-jk d_h \nu}, \dots, e^{-jk(N_{RIS,h}-1)d_h \nu}]^T, \quad (3.15)$$

$$\mathbf{a}_v(\xi) = \frac{1}{\sqrt{N_{RIS,v}}} [1, e^{-jk d_v \xi}, \dots, e^{-jk(N_{RIS,v}-1)d_v \xi}]^T. \quad (3.16)$$

O vetor de direção completo é então construído como o produto de Kronecker desses vetores:

$$\mathbf{a}(\nu, \xi) = \mathbf{a}_h(\nu) \otimes \mathbf{a}_v(\xi). \quad (3.17)$$

Assim, cada entrada de  $\mathbf{a}(\nu, \xi)$  corresponde exatamente à resposta de fase de um elemento  $(m, n)$  do arranjo, garantindo consistência entre a formulação elemento a elemento e a formulação vetorial do canal. Como a perspectiva aqui é de recepção na RIS, o vetor

de canal é modelado como sendo proporcional ao conjugado complexo do vetor de direção,  $\mathbf{a}^*(\nu, \xi)$ . Essa convenção decorre da modelagem da propagação como ondas planas  $e^{-jkr}$ , de modo que a resposta recebida seja o conjugado da resposta empregada na transmissão, assegurando consistência de fase [98].

Assim, considerando  $\mathbf{m} = [0; 1; \dots; (N_{RIS,h} - 1)]$ ,  $\mathbf{n} = [0; 1; \dots; (N_{RIS,v} - 1)]$  e  $d_h = d_v = d$ , as equações (3.2) e (3.3) podem ser reescritas, respectivamente, como:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}^{\text{LoS}} &= \mathbf{a}^*(\nu_0, \xi_0) \\ &= \frac{1}{\sqrt{N_{RIS}}} \left( [e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \nu_0 \mathbf{m}}]^T \otimes [e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \xi_0 \mathbf{n}}]^T \right), \end{aligned} \quad (3.18)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{h}^{\text{NLoS}} &= \sqrt{\frac{N_{RIS}}{L}} \sum_{l=1}^{L+1} \alpha_l \mathbf{a}^*(\nu_l, \xi_l) \\ &= \sqrt{\frac{N_{RIS}}{L}} \sum_{l=1}^{L+1} \frac{\alpha_l}{\sqrt{N_{RIS}}} \left( [e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \nu_l \mathbf{m}}]^T \otimes [e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \xi_l \mathbf{n}}]^T \right). \end{aligned} \quad (3.19)$$

Em síntese, este capítulo apresentou o modelo de sistema considerado nesta dissertação, incluindo a geometria da RIS híbrida, a caracterização do canal com desvanecimento Rician e a formalização dos vetores de direção de chegada em uma UPA. A adoção dessas premissas permitiu estabelecer uma base sólida para a aplicação de técnicas de CS, fundamentais para lidar com a natureza esparsa do canal em altas frequências. Assim, o próximo capítulo dedica-se à análise detalhada da estimativa de canal nesse cenário, explorando métodos de reconstrução esparsa e algoritmos voltados à redução da complexidade computacional, com destaque para a proposta desenvolvida neste trabalho.

## 4 ESTIMATIVA DO CANAL EM SISTEMAS UTILIZANDO UMA RIS HÍBRIDA E AMOSTRAGEM COMPRESSIVA

A partir do modelo de sistema apresentado no capítulo anterior, este capítulo define a técnica de amostragem compressiva e detalha sua aplicação na estimação do canal usando uma RIS semi-passiva. Além disso, é proposto um novo algoritmo, baseado no OMP-PR [43]. Resultados de simulações são apresentados e mostram que a técnica proposta alcança desempenho igual ou superior com menor complexidade em comparação a outras abordagens.

### 4.1 Amostragem Compressiva: Fundamentos teóricos

A estimação de canal em sistemas de comunicação com o uso de RIS lida com um grande número de parâmetros, o que pode exigir sequências piloto extensas e elevada complexidade computacional. Para contornar esse desafio, este trabalho explora a esparsidade inerente dos canais em ondas milimétricas. Esta seção apresenta os fundamentos da teoria de Amostragem Compressiva, que serve como base para a técnica de estimação de canal desenvolvida neste trabalho

A teoria de representações de sinais esparsos e a técnica de amostragem compressiva (CS) [99, 100] mudaram a forma como os dados são adquiridos ao reduzir significativamente o número de amostras de dados necessários para a representação completa do sinal. Esta técnica tem ampla aplicação em estimação de canal, processamento de imagem, reconhecimento de fala, compressão de dados, radar, aquisição de dados, dentre outras [101, 102]. No contexto deste trabalho, a aplicação de CS para estimação de canal se deve às características esparsas dos canais em ondas milimétricas [103]. Dessa forma, a técnica de CS oferece a possibilidade de estimar o canal com sequências pilotos mais curtas, ou com maior precisão sem aumentar o número de pilotos utilizados.

Na abordagem CS, um sinal pode ser reconstruído a partir de um menor conjunto



de amostras do que o exigido pelo teorema clássico da amostragem de *Nyquist-Shannon*, se o sinal admitir uma representação esparsa em um determinado domínio. A principal condição é que o processo de amostragem seja incoerente em relação à transformada que gera a representação esparsa [104]. Nesse contexto, esparsos significa que a maioria dos coeficientes do sinal no domínio transformado é zero. Embora seja evidente que um sinal esparsos em uma determinada base pode ser totalmente representado por meio de alguns índices que especificam os vetores-base correspondentes aos coeficientes não nulos, determinar quais são esses coeficientes geralmente envolvem calcular todos eles. Isso, por sua vez, requer pelo menos tantas amostras quanto funções-base existentes [99–101].

Assim, em relação à representação esparsa, considere um sinal  $\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{F \times 1}$  que pode ser representado com uma base arbitrária,  $\{\boldsymbol{\psi}_k\}_{k=1}^N$  e com os coeficientes  $x_k$ . Agrupando os coeficientes do vetor  $\mathbf{x}$ , a relação com  $\mathbf{a}$  é dada por meio da relação  $\mathbf{a} = \boldsymbol{\Psi}\mathbf{x}$ , onde  $\boldsymbol{\Psi} = [\boldsymbol{\psi}_1, \boldsymbol{\psi}_2, \dots, \boldsymbol{\psi}_N]$  é uma matriz de posto completo (*full rank*) de dimensões  $F \times N$  ( $N \geq F$ ). Com isso, busca-se uma base que possibilite uma representação esparsa de  $\mathbf{a}$ , isto é, uma base em que a maior parte dos  $x_k$  sejam zero. O objetivo é identificar uma base que forneça uma representação esparsa, ou quase esparsa, para qualquer  $\mathbf{a}$  dentro de uma determinada classe de sinais.

Um sinal é considerado  $\beta$ -esparsos quando pode ser representado exatamente por uma base e um conjunto de coeficientes  $x_k$ , dos quais apenas  $\beta$  elementos são diferentes de zero. Já um sinal é dito aproximadamente  $\beta$ -esparsos se puder ser descrito com um certo nível de precisão utilizando  $\beta$  coeficientes não nulos. Como a precisão exigida varia conforme a aplicação, sinais classificados como aproximadamente esparsos tendem a apresentar um erro de reconstrução que diminui de maneira linear em relação a  $\beta$  [104], permitindo alcançar a precisão desejada com um aumento de  $\beta$ .

Embora no caso em que  $\mathbf{a}$  esteja disponível seja possível aplicar diretamente a transformada para o domínio de  $\boldsymbol{\Psi}$  a fim de determinar quais  $x_k$  são relevantes (não nulos), a aplicação prática da CS envolve a obtenção do sinal a partir de  $M$  medições, as quais podem estar sujeitas a ruído. O processo de aquisição do sinal pode ser descrito como:

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= \boldsymbol{\Phi}\mathbf{a} + \mathbf{n} \\ &= \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Psi}\mathbf{x} + \mathbf{n} \\ &= \boldsymbol{\Upsilon}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \end{aligned} \tag{4.1}$$

em que  $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_M]^T$  é o vetor de observações, de dimensão  $M \times 1$ ;  $\boldsymbol{\Phi}$  é a matriz de medições, de dimensão  $M \times F$ ;  $\boldsymbol{\Psi}$  representa a matriz do dicionário (ou matriz base);

$\mathbf{x}$  é o vetor esparsos com dimensão  $N \times 1$ ;  $\mathbf{\Upsilon}$  é a matriz de amostragem, de dimensão  $M \times N$ , definida como o produto entre a matriz de medições  $\mathbf{\Phi}$  e a matriz do dicionário  $\mathbf{\Psi}$ , isto é,  $\mathbf{\Upsilon} = \mathbf{\Phi}\mathbf{\Psi}$  e,  $\mathbf{n}$  é um vetor de ruído Gaussiano complexo aditivo, distribuído como  $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{C}_n)$ , em que  $\mathbf{C}_n = \mathbb{E}[\mathbf{n}\mathbf{n}^H]$  é a matriz de covariância de dimensão  $M \times M$ . No caso de ruído branco, tem-se  $\mathbf{C}_n = N_0 \mathbf{I}_M$ , onde  $N_0$  representa a densidade espectral de potência do ruído.

Dado esse modelo de aquisição, o próximo passo consiste em recuperar o vetor esparsos  $\mathbf{x}$  a partir das observações  $\mathbf{u}$ . Essa tarefa caracteriza o chamado problema de reconstrução esparsa, cujo objetivo é encontrar a representação com o menor número possível de coeficientes não nulos que ainda seja consistente com os dados medidos. De forma geral, tal problema pode ser formulado como:

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0 \quad \text{al que} \quad \|\mathbf{u} - \mathbf{\Upsilon}\mathbf{x}\|_2 \leq \epsilon, \quad (4.2)$$

em que  $\|\cdot\|_0$  denota a norma  $\ell_0$ , que contabiliza o número de coeficientes não nulos, e  $\epsilon$  representa um limite de tolerância em relação ao erro de reconstrução. Embora essa formulação forneça a solução ideal em termos de esparsidade, trata-se de um problema combinatório não-convexo e, portanto, intratável para dimensões elevadas.

Uma alternativa amplamente utilizada consiste em relaxar a minimização da norma  $\ell_0$  para a minimização da norma  $\ell_1$ , resultando em um problema convexo que pode ser resolvido por métodos como BP ou *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO)* (LASSO) [99, 100]. No entanto, tais abordagens podem apresentar elevada complexidade computacional para cenários de grande escala. Por esse motivo, algoritmos verazes como o OMP surgem como alternativas mais eficientes, pois aproximam iterativamente a solução  $\ell_0$  com menor custo computacional. Na próxima seção, discute-se como essas formulações são adaptadas ao contexto específico de estimação de canal em sistemas RIS híbridos, explorando a estrutura esparsa inerente ao canal para reduzir significativamente o número de medições necessárias

## 4.2 Aplicação da Amostragem Compressiva na Estimação de Canal

A seção anterior apresentou os princípios matemáticos da Amostragem Compressiva em um contexto geral. Nesta seção, esses fundamentos são aplicados especificamente ao problema da estimação de canal no sistema com RIS híbrida e ondas milimétricas,

conforme modelado no capítulo 3. A esparsidade do canal, característica marcante dessa faixa de frequência, é explorada para reconstruir o vetor de canal completo a partir de um número reduzido de medições realizadas pelos elementos ativos da RIS.

Em sistemas de comunicações com ondas milimétricas, o número de caminhos é tipicamente reduzido (em torno de 3 a 5) [103], tornando o canal intrinsecamente esparso. Conforme discutido em [98, 105], essa esparsidade se manifesta de forma mais evidente quando o canal MIMO é representado no domínio angular, em que somente poucos ângulos correspondem às trajetórias de propagação fisicamente relevantes. Essa característica pode ser explorada para estimar a vetorização do canal  $\mathbf{h}$  de maneira eficiente, a partir da matriz de observações  $\mathbf{Y}_{\text{ativ}}$  coletadas pelos elementos ativos da RIS. Assim, torna-se viável aplicar técnicas de CS, permitindo reconstruir o canal com um menor número de antenas ativas e sequências pilotos mais curtas, o que é essencial para viabilizar sistemas de grande escala.

Considera-se, ainda, o uso de sequências piloto ortogonais no sistema e a ausência de contaminação entre elas. Assume-se ainda um único usuário equipado com  $N_{UE} = 1$  antena, sem perda de generalidade. Nesse contexto, para estimar o canal do enlace UE–RIS, os sensores ativos da RIS são ativados para receber os sinais piloto emitidos pelo UE, enquanto os elementos refletivos passivos permanecem desligados. Ressalta-se que esse procedimento pressupõe a existência de sincronismo temporal e de um mecanismo de coordenação entre o UE e a RIS, de modo a garantir a correta ativação e desativação dos elementos conforme os instantes de treinamento. Dessa maneira, o sinal recebido pelos elementos ativos pode ser descrito por:

$$\mathbf{Y}_{\text{ativ}} = \mathbf{W}\mathbf{h}\mathbf{s} + \mathbf{N}_{\text{ativ}}, \quad (4.3)$$

em que  $\mathbf{W} \in \mathbb{Z}^{N_{\text{ativ}} \times N_{RIS}}$  é a matriz de seleção dos elementos ativos, contendo um único elemento 1 em cada linha, na coluna correspondente ao índice do respectivo elemento ativo, e zeros nas demais posições;  $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{N_{RIS} \times 1}$  representa o vetor de canal entre a RIS e o UE;  $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{1 \times \tau_p}$  é a sequência piloto de comprimento  $\tau_p$ ; e  $\mathbf{N}_{\text{ativ}} \in \mathbb{C}^{N_{\text{ativ}} \times \tau_p}$  é a matriz de ruído branco gaussiano nos elementos ativos, sendo a  $k$ -ésima coluna distribuída como  $\mathbf{n}_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_{\text{ativ}}})$ .

A estimativa do canal  $\mathbf{h}$  inicia-se pela correlação do sinal recebido com a sequência piloto, a partir da qual se obtém uma estimativa dos ganhos nos elementos ativos, denotada por  $\hat{\mathbf{h}}$ . Assumindo, sem perda de generalidade, que  $\mathbf{s}\mathbf{s}^H = 1$ , essa estimativa pode

ser obtida via estimação por mínimos quadrados como:

$$\hat{\mathbf{h}} = (\mathbf{s}\mathbf{Y}_{\text{ativ}}^H)^H = \mathbf{W}\mathbf{h} + \bar{\mathbf{n}}, \quad (4.4)$$

em que  $\bar{\mathbf{n}} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_{\text{ativ}}})$  representa o ruído estimado.

Assim, para viabilizar a reconstrução esparsa do canal completo, define-se um dicionário de vetores de resposta, denotado por  $\Psi$ , que atua como matriz de base esparsa e descreve o conjunto de vetores usados para representar as possíveis direções de chegada. Um dicionário é, por definição, um conjunto redundante de vetores, permitindo múltiplas representações de um sinal, sendo a mais esparsa geralmente preferida por sua simplicidade e interpretabilidade.

Considerando que a RIS é formada por um arranjo planar uniforme, a matriz do dicionário de recepção pode ser expressa como:

$$\begin{aligned} \Psi &= \Psi_{Az} \otimes \Psi_{El} \\ &= [\mathbf{a}(\nu(0)), \dots, \mathbf{a}(\nu(N_{Az} - 1))] \otimes [\mathbf{a}(\xi(0)), \dots, \mathbf{a}(\xi(N_{El} - 1))] \\ &= [\mathbf{a}(\nu(0), \xi_R(0)), \dots, \mathbf{a}(\nu(0), \xi(N_{El} - 1)), \dots, \mathbf{a}(\nu(N_{Az} - 1), \xi(N_{El} - 1))], \end{aligned} \quad (4.5)$$

em que  $\mathbf{a}(\nu(p))$  e  $\mathbf{a}(\xi(q))$  são os vetores de direção para azimuth e elevação, definidos pelas coordenadas normalizadas  $\nu(p)$  e  $\xi(q)$ , respectivamente, sendo  $N_{Az}$  e  $N_{El}$  o número de pontos de amostragem no dicionário de recepção para cada domínio.

Assim, para que seja possível aplicar a técnica de CS, é necessário adotar um procedimento de discretização (ou geração de um *grid*) que reduza o espaço dos AoA contínuos para um conjunto de pontos de *grid* finito. Esses pontos são escolhidos de modo a satisfazer certas propriedades com base no esquema adotado. Segundo [42], os dois esquemas mais utilizados de discretização angular são a amostragem uniforme nos domínios virtuais e físicos.

Neste trabalho, assim como em [42, 43, 106], será utilizada a amostragem uniforme no domínio virtual. Nesta abordagem,  $\nu$  e  $\xi$ , que aparecem na definição da resposta do arranjo (equações (3.15) a (3.16)), são discretizados uniformemente no intervalo  $[-1, 1)$ . Este processo visa construir um dicionário  $\Psi$ , cujas colunas são os átomos que representam o sinal em um domínio esparsa. Quando o número de átomos (colunas do dicionário) é maior que a dimensão do sinal a ser representado, o dicionário é considerado redundante. A discretização uniforme no domínio virtual é adotada com o objetivo de reduzir a coerência do dicionário redundante, melhorando suas propriedades de reconstrução esparsa.

A coerência, nesse contexto, mede a máxima correlação entre quaisquer dois átomos distintos (colunas) do dicionário. Dicionários com baixa coerência são desejáveis, pois facilitam a recuperação esparsa do sinal. A amostragem uniforme no domínio virtual contribui para isso, preservando assim a ortogonalidade entre os átomos. A ortogonalidade implica que os átomos (vetores) são perpendiculares entre si, ou seja, seu produto interno é zero. Isso é crucial para que algoritmos de reconstrução esparsa possam identificar e selecionar eficientemente os átomos corretos que compõem o sinal.

Para denotar matematicamente esse processo, consideram-se  $\boldsymbol{\nu}$  e  $\boldsymbol{\xi}$  como os conjuntos que contêm, respectivamente, os  $N_{Az}$  e  $N_{El}$  pontos discretizados. A título de comparação, a amostragem uniforme no domínio físico corresponde à quantização uniforme dos ângulos de chegada (AoA),  $\phi$  e  $\theta$ . É importante destacar que uma distribuição uniforme no cosseno de um ângulo não implica uma distribuição uniforme no próprio ângulo, devido à natureza não linear da função cosseno. Esse aspecto faz com que, na amostragem física, os mesmos termos das equações (3.15) e (3.16) sejam quantizados de forma não uniforme, o que resulta em perda de ortogonalidade entre as colunas do canal discretizado. Assim, a discretização uniforme no domínio virtual assegura uma melhor distribuição espacial das direções de chegada na matriz de resposta, elevando o desempenho de técnicas de estimação baseadas em amostragem compressiva.

Por fim,  $\boldsymbol{\nu}$  e  $\boldsymbol{\xi}$  assumem os seguintes valores:

$$\boldsymbol{\nu} = [\nu(0), \nu(1), \dots, \nu(N_{Az} - 1)] \quad (4.6)$$

$$\boldsymbol{\xi} = [\xi(0), \xi(1), \dots, \xi(N_{El} - 1)] \quad (4.7)$$

sendo:

$$\nu(p) = -1 + \frac{2p}{N_{Az}}, \quad p = [0, 1, \dots, (N_{Az} - 1)] \quad (4.8)$$

$$\xi(q) = -1 + \frac{2q}{N_{El}}, \quad q = [0, 1, \dots, (N_{El} - 1)] \quad (4.9)$$

resultando assim em  $\boldsymbol{\Psi}$  de dimensão  $N_{RIS} \times N_{Az}N_{El}$ . Portanto, o dicionário de recepção é formado a partir desse *grid* de valores.

Em seguida, é necessário reescrever o canal  $\mathbf{h}$ , dado pela eq. (3.1), no domínio virtual angular, representado por:

$$\mathbf{h} = \boldsymbol{\Psi}\tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{q}_e \quad (4.10)$$

em que  $\tilde{\mathbf{h}}$ , que possui dimensão  $N_{Az}N_{El} \times 1$ , denota a formulação esparsa do canal UE-RIS e contém ganhos associados a alguns dos vetores que compõem o dicionário  $\boldsymbol{\Psi}$  e  $\mathbf{q}_e$

representa o vetor de erro de quantização.

Supondo um número suficientemente grande de pontos no *grid*, existe um conjunto de pares  $(\nu(p), \xi(q))$  capaz de aproximar todos os pares reais  $(\nu_l, \xi_l)$  que representam os caminhos de propagação. Nesse contexto, os coeficientes não nulos de  $\tilde{\mathbf{h}}$  correspondem aos ganhos complexos dos caminhos de propagação presentes, enquanto a sua quantidade indica o número de trajetos efetivos. Assim, o problema possui uma estrutura esparsa, o que viabiliza a aplicação de técnicas de CS.

Deste modo, substituindo (4.10) em (4.4), tem-se:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{h}} &= \mathbf{W}[\Psi\tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{q}_e] + \bar{\mathbf{n}} \\ &= \Upsilon\tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{n}_E,\end{aligned}\tag{4.11}$$

em que  $\Upsilon = \mathbf{W}\Psi$ , que é a matriz de amostragem, e  $\mathbf{n}_E = \mathbf{W}\mathbf{q}_e + \bar{\mathbf{n}}$  expressa o ruído efetivo.

Logo, para obter  $\tilde{\mathbf{h}}$  e depois obter  $\mathbf{h} \approx \Psi\tilde{\mathbf{h}}$ , deve-se resolver o seguinte problema combinatório não-convexo:

$$\min \|\tilde{\mathbf{h}}\|_0 \quad \text{tal que} \quad \|\hat{\mathbf{h}} - \Upsilon\tilde{\mathbf{h}}\|_2 \leq \epsilon\tag{4.12}$$

em que  $\epsilon$  é um certo valor de tolerância e  $\hat{\mathbf{h}}$  é o canal nos elementos ativos.

Embora o problema em questão seja complexo, sua solução ótima pode ser aproximada por algoritmos como o *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) [35]. No entanto, a qualidade da estimativa obtida pelo OMP depende consideravelmente da dimensão do dicionário, o que pode resultar em alta complexidade computacional. Para contornar essa limitação, [43] propõe a técnica *OMP-Phase Rotation* (PR), a qual refina a estimativa inicial obtida pelo OMP e possibilita a utilização de dicionários mais compactos, sem comprometer o desempenho. Neste trabalho, conforme descrito na próxima seção, essa abordagem é ainda aprimorada por meio de refinamentos angulares sucessivos, demonstrando que a técnica pode alcançar desempenho igual ou superior, com menor complexidade, em comparação a métodos convencionais.

### 4.3 Algoritmos de reconstrução esparsa

Os algoritmos de reconstrução esparsa são métodos usados para recuperar sinais ou vetores que têm uma representação esparsa, ou seja, a maioria de seus elementos são zero ou próximos de zero em alguma base. Esses algoritmos são fundamentais em áreas

como compressão de dados, processamento de imagens e comunicações sem fio, em que as estruturas esparsas são exploradas para reduzir a complexidade computacional [107]. A seguir, serão descritos o método de relaxação convexa e os algoritmos vorazes, um dos principais tipos de algoritmos de reconstrução esparsa.

O método de relaxação convexa reformula o problema de recuperação esparsa como um problema de otimização convexa. Conforme apresentado na Seção 4.1, uma das abordagens mais amplamente utilizadas consiste em substituir a minimização da norma  $l_0$  pela norma  $l_1$ , de modo a promover a esparsidade, mantendo a viabilidade computacional [99]. A seguir, são listados dois dos principais algoritmos baseados na relaxação convexa.

O *Basis Pursuit* (BP) [108] é um dos métodos mais representativos dentro da classe de algoritmos baseados em relaxação convexa para recuperação de sinais esparsos. Sua principal característica é reformular o problema de estimação esparsa, originalmente não convexo devido à minimização da norma  $l_0$ , como um problema de otimização convexa, substituindo a norma  $l_0$  pela norma  $l_1$ . Matematicamente, dado um vetor de observações  $\hat{\mathbf{h}} \in \mathbb{C}^M$  e uma matriz de amostragem  $\mathbf{\Upsilon} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ , o BP resolve o seguinte problema de otimização:

$$\min_{\tilde{\mathbf{h}}} \|\tilde{\mathbf{h}}\|_1 \quad \text{tal que} \quad \hat{\mathbf{h}} = \mathbf{\Upsilon} \tilde{\mathbf{h}}. \quad (4.13)$$

Nesse contexto,  $\|\tilde{\mathbf{h}}\|_1$  representa a soma dos valores absolutos das entradas de  $\tilde{\mathbf{h}}$ , incentivando soluções esparsas dentro de uma estrutura convexa, o que garante a existência de métodos de solução eficientes e globalmente ótimos [101, 109]. O BP busca encontrar a representação mais esparsa possível do sinal observado como combinação linear das colunas do dicionário, sendo especialmente útil quando o sistema é subdeterminado ( $M < N$ ), cenário em que existem infinitas soluções viáveis sem a restrição de esparsidade.

Para resolver o BP, utilizam-se algoritmos de programação convexa, como métodos de Programação linear (LP, do inglês *Linear Programming*) ou algoritmos de pontos interiores, além de pacotes numéricos como o CVX. A principal vantagem do BP em relação a algoritmos vorazes, como o *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP), é que ele não realiza seleção iterativa de átomos, mas sim resolve o problema globalmente, garantindo uma solução ótima dentro do modelo convexificado [101, 109, 110]. Em contrapartida, seu custo computacional é mais elevado, o que pode limitar sua aplicação em sistemas em tempo real ou de grande escala [101, 109, 111, 112]. Em síntese, o BP é uma referência teórica importante para avaliação de desempenho de outros métodos e serve de base para

o desenvolvimento de abordagens híbridas ou aprimoradas. Tais abordagens combinam a robustez da relaxação convexa com estratégias gananciosas ou penalizações adicionais, como no caso do LASSO (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*), do *Stagewise Orthogonal Matching Pursuit* (StOMP) ou de algoritmos com esparsidade estruturada, visando reduzir o custo computacional ou melhorar a robustez em cenários ruidosos e de grande escala [111, 113–115].

Complementarmente, o LASSO [113] é uma extensão prática do método de relaxação convexa, muito utilizado em problemas de estimação esparsa, sobretudo em cenários onde o sinal de interesse está contaminado por ruído, ou quando não é possível garantir uma correspondência exata entre o modelo e as observações [113, 115–118]. Diferentemente do BP, que impõe uma restrição de igualdade estrita, o LASSO relaxa essa condição ao permitir uma margem de erro, combinando a minimização da norma  $l_1$  com um termo de penalização do erro quadrático. Assim, o LASSO resolve o seguinte problema de otimização:

$$\min_{\tilde{\mathbf{h}}} \frac{1}{2} \|\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{\Upsilon} \tilde{\mathbf{h}}\|_2^2 + \lambda \|\tilde{\mathbf{h}}\|_1, \quad (4.14)$$

em que  $\lambda > 0$  é um parâmetro de regularização que controla o grau de esparsidade da solução. O termo de ajuste quadrático assegura a fidelidade do modelo aos dados, enquanto a penalização  $l_1$  promove a esparsidade. O parâmetro  $\lambda$  é crucial: valores mais altos incentivam maior esparsidade, mas podem reduzir a precisão do ajuste.

Na prática, o LASSO é ideal para cenários ruidosos, pois equilibra a precisão do ajuste com a imposição de esparsidade, sendo aplicado em compressão de sinais, estimação de canal e seleção de variáveis em regressão estatística [99, 113, 115, 118, 119]. Para sua solução, são comuns métodos de otimização convexa, como *Coordinate Descent* [120] e, algoritmos de gradiente proximal, como ISTA (*Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm*) e FISTA (*Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm*) [121, 122]. A robustez do LASSO frente a ruídos o torna mais adequado a cenários reais quando comparado ao BP, embora exija uma escolha criteriosa de  $\lambda$ , normalmente definida por validação cruzada ou heurísticas específicas [113, 117, 118, 123].

Em suma, tanto o *Basis Pursuit* quanto o LASSO são ferramentas centrais na reconstrução esparsa, complementando-se em robustez e rigor teórico, sendo amplamente empregados como referência em pesquisas e aplicações práticas em sistemas de comunicação e processamento de sinais.

Já os algoritmos vorazes são técnicas de otimização que realizam a busca pela solução ótima, fazendo escolhas localmente ótimas a cada iteração, com o objetivo de convergir



para uma solução global [35,111]. Caracterizam-se por sua simplicidade e eficiência computacional, sendo amplamente aplicados em problemas como compressão de dados [34], aprendizado de máquina [124] e busca de caminhos mínimos em grafos [125], entre outros. As principais técnicas são listadas a seguir.

O *Matching Pursuit* (MP) [34] é um algoritmo ganancioso fundamental para a recuperação de sinais esparsos, que constrói uma aproximação iterativa do sinal observado por meio de uma combinação linear de átomos de um dicionário supercompleto. Seu princípio básico consiste em selecionar, a cada iteração, o átomo que apresenta a maior correlação com o sinal residual atual e, em seguida, subtrair a contribuição desse átomo do residual. Formalmente, dado o vetor de observações  $\hat{\mathbf{h}} \in \mathbb{C}^M$  e a matriz de amostragem  $\mathbf{\Upsilon} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ , o algoritmo inicializa o vetor residual como  $\mathbf{r}_0 = \hat{\mathbf{h}}$ . Em cada passo, identifica-se o índice correspondente ao átomo que maximiza a correlação com o residual, calcula-se o coeficiente e atualiza-se o residual, subtraindo-se a projeção sobre esse átomo. O processo é repetido até que se atinja um critério de parada, como um número máximo de iterações ou um nível mínimo de energia residual. O MP destaca-se por sua simplicidade e baixa complexidade por iteração, o que o torna atrativo para aplicações em tempo real ou com restrições de processamento. No entanto, sua limitação reside na ausência de ortogonalidade entre os átomos selecionados, o que pode levar à introdução de redundâncias na representação e dificultar a atualização consistente dos coeficientes, comprometendo assim a qualidade da aproximação quando comparado a métodos mais avançados [111,126].

Cabe ressaltar que o termo *dicionário supercompleto* refere-se ao caso em que  $N > M$ , isto é, quando o número de átomos disponíveis excede a dimensão do espaço de observação. Essa redundância estrutural amplia as possibilidades de representação esparsa, possibilitando que o sinal seja descrito com poucos elementos selecionados em um conjunto maior que o de uma base tradicional, ainda que tal característica também torne a solução potencialmente não única e dependa de algoritmos de seleção apropriados.

Para superar essa limitação, foi desenvolvido o *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) [111,127], uma versão aprimorada do MP que incorpora uma etapa de ortogonalização que garante que o residual, em cada iteração, seja ortogonal ao subespaço formado pelos átomos já escolhidos. Assim como o MP, o OMP parte de um vetor de observações e de um dicionário, inicializando o residual com a própria observação. A cada iteração, seleciona o átomo com maior correlação com o residual atual mas, diferentemente do MP, resolve um problema de mínimos quadrados para recalcular de forma otimizada os coeficientes de todos os átomos selecionados até então. Esse procedimento evita a seleção redundante de informação, já explicada, e promove uma convergência monotônica do erro de apro-

ximação [111, 126, 127]. O OMP apresenta um equilíbrio atrativo entre desempenho de reconstrução e custo computacional moderado, sendo amplamente aplicado em amostragem compressiva, estimação de canal em sistemas de comunicação sem fio e processamento de sinais em geral [111, 115, 128]. Além disso, possui garantias teóricas robustas de recuperação exata sob condições adequadas da matriz de medição, como a Propriedade de Isometria Restrita (RIP, do inglês *Restricted Isometry Property*) [111, 128, 129], e serve de base para o desenvolvimento de variantes com refinamentos adicionais, como ajustes de fase e buscas adaptativas [36, 37, 43]. Devido à sua relevância teórica e prática, o OMP será explorado em maior profundidade na Seção 4.3.1.

O *Compressed Sampling Matching Pursuit* (CoSaMP) [36] é um algoritmo ganancioso projetado para aprimorar a recuperação de sinais esparsos a partir de amostras comprimidas. Diferentemente do OMP, o CoSaMP seleciona múltiplos átomos em cada iteração, utilizando uma estratégia de seleção em bloco, que permite capturar de forma mais robusta os componentes significativos do sinal, mesmo em cenários com ruído ou alta correlação entre colunas do dicionário [36, 111, 128]. A cada iteração, o algoritmo identifica um conjunto ampliado de índices com alta correlação com o residual, une esse conjunto ao suporte atual, resolve um problema de mínimos quadrados restrito e aplica uma etapa de truncamento para manter apenas os coeficientes mais relevantes. O residual é então atualizado com base na nova estimativa. O CoSaMP combina robustez teórica — incluindo garantias para matrizes que satisfazem a RIP [36, 116, 128] — com uma complexidade por iteração relativamente baixa graças ao processamento em bloco [36, 115, 130]. Por outro lado, seu desempenho pode ser sensível à escolha de parâmetros e à presença de átomos irrelevantes na seleção em bloco, exigindo um refinamento cuidadoso para evitar degradações na reconstrução [36, 130, 131]. Ainda assim, o CoSaMP é amplamente reconhecido como uma das soluções gananciosas mais eficazes para amostragem compressiva e estimação de canal em sistemas sem fio.

Por fim, o *Subspace Pursuit* (SP) [37] é outro algoritmo ganancioso iterativo que, assim como o CoSaMP, combina busca em bloco com uma etapa de projeção de mínimos quadrados para aprimorar a recuperação de sinais esparsos. O SP inicia com a seleção de um conjunto inicial de átomos mais correlacionados com a observação e, em cada iteração, expande esse conjunto com novos índices de maior correlação, resolve um problema de mínimos quadrados restrito ao suporte expandido e aplica uma etapa de truncamento para refinar o suporte final da iteração. O processo prossegue até que um critério de convergência, como a estabilidade do suporte ou a redução mínima do erro de reconstrução seja alcançado. O SP oferece garantias teóricas comparáveis às do CoSaMP e se destaca

pelo equilíbrio entre precisão de reconstrução e eficiência computacional, uma vez que sua busca é mais restrita, o que pode resultar em menos operações por iteração [36, 37, 131]. Embora possa ser sensível à estimativa inicial do suporte e ao ruído elevado [37, 132], o SP é considerado uma solução robusta e eficiente para problemas de amostragem compressiva, com diversas aplicações na estimação de canal e reconstrução de sinais em sistemas de comunicação de alta frequência [133, 134].

Por fim, é relevante destacar que as técnicas usuais de reconstrução esparsa geralmente assumem que a matriz de dicionário (ou matriz base)  $\Psi$  — uma coleção de funções ou vetores usados para representar sinais de forma esparsa — é conhecida, e que o sinal  $\tilde{\mathbf{h}}$  é esparsa nessa base. No entanto, em algumas situações práticas, o dicionário assumido difere do dicionário real, que permanece desconhecido. Por exemplo, em aplicações como formação de feixe [135], a esparsidade do sinal reside em um espaço de parâmetros contínuo e  $\Psi$  é construída pela discretização desses parâmetros, criando assim um *grid*. Nessas condições, é improvável que o sinal seja perfeitamente esparsa no dicionário discretizado, pois, independentemente do grau de refinamento do *grid*, os parâmetros reais podem não coincidir exatamente com os centros discretos. Esse fenômeno, conhecido como erro *off-grid*, compromete a suposição de esparsidade ideal e, conseqüentemente, reduz a precisão da estimativa. Diversos estudos têm abordado estratégias para mitigar o erro *off-grid*, propondo técnicas de super-resolução e refinamento de parâmetros no domínio contínuo [136–139].

Assim, o sinal  $\mathbf{x}$  é, na realidade, esparsa em uma base desconhecida  $\Psi' = \Psi + \mathbf{P}$ , em que  $\Psi$  representa o dicionário adotado e  $\mathbf{P}$  é uma matriz de perturbação desconhecida. Como a teoria clássica de CS se baseia na solução de um sistema subdeterminado, isto é, com menos equações do que incógnitas, representado neste trabalho por  $\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{W}\Psi\tilde{\mathbf{h}}$ , sendo  $\mathbf{W}$  a matriz de seleção dos elementos ativos definida na Eq. 4.3, as soluções obtidas não se mostram robustas frente a esse tipo de erro. Diante de tal problema de incompatibilidade de base, as técnicas clássicas sofrem uma degradação significativa no desempenho. Na literatura, o efeito dessa incompatibilidade foi observado e analisado em algumas aplicações, como radar [140, 141] e formação de feixe [142]. Uma das abordagens adotadas para minimizar este problema consiste em aumentar o número de pontos no *grid*. Contudo, essa abordagem não oferece uma solução direta para o problema de incompatibilidade de base [137]. Isso ocorre porque o aumento indefinido do número de pontos no *grid* resulta em uma alta coerência entre as colunas do dicionário, o que, por sua vez, viola a propriedade de isometria restrita (RIP) [136, 137, 139] e eleva a complexidade computacional do processo de reconstrução. Tal limitação motivou o desenvolvimento

de algoritmos alternativos que refinam iterativamente os parâmetros do modelo contínuo, como o OMP-PR, que evita o aumento excessivo da resolução do *grid* ao incorporar ajustes locais dos átomos selecionados. Esses métodos mitigam os efeitos do erro *off-grid* ao permitir o deslocamento dos parâmetros para fora dos centros discretizados, preservando as propriedades de esparsidade e mantendo a coerência do dicionário em níveis aceitáveis [136, 137]. Nas subseções subsequentes, são apresentados o algoritmo OMP e técnicas que mitigam o problema relatado acima, sem que haja aumento considerável da complexidade computacional.

### 4.3.1 OMP

O OMP é um algoritmo ganancioso amplamente utilizado para recuperação de sinais esparsos a partir de um conjunto de medidas incompletas, principalmente em problemas de CS. Nesse contexto, o termo conjunto de medidas incompletas refere-se à situação em que o número de observações disponíveis é inferior à dimensão do sinal original, ou seja, são obtidas somente medições lineares parciais do sinal. Essa condição resulta em um sistema subdeterminado, no qual a reconstrução direta do sinal torna-se inviável sem a imposição de restrições adicionais, como a hipótese de esparsidade do vetor a ser recuperado. Ao contrário do MP, ele garante que os resíduos (erros de reconstrução) em cada iteração sejam ortogonais aos vetores de direção escolhidos previamente, o que melhora a precisão da solução.

No contexto deste trabalho, o objetivo do OMP é encontrar uma solução esparsa para o seguinte problema:

$$\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{\Upsilon} \tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{n}_E, \quad (4.15)$$

sendo  $\hat{\mathbf{h}}$  a estimativa do canal nos elementos ativos (vetor de medições),  $\mathbf{\Upsilon}$  é a matriz de amostragem,  $\tilde{\mathbf{h}}$  o vetor esparsos (o vetor que queremos recuperar) e  $\mathbf{n}_E$  o ruído efetivo (erro residual). O vetor  $\tilde{\mathbf{h}}$  tem a maioria de seus elementos iguais a zero, e o desafio é recuperar os poucos elementos não nulos de  $\tilde{\mathbf{h}}$  a partir de  $\hat{\mathbf{h}}$  e  $\mathbf{\Upsilon}$ .

O pseudocódigo do algoritmo OMP é apresentado no Algoritmo 1, e a sua descrição detalhada é mostrada a seguir. Neste contexto,  $I_{max}$  representa o número máximo de iterações permitidas,  $\sigma^2$  corresponde à potência do ruído, e  $k$  denota o índice de iteração.

Na inicialização, o algoritmo OMP define a estimativa do vetor de coeficientes esparsos como nula, ou seja,  $\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{0}$ . É atribuído ao resíduo inicial o próprio vetor de medições,  $\mathbf{r} = \hat{\mathbf{h}}$ , de modo que, inicialmente, o resíduo representa o erro total entre o vetor de medições e a estimativa atual. Além disso, o suporte que contém os índices das colunas

---

**Algoritmo 1:** *Orthogonal Matching Pursuit (OMP)*


---

**Entrada:**  $\hat{\mathbf{h}}, \mathbf{W}, \Psi, N_{ativ}, I_{max}, \sigma^2$   
**Dados:**  $\mathbf{r} = \hat{\mathbf{h}}, k = 1, \epsilon = 2\sigma^2, \Upsilon = \mathbf{W}\Psi, \hat{\mathbf{h}} = 0, \mathcal{T} = \emptyset$   
**1 início**  
**2    enquanto**  $(\epsilon \geq \sigma^2 \ \& \ k \leq I_{max})$  **faça**  
**3** $\mathbf{g} = (\Upsilon)^H \mathbf{r}$   
**4** $j = \arg \max |\mathbf{g}|$   
**5** $\mathcal{T} = \mathcal{T} \cup j$   
**6** $\hat{\mathbf{h}} = [\Upsilon_{(:,\mathcal{T})}]^\dagger \hat{\mathbf{h}}$   
**7** $\mathbf{r} = \hat{\mathbf{h}} - \Upsilon_{(:,\mathcal{T})} \hat{\mathbf{h}}$   
**8** $\epsilon = \frac{1}{N_{ativ}} \|\mathbf{r}\|_2^2$   
**9** $k := k + 1$   
**10    fim**  
**11 fim**  
**Saída:**  $\hat{\mathbf{h}} = \Psi_{(:,\mathcal{T})} \hat{\mathbf{h}}$

---

de  $\Upsilon$  selecionadas para a solução é inicializado como  $\mathcal{T} = \emptyset$ .

Na etapa das iterações, em cada iteração  $k$  calcula-se a correlação entre o vetor resíduo  $\mathbf{r}$  e todas as colunas da matriz de amostragem  $\Upsilon$ , conforme a linha 3 do Algoritmo 1. Segundo a linha 4, a coluna  $\Upsilon_{(:,j)}$ , que apresenta a maior correlação com o resíduo é selecionada conforme a equação:

$$j = \arg \max |\Upsilon_{(:,j)} \mathbf{r}| \quad (4.16)$$

Após selecionar o índice  $j$ , ocorre a atualização do suporte. Na linha 5, o suporte é expandido com a inclusão do novo índice selecionado:

$$\mathcal{T} = \mathcal{T} \cup j. \quad (4.17)$$

Em seguida, por meio das linhas 6 e 7, é resolvido um problema de mínimos quadrados restrito ao conjunto de colunas da matriz de amostragem  $\Upsilon$  associado ao conjunto de suporte  $\mathcal{T}$ . Esse problema de mínimos quadrados encontra a melhor estimativa de  $\hat{\mathbf{h}}$ , a aproximação do vetor  $\tilde{\mathbf{h}}$ , nos índices já selecionados, minimizando o seguinte erro residual:

$$\hat{\mathbf{h}}_{\mathcal{T}} = \arg \min_{\hat{\mathbf{h}}_{\mathcal{T}}} \|\hat{\mathbf{h}} - \Upsilon_{(:,\mathcal{T})} \hat{\mathbf{h}}_{\mathcal{T}}\|_2^2. \quad (4.18)$$

Aqui,  $\Upsilon_{(:,\mathcal{T})}$  representa a matriz de amostragem restrita às colunas, cujos índices pertencem ao suporte  $\mathcal{T}$ . O vetor  $\hat{\mathbf{h}}_{\mathcal{T}} = (\Upsilon_{(:,\mathcal{T})})^\dagger \hat{\mathbf{h}}$ , calculado conforme o passo 6 do algoritmo, contém os coeficientes correspondentes a esse suporte selecionado.

Após a atualização dos coeficientes, o resíduo é atualizado subtraindo, na linha 7, a nova estimativa  $\hat{\mathbf{h}}$  do vetor de medições  $\hat{\mathbf{h}}$ , conforme a equação:

$$\mathbf{r} = \hat{\mathbf{h}} - \mathbf{\Upsilon}_{(:,\mathcal{T})}\hat{\mathbf{h}} \quad (4.19)$$

O processo continua até que seja satisfeito um certo critério de parada. Esse critério pode ser o alcance de um número máximo de iterações, correspondente à esparsidade esperada do sinal, ou quando o erro residual  $\|\mathbf{r}(k)\|^2$  cai abaixo de um determinado limiar. No caso do algoritmo 1, esses dois critérios estão nas condições do laço “enquanto” do algoritmo. O algoritmo deverá continuar iterando até um certo número máximo de iterações  $I_{\max}$  e enquanto  $\epsilon \geq \sigma^2$ , onde  $\epsilon$  representa o erro quadrático médio e  $\sigma^2$  é a potência média do ruído gaussiano aditivo presente nos elementos ativos da RIS, dado por:

$$\sigma^2 = \frac{\left[ \frac{\beta^{\text{LoS}}\kappa}{1+\kappa} + \frac{\beta^{\text{NLoS}}}{1+\kappa} \right]}{10^{SNR/10}}, \quad (4.20)$$

em que  $\beta^{\text{LoS}}$  é a perda de percurso para o enlace de linha de visada LoS entre o UE e a RIS e  $\beta^{\text{NLoS}}$  é a perda de percurso para o componente sem linha de visada NLoS desse mesmo enlace,  $\kappa$  representa o fator de Rician e a SNR em dB.

Ao final das iterações, o vetor  $\hat{\mathbf{h}}$  contém os coeficientes esparsos que melhor aproximam o vetor de medições  $\hat{\mathbf{h}}$ . Com isso, pode-se calcular a estimativa do vetor  $\hat{\mathbf{h}}$  através da seguinte equação:

$$\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{\Psi}_{(:,\mathcal{T})}\hat{\mathbf{h}} \quad (4.21)$$

Por fim, é importante apontar que o OMP apresenta algumas limitações relevantes. Dentre elas, destaca-se o erro *off-grid*, que ocorre quando o valor real do parâmetro do sinal está fora dos pontos de amostragem do *grid* (ou seja, fora dos pontos discretos do dicionário). Nessa situação, o OMP é forçado a aproximar o sinal usando as bases mais próximas disponíveis no dicionário. Assim, o desempenho do OMP depende do tamanho da grade utilizada; em outras palavras, para um melhor desempenho, é necessário aumentar ainda mais a densidade do *grid*, o que impacta negativamente a complexidade computacional.

Uma abordagem para mitigar o problema do erro *off-grid* e, ao mesmo tempo, aprimorar o desempenho das técnicas de estimação sem aumentar significativamente a complexidade computacional foi apresentada em [43]. Essa solução consiste em aplicar um refinamento na grade de discretização, ajustando iterativamente os parâmetros de chegada do sinal para aproximá-los de seus valores contínuos reais. Essa estratégia permite

reduzir o desalinhamento entre os parâmetros reais do canal e os pontos discretizados do dicionário virtual, o que resulta em estimativas mais precisas mesmo quando se parte de uma grade inicial de baixa resolução. Os detalhes dessa técnica serão discutidos na próxima subseção.

### 4.3.2 O algoritmo OMP-*Phase Rotation*

Uma das alternativas propostas para mitigar o erro *off-grid* sem aumentar significativamente a complexidade computacional foi apresentada em [43], com o desenvolvimento do algoritmo *Orthogonal Matching Pursuit - Phase Rotation* (OMP-PR). Esse algoritmo é uma extensão do OMP convencional e atinge desempenho comparável ao obtido com o OMP aplicado a um dicionário mais denso, permitindo, assim, uma representação mais precisa do sinal sem necessidade de aumentar drasticamente o número total de pontos na discretização.

Em vez de simplesmente densificar uniformemente o *grid*, o OMP-PR introduz uma etapa de refinamento baseada em rotação de fase, concentrando a maior resolução em uma vizinhança restrita ao redor do valor estimado. Dessa forma, durante cada iteração do algoritmo, após a identificação da coluna da matriz de amostragem  $\mathbf{\Upsilon}$  que apresenta a maior correlação com o resíduo, é realizada uma rotação de fase, que ajusta finamente a localização do parâmetro estimado, densificando o *grid* apenas nesse intervalo local.

Essa estratégia permite que o OMP-PR alcance uma maior precisão na estimação do sinal, mantendo uma complexidade computacional inferior àquela de um OMP aplicado a um dicionário globalmente superdensificado. A eficácia dessa abordagem será evidenciada nos resultados apresentados na seção 4.4.

O algoritmo OMP-PR, descrito no Algoritmo 2, utiliza na etapa de inicialização os mesmos dados do OMP convencional, com a diferença de que incorpora um segundo suporte, denotado por  $\mathcal{R}$ , associado à rotação de fase. Esse suporte adicional possibilita aprimorar o desempenho do algoritmo sem demandar uma matriz de amostragem  $\mathbf{\Upsilon}$  significativamente mais densa. Além disso, na inicialização é necessário criar uma matriz de rotação equivalente  $\mathbf{R}_{eq}$  a partir da matriz  $\mathbf{R}$ , conforme apresentado na eq. (4.25).

A rotação é obtida por meio de uma seleção preliminar, na qual se identifica a coluna de  $\mathbf{\Upsilon}$  que maximiza o valor de correlação  $\mathbf{\Upsilon}^H \mathbf{r}$ . Com base nesse valor preliminar, constrói-se uma nova matriz de amostragem, denominada  $\mathbf{\Upsilon}_{PR}$ , que é centrada na estimativa inicial, mas que utiliza uma discretização angular mais refinada em um intervalo reduzido de

---

**Algoritmo 2:** OMP *with Phase Rotation* (OMP-PR)
 

---

**Entrada:**  $\hat{\mathbf{h}}, \mathbf{W}, \mathbf{\Psi}, N_{ativ}, \mathbf{R}, I_{max}, \sigma^2$   
**Dados:**  $\mathbf{r} = \hat{\mathbf{h}}, k = 1, \epsilon = 2\sigma^2, \mathbf{\Upsilon} = \mathbf{W}\mathbf{\Psi}, \mathbf{R}_{eq} = \mathbf{W}\mathbf{R}, \hat{\mathbf{h}} = 0, \mathcal{T} = \emptyset, \mathcal{R} = \emptyset$   
**1 início**  
**2    enquanto**  $(\epsilon \geq \sigma^2 \ \& \ k \leq I_{max})$  **faça**  
**3      $\mathbf{g} = \mathbf{\Upsilon}^H \mathbf{r}$**   
**4      $j = \arg \max |\mathbf{g}|$**   
**5      $\mathcal{T} = \mathcal{T} \cup j$**   
**6      $\mathbf{\Upsilon}_{PR} = \mathbf{\Upsilon}(:, j) \odot \mathbf{R}_{eq}$**   
**7      $\mathbf{g}_{PR} = (\mathbf{\Upsilon}_{PR})^H \mathbf{r}$**   
**8      $j = \arg \max |\mathbf{g}_{PR}|$**   
**9      $\mathcal{R} = \mathcal{R} \cup j$**   
**10     $\hat{\mathbf{h}} = [\mathbf{\Upsilon}(:, \mathcal{T}) \odot \mathbf{R}_{eq}(:, \mathcal{R})]^\dagger \hat{\mathbf{h}}$**   
**11     $\mathbf{r} = \hat{\mathbf{h}} - [\mathbf{\Upsilon}(:, \mathcal{T}) \odot \mathbf{R}_{eq}(:, \mathcal{R})] \hat{\mathbf{h}}$**   
**12     $\epsilon = \frac{1}{N_{ativ}} \|\mathbf{r}\|_2^2$**   
**13     $k := k + 1$**   
**14    fim**  
**15 fim**  
**Saída:**  $\hat{\mathbf{h}} = [\mathbf{\Psi}(:, \mathcal{T}) \odot \mathbf{R}(:, \mathcal{R})] \hat{\mathbf{h}}$

---

valores — conforme indicado na linha 6 do Algoritmo 2.

Para refinar os pontos do *grid* e, assim, mitigar o erro *off-grid* presente na estimativa preliminar, aplica-se uma rotação de fase, isto é, uma perturbação controlada no *grid* do dicionário. Essa rotação é implementada como uma busca local direcionada, baseada em uma matriz de rotação definida por:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{R} &= \Delta \mathbf{\Psi}_{(Az)} \otimes \Delta \mathbf{\Psi}_{(El)} \\
 &= [\mathbf{a}(\Delta \nu(0)), \dots, \mathbf{a}(\Delta \nu(N_{Az} - 1))] \otimes [\mathbf{a}(\Delta \xi(0)), \dots, \mathbf{a}(\Delta \xi(N_{El} - 1))] \\
 &= [\mathbf{a}(\Delta \nu(0), \Delta \xi(0)), \dots, \mathbf{a}(\Delta \nu(0), \Delta \xi(N_{El} - 1)), \dots, \mathbf{a}(\Delta \nu(N_{Az} - 1), \Delta \xi(N_{El} - 1))]
 \end{aligned} \tag{4.22}$$

Nessa definição,  $\mathbf{a}(\Delta \nu)$  e  $\mathbf{a}(\Delta \xi)$  são os vetores de direção de azimuth e elevação, uniformemente espaçados para o estágio de rotação. O espaçamento básico obtido a partir das equações (4.6) e (4.7) é, respectivamente,  $\frac{2}{N_{Az}}$  para o azimuth e  $\frac{2}{N_{El}}$  para a elevação.

Assim, os deslocamentos angulares gerados são definidos pelas seguintes expressões:

$$\Delta \nu = 2 \left[ \frac{-1}{N_{Az}} + \frac{2l}{N_{Az} N_{RIS,h}} \right], \quad l = [0, 1, \dots, (N_{RIS,h} - 1)], \tag{4.23}$$



$$\Delta\xi = 2 \left[ \frac{-1}{N_{El}} + \frac{2l}{N_{El}N_{RIS,v}} \right], \quad l = [0, 1, \dots, (N_{RIS,v} - 1)]. \quad (4.24)$$

Essas equações descrevem os deslocamentos de rotação angular nos domínios de azimute e elevação. Nota-se que os valores de  $\Delta\nu$  variam de forma linear e simétrica dentro do intervalo que vai de  $\frac{-2}{N_{Az}}$  até  $\frac{2}{N_{Az}}$ . De forma análoga, os valores de  $\Delta\xi$  variam de  $\frac{-2}{N_{El}}$  até  $\frac{2}{N_{El}}$ .

Essa variação controlada cria uma faixa de pontos mais densamente distribuídos ao redor da estimativa preliminar, garantindo o refinamento local do *grid* sem a necessidade de aumentar significativamente o tamanho da matriz de amostragem original. Consequentemente, o mecanismo de rotação de fase contribui para reduzir de maneira eficaz o erro *off-grid*.

É destacado ainda que  $\mathbf{R}$  é uma matriz  $N_{RIS} \times N_{RIS}$ . No entanto, como a rotação de fase corresponde apenas aos sinais recebidos pelos elementos ativos da RIS, é necessário criar uma matriz de rotação equivalente  $\mathbf{R}_{eq} \in \mathbb{C}^{N_{ativ} \times N_{RIS}}$ , obtida por:

$$\mathbf{R}_{eq} = \mathbf{W}\mathbf{R} \quad (4.25)$$

onde  $\mathbf{W}$  é a matriz de seleção dos elementos ativos.

Em seguida, no passo 7, é realizada uma projeção da nova matriz de amostragem  $\mathbf{Y}_{PR}$  nas estimativas do canal. No passo 8, a melhor estimativa da nova projeção é encontrada e o seu valor é armazenado no passo 9 no suporte  $\mathcal{R}$ .

Após obter a coluna de suporte da nova matriz de amostragem e os ângulos de rotação de fase, pode-se calcular o  $\hat{\mathbf{h}}$  projetando o sinal de entrada no subespaço resultante, definido por  $[\mathbf{Y}(:, \mathcal{T}) \odot \mathbf{R}_{eq}(:, \mathcal{R})]^\dagger$ , como apresentado na linha 10.

A seguir, o resíduo é atualizado de maneira semelhante ao empregado no OMP ao subtrair, na linha 11, a nova estimativa  $\hat{\mathbf{h}}$  do vetor de medições  $\hat{\mathbf{h}}$ .

Esse processo continua até que seja satisfeito um certo critério de parada. No contexto desta dissertação, os critérios de parada para todos os algoritmos serão os mesmos que os empregados no OMP.

Por fim, ao final das iterações, a partir do vetor  $\hat{\mathbf{h}}$  que contém os coeficientes esparsos que melhor se aproximam do vetor de medições  $\hat{\mathbf{h}}$ , pode-se calcular a estimativa do vetor

$\mathbf{h}$  através da seguinte equação:

$$\hat{\mathbf{h}} = [\Psi(:, \mathcal{T}) \odot \mathbf{R}(:, \mathcal{R})] \hat{\mathbf{h}} \quad (4.26)$$

Contudo, o número de vetores de direção na nova matriz de rotação continua expressivo, gerando ainda uma complexidade considerável, ainda que menor que o OMP com similar densidade de *grid* no dicionário. Consequentemente, surge o questionamento natural: seria possível adotar algum método para reduzir essa complexidade adicional? A resposta para essa indagação constitui a contribuição contida neste trabalho, que será apresentada na subseção a seguir.

### 4.3.3 O algoritmo OMP-Successive Refinements

O algoritmo OMP-SR (*Orthogonal Matching Pursuit - Successive Refinements*) é uma generalização do OMP-PR que visa aprimorar a estimação esparsa por meio de um processo iterativo de refinamento angular, mantendo baixa complexidade computacional.

No OMP-SR, a principal ideia é estender o conceito de rotação de fase aplicado no OMP-PR para uma sequência de refinamentos sucessivos. Em vez de realizar uma única rotação local com um *grid* angular mais densa, o OMP-SR aplica  $N_{\text{rot}}$  rotações sucessivas em etapas, cada uma com uma faixa angular progressivamente mais restrita e uma quantização mais refinada. Esse processo de ajuste incremental permite que o algoritmo localize os ângulos que descrevem a estrutura esparsa do canal com maior precisão, sem exigir, em nenhum estágio, uma matriz de amostragem excessivamente densificada.

Além disso, o OMP-SR generaliza a ideia de rotação ao permitir que os intervalos de busca e a densidade dos pontos do *grid* variem de forma gradual em cada etapa de rotação. Isso confere maior flexibilidade para se aproximar dos valores reais dos parâmetros contínuos, mitigando de forma eficaz o erro *off-grid* associado à discretização inicial.

Como será detalhado na Subseção 4.4, resultados de simulação indicam que o OMP-SR alcança desempenho de reconstrução comparável ao do OMP-PR em termos de erro de estimativa, mas com menor custo computacional médio. Essa redução de complexidade decorre do fato de o algoritmo não depender de um *grid* extremamente denso desde o início, mas sim de um refinamento gradual ao longo das rotações sucessivas.

---

**Algoritmo 3:** OMP - *Successive Refinements* (OMP-SR)
 

---

**Entrada:**  $\hat{\mathbf{h}}, \mathbf{W}, \Psi, N_{\text{ativ}}, N_{\text{rot}}, \mathbf{R}^{[1]}, \mathbf{R}^{[2]}, \dots, \mathbf{R}^{[N_{\text{rot}}]}, I_{\text{max}}, \sigma^2$

1 **Inicialize:**  $\mathbf{r} = \hat{\mathbf{h}}, k = 1, \epsilon = 2\sigma^2, \Upsilon^{[0]} = \mathbf{W}\Psi, \mathbf{R}_{\text{eq}}^{[t]} = \mathbf{W}\mathbf{R}^{[t]},$   
 $t = \{1, 2, \dots, N_{\text{rot}}\}, \Lambda = \emptyset, \mathcal{T} = \emptyset, \mathcal{R}^{[1]} = \mathcal{R}^{[2]} = \dots = \mathcal{R}^{[N_{\text{rot}}]} = \emptyset$

2 **enquanto**  $(\epsilon \geq \sigma^2 \ \& \ k \leq I_{\text{max}})$  **faça**

3      $\mathbf{g} = (\Upsilon^{[0]})^H \mathbf{r}$

4      $j = \text{argmax} |\mathbf{g}|$

5      $\mathcal{T} = \mathcal{T} \cup j$

6     **para**  $t = 1$  **até**  $N_{\text{rot}}$  **faça**

7          $\Upsilon^{[t]} = \Upsilon^{[t-1]}(:, j) \odot \mathbf{R}_{\text{eq}}^{[t]}$

8          $\mathbf{g} = (\Upsilon^{[t]})^H \mathbf{r}$

9          $j = \text{argmax} |\mathbf{g}|$

10         $\mathcal{R}^{[t]} = \mathcal{R}^{[t]} \cup j$

11     **fim**

12      $\Lambda = [\Lambda; \Upsilon^{[N_{\text{rot}}]}(:, j)]$

13      $\hat{\mathbf{h}} = \Lambda^\dagger \hat{\mathbf{h}}$

14      $\mathbf{r} = \hat{\mathbf{h}} - \Lambda \hat{\mathbf{h}}$

15      $\epsilon = \frac{1}{N_{\text{ativ}}} \|\mathbf{r}\|_2^2$

16      $k := k + 1$

17 **fim**

**Saída:**  $\hat{\mathbf{h}} = [\Psi(:, \mathcal{T}) \odot \mathbf{R}^{[1]}(:, \mathcal{R}^{[1]}) \odot \dots \odot \mathbf{R}^{[N_{\text{rot}}]}(:, \mathcal{R}^{[N_{\text{rot}}]})] \hat{\mathbf{h}}$

---

O algoritmo OMP-SR, descrito no algoritmo 3, também utiliza na inicialização os mesmos dados iniciais do OMP-PR. No entanto, no OMP-SR, em vez de haver apenas um segundo suporte  $\mathcal{R}$ , há  $N_{\text{rot}}$  suportes, denotados por  $\mathcal{R}^{[1], [2], \dots, [N_{\text{rot}}]}$ , os quais estão relacionados à rotação.

Assim, diferentemente de [43], no OMP-SR, após obter a seleção preliminar, calculados pelos passos 3-5, o OMP-SR aplica  $N_{\text{rot}}$  sucessivos refinamentos conforme apresentado nos passos 6-11. Em cada refinamento, uma nova matriz de amostragem  $\Upsilon^{[t]}$  é gerada a partir da seleção anterior  $\Upsilon^{[t-1]}$ . Em seguida, no passo 8, é realizada uma projeção da nova matriz de amostragem  $\Upsilon^{[t]}$  nas estimativas do canal. No passo 9, a melhor estimativa da nova projeção é encontrada e o seu valor é armazenado no passo 10. Seguindo esse procedimento, são realizados  $N_{\text{rot}}$  rotações de fase e sucessivos refinamentos. Assim, a

matriz de rotação que realiza o  $t$ -ésimo refinamento das fases  $\mathbf{R}^{[t]}$  é dada por:

$$\begin{aligned}
\mathbf{R}^{[t]} &= \Delta\mathbf{\Psi}_{Az,t} \otimes \Delta\mathbf{\Psi}_{El,t} \\
&= [\mathbf{a}(\Delta\nu(0)), \dots, \mathbf{a}(\Delta\nu(N_{Az} - 1))] \otimes [\mathbf{a}(\Delta\xi(0)), \dots, \mathbf{a}(\Delta\xi(N_{El} - 1))] \\
&= [\mathbf{a}(\Delta\nu(t, 0), \Delta\xi(t, 0)), \dots, \mathbf{a}(\Delta\nu(t, P_{SR,rot} - 1), \Delta\xi(t, P_{SR,rot} - 1))] \\
&\quad \dots, \mathbf{a}(\Delta\nu(t, P_{SR,rot} - 1), \Delta\xi(t, P_{SR,rot} - 1))]
\end{aligned} \tag{4.27}$$

em que  $\mathbf{a}(\Delta\nu(t))$  e  $\mathbf{a}(\Delta\xi(t))$  são os vetores de direção de chegada de azimuth e elevação uniformemente espaçados do  $t$ -ésimo estágio de rotação. Após a realização dos  $N_{rot}$  refinamentos, pode-se definir uma matriz de rotação acumulada que sintetiza todos os deslocamentos angulares aplicados, representando a composição sucessiva das rotações de fase. Essa matriz acumulada é utilizada em conjunto com o dicionário base para formar a estrutura final empregada na reconstrução do canal. Considerando, então, o menor espaçamento obtido nas equações (4.6) e (4.7) como sendo, respectivamente,  $\frac{2}{N_{Az}}$  e  $\frac{2}{N_{El}}$ , o intervalo nas sucessivas rotações é dado por:

$$\Delta\nu(t) = \frac{1}{\rho^{t-1}} \left[ \frac{-1}{N_{Az}} + \frac{2l}{N_{Az}(P_{SR,rot}-1)} \right], \quad l=[0, 1, \dots, (P_{SR,rot} - 1)] \tag{4.28}$$

$$\Delta\xi(t) = \frac{1}{\rho^{t-1}} \left[ \frac{-1}{N_{El}} + \frac{2l}{N_{El}(P_{SR,rot}-1)} \right], \quad l=[0, 1, \dots, (P_{SR,rot} - 1)] \tag{4.29}$$

em que  $\rho = \left\lceil \frac{|P_{SR,rot}-3|+(P_{SR,rot}-3)}{2} + 2 \right\rceil$  define o intervalo dos ângulos considerados no  $t$ -ésimo estágio,  $P_{SR,rot}$  é a quantidade de pontos (ângulos) por dimensão (azimute e elevação) em cada um dos  $t$  estágios de rotação de fase e  $t=1, \dots, N_{rot}$ . Note que a cada estágio, os intervalos e os ângulos considerados serão cada vez menores. Destaca-se ainda que cada  $\mathbf{R}^{[t]}$  é uma matriz  $N_{RIS} \times P^2_{SR,rot}$ . Porém, como a rotação de fase corresponde apenas aos sinais recebidos pelos elementos ativos da RIS, é necessária a criação de  $N_{rot}$  matrizes de rotações equivalentes obtidas por:

$$\mathbf{R}_{eq}^{[t]} = \mathbf{W}\mathbf{R}^{[t]}, \quad t = [1, 2, \dots, N_{rot}] \tag{4.30}$$

em que  $\mathbf{W}$  representa a matriz de seleção dos elementos ativos. Dessa forma, cada  $\mathbf{R}_{eq}^{[t]}$  possui dimensão  $N_{ativ} \times P^2_{SR,rot}$ , em contraste com  $\mathbf{R}^{[t]}$ , cuja dimensão é  $N_{RIS} \times P^2_{SR,rot}$ . Ressalta-se que  $N_{rot}$  corresponde ao número de estágios de refinamento sucessivo empregados no algoritmo OMP-SR, enquanto  $N_{ativ}$  representa a quantidade de elementos ativos da RIS responsáveis pela recepção direta dos sinais, não havendo dependência direta entre ambos.

Esse conjunto de rotações é aplicado ao melhor suporte da matriz de amostragem do

estágio  $t - 1$ , formando assim uma nova matriz de amostragem (linha 7). Em seguida, busca-se o índice do melhor suporte para esta nova matriz e o processo é repetido até alcançar o estágio  $N_{rot}$ .

No passo 12, a a matriz  $\mathbf{\Lambda}$  é concatenada a coluna  $\mathbf{\Upsilon}^{[N_{rot}]}(:, j)$ , selecionada após a realização dos  $N_{rot}$  refinamentos sucessivos. A matriz  $\mathbf{\Lambda}$  armazena, portanto, as colunas da matriz de amostragem associadas aos índices escolhidos em cada iteração, representando o subespaço construído progressivamente pelo algoritmo. Esse subespaço será utilizado na linha 13 para calcular  $\hat{\mathbf{h}}$  por mínimos quadrados, projetando o vetor de medições  $\hat{\mathbf{h}}$  em  $\mathbf{\Lambda}$ .

A seguir, o resíduo é atualizado de maneira semelhante ao empregado no OMP e no OMP-SR ao subtrair, na linha 14, a nova estimativa  $\hat{\mathbf{h}}$  do vetor de medições  $\hat{\mathbf{h}}$ .

Esse processo continua até que seja satisfeito um certo critério de parada. Como dito anteriormente, os critérios de parada para os algoritmos OMP-PR e OMP-SR serão os mesmos que o empregado no OMP.

Por fim, ao término das iterações, a partir do vetor  $\hat{\mathbf{h}}$ , que contém os coeficientes esparsos que melhor se aproximam do vetor de medições  $\hat{\mathbf{h}}$ , pode-se calcular o vetor  $\hat{\mathbf{h}}$  conforme a seguinte equação:

$$\hat{\mathbf{h}} = [\mathbf{\Psi}(:, \mathcal{T}) \odot \mathbf{R}^{[1]}(:, \mathcal{R}^{[1]}) \odot \dots \odot \mathbf{R}^{[N_{rot}]}(:, \mathcal{R}^{[N_{rot}]})] \hat{\mathbf{h}} \quad (4.31)$$

Note ainda que o OMP-PR é um caso particular do OMP-SR, em que há apenas uma rotação ( $N_{rot} = 1$ ) e  $P_{SR,rot}=16$ .

## 4.4 Simulações e Resultados

Nesta subseção, o desempenho das técnicas é avaliado por meio da métrica *Normalised Mean Square Error* (NMSE), definida como

$$\text{NMSE} = \frac{\|\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|^2}{\|\mathbf{h}\|^2}. \quad (4.32)$$

Tal métrica é adotada por fornecer uma medida relativa da precisão da estimação do canal, uma vez que normaliza o erro quadrático médio pela energia do canal real. Dessa forma, torna-se possível comparar diferentes cenários de forma independente da potência absoluta do canal, além de se tratar de um parâmetro amplamente utilizado na literatura.

tura de estimação de canal assistida por RIS. Os resultados são obtidos por simulações de Monte Carlo com  $10^4$  realizações, considerando número de pontos do dicionário por dimensão  $N_D = N_{Az} = N_{El}$  e faixas angulares de elevação e azimute iguais a  $180^\circ$ . Em cada realização, os  $N_{ativ}$  elementos ativos foram selecionados aleatoriamente. Antes da apresentação dos resultados, vale destacar que as técnicas comparadas adotam resoluções distintas na busca angular. No OMP-SR, utilizaram-se apenas  $P_{SR,rot}^2 = 4$  combinações por rotação, enquanto no OMP-PR foi empregada uma única rotação com resolução fixa de  $P_{PR,rot}^2 = 256$  pontos. Os demais parâmetros do sistema podem ser verificados na Tabela 1.

Parâmetro	Valor
Número de elementos RIS, $N_{RIS}$	256
Número de elementos ativos RIS, $N_{ativ}$	64
Distância UE-RIS, $d_{3D}$	10 m [43]
Número de pontos por rotação	$P_{SR,rot}^2 = 4$ $P_{PR,rot}^2 = 256$
Número de rotações, $N_{rot}$ (OMP-SR)	8
Frequência da portadora, $f_c$	28 GHz
Fator de Rician, $\kappa$	0 (NLoS) 0,1 10 ( $\sim$ LoS)
Perda de percurso para o enlace de linha de visada LoS, $\beta^{LoS}$	82,20 dB
Perda de percurso para o componente sem linha de visada NLoS, $\beta^{NLoS}$	104,94 dB
Espaçamento entre elementos, $d$	$\lambda/2$
Número máximo de iterações, $I_{max}$	10
Ângulos de azimute, $\phi_l$	$\mathcal{U}(-\pi/2, \pi/2)$
Ângulos de elevação, $\theta_l$	$\mathcal{U}(0, \pi)$
Número de palavras por dimensão no dicionário ( $N_D = N_{Az} = N_{El}$ )	20 ou 32

Tabela 1: Parâmetros do sistema usados nas simulações

O algoritmo BP, adotado neste trabalho, é formulado como um problema de otimização convexa, no qual se busca minimizar a norma  $\ell_1$  do vetor estimado, sujeita a uma restrição sobre o erro de reconstrução. A solução é obtida no ambiente MATLAB por meio do pacote CVX, utilizando o solver SDPT3, que se baseia em métodos de ponto interior e é especialmente eficiente na resolução de problemas de programação semidefinida e cônica [143]. Essa abordagem segue a formulação clássica apresentada em [109].

Em paralelo, o algoritmo CoSaMP implementado nesta dissertação adota uma estratégia iterativa com estrutura adaptada conforme a abordagem descrita em [144]. Inicialmente, estima-se um suporte esparsos com base nas maiores correlações entre as colunas da matriz de medição e o vetor de observações. Em seguida, esse suporte é expandido

por meio da identificação de novos índices candidatos, também com base nas maiores correlações com o resíduo da estimativa anterior. Após essa expansão, resolve-se um problema de mínimos quadrados restrito ao conjunto de índices candidatos, selecionando-se apenas os coeficientes mais significativos para compor uma nova estimativa esparsa. A cada iteração, o vetor estimado e o resíduo são atualizados. O processo é repetido até que uma das seguintes condições de parada seja atendida: o erro relativo do resíduo torna-se inferior a um limiar predefinido, indicando convergência; ou o resíduo da iteração atual é maior ou igual ao da anterior, sinalizando ausência de melhora na estimativa.

Já o algoritmo MP, utilizado neste estudo, seleciona iterativamente o átomo do dicionário que maximiza a correlação com o resíduo atual. Após cada seleção, o coeficiente correspondente é atualizado, e o resíduo é recalculado como a diferença entre o vetor-alvo e a reconstrução parcial. O procedimento é repetido enquanto a energia do resíduo permanecer acima de um limiar definido ou até que se alcance um número máximo de iterações. Esses critérios de parada foram originalmente apresentados em [34], sendo amplamente utilizados na literatura de reconstrução esparsa. Ressalta-se que, embora o trabalho de [34] descreva as condições de parada, diversos autores posteriores destacam que tal abordagem busca equilibrar a fidelidade da solução com a complexidade computacional do algoritmo [111, 115].

De modo complementar às abordagens anteriores, o algoritmo SP, também implementado neste trabalho, é projetado para resolver problemas de recuperação esparsa em sistemas subdeterminados. O procedimento é aplicado coluna a coluna no conjunto de medições, iniciando-se com um suporte formado pelos  $K$  índices das colunas mais correlacionadas com o vetor de medição, ajustadas pelas normas das colunas da matriz do sistema. O parâmetro  $K$  corresponde ao nível de esparsidade do sinal, isto é, ao número máximo de coeficientes não nulos esperados na solução. Esse valor pode ser previamente conhecido a partir do modelo do problema ou, quando não disponível, estimado por meio de técnicas heurísticas ou critérios de validação. A cada iteração, o suporte é expandido com os índices de maior correlação residual, seguido de uma nova estimativa obtida por mínimos quadrados. O novo suporte é então reduzido novamente ao nível de esparsidade predefinido. Essa versão do algoritmo incorpora ainda critérios de parada inspirados em [145], que aumentam sua estabilidade frente a ruídos e variações nos dados. Três condições de parada são verificadas: (i) o resíduo normalizado pela dimensão do problema é inferior a um limiar predefinido; (ii) o resíduo cresce ou deixa de diminuir; e (iii) o suporte estimado permanece inalterado em iterações sucessivas. Esses critérios permitem ao algoritmo interromper a execução de forma segura, evitando iterações desnecessárias e

aumentando a confiabilidade na recuperação do suporte esparsos.

Com relação às rotações, para o OMP-PR, foi adotada a configuração descrita em [43], com 16 pontos por dimensão (azimute e elevação), totalizando  $P^2_{PR,rot} = 256$  combinações na criação de  $\mathbf{R}$ , cuja dimensão é  $N_{ativ} \times P^2_{PR,rot}$ . Nesse algoritmo, o conjunto de rotações é gerado por uma discretização uniforme sobre uma janela angular de extensão total  $2\Delta\nu \left[1 - \frac{1}{N_{RIS,h}}\right]$ , sendo  $\Delta\nu = \frac{2}{N_{Az}}$ , o que resulta em uma cobertura não simétrica em torno do ponto  $\nu(p)$ . Assim, a definição é dada por:

$$\begin{aligned} \Delta\nu_{OMP-PR} &= 2 \left[ \frac{-1}{N_{Az}} + \frac{2l}{N_{Az}N_{RIS,h}} \right], \quad l \in \{0, 1, \dots, N_{RIS,h} - 1\} \\ &= 2 \left[ \frac{-\Delta\nu}{2}, \frac{-\Delta\nu}{2} + \frac{\Delta\nu}{N_{RIS,h}}, \dots, \frac{-\Delta\nu}{2} + \frac{\Delta\nu(N_{RIS,h} - 1)}{N_{RIS,h}} \right]. \end{aligned} \quad (4.33)$$

e o espaçamento entre duas rotações consecutivas é obtido diretamente como

$$d_{\Delta\nu_{OMP-PR}} = \frac{2\Delta\nu}{N_{RIS,h}}. \quad (4.34)$$

Esse resultado mostra que o OMP-PR gera uma malha angular uniforme com passo constante, que diminui linearmente com o aumento de  $N_{RIS,h}$ . Assim, quanto maior o número de elementos horizontais da RIS, mais refinada é a discretização angular obtida, como ilustrado na Fig. 7.

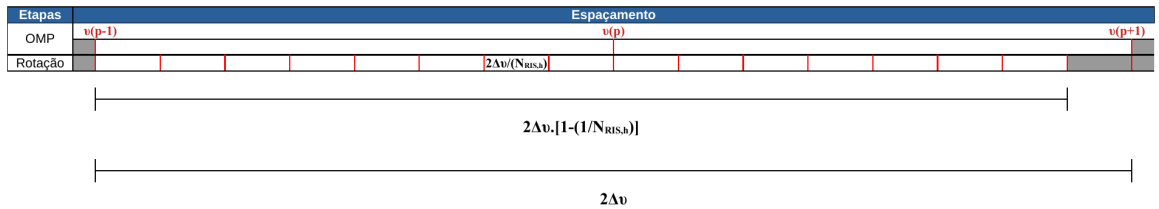


Figura 7: Ilustração do espaçamento e da malha de rotações no OMP-PR.

Por outro lado, no OMP-SR o *grid* de rotações não é fixa, mas refinada iterativamente. Como o algoritmo se beneficia de suportes progressivamente mais precisos a cada estágio, torna-se vantajoso aumentar o número de rotações disponíveis. Para viabilizar esse aumento sem elevar o custo por estágio, adotou-se  $P_{SR,rot} = 2$  pontos por dimensão, o que resulta em  $P^2_{SR,rot} = 4$  combinações por rotação e matrizes  $\mathbf{R}_{eq}^{[t]}$  de dimensão  $N_{ativ} \times 4$ . Considerou-se ainda  $N_{rot} = 8$ , totalizando apenas  $N_{rot} \cdot P_{SR,rot} = 32$  pontos avaliados ao longo do processo — valor significativamente menor que os  $P_{PR,rot} = 256$  pontos testados em uma única rotação no OMP-PR.



O vetor de rotações no OMP-SR é dado por

$$\begin{aligned}\Delta\nu_{OMP-SR}(t) &= \frac{1}{\rho^{t-1}} \left[ \frac{-1}{N_{Az}} + \frac{2l}{N_{Az}(P_{SR,rot} - 1)} \right], \quad l \in \{0, 1, \dots, P_{SR,rot} - 1\} \\ &= \frac{1}{\rho^{t-1}} \left[ \frac{-\Delta\nu}{2}, \frac{-\Delta\nu}{2} + \frac{\Delta\nu}{(P_{SR,rot} - 1)}, \dots, \frac{\Delta\nu}{2} \right],\end{aligned}\quad (4.35)$$

com espaçamento entre amostras consecutivas na rotação  $t$  dado por:

$$d_{\Delta\nu_{OMP-SR}}(t) = \left( \frac{1}{\rho^{t-1}} \right) \cdot \left[ \frac{\Delta\nu}{(P_{SR,rot} - 1)} \right]. \quad (4.36)$$

Dessa forma, o espaçamento diminui exponencialmente com o número de rotações, garantindo um refinamento progressivo a cada iteração, como ilustrado na Fig. 8.

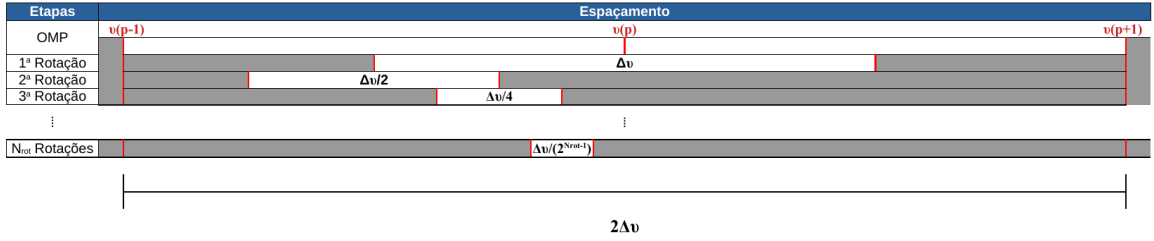


Figura 8: Esquema do refinamento progressivo de espaçamento no OMP-SR ao longo das rotações.

Um caso particular de interesse ocorre quando  $P_{SR,rot} = 2$ . Nessas condições, e considerando  $\rho = \frac{|P_{SR,rot}-3|+(P_{SR,rot}-3)}{2} + 2 = 2$ , o espaçamento na rotação  $t = N_{rot}$  resulta em:

$$d_{\Delta\nu_{OMP-SR}}(N_{rot}) = \frac{\Delta\nu}{2^{N_{rot}-1}} = \frac{2\Delta\nu}{2^{N_{rot}}}, \quad (4.37)$$

o que evidencia que o espaçamento é reduzido a cada rotação por um fator 1/2. Assim, mesmo que a discretização inicial seja grosseira, o processo de refinamento conduz a uma resolução angular bastante precisa ao final das iterações.

Em síntese, o OMP-PR gera uma malha angular uniforme, na qual o espaçamento é constante e depende apenas de  $N_{RIS,h}$  e  $N_{Az}$ . Já o OMP-SR gera uma malha adaptativa, cujo espaçamento diminui a cada rotação em função de  $\rho$ , permitindo uma exploração progressivamente mais detalhada do espaço angular.

Por fim, a perda de percurso é modelada conforme descrito em [43], utilizando o modelo *mmMAGIC UMi-Street Canyon*, da seguinte forma:

$$\beta^{LoS} = 19,2 \log(d_{3D}) + 32,9 + 20,8 \log(f_c) \quad (4.38)$$

$$\beta^{NLoS} = 45,0 \log(d_{3D}) + 31,0 + 20,0 \log(f_c) \quad (4.39)$$

onde  $d_{3D}$  representa a distância tridimensional, e  $f_c$  é a frequência da portadora.

#### 4.4.1 Análise do Desempenho

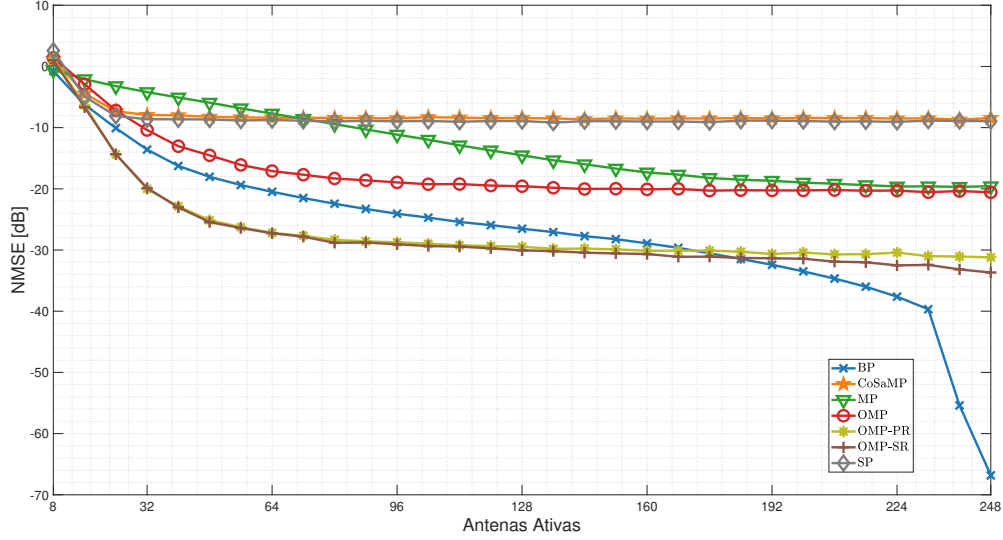


Figura 9: NMSE por  $N^o$  de elementos ativos, com  $L = 3$ ,  $N_D = 32$ ,  $\kappa = 0$  (NLoS) e  $N_{ativ}$  variando de 8 até 248 elementos

Inicialmente, na Figura 9, busca-se avaliar quantos elementos ativos são necessários nas simulações. O cenário considerado é livre de ruído, com  $N_D = 32$ , permitindo identificar uma escolha adequada de  $N_{ativ}$  para as demais simulações. Assume-se que a estimação é realizada por meio das técnicas CS/BP, CoSaMP, MP, OMP (e suas variantes OMP-PR e OMP-SR), além do método SP, sendo os erros decorrentes dessas técnicas a única fonte de imprecisão no processo de estimação do canal. A configuração adota  $L = 3$  caminhos distintos, fator de Rician  $\kappa = 0$  (cenário NLoS), e o número de antenas ativas varia de 8 até  $N_{ativ} = 248$ .

As simulações foram executadas com critérios de parada baseados em um número máximo de iterações  $I_{max}$  e na verificação do erro residual, que deveria ser inferior a uma potência de ruído equivalente a  $-30$  dB em relação à potência do sinal. Ressalta-se que não foi considerado ruído aditivo nas simulações, de modo que os algoritmos foram avaliados exclusivamente em relação à sua capacidade de estimação do canal com base nas observações disponíveis.

Observa-se que, de modo geral, o NMSE decresce com o aumento do número de antenas ativas, indicando que a ampliação da dimensão de observação favorece uma reconstrução mais precisa do canal. Essa melhoria tende a se estabilizar a partir de aproxi-

madamente 64 antenas para a maioria dos algoritmos, sugerindo que, a partir desse ponto, ganhos adicionais de desempenho se tornam marginais.

Dentre os algoritmos avaliados, o OMP-PR e o OMP-SR apresentaram consistentemente os menores valores de NMSE ao longo de quase toda a faixa de antenas ativas, atingindo níveis inferiores a  $-30$  dB a partir de aproximadamente 64 antenas e mantendo desempenho superior às demais abordagens. Tais resultados evidenciam que as estratégias de refinamento adotadas por essas variantes contribuem para estimativas mais precisas e robustas. O algoritmo OMP tradicional também apresentou desempenho satisfatório, embora tenha registrado um erro aproximadamente 10 dB superior em relação ao OMP-SR.

Por outro lado, os algoritmos SP e CoSaMP mostraram desempenho significativamente inferior, com NMSE estabilizando em torno de  $-10$  dB, mesmo com um número elevado de antenas. Esse comportamento pode ser atribuído à ausência de refinamento no suporte estimado e à possível sensibilidade à correlação entre colunas da matriz de medição. O algoritmo MP, por sua vez, apresentou desempenho intermediário. Embora inicie com NMSE elevado para baixos valores de  $N_{\text{ativ}}$ , seu desempenho melhora de forma consistente à medida que mais antenas são ativadas, estabilizando em torno de  $-20$  dB. Assim, supera SP e CoSaMP em precisão, sendo uma opção viável em cenários com restrições de complexidade computacional, apesar de não alcançar a acurácia das abordagens baseadas em OMP com refinamento.

Já o algoritmo BP apresenta desempenho intermediário ao longo da maior parte da curva, superando o OMP a partir de aproximadamente 160 antenas. Destaca-se ainda por um comportamento singular no ponto em que  $N_{\text{ativ}} = 248$ , ou seja, quando quase todas as antenas da RIS estão ativas. Nesse regime, o sistema passa a contar com medidas suficientes para estimar com maior precisão do que os outros algoritmos o vetor esparsificado do canal. Embora esse comportamento seja interessante do ponto de vista analítico, tal configuração completa nem sempre é viável em cenários práticos, devido a restrições de hardware, consumo energético ou custo. Nesse contexto, torna-se relevante avaliar configurações com menor número de antenas ativas, buscando um equilíbrio entre desempenho e complexidade. Dessa forma, como discutido anteriormente e conforme apresentado em [43], podemos considerar que  $N_{\text{ativ}} = 64$  é um valor razoável, representando 25% do número total de elementos da RIS. Nota-se ainda que os desempenhos do OMP-PR e OMP-SR superam o do OMP em aproximadamente 10 dB para  $N_D = 32$  e  $N_D = 64$ , indicando que a técnica de refinamento, ao ajustar o *grid*, gera resultados mais próximos dos ângulos verdadeiros. Por fim, observa-se que OMP-PR e OMP-SR possuem o mesmo

desempenho até aproximadamente  $N_{ativ} = 128$ , com o OMP-SR apresentando um desempenho ligeiramente superior a partir de  $N_{ativ} = 230$ .

A Figura 10 ilustra o impacto da densidade de pontos no grid do dicionário sobre a precisão da reconstrução, evidenciando a relação entre o refinamento da discretização angular e o desempenho dos algoritmos avaliados, considerando  $L = 2$  percursos,  $\kappa = 0$  (NLoS),  $SNR = 30$  dB, com  $N_D$  variando de 4 a 90. Observa-se que os algoritmos baseados em OMP — OMP-PR e OMP-SR — apresentam desempenho significativamente superior aos demais, especialmente para  $N_D \geq 16$ , alcançando valores de NMSE inferiores a  $-25$  dB. Esse resultado evidencia maior capacidade de reconstrução, mesmo com uma quantidade limitada de amostras.

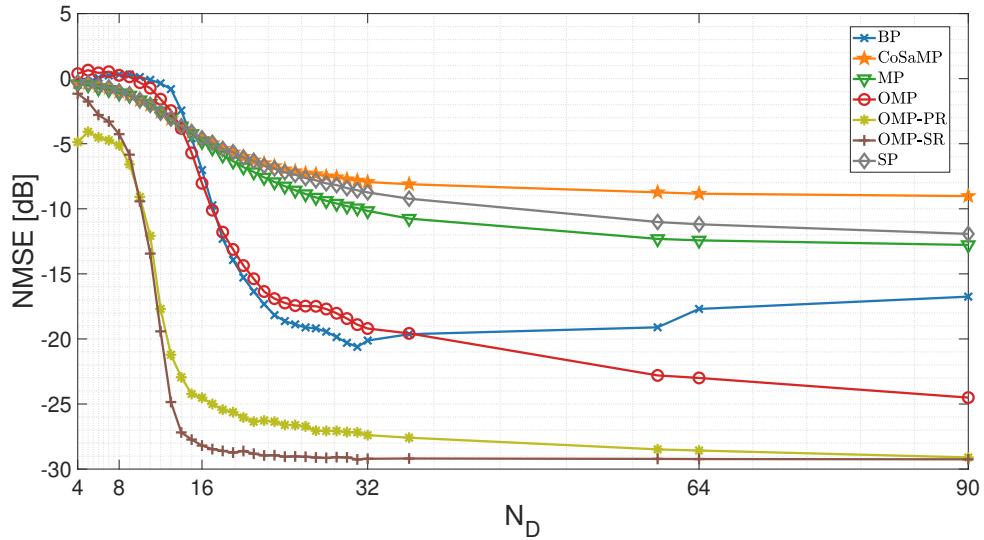


Figura 10: NMSE por  $N_D$ , com  $L = 2$ ,  $\kappa = 0$  (NLoS) e  $SNR = 30$ .

Especificamente, o OMP-SR demonstra o melhor desempenho, atingindo a menor NMSE com aproximadamente  $N_D = 20$ , a partir do qual não se observam melhorias significativas. Ainda, note-se que com valores de  $N_D$  que permitem realizar uma boa estimação do canal, o OMP-SR consegue desempenho superior ao OMP-PR por trabalhar com uma resolução angular ao final de cada iteração superior a este. A diferença de desempenho vai sendo reduzida a medida que  $N_D$  aumenta, pois ambos vão se aproximando de um patamar de desempenho imposto pelo SNR finita. Além do  $N_D = 20$ , neste trabalho, adota-se  $N_D = 32$ , valor que apresenta comportamento equivalente para o OMP-PR.

Já o algoritmo BP atinge a menor NMSE com aproximadamente  $N_D = 32$ , a partir do qual seu desempenho tende a piorar com o aumento de  $N_D$ . Isso se deve ao fato de

que, ao aumentarmos a resolução do dicionário, aumenta também o número de iterações necessárias para a convergência. Como o número máximo de iterações é fixo, isso compromete progressivamente o desempenho do algoritmo.

Já os métodos CoSaMP, MP e SP mantêm desempenho mais estável, porém com NMSE superiores aos do BP, OMP-PR e OMP-SR, sugerindo menor precisão na estimativa do canal.

O OMP tradicional, por sua vez, apresenta melhora gradual à medida que  $N_D$  aumenta, mas seu desempenho permanece inferior às versões aprimoradas. Mesmo com  $N_D = 90$ , o OMP não atinge os níveis de NMSE obtidos pelo OMP-SR com  $N_D = 20$  ou pelo OMP-PR com  $N_D = 32$ .

Já as Figuras 11 e 12 ilustram o desempenho das técnicas de estimação de canal em termos do NMSE, em função do número de percursos  $L$ , para diferentes valores de SNR, fator de desvanecimento Rician  $\kappa$  e número de pontos do dicionário por dimensão  $N_D$ . Observa-se, de forma consistente, que o aumento da SNR resulta em uma melhoria significativa no desempenho das técnicas. As linhas tracejadas (SNR de 30 dB) apresentam valores de NMSE consideravelmente menores em comparação com as linhas contínuas (SNR de 10 dB), reafirmando que uma maior razão sinal-ruído facilita a estimação precisa dos parâmetros do canal.

Para a maioria das técnicas, o NMSE tende a aumentar à medida que o número de percursos  $L$  cresce, uma vez que a estimação de um maior número de componentes do canal torna o problema mais complexo e mais suscetível a erros, especialmente quando o tamanho do dicionário é fixo. A taxa de degradação com o aumento de  $L$  varia entre os algoritmos.

Quanto ao impacto do fator de desvanecimento Rician  $\kappa$ , nota-se que, em cenários de NLoS, com  $\kappa = 0$ , as técnicas OMP-SR e OMP-PR demonstram desempenho superior e maior robustez. Em condições de desvanecimento moderado, com  $\kappa = 0,1$ , o desempenho é muito similar ao do caso NLoS, indicando que a presença de um pequeno componente LoS não reduz significativamente a dificuldade da estimação do canal, mantendo o OMP-SR e o OMP-PR como as técnicas de melhor desempenho.

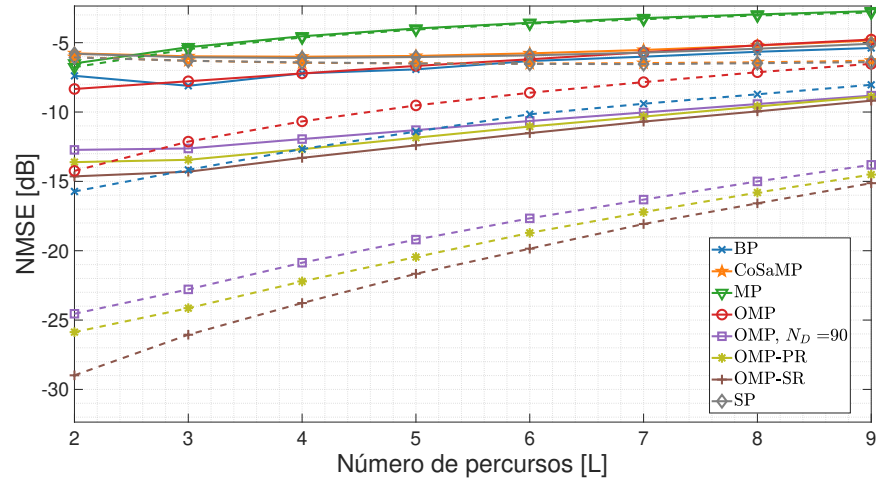
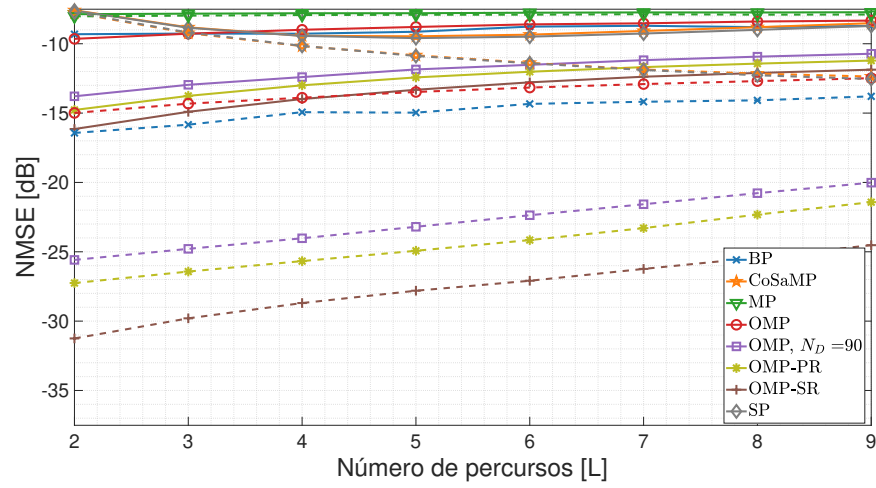
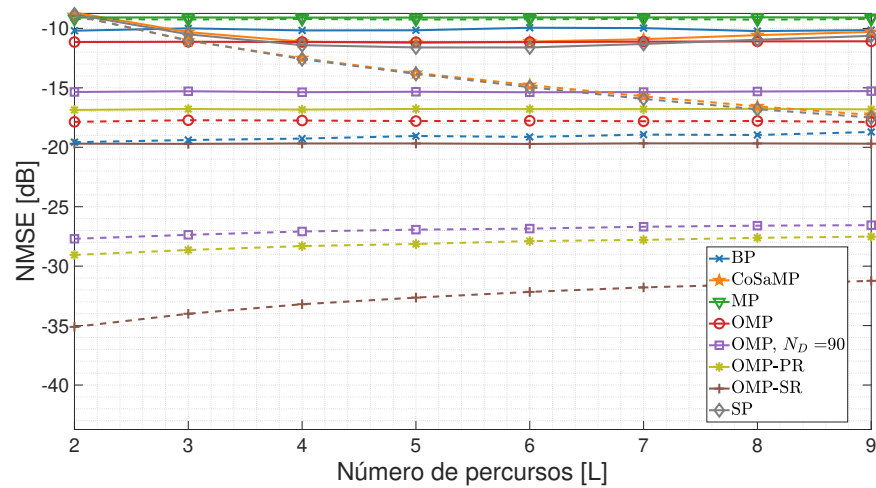
(a)  $\kappa = 0$  (NLoS)(b)  $\kappa = 0,1$ (c)  $\kappa = 10$  (LoS)

Figura 11: NMSE para  $L$  variando de 2 a 9 percursos,  $N_D = 20$  e  $\kappa$  variando de 0 a 10 com  $SNR = 10$  dB (contínua) e  $SNR = 30$  dB (linha tracejada)

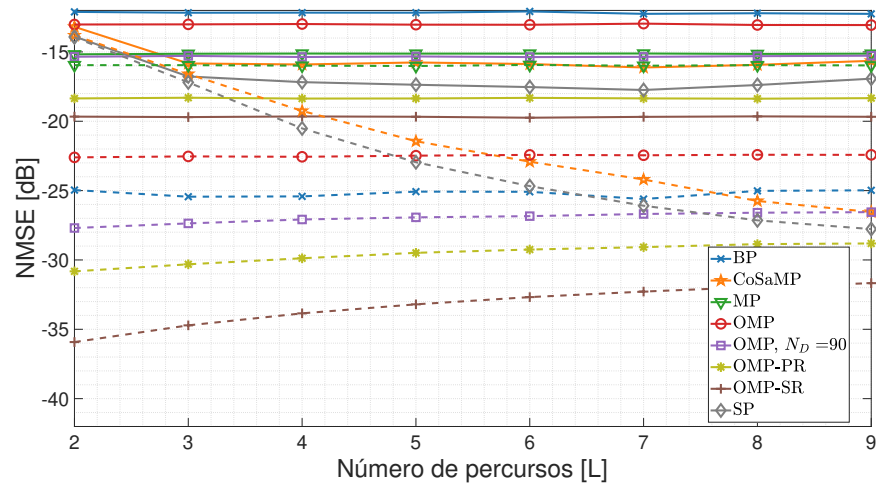
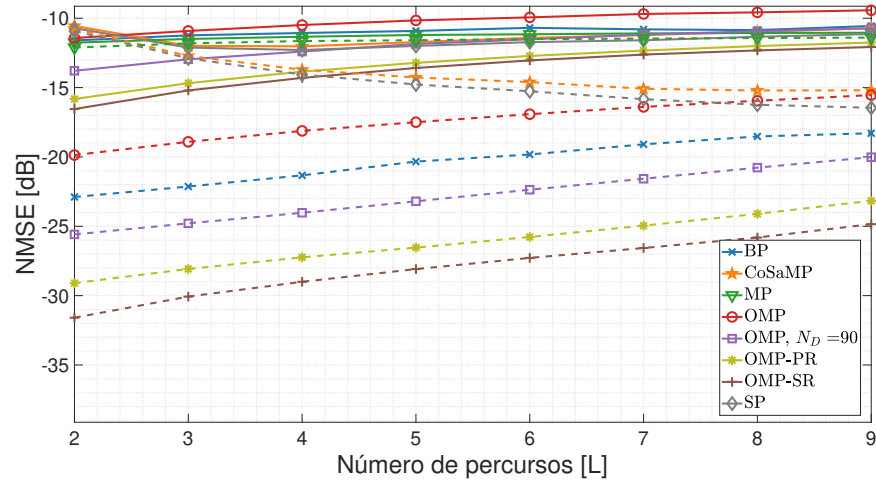
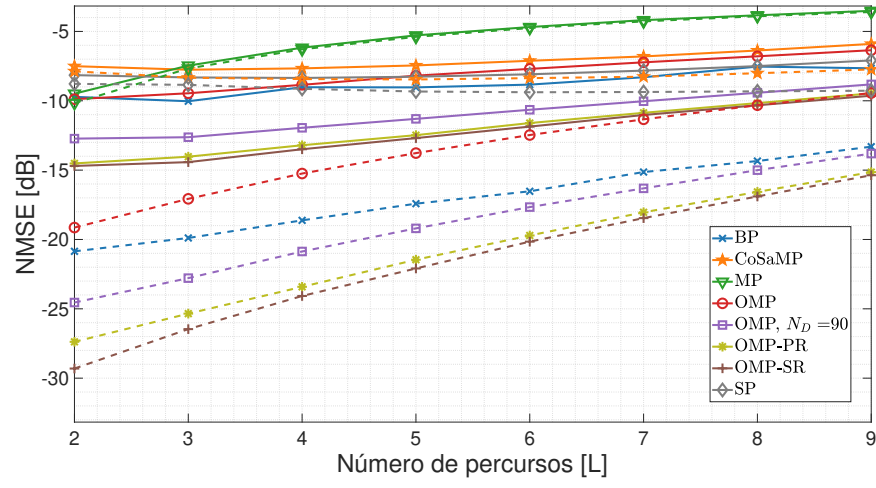


Figura 12: NMSE para  $L$  variando de 2 a 9 percursos,  $N_D = 32$  e  $\kappa$  variando de 0 a 10 com  $SNR = 10$  dB (contínua) e  $SNR = 30$  dB (linha tracejada)

Observa-se, entretanto, que a diferença de desempenho entre o OMP-SR e o OMP-PR tende a aumentar à medida que o fator de Rice ( $\kappa$ ) cresce. Esse comportamento decorre do fato de que, com o aumento de  $\kappa$ , o canal passa a ser dominado por uma componente LoS de maior potência, reduzindo a contribuição relativa dos percursos difusos. Nessa condição, a precisão na estimação do ângulo correspondente ao caminho dominante torna-se essencial para a reconstrução do canal.

Dado os parâmetros adotados nas simulações ( $N_{rot} = 8$ ,  $P^2_{SR,rot} = 4$  e  $P^2_{PR,rot} = 256$ ), o melhor desempenho do OMP-SR em relação ao OMP-PR novamente decorre da maior resolução angular que o primeiro algoritmo consegue alcançar, que é proporcional a  $1/256$  (vide eq. 4.37), versus  $1/16$  (vide eq. 4.34) do segundo. E ainda que o OMP-SR tenha uma resolução maior que a do OMP-PR, sua complexidade, como será mostrado mais a frente, é ainda menor que a deste.

Outro aspecto interessante a ser observado é o ganho de desempenho apresentado pelos algoritmos CoSaMP e SP à medida que o número de percursos  $L$  aumenta. Esse comportamento decorre da natureza iterativa e conjunta de atualização desses métodos, que exploram de forma mais eficiente a presença de múltiplos componentes significativos no vetor esparso. Diferentemente do OMP e de suas variantes, que selecionam apenas um átomo por iteração, tanto o CoSaMP quanto o SP são capazes de identificar e ajustar simultaneamente múltiplos átomos candidatos em cada etapa do processo de reconstrução. Assim, quando o canal apresenta maior número de percursos ( $L$  mais elevado), há mais informações estruturais disponíveis sobre as direções e amplitudes dos sinais incidentes, o que favorece a correção dos resíduos e a recuperação dos coeficientes do canal. Consequentemente, o CoSaMP e o SP apresentam redução do NMSE em cenários com maior dispersão angular, aproveitando melhor a redundância das componentes de múltiplos percursos.

Em relação ao aumento da resolução do dicionário por dimensão, de  $N_D = 20$  para  $N_D = 32$ , observa-se que as variantes do OMP (OMP-PR e OMP-SR) se beneficiam mais dessa ampliação do que o OMP tradicional. No OMP-PR, o dicionário mais denso contribui para alinhar melhor as rotações de fase, reduzindo o erro de quantização angular. No OMP-SR, o ganho é ainda mais evidente: embora o espaçamento inicial seja maior, o refinamento progressivo aproveita a maior densidade do dicionário para aprimorar a precisão em cada iteração, resultando em menor NMSE final. Desse modo, o OMP-SR mantém o melhor equilíbrio entre custo computacional e desempenho, apresentando maior precisão na estimação da componente dominante e maior robustez em cenários de múltiplos percursos.



Assim, as técnicas OMP-SR e OMP-PR destacam-se consistentemente como as de melhor desempenho em todos os cenários avaliados. Elas apresentam a menor taxa de degradação com o aumento de  $L$  e se mostram mais robustas em condições desafiadoras, como baixa SNR e NLoS. Sua capacidade de explorar de forma eficiente a esparsidade do canal as torna especialmente adequadas para estimação em sistemas com superfícies inteligentes reconfiguráveis (RIS). A variante OMP com dicionário de  $N_D = 90$  também apresenta desempenho competitivo, frequentemente próximo ao do OMP-SR e do OMP-PR, especialmente em cenários LoS e com  $N_D = 32$ . Isso sugere que o aumento do tamanho do dicionário pode compensar parte das limitações do OMP tradicional. Já o algoritmo CoSaMP exibe desempenho intermediário em cenários gerais, mas melhora substancialmente em condições de LoS forte ( $\kappa = 10$ ) e com maior resolução do dicionário, mostrando-se uma alternativa viável nesse tipo de ambiente. Por fim, técnicas como BP, MP, OMP e SP tendem a apresentar desempenho inferior quando comparadas às variantes OMP-SR, OMP-PR e CoSaMP. Seus valores de NMSE são significativamente mais altos, especialmente em cenários desafiadores — como baixa SNR, ambientes NLoS e alto número de percursos  $L$  —, indicando menor eficiência na exploração da esparsidade do canal.

Por fim, as Figuras 13 e 14 apresentam o desempenho de diversas técnicas de reconstrução de canal com base no NMSE em função da SNR, variando de 0 a 30 dB. Nesses experimentos, foram consideradas um canal com duas quantidades de percursos,  $L = 2$  com linhas contínuas e  $L = 5$  com linhas tracejadas, três valores do fator de desvanecimento Rician ( $\kappa = 0, 0,1, 10$ ) e dois níveis de discretização angular no dicionário de busca, com  $N_D = 20$  e  $N_D = 32$ .

Observa-se que o aumento da SNR resulta, de forma geral, em uma redução do NMSE para todas as técnicas avaliadas. Em particular, os métodos OMP com rotações, como OMP-PR e OMP-SR, apresentam os melhores desempenhos, especialmente em cenários com menos percursos ( $L = 2$ ) e com maior discretização angular ( $N_D = 32$ ). Quando o ambiente é puramente NLoS ( $\kappa = 0$ ), os ganhos proporcionados pelo uso dessas técnicas são ainda mais evidentes, atingindo valores de NMSE abaixo de -30 dB em altas SNRs. À medida que o valor de  $\kappa$  aumenta, indicando a presença de um componente dominante LoS, os métodos tradicionais como BP e OMP também melhoram, porém continuam superados pelas variantes do OMP.

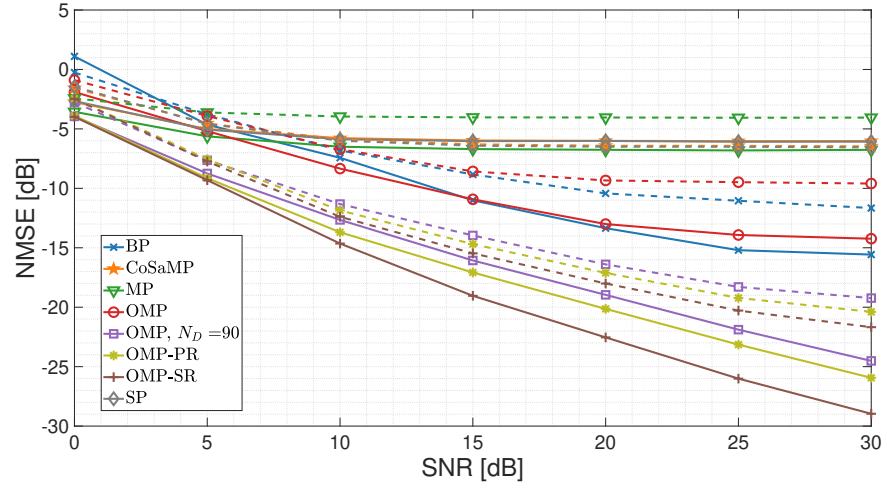
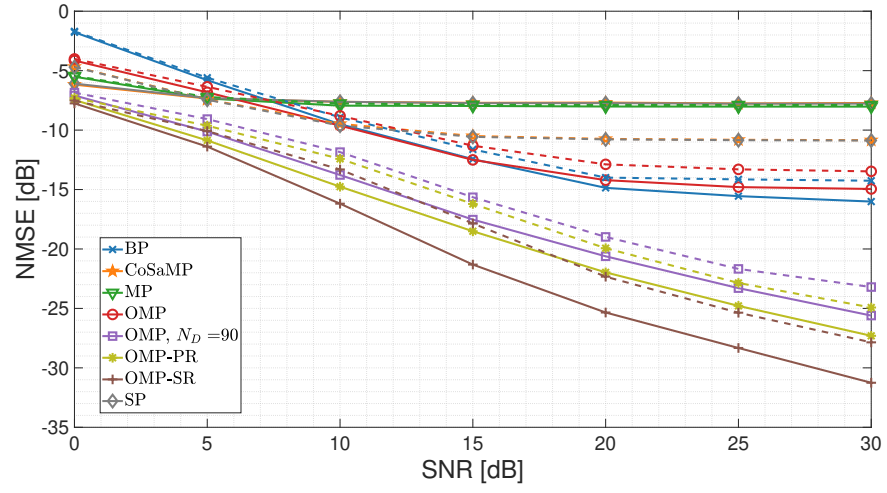
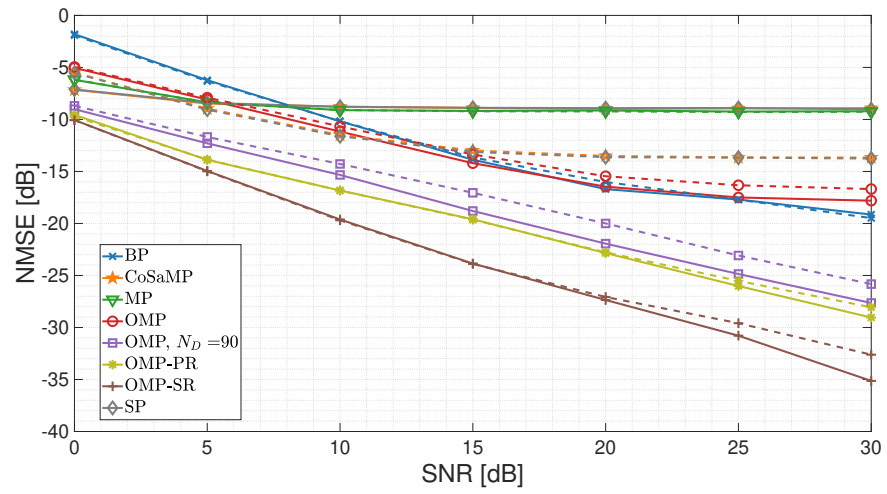
(a)  $\kappa = 0$  (NLoS)(b)  $\kappa = 0, 1$ (c)  $\kappa = 10$  (LoS)

Figura 13: NMSE para SNR variando de 0 a 30 dB,  $N_D = 20$ ,  $\kappa$  variando de 0 a 10, com  $L = 2$  (linha contínua) e  $L = 5$  (tracejado)

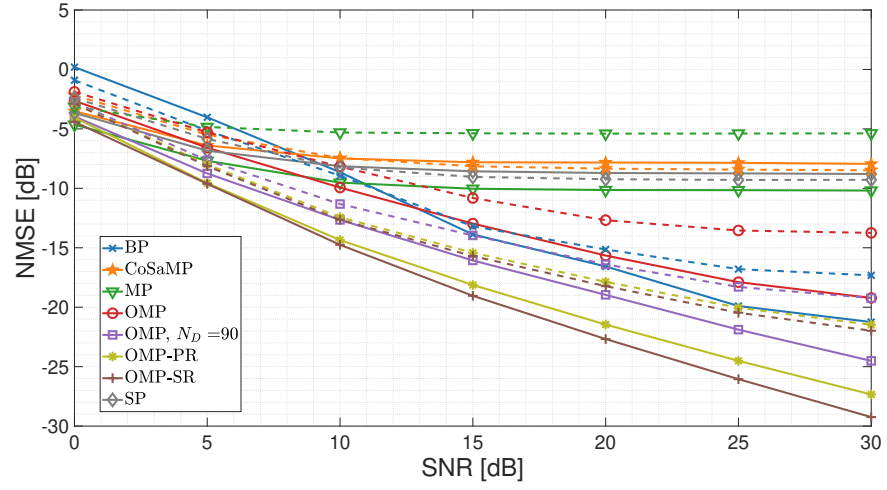
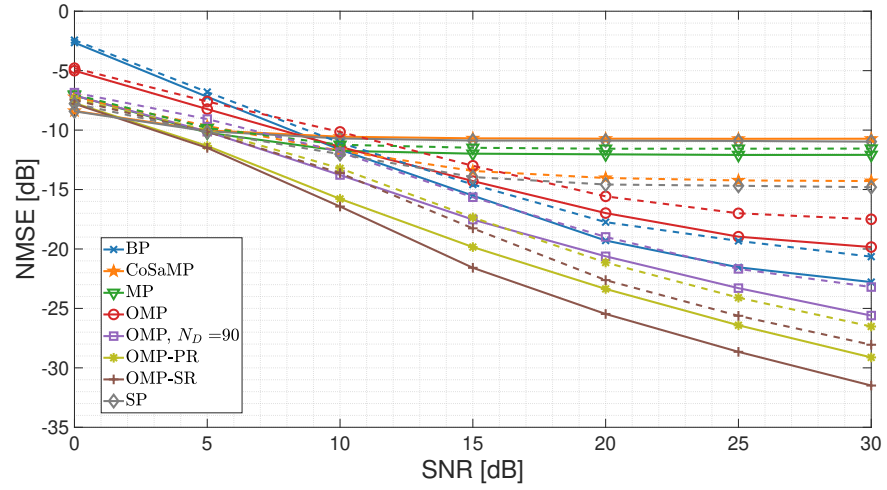
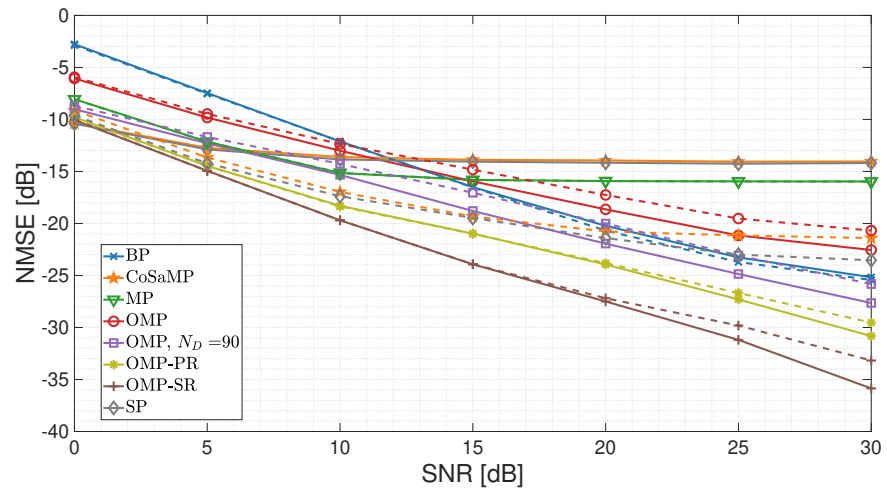
(a)  $\kappa = 0$  (NLoS)(b)  $\kappa = 0, 1$ (c)  $\kappa = 10$  (LoS)

Figura 14: NMSE para SNR variando de 0 a 30 dB,  $N_D = 32$ ,  $\kappa$  variando de 0 a 10, com  $L = 2$  (linha contínua) e  $L = 5$  (tracejado)

A presença de mais percursos no canal ( $L = 5$ ) tende, em geral, a dificultar a reconstrução do vetor esparsos, o que se reflete em um aumento do NMSE nas curvas correspondentes, especialmente em cenários NLoS. No entanto, para o caso LoS ( $\kappa = 10$ ), observa-se que os desempenhos das técnicas para  $L = 2$  e  $L = 5$  são praticamente idênticos. Esse comportamento ocorre porque, sob forte componente de linha de visada, o canal passa a ser dominado por um único percurso principal, de elevada potência, enquanto os percursos secundários apresentam contribuição marginal. Dessa forma, o vetor de medições torna-se fortemente correlacionado ao átomo associado ao caminho LoS, reduzindo a influência de  $L$  sobre o erro de estimação. Assim, todas as técnicas analisadas alcançam desempenhos semelhantes nesse cenário determinístico, com o OMP-PR e o OMP-SR mantendo sua superioridade e estabilidade em relação aos demais algoritmos. Por outro lado, métodos como MP e SP exibem desempenho praticamente constante com a variação de  $L$ , evidenciando limitações em sua capacidade de adaptação ao aumento da dispersão angular em condições NLoS.

A comparação entre os conjuntos de figuras para  $N_D = 20$  e  $N_D = 32$  revela que o uso de um dicionário mais denso contribui significativamente para a melhora da reconstrução, sobretudo nas técnicas com refinamento. Por exemplo, OMP-SR com  $N_D = 32$  supera todas as demais abordagens, inclusive em cenários com maior número de caminhos e com forte componente LoS, como ocorre para  $\kappa = 10$ . Por fim, graças novamente à maior resolução angular, o OMP-SR atinge desempenho superior ao OMP-PR.

#### 4.4.2 Análise da Complexidade Computacional

A análise da complexidade computacional nesta subseção é restrita aos algoritmos OMP, OMP-PR e OMP-SR, uma vez que representam as variações centrais da família OMP consideradas neste trabalho. Essa escolha visa concentrar a comparação nas evoluções diretas do OMP tradicional, permitindo avaliar de forma mais precisa o impacto das modificações introduzidas pelas estratégias de rotação de fase e de ajuste progressivo do dicionário angular.

A complexidade computacional é analisada em termos do número de operações de ponto flutuante (FLOPs). Para fins de comparação, assume-se que multiplicações e somas, reais ou complexas, possuem o mesmo custo computacional, embora operações complexas, na prática, demandem mais FLOPs. Considera-se ainda que operadores como transposição, conjugado Hermitiano e extração da parte real não envolvem operações aritméticas e, portanto, não são contabilizados em FLOPs.

Algoritmo	Número de operações
OMP	$S_F \cdot [N_D^2(2N_{ativ} + 1) + 2] + 2N_{ativ} \sum_{k=1}^{S_F} (k^2 + k + 1) - \frac{2}{3} \sum_{k=1}^{S_F} (k^3) + N_{ativ}(2S_F - 1)$
OMP-PR	$OMP + S_F[(3N_{ativ} + 1)P_{PR,rot} + N_{ativ}]$
OMP-SR	$OMP + S_F[(3N_{ativ} + 1)N_{rot}P_{SR,rot} + N_{ativ}]$

Tabela 2: Número de flops para  $k = 1$  até  $S_F$  iterações dos algoritmos de CE.

No caso do OMP-SR, a operação  $\mathbf{R}^{[1]}(:, \mathcal{R}^{[1]}) \odot \dots \odot \mathbf{R}^{[N_{rot}]}(:, \mathcal{R}^{[N_{rot}]})$  pode ser pré-calculada, trocando complexidade por memória. Para os parâmetros escolhidos, faz-se necessário aproximadamente 200 MB de memória, algo factível para qualquer sistema atual.

Os valores de FLOPS foram calculados com base em [43] e [146] e estão disponíveis na Tabela 2. Foi definido que  $S_F$  é o número de iterações até que a condição de parada seja alcançada.

Para realizar a comparação do número de FLOPS entre as técnicas, é apresentado nas Figuras 15 e 16 o número médio de iterações até que a condição de parada seja alcançada ( $S_F$ ), em função dos diferentes níveis de SNR, número de percursos  $L$ , fator de desvanecimento Rician  $\kappa$  e número de pontos por dimensão do dicionário  $N_D$ . Os resultados são mostrados para  $L = 2$  (linha contínua) e  $L = 5$  (linha tracejada), contemplando os casos com  $\kappa = 0$  (NLoS) e  $\kappa = 10$  (LoS), com resoluções de dicionário  $N_D = 20$  e  $N_D = 32$ .

O número médio de iterações até a convergência ( $S_F$ ) tende a crescer com o aumento da SNR para todos os algoritmos OMP analisados. Embora possa parecer contraintuitivo, a razão está no critério de parada dos algoritmos, que estabelece a continuação das iterações enquanto a energia do erro residual ( $\epsilon$ ) for maior que a potência do ruído ( $\sigma^2$ ). Com uma SNR alta, a potência do ruído ( $\sigma^2$ ) é muito baixa, estabelecendo um limiar de parada rigoroso que leva o algoritmo a executar mais iterações para encontrar até mesmo os percursos mais fracos do canal. Isso indica uma reconstrução de canal mais completa e precisa, e não uma ineficiência. Em contraste, com uma SNR baixa, o limiar de ruído mais alto faz o algoritmo terminar mais cedo. Analisando os algoritmos individualmente, o OMP e sua variante com  $N_D = 90$  mostram o crescimento mais acentuado no número de iterações. O OMP-PR, por sua vez, apresenta um crescimento mais moderado. Consistentemente, o OMP-SR requer o menor número de iterações em toda a faixa de SNR, tornando-o o mais eficiente do ponto de vista do número de passos necessários.

A comparação entre o cenário NLoS ( $\kappa = 0$ ) e LoS ( $\kappa = 10$ ) revela também o impacto da presença de uma linha de visada dominante. Todos os algoritmos demandam um

número menor de iterações no cenário LoS, pois a forte componente de linha de visada simplifica a detecção dos átomos mais relevantes do dicionário, acelerando a convergência. No ambiente NLoS, a reconstrução do canal é mais complexa e exige mais iterações. A vantagem de eficiência do OMP-SR e do OMP-PR sobre o OMP tradicional é, portanto, mais pronunciada no cenário NLoS, que é mais desafiador.

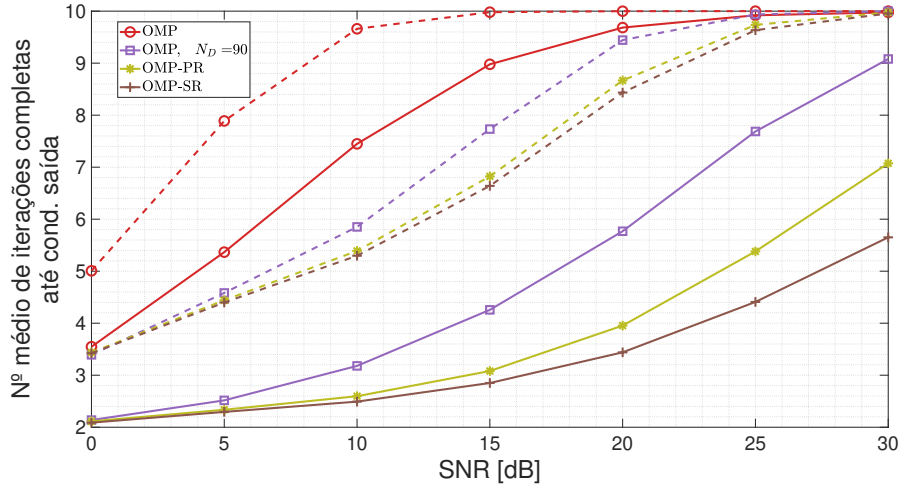
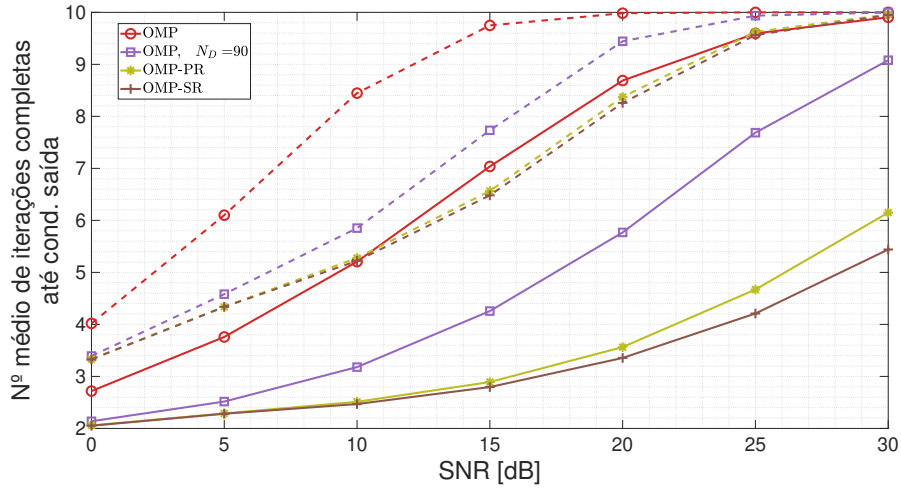
(a)  $N_D=20$ (b)  $N_D=32$ 

Figura 15: Número médio de iterações completas dos algoritmos por SNR para  $L = 2$  percursos (linha contínua),  $L = 5$  percursos (linha tracejada) e  $\kappa = 0$

Adicionalmente, a análise do efeito da densidade do dicionário, comparando  $N_D = 20$  com  $N_D = 32$ , demonstra que o aumento da resolução praticamente não altera o número médio de iterações para a convergência. Embora o número de iterações ( $S_F$ ) permaneça estável, é fundamental notar que o custo computacional *por iteração* é maior para  $N_D = 32$ , pois um dicionário mais denso aumenta a complexidade das operações. Isso significa que a maior resolução angular não resulta em um aumento do número de

passos para a convergência, mas eleva o esforço computacional geral. Este fato reforça a eficiência de algoritmos como o OMP-SR e o OMP-PR, que alcançam alto desempenho sem a necessidade de dicionários excessivamente densos.

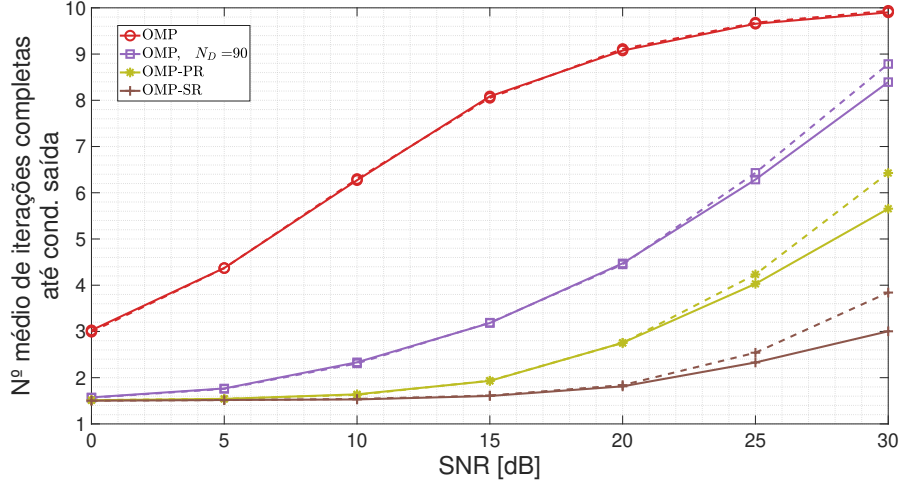
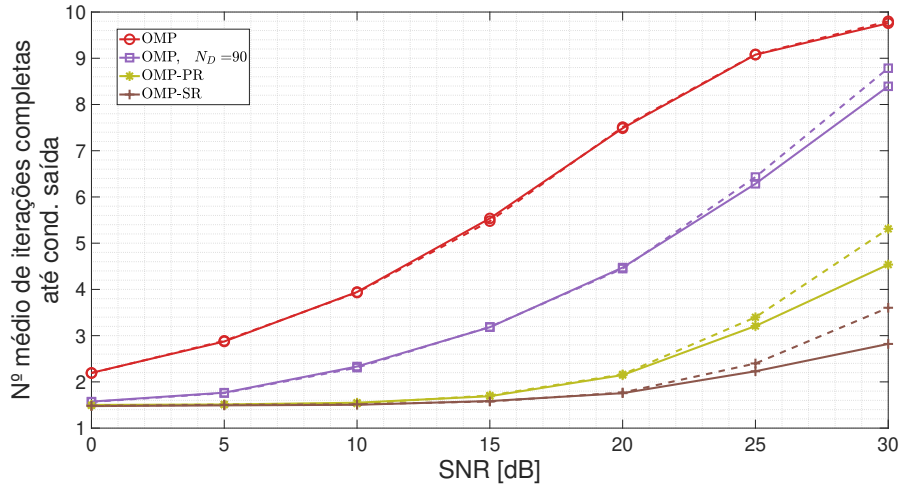
(a)  $N_D=20$ (b)  $N_D=32$ 

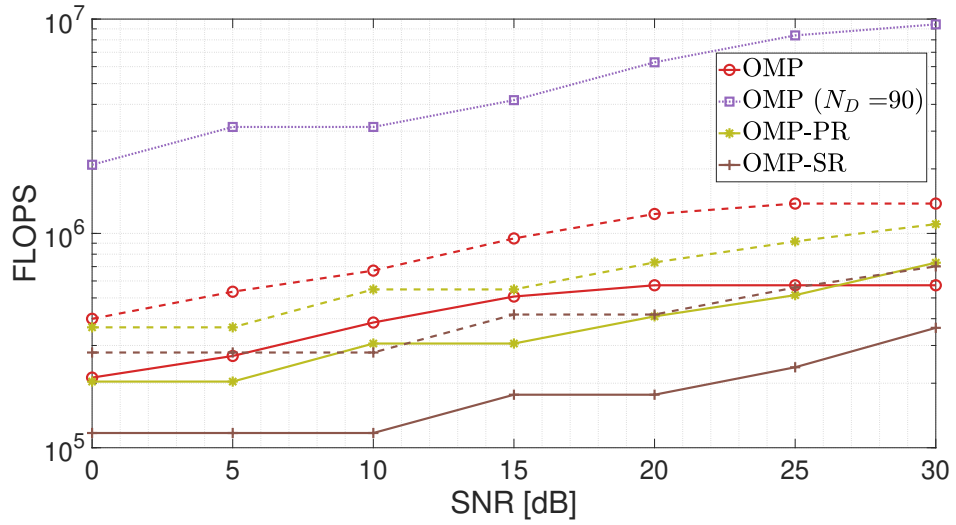
Figura 16: Número médio de iterações completas dos algoritmos por SNR para  $L = 2$  percursos (linha contínua),  $L = 5$  percursos (linha tracejada) e  $\kappa = 10$

Assim, os valores de  $S_F$ , obtidos nas Figuras 15 e 16, foram utilizados para o cálculo do número de operações em ponto flutuante (FLOPs) das técnicas OMP-PR e OMP-SR — que apresentaram o melhor desempenho — juntamente com sua versão tradicional, o OMP. Esses cálculos estão apresentados na Tabela 2, com os resultados representados graficamente nas Figuras 17 e 18, correspondentes aos casos  $L = 2$  e  $L = 5$  percursos, respectivamente.

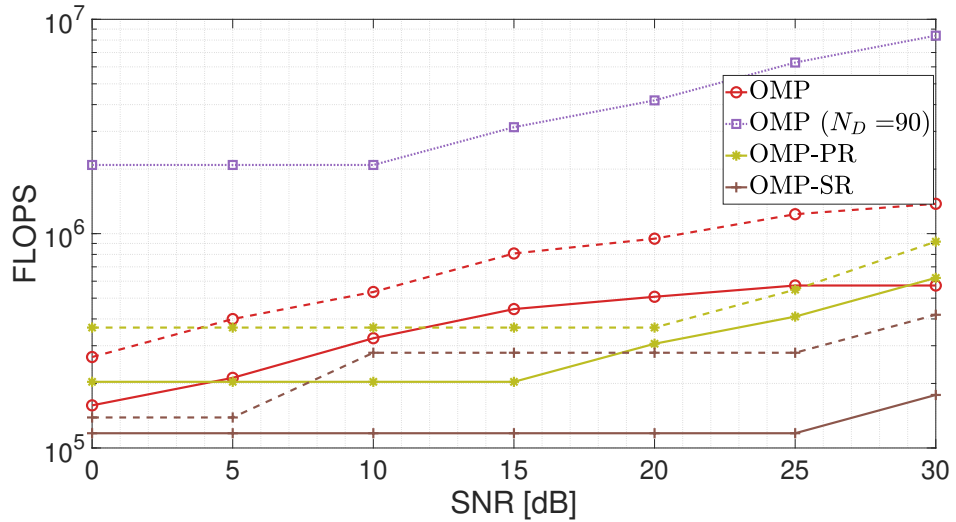
As Figuras 17 e 18 ilustram a variação do número de operações de ponto flutuante

(FLOPS) em função da razão sinal-ruído (SNR), variando de 0 a 30 dB, para os algoritmos OMP, OMP-PR e OMP-SR. A análise considera diferentes tamanhos de dicionário, especificamente  $N_D = 20$  (linha contínua),  $N_D = 32$  (linha tracejada) e  $N_D = 90$  (linha pontilhada) para o OMP.

Na Figura 17, é fixado o número de percursos do canal em  $L = 2$ , sendo comparados dois cenários de propagação: NLoS ( $\kappa = 0$ ) e LoS ( $\kappa = 10$ ). Já na Figura 18, o número de percursos é aumentado para  $L = 5$ , mantendo-se a mesma comparação entre os dois regimes de propagação ( $\kappa = 0$  e  $\kappa = 10$ ).



(a)  $\kappa = 0$



(b)  $\kappa = 10$

Figura 17: FLOPS por SNR para  $N_D = 20$  (linha contínua),  $N_D = 32$  (tracejado), OMP com  $N_D = 90$  (pontilhado) e  $L = 2$  percursos

O impacto da granularidade do dicionário sobre o custo computacional é evidente. O



aumento do número de pontos no dicionário, de  $N_D = 20$  para  $N_D = 32$ , resulta em um incremento perceptível na complexidade computacional para todos os algoritmos. Essa tendência se intensifica de forma expressiva para o OMP com  $N_D = 90$ , que representa um limite superior de complexidade, sendo o método mais oneroso em todos os cenários e ultrapassando  $10^7$  FLOPS em altas SNRs.

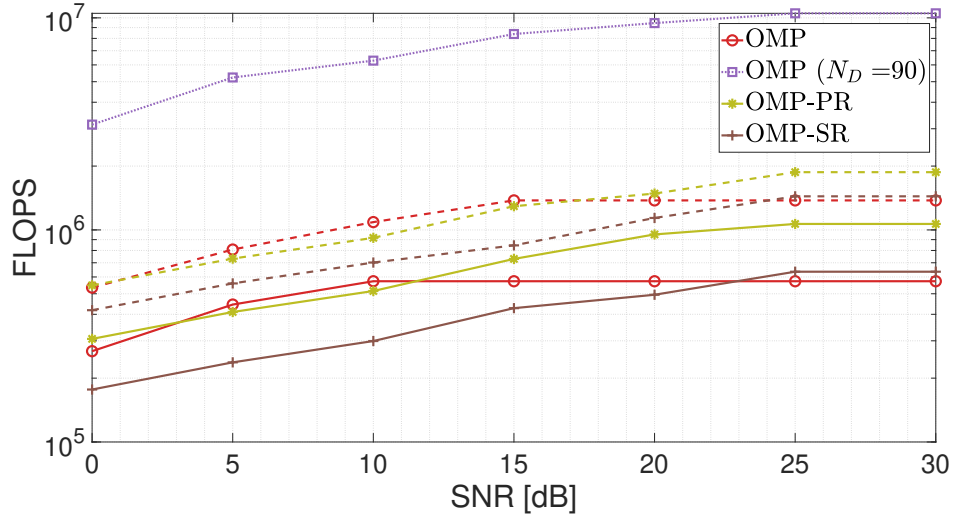
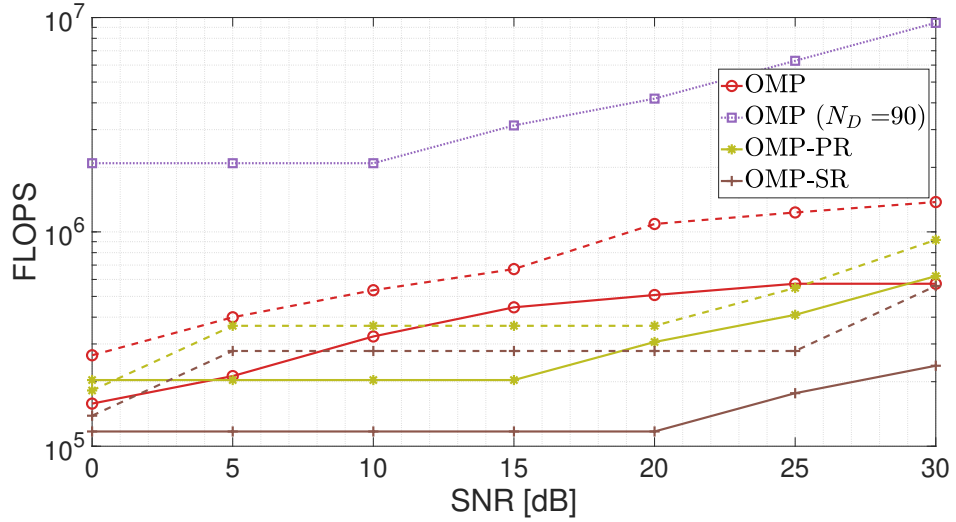
(a)  $\kappa = 0$ (b)  $\kappa = 10$ 

Figura 18: FLOPS por SNR para  $N_D = 20$  (linha contínua),  $N_D = 32$  (tracejado), OMP com  $N_D = 90$  (pontilhado) e  $L = 5$  percursos

Em contrapartida, as versões com estruturas de busca otimizadas — OMP-PR e OMP-SR — apresentam comportamento computacional significativamente mais eficiente. O OMP-SR, em particular, se destaca como a solução de menor custo em todos os casos analisados. Sua complexidade se mantém abaixo de  $10^6$  FLOPS na maior parte da faixa

de SNR, sendo consistentemente inferior à do OMP-PR, que por sua vez é mais eficiente que o OMP tradicional sob as mesmas condições de  $N_D$ . Observa-se ainda uma elevação gradual no número de FLOPs à medida que a SNR aumenta, comportamento associado ao maior número de iterações necessárias para a convergência em ambientes com menor nível de ruído, conforme discutido nas Figuras 15 e 16.

A comparação entre as Figuras 17 e 18 evidencia a influência das características do canal sobre a complexidade computacional. O aumento do número de percursos de  $L = 2$  para  $L = 5$  acarreta um crescimento substancial da carga computacional em todos os algoritmos, devido ao maior número de iterações necessárias para estimar um canal mais complexo. Além disso, o cenário com linha de visada dominante ( $\kappa = 10$ ) tende a exigir um número ligeiramente menor de FLOPS em relação ao cenário NLoS ( $\kappa = 0$ ) para a mesma configuração de  $L$ . Esse efeito decorre da maior previsibilidade do canal LoS, que favorece uma convergência mais rápida dos algoritmos de reconstrução esparsa.

Em síntese, esta análise confirma que o OMP-SR oferece o melhor equilíbrio entre desempenho e eficiência computacional. Além de alcançar o menor NMSE em uma ampla faixa de SNRs e cenários de propagação, o método requer um número significativamente reduzido de FLOPS em comparação com alternativas de desempenho similar. Esses resultados consolidam o OMP-SR como uma abordagem robusta e prática para mitigar o erro *off-grid* e reduzir o custo computacional.

Por fim, as análises apresentadas neste capítulo fornecem uma base sólida para as conclusões desta dissertação, nas quais são discutidas as principais contribuições, recomendações técnicas e perspectivas para trabalhos futuros.

## 5 CONCLUSÃO

Nesta dissertação, investigou-se de forma aprofundada o uso de Superfícies Inteligentes Reconfiguráveis (RIS) em sistemas de comunicação sem fio, com ênfase em aspectos fundamentais como modelagem do canal, estimação esparsa e algoritmos de reconstrução com baixa complexidade. O estudo evoluiu desde a compreensão conceitual das RIS até sua validação experimental em simulações detalhadas.

No Capítulo 1, foram introduzidos os conceitos fundamentais sobre RIS, incluindo sua estrutura, funcionamento e vantagens práticas, como a capacidade de manipular o ambiente de propagação de ondas eletromagnéticas de maneira controlável e passiva. Destacou-se o papel das RIS na próxima geração de redes móveis (6G), enfatizando seus benefícios em termos de eficiência energética, cobertura, segurança e mitigação de interferências. Mencionou-se também o potencial das RIS em aplicações militares, como comunicações seguras, aprimoramento de radar e guerra eletrônica, e navegação resiliente.

No Capítulo 2, abordou-se a modelagem matemática do canal em sistemas assistidos por RIS, com foco no modelo Rician para caracterizar cenários com componentes determinísticos (LoS) e aleatórios (NLoS). A modelagem considerou elementos como os vetores de resposta do arranjo de antenas, o fator de desvanecimento  $\kappa$  e a estrutura do canal, resultando em uma formulação compatível com abordagens baseadas em compressão. Explorou-se em detalhes a evolução dos metamateriais e metasuperfícies, que são a base tecnológica das RIS, destacando como essas estruturas bidimensionais permitem manipulação precisa das ondas de RF com baixa perda e compacticidade. Além disso, a capacidade de reconfiguração de metasuperfícies através de diodos PIN, MEMS e materiais de mudança de fase foi enfatizada como um passo crucial para as RIS ativas. A discussão sobre RIS híbridas, que combinam elementos passivos e ativos para estimação de canal e sensoriamento, demonstrou a versatilidade dessas arquiteturas para o controle autônomo do ambiente eletromagnético. O capítulo também detalhou as aplicações civis das RIS, como melhoria de cobertura, aumento de taxa de dados, mitigação de interferência, segurança da camada física e transferência de energia sem fio. Adicionalmente,

foram discutidos desafios práticos para a implementação das RIS, incluindo hardware, algoritmos de controle, integração de sistemas e questões de custo e logística. As aplicações militares foram exploradas em profundidade, cobrindo comunicações militares seguras e resilientes, aprimoramento de sistemas de radar e sensoriamento, guerra eletrônica (EW) e inteligência de sinais (SIGINT), além de localização e navegação resilientes, e integração em plataformas militares.

No Capítulo 3, foi detalhada a configuração de um sistema de comunicação em ondas milimétricas assistido por uma RIS híbrida, com foco na estimação separada dos canais UE-RIS e BS-RIS para reduzir a complexidade. O modelo de canal com desvanecimento Rician foi empregado, e a representação do vetor de direção de chegada (AoA) na RIS foi formalizada, destacando a importância da discretização uniforme no domínio virtual para a aplicação da amostragem compressiva. A descrição matemática dos componentes LoS e NLoS do canal, bem como a derivação das coordenadas angulares para o arranjo planar uniforme da RIS, forneceram a base para as técnicas de estimação subsequentes.

No Capítulo 4, foram apresentados os resultados numéricos, com simulações que avaliaram o NMSE em função de variáveis como SNR, número de caminhos  $L$ , número de elementos ativos da RIS, e o fator Rician  $\kappa$ . Verificou-se que os algoritmos OMP-PR e OMP-SR superaram consistentemente o OMP tradicional, MP, SP e CoSaMP, em especial em cenários de alta densidade de caminhos (maior  $L$ ) e sob condições LoS (alto  $\kappa$ ). Os ganhos de desempenho são atribuídos à melhor exploração da estrutura esparsa do canal e ao uso de refinamentos sucessivos que mitigam o erro *off-grid*. A análise da complexidade computacional demonstrou que o OMP-SR, apesar de mais elaborado que o OMP, é a solução menos custosa em termos de FLOPS, especialmente quando comparado ao OMP com dicionários densos para atingir desempenho similar. Este resultado valida a proposta de otimização dos refinamentos angulares sucessivos para um equilíbrio superior entre desempenho e complexidade. A robustez das propostas OMP-PR e OMP-SR em diferentes cenários de ruído e dispersão angular foi evidenciada, consolidando sua relevância para sistemas com RIS.

## 5.1 Recomendações técnicas

Com base nos resultados obtidos e na análise dos capítulos, as seguintes recomendações técnicas são propostas para a implementação e desenvolvimento futuro de sistemas com RIS.

Adoção de RIS híbridas com um número de elementos ativos otimizados: Recomenda-se o uso de RIS híbridas com um número otimizado de elementos ativos ( $N_{ativ} \approx 25\%$  do total de elementos, conforme resultados apresentados na Figura 9) do capítulo 4. Essa configuração permite a estimação de canal separada dos enlaces UE-RIS e BS-RIS, simplificando o problema de estimação e reduzindo a demanda por sequências piloto extensas, sem o alto custo e consumo de energia de uma RIS totalmente ativa.

Implementação de algoritmos de refinamento angulações sucessivos: É essencial empregar algoritmos de reconstrução esparsa que realizem ajuste progressivo do dicionário angular, como o proposto OMP-SR. Nesse método, o conjunto de direções é atualizado iterativamente, iniciando com um *grid* mais espaçado e, a cada etapa, concentrando o refinamento nas regiões angulares mais relevantes. Tal abordagem evita o uso de um dicionário global denso, reduz a complexidade computacional e atenua o erro *off-grid*, resultando em estimativas de canal mais precisas e eficientes em cenários com múltiplos percursos e diferentes fatores de Rician.

Otimização do tamanho do dicionário para desempenho e complexidade: Para a maioria dos cenários, um tamanho de dicionário por dimensão  $N_D$  em torno de 20 a 32 mostrou-se eficaz para o OMP-SR, oferecendo um excelente equilíbrio entre precisão e complexidade computacional. Evitar dicionários excessivamente densos (como  $N_D = 90$  para OMP tradicional) é fundamental para manter a viabilidade prática e a eficiência computacional, uma vez que eles aumentam a complexidade sem ganhos proporcionais de desempenho para as técnicas mais avançadas.

Consideração do fator do desvanecimento Rician e número de percursos: Em ambientes NLoS (baixo  $\kappa$ ), os algoritmos OMP-SR e OMP-PR são particularmente robustos e recomendados. Em cenários com forte componente LoS (alto  $\kappa$ ), onde a estimação do canal é simplificada, a diferença de desempenho entre os algoritmos diminui, permitindo maior flexibilidade na escolha da técnica. O aumento do número de percursos ( $L$ ) eleva a complexidade da estimação, mas as técnicas de refinamento (OMP-SR/PR) mantêm sua superioridade, demonstrando resiliência em ambientes mais complexos.

Integração com camadas superiores e co-design: A otimização do sistema RIS deve considerar não apenas a estimação de canal na camada física, mas também a integração com as camadas superiores da rede. Isso inclui protocolos de controle e sinalização eficientes para a RIS, além de co-design de algoritmos de beamforming e alocação de recursos que tirem proveito do conhecimento preciso do canal obtido pelas técnicas propostas.

## 5.2 Perspectivas futuras

Este trabalho abre uma série de possibilidades para continuidade e aprofundamento, visando expandir a pesquisa em RIS e abordar desafios ainda não totalmente explorados.

Em estimação de canal baseada em aprendizado de máquina com RIS híbrida, é promissor explorar o uso de Redes Neurais Profundas e *Autoencoders* esparsos. Essas abordagens podem aprender representações complexas do canal e desempenhar de forma mais robusta em cenários dinâmicos, com mobilidade de usuários e RIS, ou em condições de baixa quantidade de amostras piloto. A combinação do aprendizado de máquina com a estrutura esparsa do canal (explorada por CS) pode levar a algoritmos de estimação ainda mais eficientes e adaptativos, superando as limitações dos métodos iterativos tradicionais. Adicionalmente, investigar a aplicação de Aprendizado por Reforço para otimizar as configurações de fase da RIS e os parâmetros de estimação de canal em tempo real é uma direção promissora. Isso permitiria que a RIS aprendesse e se adaptasse dinamicamente às condições do ambiente sem a necessidade de um modelo de canal explícito ou complexas otimizações *off-line*.

Quanto à avaliação em cenários reais e prototipagem de hardware, um passo crucial é a realização de Testes em Plataformas de Prototipagem (USRPs/*Hardware-in-the-Loop*). Isso permitiria analisar o impacto de efeitos do mundo real, como ruído de hardware, não-linearidades dos componentes, atrasos de propagação e quantização de fase, oferecendo uma visão mais precisa do desempenho em ambientes práticos. É fundamental também expandir os estudos para implementação em ambientes externos e urbanos, como centros urbanos densos e zonas rurais, onde as características de propagação são mais desafiadoras. Isso incluiria a avaliação da robustez das técnicas de estimação e otimização da RIS em presença de bloqueios dinâmicos, multipercorso complexo e interferências.

No que se refere ao desenvolvimento de RIS totalmente ativas ou híbridas otimizadas, é importante aprofundar a análise de RIS com elementos ativos, considerando modelos de consumo energético e atrasos de controle mais realistas. Isso é crucial para determinar o ponto de equilíbrio ideal entre o desempenho de comunicação e a eficiência energética em diferentes aplicações. Além disso, investigar o impacto de limitações de fase realistas e quantização na resolução de fase dos elementos da RIS (e.g., quantização de 1-bit, 2-bits) na estimação de canal e no desempenho global do sistema, desenvolvendo algoritmos que sejam robustos a essas restrições, é uma perspectiva relevante.

Em termos de integração de RIS com sistemas MIMO massivo e multi-usuário, o

estudo das RIS em canais com quantização limitada e arquiteturas híbridas em sistemas MIMO massivo, combinando antenas ativas e RIS, pode oferecer ganhos expressivos em eficiência espectral e energética. Contudo, isso exige o desenvolvimento de novas estratégias conjuntas de estimação de canal, *beamforming* e alocação de recursos que considerem a complexidade e as interações entre os múltiplos elementos. Analisar desafios de co-existência e interoperabilidade entre múltiplas RIS e sistemas de comunicação tradicionais, bem como a interoperabilidade entre diferentes fabricantes e padrões, também é essencial.

Outra perspectiva relevante consiste em aprofundar a análise do algoritmo OMP-SR sob diferentes condições de discretização angular e estratégias de rotação. Nesse sentido, propõe-se avaliar o desempenho do método considerando distintos números de pontos por dimensão do dicionário ( $N_D$ ) e diferentes quantidades de rotações sucessivas, a fim de investigar o impacto direto dessas variáveis na precisão da estimação e na complexidade computacional. Esse estudo poderá orientar a escolha de configurações mais adequadas para cenários com restrições de hardware ou requisitos de baixa latência. Além disso, é de grande interesse explorar a aplicação do OMP-SR em ambientes com canais que variam rapidamente no tempo, caracterizados por alta mobilidade dos usuários ou alterações dinâmicas na geometria da RIS. Nesses casos, torna-se necessário adaptar o algoritmo para rastrear as variações do canal em tempo quase real, possivelmente incorporando técnicas de atualização incremental ou previsão baseada em aprendizado de máquina, de modo a avaliar sua robustez e capacidade de generalização em cenários de comunicação dinâmicos e realistas.

Finalmente, os avanços em segurança física e comunicações furtivas com RIS são um campo promissor. Desenvolver técnicas mais sofisticadas de ofuscação de Canal e *Jamming* Inteligente utilizando RIS permitiria aumentar a segurança na camada física, tornando a interceptação por adversários mais difíceis, além de possibilitar ataques eletrônicos direcionados com menor consumo de energia. Aprofundar o estudo das RIS para comunicação com Baixa Probabilidade de Interceptação (LPI) e Detecção (LPD) é de particular interesse para aplicações militares e de segurança, explorando a capacidade da superfície de moldar os padrões de irradiação para minimizar a energia detectável por receptores indesejados. Por fim, projetar mecanismos baseados em RIS para detecção de ataques (*Jamming/Spoofing*) e resiliência de forma mais eficaz, aumentando a resiliência das comunicações, completa as perspectivas futuras.

Assim, conclui-se que as RIS representam uma inovação disruptiva com alto potencial para transformar as comunicações sem fio, desde que sejam acompanhadas de modelos

precisos, algoritmos eficientes e arquiteturas que considerem suas particularidades. Esta dissertação contribui com avanços nessa direção, fornecendo bases teóricas e práticas para a estimação de canal em sistemas RIS e propondo alternativas promissoras para o seu uso eficiente. Em conjunto, os resultados e análises desta dissertação reforçam o potencial das RIS híbridas como tecnologia essencial para sistemas 6G, conciliando eficiência espectral, energética e computacional.



## REFERÊNCIAS

- 1 WILD, T. *et al.* Joint design of communication and sensing for beyond 5G and 6G systems. *IEEE Access*, v. 9, p. 30845–30857, 2021.
- 2 SHAMSABADI, A. A. *et al.* *Exploring the 6G Potentials: Immersive, Hyper Reliable, and Low-Latency Communication*. 2024. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2407.11051>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 3 SIDDIKY, M. N. A. *et al.* A comprehensive exploration of 6G wireless communication technologies. *Computers*, v. 13, n. 1, 2024. ISSN 2073-431X. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-431X/14/1/15>.
- 4 DANG, S. *et al.* What should 6G be? *Nature Electronics*, v. 3, n. 1, p. 20–29, jan. 2020. ISSN 2520-1131. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1038/s41928-019-0355-6>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 5 VISWANATHAN, H.; MOGENSEN, P. E. Communications in the 6G era. *IEEE Access*, v. 8, p. 57063–57074, 2020.
- 6 GE, X. *et al.* 5G ultra-dense cellular networks. *IEEE Wireless Communications*, v. 23, n. 1, p. 72–79, 2016.
- 7 BUSARI, S. A. *et al.* Millimeter-wave massive MIMO communication for future wireless systems: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, v. 20, n. 2, p. 836–869, 2018.
- 8 NADEEM, Q.-U.-A. *et al.* Intelligent reflecting surface-assisted multi-user MISO communication: Channel estimation and beamforming design. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, v. 1, p. 661–680, 2020.
- 9 NADEEM, Q.-U.-A. *et al.* Asymptotic analysis of RZF over double scattering channels with mmse estimation. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 18, n. 5, p. 2509–2526, 2019.
- 10 BASAR, E. *et al.* Wireless communications through reconfigurable intelligent surfaces. *IEEE Access*, v. 7, p. 116753–116773, 2019.
- 11 WU, Q.; ZHANG, R. Towards smart and reconfigurable environment: Intelligent reflecting surface aided wireless network. *IEEE Communications Magazine*, IEEE, v. 58, n. 1, p. 106–112, 2020.
- 12 TAHA, A.; ALRABEIAH, M.; ALKHATEEB, A. Enabling large intelligent surfaces with compressive sensing and deep learning. *IEEE Access*, v. 9, p. 44304–44321, 2021.
- 13 HAN, Y. *et al.* CSI acquisition in RIS-assisted mobile communication systems. *National Science Review*, v. 10, n. 8, Maio 2023. ISSN 2095-5138. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/nsr/nwad127>. Acesso em: 07 ago. 2025.

- 14 WANG, P. *et al.* Compressed channel estimation for intelligent reflecting surface-assisted millimeter wave systems. *IEEE Signal Processing Letters*, v. 27, p. 905–909, 2020.
- 15 LIU, Y. *et al.* Reconfigurable intelligent surfaces: Principles and opportunities. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, v. 23, n. 3, p. 1546–1577, 2021.
- 16 PEROVIĆ, N. S.; RENZO, M. D.; FLANAGAN, M. F. Channel capacity optimization using reconfigurable intelligent surfaces in indoor mmWave environments. In: *ICC 2020 - 2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 1–7.
- 17 HUANG, C. *et al.* Holographic MIMO surfaces for 6G wireless networks: Opportunities, challenges, and trends. *IEEE Wireless Communications*, v. 27, n. 5, p. 118–125, 2020.
- 18 NADEEM, Q.-U.-A. *et al.* *Intelligent Reflecting Surface Assisted Wireless Communication: Modeling and Channel Estimation*. 2019. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1906.02360>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 19 ZHOU, S. *et al.* Spectral and energy efficiency of IRS-assisted MISO communication with hardware impairments. *IEEE Wireless Communications Letters*, v. 9, n. 9, p. 1366–1369, 2020.
- 20 CUI, M.; ZHANG, G.; ZHANG, R. Secure wireless communication via intelligent reflecting surface. *IEEE Wireless Communications Letters*, v. 8, n. 5, p. 1410–1414, 2019.
- 21 YU, X.; XU, D.; SCHÖBER, R. Enabling secure wireless communications via intelligent reflecting surfaces. In: *2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6.
- 22 HUANG, C. *et al.* Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 18, n. 8, p. 4157–4170, 2019.
- 23 BJÖRNSON, E. *et al.* Intelligent reflecting surface versus decode-and-forward: How large surfaces are needed to beat relaying? *IEEE Wireless Communications Letters*, v. 9, n. 2, p. 244–248, 2020.
- 24 LIU, S. *et al.* Deep denoising neural network assisted compressive channel estimation for mmWave intelligent reflecting surfaces. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 69, n. 8, p. 9223–9228, 2020.
- 25 WU, Q. *et al.* Intelligent reflecting surface-aided wireless communications: A tutorial. *IEEE Transactions on Communications*, v. 69, n. 5, p. 3313–3351, 2021.
- 26 RENZO, M. D. *et al.* Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces: How it works, state of research, and the road ahead. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 38, n. 11, p. 2450–2525, 2020.
- 27 TANG, W. *et al.* Wireless communications with reconfigurable intelligent surface: Path loss modeling and experimental measurement. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 20, n. 1, p. 421–439, 2021.

- 28 GUERRA, D. W. M.; ABRÃO, T. RIS-aided system channel estimation using NN. In: *Symp. on Internet of Things*. [S.l.: s.n.], 2022. p. 1–4.
- 29 ARDAH, K. *et al.* Trice: A channel estimation framework for RIS-aided millimeter-wave MIMO systems. *IEEE Signal Processing Letters*, v. 28, p. 513–517, 2021.
- 30 BJÖRNSON, E. *et al.* Reconfigurable intelligent surfaces: A signal processing perspective with wireless applications. *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 39, n. 2, p. 135–158, [Mar] 2022. ISSN 1558-0792. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1109/MSP.2021.3130549>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 31 FERNANDES, A. J.; PSAROMILIGKOS, I. Channel estimation for reconfigurable intelligent surface-assisted full-duplex MIMO with hardware impairments. *IEEE Wireless Communications Letters*, v. 12, n. 10, p. 1697–1701, 2023.
- 32 JIA, C. *et al.* High-resolution channel estimation for intelligent reflecting surface-assisted mmwave communications. In: *2020 IEEE 31st Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 1–6.
- 33 MA, X. *et al.* Joint channel estimation and data rate maximization for intelligent reflecting surface assisted terahertz MIMO communication systems. *IEEE Access*, v. 8, p. 99565–99581, 2020.
- 34 MALLAT, S.; ZHANG, Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 41, n. 12, p. 3397–3415, 1993.
- 35 TROPP, J. Greed is good: algorithmic results for sparse approximation. *IEEE Trans. on Inf. Theory*, v. 50, n. 10, p. 2231–2242, 2004.
- 36 NEEDELL, D.; TROPP, J. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, v. 26, n. 3, p. 301–321, 2009. ISSN 1063-5203. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1063520308000638>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 37 DAI, W.; MILENKOVIC, O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 55, n. 5, p. 2230–2249, 2009.
- 38 YU, Y. *et al.* Review on channel estimation for reconfigurable intelligent surface assisted wireless communication system. *Mathematics*, v. 11, n. 14, 2023. ISSN 2227-7390. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2227-7390/11/14/3235>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 39 ALEXANDROPOULOS, G. C.; VLACHOS, E. A hardware architecture for reconfigurable intelligent surfaces with minimal active elements for explicit channel estimation. In: *IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Proc.(ICASSP)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 9175–9179.
- 40 TAHA, A.; ALRABEIAH, M.; ALKHATEEB, A. Deep learning for large intelligent surfaces in millimeter wave and massive MIMO systems. In: *2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6.

- 41 WEI, X.; SHEN, D.; DAI, L. Channel estimation for RIS assisted wireless communications — Part II: An improved solution based on double-structured sparsity. *IEEE Communications Letters*, v. 25, n. 5, p. 1403–1407, 2021.
- 42 ANJINAPPA, C. K. *et al.* Off-grid aware channel and covariance estimation in mmwave networks. *IEEE Transactions on Communications*, v. 68, n. 6, p. 3908–3921, 2020.
- 43 GUERRA, D. W. M.; ABRÃO, T.; HOSSAIN, E. Channel estimation in RIS-aided mmWave wireless systems using matching pursuit with phase rotation. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, [s. l.], v. 23, n. 10, p. 13187–13201, Out. 2024.
- 44 CALOZ, C.; ITOH, T. *Electromagnetic Metamaterials: Transmission Line Theory and Microwave Applications*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2005.
- 45 ENGHETA, N.; ZIOLKOWSKI, R. W. *Metamaterials: Physics and Engineering Explorations*. [S.l.]: Wiley-IEEE Press, 2006.
- 46 VESELAGO, V. G. The electrodynamics of substances with simultaneously negative values of  $\epsilon$  and  $\mu$ . *Soviet Physics Uspekhi*, v. 10, n. 4, p. 509–514, 1968.
- 47 SMITH, D. R. *et al.* Composite medium with simultaneously negative permeability and permittivity. *Physical Review Letters*, v. 84, n. 18, p. 4184–4187, Maio 2000.
- 48 PENDRY, J. Negative refraction makes a perfect lens. *Physical review letters*, v. 85, p. 3966–9, 11 2000.
- 49 LUO, C. *et al.* All-angle negative refraction without negative effective index. *phys. rev. b* 65, 201104(r). *Physical Review B*, v. 65, p. 201104, 05 2002.
- 50 JACKSON, J. D. *Classical Electrodynamics*. 3rd. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1998.
- 51 SILVEIRINHA, M. G.; ENGHETA, N. Tunneling of electromagnetic energy through subwavelength channels and bends using epsilon-near-zero materials. *Physical review letters*, v. 97, n. 15, p. 1–4, 2006.
- 52 ALÙ, A. *et al.* Epsilon-near-zero metamaterials and electromagnetic sources: Tailoring the radiation phase pattern. *Phys. Rev. B*, American Physical Society, v. 75, p. 155410, Abr. 2007. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevB.75.155410>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 53 PENDRY, J. B. *et al.* Magnetism from conductors and enhanced nonlinear phenomena. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, v. 47, n. 11, p. 2075–2084, 1999.
- 54 PENDRY, J. B. *et al.* Low frequency plasmons in thin-wire structures. *Physical Review Letters*, v. 76, n. 25, p. 4773, 1996.
- 55 ROTMAN, W. Plasma simulation by artificial dielectrics and parallel-plate media. *IRE Transactions on Antennas and Propagation*, v. 10, n. 1, p. 82–95, 1962.
- 56 SMITH, D. R.; PENDRY, J. B.; WILTSHIRE, M. C. K. Metamaterials and negative refractive index. *Science*, v. 305, n. 5685, p. 788–792, 2004.

- 57 PENDRY, J. B.; SCHURIG, D.; SMITH, D. R. Controlling electromagnetic fields. *Science*, v. 312, n. 5781, p. 1780–1782, 2006.
- 58 ZIOLKOWSKI, R. W.; KIPPLE, A. D. Design, fabrication, and testing of double negative metamaterials. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, v. 51, n. 7, p. 1516–1529, 2003.
- 59 LIBERAL, I.; ENGHETA, N. Near-zero refractive index photonics. *Nature Photonics*, v. 11, n. 3, p. 149–158, 2017.
- 60 EDWARDS, B. *et al.* Experimental verification of epsilon-near-zero metamaterial coupling and energy squeezing using a microwave waveguide. *Physical review letters*, v. 100, n. 3, p. 1–4, Jan. 2008.
- 61 LANDY, N. I. *et al.* Perfect metamaterial absorber. *Physical Review Letters*, v. 100, n. 20, p. 207402, 2008.
- 62 GLYBOVSKI, S. B. *et al.* Metasurfaces: From microwaves to visible. *Physics Reports*, v. 634, p. 1–72, 2016.
- 63 YU, N. *et al.* Light propagation with phase discontinuities: generalized laws of reflection and refraction. *Science*, v. 334, n. 6054, p. 333–337, 2011.
- 64 CUI, T. J. *et al.* Coding metamaterials, digital metamaterials and programmable metamaterials. *Light: Science & Applications*, v. 3, n. 10, p. 1–9, 2014.
- 65 HOLLOWAY, C. L. *et al.* An overview of the theory and applications of metasurfaces: The two-dimensional equivalents of metamaterials. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, v. 54, n. 2, p. 10–35, 2012.
- 66 CUI, T.; SMITH, D.; LIU, R. *Metamaterials: Theory, Design, and Applications*. [S.l.]: Springer, 2010. 1-367 p. ISBN 978-1-4419-0572-7.
- 67 POZAR, D. M. *Microwave engineering*. 4th. ed. [S.l.]: Wiley, 2012.
- 68 KILDISHEV, A. V.; BOLTASSEVA, A.; SHALAEV, V. M. Planar photonics with metasurfaces. *Science*, 2013. Disponível em: <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.1232009>.
- 69 BOMZON, Z. *et al.* Space-variant pancharatnam–berry phase optical elements with computer-generated subwavelength gratings. *Optics Letters*, v. 27, n. 13, p. 1141–1143, 2002.
- 70 SHALTOUT, A. M. *et al.* Spatiotemporal light control with active metasurfaces. *Science*, v. 364, n. 6441, p. 648, 2019.
- 71 RUDD, J. *et al.* Optical properties of vanadium dioxide and its application to thermochromic glazing: A review. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, v. 132, p. 693–708, 2015.
- 72 KOMAR, A. *et al.* Dynamic beam switching by liquid crystal tunable dielectric metasurfaces. *ACS Photonics*, v. 5, n. 5, p. 1742–1748, 2017.

- 73 SHEN, Z. *et al.* Ferroelectric BaTiO<sub>3</sub>/SrTiO<sub>3</sub> multilayered thin films for room-temperature tunable microwave elements. *Nanoscale Research Letters*, v. 8, n. 1, p. 338, 2013.
- 74 CHEN, H.-T.; TAYLOR, A. J.; YU, N. A review of metasurfaces: physics and applications. *Reports on Progress in Physics*, v. 79, n. 7, p. 076401, 2016.
- 75 BJÖRNSON, E.; HOYDIS, J.; DEBBAH, M. Massive MIMO systems with non-ideal hardware: Energy efficiency, estimation, and capacity limits. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 60, n. 11, p. 7112–7139, 2014.
- 76 ABBAS, O.; CHAABAN, A.; MARKLEY, L. *A Tunable Reflection Surface with Independently Variable Phase and Slope*. 2024. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2403.02526>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 77 ZHANG, J. *et al.* *Design and Prototyping of Transmissive RIS-Aided Wireless Communication*. 2024. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2402.05570>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 78 LIU, R. *et al.* Integrated sensing and communication with reconfigurable intelligent surfaces: Opportunities, applications, and future directions. *IEEE Wireless Communications*, v. 30, n. 1, p. 50–57, 2023.
- 79 ABDALLAH, A. *et al.* RIS-aided mmwave MIMO channel estimation using deep learning and compressive sensing. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 22, n. 5, p. 3503–3521, 2023.
- 80 BASHARAT, S. *et al.* Exploring reconfigurable intelligent surfaces for 6G: State-of-the-art and the road ahead. *IET Communications*, v. 16, n. 13, p. 1458–1474, 2022. Disponível em: <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/cmu2.12364>.
- 81 ALEXANDROPOULOS, G. C. *et al.* Hybrid reconfigurable intelligent metasurfaces: Enabling simultaneous tunable reflections and sensing for 6G wireless communications. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, v. 19, n. 1, p. 75–84, 2024.
- 82 SODE, M. *et al.* Reconfigurable intelligent surfaces for 6G mobile networks: An industry r&d perspective. 06 2024.
- 83 WYMEERSCH, H. *et al.* Radio localization and mapping with reconfigurable intelligent surfaces: Challenges, opportunities, and research directions. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, v. 15, n. 4, p. 52–61, 2020.
- 84 ABARI, O. *et al.* Hitchhike: Practical backscatter using commodity WiFi. In: *Proc. ACM SIGCOMM*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 1–13.
- 85 SHARMA, T.; CHEHRI, A.; FORTIER, P. Reconfigurable intelligent surfaces for 5G and beyond wireless communications: A comprehensive survey. *Energies*, v. 14, n. 24, 2021. ISSN 1996-1073. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/24/8219>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 86 JIAN, M. *et al.* *Reconfigurable Intelligent Surfaces for Wireless Communications: Overview of Hardware Designs, Channel Models, and Estimation Techniques*. 2022. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2203.03176>. Acesso em: 07 ago. 2025.

- 87 NAJAFI, M. *et al.* Physics-based modeling and optimization for intelligent reflecting surface assisted wireless communications. *IEEE Transactions on Communications*, IEEE, [s. l.], v. 70, n. 2, p. 1189–1203, 2022.
- 88 GALATI, G.; PAVAN, G. On the anti-intercept features of noise radars. *IET Radar, Sonar & Navigation*, v. 18, p. 1014–1035, 2024. Disponível em: <https://digital-library.theiet.org/doi/abs/10.1049/rsn2.12504>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 89 ZHOU, Z. *et al.* Ris-aided offshore communications with adaptive beamforming and service time allocation. In: *ICC 2020 - 2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1109/ICC40277.2020.9148833>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 90 PENG, Z. *et al.* Channel estimation for RIS-aided multi-user mmwave systems with uniform planar arrays. *IEEE Transactions on Communications*, v. 70, n. 12, p. 8105–8122, 2022.
- 91 MÉNDEZ-RIAL, R. *et al.* Channel estimation and hybrid combining for mmWave: Phase shifters or switches? In: *2015 Information Theory and Applications Workshop (ITA)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 90–97.
- 92 SINGH, J.; RAMAKRISHNA, S. On the feasibility of codebook-based beamforming in millimeter wave systems with multiple antenna arrays. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, v. 14, n. 5, p. 2670–2683, 2015.
- 93 MÉNDEZ-RIAL, R. *et al.* Hybrid MIMO architectures for millimeter wave communications: Phase shifters or switches? *IEEE Access*, v. 4, p. 247–267, 2016.
- 94 YILDIRIM, I.; UYRUS, A.; BASAR, E. Modeling and analysis of reconfigurable intelligent surfaces for indoor and outdoor applications in future wireless networks. *IEEE Transactions on Communications*, v. 69, n. 2, p. 1290–1301, 2021.
- 95 YANG, G. *et al.* Reconfigurable intelligent surface-assisted non-orthogonal multiple access. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Institute of Electrical and Electronics Engineers, [s. l.], v. 20, n. 5, p. 3137 – 3151, 2021. Disponível em: <https://hal.science/hal-03377191>.
- 96 DOROKHIN, S. *et al.* Reconfigurable intelligent surface MIMO simulation using quasi deterministic radio channel model. In: *2022 IEEE International Conference on Advanced Networks and Telecommunications Systems (ANTS)*. [S.l.: s.n.], 2022. p. 425–430.
- 97 HEATH, R. W. *et al.* An overview of signal processing techniques for millimeter wave MIMO systems. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, v. 10, n. 3, p. 436–453, 2016.
- 98 SAYEED, A. Deconstructing multiantenna fading channels. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 50, n. 10, p. 2563–2579, 2002.
- 99 DONOHO, D. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 52, n. 4, p. 1289–1306, 2006.

- 100 CANDES, E.; ROMBERG, J.; TAO, T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 52, n. 2, p. 489–509, 2006.
- 101 CANDES, E. J.; WAKIN, M. B. An introduction to compressive sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 25, n. 2, p. 21–30, 2008.
- 102 CHARTRAND, R. *et al.* Introduction to the issue on compressive sensing. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, v. 4, n. 2, p. 241–243, 2010.
- 103 RAPPAPORT, T. S. *et al.* Broadband millimeter-wave propagation measurements and models using adaptive-beam antennas for outdoor urban cellular communications. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, v. 61, n. 4, p. 1850–1859, 2013.
- 104 BERGER, C. R. *et al.* Application of compressive sensing to sparse channel estimation. *IEEE Communications Magazine*, v. 48, n. 11, p. 164–174, 2010.
- 105 LEE, J.; GIL, G.-T.; LEE, Y. H. Channel estimation via orthogonal matching pursuit for hybrid MIMO systems in millimeter wave communications. *IEEE Transactions on Communications*, v. 64, n. 6, p. 2370–2386, 2016.
- 106 YOU, Y. *et al.* Channel estimation for RIS assisted millimeter wave systems via OMP with optimization. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 72, n. 12, p. 16783–16787, 2023.
- 107 MARQUES, E. C. *et al.* A review of sparse recovery algorithms. *IEEE Access*, v. 7, p. 1300–1322, 2019.
- 108 CHEN, S.; DONOHO, D. Basis pursuit. In: *Proceedings of 1994 28th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. [S.l.: s.n.], 1994. v. 1, p. 41–44 vol.1.
- 109 CHEN, S. S.; DONOHO, D. L.; SAUNDERS, M. A. Atomic decomposition by basis pursuit. *SIAM Journal on Scientific Computing*, v. 20, n. 1, p. 33–61, 1998. Disponível em: <https://doi.org/10.1137/S1064827596304010>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 110 BOYD, S.; VANDENBERGHE, L. *Convex Optimization*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2004.
- 111 TROPP, J. A.; GILBERT, A. C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 53, n. 12, p. 4655–4666, 2007.
- 112 DAVENPORT, M. *et al.* Introduction to compressed sensing. *Preprint*, v. 93, 05 2012.
- 113 TIBSHIRANI, R. Regression shrinkage and selection via the LASSO. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, [Royal Statistical Society, Oxford University Press], v. 58, n. 1, p. 267–288, 1996. ISSN 00359246. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2346178>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 114 DONOHO, D. L. *et al.* Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 58, n. 2, p. 1094–1121, 2012.



- 115 ELDAR, Y.; KUTYNIOK, G. *Compressed Sensing: Theory and Applications*. Cambridge University Press, 2012. ISBN 9781107394391. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=9ccLAQAAQBAJ>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 116 CANDES, E.; TAO, T. Decoding by linear programming. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 51, n. 12, p. 4203–4215, 2005.
- 117 BÜHLMANN, P.; GEER, S. van de. *Statistics for High-Dimensional Data: Methods, Theory and Applications*. Berlin: Springer, 2011. (Springer Series in Statistics). ISBN 9783642201929. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=S6jYXmh988UC>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 118 HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; WAINWRIGHT, M. *Statistical Learning with Sparsity: The LASSO and Generalizations*. [s. l.]: CRC Press: Taylor & Francis Group, 2020. (Monographs on Statistics and Applied Probability Series). ISBN 9780367738334. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=e6P2zQEACAAJ>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 119 CANDES, E. J.; TAO, T. The dantzig selector: Statistical estimation when  $p$  is much larger than  $n$ . *The Annals of Statistics*, v. 35, n. 6, p. 2313–2351, 2007.
- 120 FRIEDMAN, J. *et al.* Pathwise coordinate optimization. *The Annals of Applied Statistics*, v. 1, n. 2, p. 302–332, 2007.
- 121 BECK, A.; TEBOULLE, M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, v. 2, n. 1, p. 183–202, 2009.
- 122 BECK, A.; TEBOULLE, M. Gradient-based algorithms with applications to signal recovery problems. *Convex Optimization in Signal Processing and Communications*, Cambridge University Press, p. 42–88, 2009.
- 123 FRIEDMAN, J.; HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R. Regularization paths for generalized linear models via coordinate descent. *Journal of Statistical Software*, v. 33, n. 1, p. 1–22, 2010.
- 124 HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. [s. l.]: Springer, 2001. (Springer series in statistics). ISBN 9780387952840. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=VRzITwgNV2UC>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 125 CORMEN, T. H. *et al.* *Introduction to Algorithms*. 3rd. ed. [S.l.]: MIT Press, 2009.
- 126 ELAD, M. *Sparse and Redundant Representations: From Theory to Applications in Signal and Image Processing*. [S.l.]: Springer Publishing Company, Incorporated, 2010. ISBN 144197010X.
- 127 PATI, Y.; REZAIIFAR, R.; KRISHNAPRASAD, P. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition. In: *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. [S.l.: s.n.], 1993. p. 40–44 vol.1.
- 128 BARANIUK, R. *et al.* A simple proof of the restricted isometry property for random matrices. *Constructive Approximation*, v. 28, p. 253–263, Dez. 2008.

- 129 DAVENPORT, M. A.; WAKIN, M. B. Analysis of orthogonal matching pursuit using the restricted isometry property. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 56, n. 9, p. 4395–4401, 2010.
- 130 TROPP, J. A. Computational methods for sparse solution of linear inverse problems. *IEEE Transactions on Information Theory*, IEEE, v. 56, n. 2, p. 956–980, 2010.
- 131 FOUCART, S.; RAUHUT, H. *A Mathematical Introduction to Compressive Sensing*. [S.l.]: Birkhäuser Basel, 2013. ISBN 0817649476.
- 132 CHEN, E.; CHU, C. Channel estimation for nc-ofdm systems based on subspace pursuit algorithm. In: . [S.l.: s.n.], 2012. p. 88–91. ISBN 978-1-4673-2197-6.
- 133 ZU, B. *et al.* Channel estimation on 60 GHz wireless system based on subspace pursuit. *Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering*, [Yogyakarta], v. 12, Set. 2014.
- 134 MOHAMMED, Y.; ABBAS, H. Millimeter wave massive MIMO channel estimation using subspace pursuit greedy algorithm. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, [s. l.], v. 870, p. 1–8, Jul. 2020.
- 135 YU, Y.; PETROPULU, A. P.; POOR, H. V. MIMO radar using compressive sampling. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, v. 4, n. 1, p. 146–163, 2010.
- 136 CHI, Y. *et al.* Sensitivity to basis mismatch in compressed sensing. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 59, n. 5, p. 2182–2195, 2011.
- 137 TANG, G. *et al.* Compressed sensing off the grid. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 59, n. 11, p. 7465–7490, 2013.
- 138 YANG, Z.; XIE, L.; ZHANG, C. Off-grid direction of arrival estimation using sparse bayesian inference. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 61, n. 1, p. 38–43, 2013.
- 139 FANNJIANG, A. C. Compressive inverse scattering: I. high-frequency SIMO/MISO and MIMO measurements. *Inverse Problems*, [s. l.], v. 26, n. 3, p. 035008, Fev. 2010. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.1088/0266-5611/26/3/035008>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 140 ENDER, J. H. On compressive sensing applied to radar. *Signal Processing*, v. 90, n. 5, p. 1402–1414, 2010. ISSN 0165-1684. Special Section on Statistical Signal & Array Processing. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165168409004721>. Acesso em: 07 ago. 2025.
- 141 TUNCER, M. A. C.; GURBUZ, A. C. Analysis of unknown velocity and target off the grid problems in compressive sensing based subsurface imaging. In: *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 2880–2883.
- 142 CHI, Y. *et al.* The sensitivity to basis mismatch of compressed sensing for spectrum analysis and beamforming. In: *Sixth Workshop on Defense Applications of Signal Processing (DASP)*. [S.l.: s.n.], 2009.

- 143 TütüNCü, R. H. *et al.* SDPT3 — a matlab software package for semidefinite programming, version 1.3. *Optimization Methods and Software*, [s. l.], v. 11, n. 1-4, p. 545–581, 2003.
- 144 MUZAVAZI, R.; OYERINDE, O. Channel estimation and data detection schemes for orthogonal time frequency space massive MIMO systems. *Computers and Electrical Engineering*, [s. l.], v. 102, p. 108215, 09 2022.
- 145 TAWFIC, I.; KAYHAN, S. K. An improved stopping condition guarantee recovery of sparse signal via subspace pursuit method. *ISA Transactions*, v. 69, Jul. 2017.
- 146 TREFETHEN, L.; BAU, D. *Numerical Linear Algebra*. [S.l.]: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1997. ISBN 9780898719574.