



PROJETO DE CODEBOOK PARA SISTEMAS MIMO ANALÓGICOS EM ONDAS MILIMÉTRICAS

Sergio Silva Chaves

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia de Sistemas e Computação, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Sistemas e Computação.

Orientador: José Ferreira de Rezende

Rio de Janeiro
Março de 2022

PROJETO DE CODEBOOK PARA SISTEMAS MIMO ANALÓGICOS EM
ONDAS MILIMÉTRICAS

Sergio Silva Chaves

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA DE SISTEMAS E COMPUTAÇÃO.

Orientador: José Ferreira de Rezende

Aprovada por: Prof. José Ferreira de Rezende
Prof. Aldebaro Barreto da Rocha Klautau
Prof. Cristiano Bonato Both
Prof. Marcel William Rocha da Silva

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL
MARÇO DE 2022

Chaves, Sergio Silva

Projeto de Codebook para Sistemas MIMO Analógicos em Ondas Milimétricas/Sergio Silva Chaves. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2022.

X, 67 p.: il.; 29,7cm.

Orientador: José Ferreira de Rezende

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia de Sistemas e Computação, 2022.

Referências Bibliográficas: p. 62 – 67.

1. Ondas Milimétricas.
2. Sistemas MIMO.
3. Codebook analógico. I. Rezende, José Ferreira de. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia de Sistemas e Computação. III. Título.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

PROJETO DE CODEBOOK PARA SISTEMAS MIMO ANALÓGICOS EM ONDAS MILIMÉTRICAS

Sergio Silva Chaves

Março/2022

Orientador: José Ferreira de Rezende

Programa: Engenharia de Sistemas e Computação

A utilização de MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) em sistemas de ondas milimétricas possibilita a implementação de conjuntos de antenas com elevada quantidade de elementos, tanto no transmissor quanto no receptor. As limitações de hardware atualmente existentes, tornam a utilização de *beamforming* analógico uma escolha natural de projeto destes modernos sistemas de comunicação. Assim, o *beamforming* analógico é frequentemente implementado através de um codebook (ou conjunto de vetores) com ajustes de fase pré-definidos, que deve ser cuidadosamente escolhido com o objetivo de melhorar o desempenho do sistema. A fim de tratar o problema de modelagem de um codebook para sistemas MIMO em ondas milimétricas, este trabalho propõe uma metodologia que leva em consideração os dados do canal de propagação baseados em técnicas de estimação semi-determinísticas, mais precisas do que as técnicas estatísticas. Tais técnicas possibilitam aproximar a representação do “mundo real” do ambiente de propagação através de sistemas computacionais (ou “mundo virtual”) utilizando a teoria eletromagnética e técnicas numéricas. Baseado nesta informação, este trabalho propõe a modelagem de um codebook vinculado ao ambiente que proporcione um melhor ganho de *beamforming*. Dessa forma, o algoritmo generalizado de Lloyd é aplicado em um conjunto de amostras de canais de treinamento gerados a partir de um *dataset* de redes veiculares. A abordagem considera também as restrições de hardware do *beamforming* analógico. Em uma etapa seguinte, com um conjunto de canais de teste, o codebook estimado é testado e comparado com o codebook DFT com fator de *oversampling*. Os resultados das simulações destacam a capacidade do codebook estimado em proporcionar melhores ganhos de *beamforming* com um codebook de tamanho reduzido.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

CODEBOOK DESIGN FOR ANALOG MILLIMETER-WAVE MIMO SYSTEMS

Sergio Silva Chaves

March/2022

Advisor: José Ferreira de Rezende

Department: Systems Engineering and Computer Science

The use of MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) in millimeter wave systems allows the implementation of sets of antennas with a high number of elements, both in the transmitter and in the receiver. Current hardware limitations make the use of analog beamforming a natural design choice for these modern communication systems. Thus, analog beamforming is often implemented through a codebook (or set of vectors) with predefined phase adjustments, which must be carefully chosen in order to improve system performance. In order to address the problem of modeling a codebook for millimeter-wave MIMO systems, this work proposes a methodology that takes into account propagation channel data based on semi-deterministic estimation techniques, which are more accurate than statistical techniques. Such techniques make it possible to approximate the representation of the “real world” of the propagation environment through computational systems (or “virtual world”) using electromagnetic theory and numerical techniques. Based on this information, this work proposes the modeling of a codebook linked to the environment that provides a better beamforming gain. In this way, Lloyd’s generalized algorithm is applied to a set of samples of training channels generated from a dataset of vehicular networks. The approach also considers the hardware constraints of analog beamforming. In a next step, with a set of test channels, the estimated codebook is tested and compared with the DFT codebook with oversampling factor. The simulation results highlight the ability of the estimated codebook to provide better beamforming gains with a reduced size codebook.

Sumário

Lista de Figuras	viii
Lista de Tabelas	x
1 Introdução	1
2 Revisão Bibliográfica	7
2.1 Trabalhos relacionados	8
2.2 Capacidade em sistemas MIMO	9
2.2.1 Eigen Beamforming	10
2.2.2 Alocação de potência utilizando waterfilling	13
2.2.3 Beamforming	14
2.2.4 Comparação de desempenho da capacidade	15
2.3 Modelagem física dos canais MIMO	17
2.3.1 Conjuntos de elementos de antenas	18
2.3.2 Modelagem física de canais MIMO com Line-Of-Sight	19
2.3.3 MIMO em ambiente de espalhamento rico	20
2.3.4 Padrão de irradiação e resolução angular	22
2.3.5 Representação de canais MIMO no domínio angular	23
2.4 Beamforming analógico de resolução finita	26
2.5 Abordagem baseada em realimentação	27
2.6 Beam-sweeping	28
2.7 Codebook DFT	29
2.8 Quantização vetorial	32
2.8.1 Algoritmo generalizado de Lloyd	33
2.8.2 Inicialização do algoritmo de Lloyd	35
3 Método Proposto	36
3.1 Modelo de sistema	36
3.2 Definição do problema	38
3.3 Modelo de canal do Ray-Tracing	40
3.4 Metodologia aplicada no projeto do codebook	42

3.4.1	Dataset	43
3.4.2	Modelagem do codebook a partir do RT	45
4	Resultados e Discussões	47
4.1	Treinamento	47
4.1.1	Desempenho da distorção	49
4.2	Teste	50
4.2.1	Desempenho do ganho de beamforming	50
4.2.2	Impacto da resolução dos deslocadores de fase	56
5	Conclusões e trabalhos futuros	60
	Referências Bibliográficas	62

Lista de Figuras

2.1	Diagrama de blocos de um canal MIMO	10
2.2	Canal MIMO com pré-codificação e combinação	12
2.3	Predição da capacidade em canais com distribuição de Rayleigh	16
2.4	Predição da capacidade em canais do Ray-Tracing	17
2.5	Canal MIMO com um caminho direto e um caminho refletido	21
2.6	Beamforming ULA, $\Delta = 0.5$ e $N = 4$	22
2.7	Beamforming ULA com aumento de N , para L fixo	23
2.8	Beamforming ULA, variando o espaçamento Δ	24
2.9	Domínio angular do canal RT	26
2.10	Sistema com realimentação	28
2.11	Codebook DFT, variando a quantidade de elementos	31
2.12	Codebook DFT, variando o fator de oversampling	32
3.1	Deployment do codebook final em estação-base do mundo real	37
3.2	Modelo de sistema	38
3.3	Modelo de iteração do Ray-Tracing	41
3.4	Esfera de recepção do Ray-Tracing	42
3.5	Múltiplos caminhos em redes V2I	43
3.6	Modelagem do ambiente de propagação no Ray-Tracing	44
3.7	Cenário de simulação	45
3.8	Fluxograma de modelagem do codebook de transmissão	46
4.1	Distribuição das amostras de treinamento, $N=4$	48
4.2	Desempenho da distorção durante o treinamento, $N=4$	49
4.3	Valor da distorção final, $N=4$	50
4.4	Distorção final após treinamento	51
4.5	Ganho de <i>beamforming</i> durante etapa de teste, $N=4$	52
4.6	Ganho médio de <i>beamforming</i> durante etapa de teste, $N=16$	53
4.7	Intervalo de confiança do ganho de <i>beamforming</i> durante etapa de teste, $N=16$	54

4.8	Intervalo de confiança do ganho de <i>beamforming</i> durante etapa de teste, N=32	55
4.9	Intervalo de confiança do ganho de <i>beamforming</i> durante etapa de teste, N=64	56
4.10	Impacto na capacidade devido resolução de fase	57

Lista de Tabelas

3.1	Comparativo entre modelos de canais estatístico e físico.	41
4.1	Comparativo entre estratégias de <i>beamforming</i> de transmissão com diferentes resoluções do ajuste de fase	58

Capítulo 1

Introdução

A comunicação sem fio em frequências de ondas milimétricas (*Millimeter Wave - mmWave*) envolve o uso da banda no espectro de frequência de 30 a 300 GHz. Nesta faixa de operação, a frequência de 60 GHz tem sido considerada promissora para emprego em produtos comerciais, tais como WLAN (*Wireless Local Area Networks*), WPAN (*Wireless Personal Area Networks*), *backhaul* e redes celulares [1]. No âmbito especificamente da indústria celular, o padrão 5G NR (*New Radio*) do 3GPP (*Third Generation Partnership Project*) estabelece a faixa de frequência entre 24.25 GHz e 52.6 GHz (FR2) para operação mmWave [2]. O maior benefício da operação em frequências mmWave é o amplo canal espectral disponível. Pode-se ter, por exemplo, canais com largura de banda de 2 GHz operando a 60 GHz [3]. Apesar da ampla largura de banda disponível, a operação em mmWave sofre por desfavoráveis características de propagação. O impacto no baixo alcance de cobertura é fortemente influenciado pela absorção de O_2 da atmosfera. A operação na frequência de onda a 60 GHz, por exemplo, interage intensamente com o O_2 atenuando a propagação do sinal em até 20 dB/Km [4]. Além disso, devido à fraca capacidade de difração, as comunicações mmWave são sensíveis ao bloqueio por obstáculos como humanos e móveis [1, 5, 6]. Observa-se que estas características, inicialmente limitantes devido a atenuação, revelam oportunidades de aplicação em sistemas de comunicação sem fio pois também possibilitam algumas vantagens, tais como o reuso de frequência e a operação simultânea de redes sem interferência mútua. Outra vantagem é a segurança decorrente do direcionamento do ganho no receptor de interesse, limitando o alcance do sinal no espaço por outros receptores [1].

Os enlaces mmWave são inerentemente direcionais. Com um comprimento de onda pequeno (da ordem de 10.7 mm operando a 28 GHz e 5 mm a 60 GHz), torna-se viável a implementação de diversos arranjos de antenas eletronicamente orientáveis, tanto no transmissor quanto no receptor, ocupando pequenas dimensões [1]. Assim, uma vez que as técnicas de processamento de sinal MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) em sistemas com múltiplas antenas no transmissor e receptor possibilitam

um compromisso fundamental na relação entre o ganho de multiplexação e o ganho de diversidade em regime de elevados níveis de SNR [7, 8], há um grande interesse na aplicação dessas técnicas em comunicações mmWave. Nesse caso, o *beamforming* direcional pode ser utilizado para adaptar o formato do padrão de irradiação dos elementos de transmissão (e recepção), visando melhorar a comunicação através, por exemplo, do ganho proporcionado pelo conjunto de elementos (ganho do *array*) e/ou ganho em graus de liberdade [1].

A ideia essencial do *beamforming* em sistemas MIMO é o envio da mesma informação através de cada antena, variando a fase e/ou a amplitude do sinal [1]. Em sistemas de micro-ondas, o *beamforming* é frequentemente realizado digitalmente na banda base, o que permite controlar tanto a fase quanto a amplitude do sinal. A arquitetura completamente digital, contudo, requer processamento e hardware dedicados para cada elemento de antena [3]. Devido ao fato de os sistemas MIMO mmWave serem caracterizados por compactar uma grande quantidade de elementos de antenas, atualmente torna-se impeditiva a sua implementação em hardware completamente digital devido ao elevado custo e consumo de potência associados. As restrições de hardware são frequentemente encontradas em sistemas mmWave através da utilização de uma arquitetura de sistemas baseada na abordagem analógica de processamento em RF (*Radio Frequency*) e de conversores analógico-digitais (*Analog-to-Digital Converter – ADC*) de baixa resolução [1, 9, 10]. Assim, *beamforming* analógico é comumente implementado com as antenas compartilhando uma única cadeia de RF, usando deslocadores de fase e com ajuste constante de amplitude [1, 11, 12]. O *beamforming* analógico suporta somente um *stream* de dados. Em uma outra abordagem intermediária mais sofisticada que o *beamforming* analógico, o *beamforming* híbrido divide o processamento do sinal nos domínios analógico e digital com o objetivo de suportar múltiplos *streams* de dados [13].

Apesar da aplicação direta, o emprego das técnicas de *beamforming* analógico sofre do problema da limitação de amostragem do subespaço. Isso significa que o receptor não possui a capacidade de observar diretamente os coeficientes do canal. Ao invés disso, ele observa uma versão do canal ruidosa e ponderada pelos vetores de *beamforming* de transmissão e de recepção [14]. A fim de lidar com essa limitação, transmissor e receptor devem colaborar entre si com o objetivo de identificar, em ambos os lados, um par de vetores de *beamforming* que deva ser mantido e utilizado para sucessivas transmissões [14]. Por exemplo, uma abordagem para identificação desses pares corresponde ao envio de sinais de referência através de um conjunto de ajustes candidatos. No receptor, é avaliada a qualidade do sinal de referência recebido para cada vetor de transmissão utilizado. A informação referente ao vetor de transmissão com maior qualidade é então realimentada para o transmissor, que por sua vez reconhece qual o melhor ajuste para ser utilizado nas sucessivas

transmissões [2]. Além de um canal de realimentação dedicado, a abordagem requer uma escolha cuidadosa do conjunto de vetores de *beamforming* pré-definido que pode impactar diretamente no desempenho do sistema. A esse conjunto de vetores de *beamforming* (ou *codewords*) denomina-se *codebook*. Um codebook pode ser projetado, por exemplo, a partir de vetores da matriz DFT (*DTF - Discrete Fourier Transform*), cujo conjunto de vetores ortonormais possuem capacidade de percorrer todo o subespaço em intervalos de busca [2]. Os codebooks de aplicação geral (não específicos ao ambiente) geralmente possuem lóbulos estreitos ou realizam uma abordagem hierárquica [11], percorrendo todo o espaço angular de busca. Com relação ao desempenho do sistema, isso pode levar a uma elevada sobrecarga no processo de busca do par de vetores de *beamforming* mais adequados.

A escolha dos ajustes dos vetores de *beamforming* é dependente da informação de canal. No entanto, as características físicas de propagação do sinal mmWave - com maiores impactos decorrentes dos efeitos de atenuação, reflexão e espalhamento do sinal -, combinadas à utilização de conjunto de antenas MIMO direcionais tornam desafiante a estimação do canal nestes sistemas de comunicação. Com relação à modelagem destes canais destacam-se a modelagem estatística e a modelagem física. Enquanto a modelagem estatística requer uma eficiente parametrização decorrente, muitas vezes, de várias campanhas de medição, os modelos físicos empregam a teoria eletromagnética diretamente ao ambiente analisado de forma determinística, gerando uma predição que considera as características específicas do ambiente [1]. Apesar de ser mais precisa que a modelagem estatística, a modelagem física pode ser difícil de ser obtida com elevado grau de precisão em ambientes dinâmicos. Assim, diversas técnicas têm sido utilizadas em modelos de propagação semi-determinísticos tais como aquelas baseadas na Teoria Uniforme da Difração (*Uniform Theory of Diffraction - UTD*) [15], aquelas baseadas na Óptica Física [16] e em técnicas numéricas como as de Diferenças Finitas no Domínio do Tempo [17].

Nesse sentido, a técnica de raios traçantes (*Ray-Tracing - RT*), como uma abordagem física baseada na UTD, é considerada promissora ao possibilitar uma maior compreensão com relação à estrutura dos canais de sistemas MIMO mmWave emergentes [1]. O RT é uma técnica de modelagem de canais que prevê o efeito de elementos tais como construções, veículos, características topográficas e outros obstáculos na propagação de campos eletromagnéticos. A geometria e os materiais que constituem um determinado ambiente real são reproduzidos em um ambiente virtual de simulação. Transmissores e receptores são posicionados dentro deste cenário de simulação e o algoritmo dispara raios que se propagam através da geometria de forma realística utilizando a UTD. As informações dos raios são então processadas para fornecer parâmetros como potência recebida, *pathloss*, ângulos de chegada/saída ou mesmo o canal complexo simulado. Ambientes de simulação mais sofisticados in-

cluem também as características de espalhamento difuso, que simula a dispersão de raios causada por irregularidades em materiais do mundo real. O RT é considerada uma estratégia de simulação que pode fornecer resultados muito precisos, porém com custo computacional exponencialmente crescente com o número máximo permitido de reflexões e difrações. Como um modelo físico, outra característica do RT é que os canais gerados são específicos ao local, dependentes do ambiente de propagação especificamente modelado. Além disso, para melhorar a precisão do RT, o cenário de simulação deve ser razoavelmente detalhado. Cenários ao ar livre, por exemplo, requerem a especificação detalhada incluindo tamanho, geometria e material dos elementos tais como edifícios, veículos, pessoas e objetos de interesse. Os aspectos do ambiente devem ser informados com os parâmetros eletromagnéticos correspondentes, como o coeficiente de espalhamento para cada material. Uma descrição de cenário suficientemente detalhada é um desafio para o uso de RT [18]. A busca por novos conhecimentos com relação à estrutura dos canais mmWave, no entanto, com o avanço das pesquisas, possibilitou a disponibilização de bases de dados que permitem maior flexibilidade na utilização de canais gerados a partir do RT para aplicação em pesquisas [18, 19].

A fim de modelar um codebook que proporcione um melhor desempenho ao sistema, tanto em relação ao ganho de *beamforming* quanto com relação à redução da sobrecarga do processo de busca através de um codebook de menor cardinalidade, este trabalho propõe uma metodologia para modelagem de um codebook mais adequadamente projetado ao ambiente de propagação. A abordagem considera ainda as limitações de hardware da arquitetura de *beamforming* analógico. A metodologia proposta consiste, oportunamente, na utilização das informações dos raios de RT para geração de amostras de canal complexo na banda base aproximadas através do modelo de canal geométrico [20]. Não se restringindo à abordagem de RT, porém, poderiam ser utilizadas outras técnicas de modelagem (tais como as de Óptica Física e as de Diferenças Finitas no Domínio do Tempo, citadas anteriormente) que possibilitem a obtenção da matriz de canal complexo do sistema MIMO mmWave. O conjunto de vetores que correspondem ao primeiro valor singular de cada amostra de canal é obtido e apresentado como conjunto de treinamento ao algoritmo de quantização vetorial generalizado de Lloyd [21]. O algoritmo, então, estima um codebook a partir das amostras do canal complexo que é baseado na informação física do ambiente de propagação. Considerando as limitações de implementação do *beamforming* analógico, o codebook final é obtido a partir da aplicação do ajuste de módulo constante e de limitação de resolução de fase no codebook estimado.

De modo a validar o método proposto no projeto de um codebook em sistemas MIMO mmWave com *beamforming* analógico, é utilizado o banco de dados de RT em ondas milimétricas *Raymobtime* disponibilizado em [22]. O conjunto de dados

de canais complexos obtidos do banco de dados é separado então em um conjunto de treinamento e em outro de teste. O codebook final obtido com o algoritmo generalizado de Lloyd é estimado no conjunto de treinamento e testado no conjunto de teste. As diversas configurações de experimentos utilizam um conjunto de antenas linear (*Uniform Linear Array* – ULA) com variadas quantidades de elementos tanto no transmissor quanto no receptor. Além disso, durante o treinamento são gerados codebooks de tamanhos diversos a partir de diferentes métodos de inicialização do algoritmo de Lloyd. Na etapa de teste o codebook final com as limitações de hardware é comparado com o codebook DFT (com fator de *oversampling*) em termos de ganho de beamforming e de quantidade de codewords.

Como contribuição deste trabalho, destaca-se a metodologia apresentada para o projeto de codebook em sistemas MIMO mmWave baseada na informação do ambiente de propagação, de modo a incluir no projeto informações do “mundo real” replicadas no mundo “mundo virtual” do RT. Mais especificamente, destaca-se a contribuição na identificação de aspectos físicos a serem considerados na modelagem dos canais complexos a partir das informações de raios de RT, tais como a arquitetura do conjunto de antenas e a exploração dos graus de liberdade através da conversão para o domínio angular. Além disso, a metodologia inclui a utilização do algoritmo generalizado de Lloyd aplicado especificamente aos vetores singulares das amostras de canal para obtenção do codebook como um conjunto de vetores de *beamforming* que estatisticamente melhor representam o ambiente de propagação do qual as informações de RT foram obtidas. Destaca-se ainda, o pós-processamento do codebook estimado com os ajustes necessários para emprego final em arquitetura de *beamforming* analógico e sua comparação de desempenho com relação ao ganho de *beamforming* com o codebook DFT. Para o conjunto de dados de RT utilizados, os resultados dos experimentos demonstram que os codebooks gerados em geral apresentam melhor desempenho com relação ao ganho de *beamforming* e, além disso, possuem quantidade reduzida de *codewords*.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: O Capítulo 2 inicialmente realiza uma revisão bibliográfica apresentando trabalhos relacionados ao projeto de codebook em sistemas MIMO que utilizam a abordagem de quantização vetorial e destaca o direcionamento das pesquisas em sistemas mmWave dependentes do ambiente local de propagação. Em seguida, o capítulo discute aspectos de atenuação do canal MIMO e a influência da informação de canal na capacidade e na melhoria do SNR. Realizando uma revisão dos conceitos relacionados ao *beamforming* analógico e suas características de implementação, este capítulo apresenta a arquitetura de sistemas MIMO e o comportamento da capacidade em canais estatísticos ressaltando o papel do *beamforming*. Além disso, é discutida a modelagem física de canais MIMO, seus conjuntos de antenas e a relação entre o ganho de *beamforming* e ganho

em graus de liberdade. Ainda neste capítulo, as limitações da arquitetura de *beamforming* analógico com deslocadores de fase de resolução finita são revisadas, assim como a estratégia de quantização vetorial para o design de codebooks com emprego em ambiente específico de propagação. Por conseguinte, o Capítulo 3 descreve o método proposto motivado através da reprodução do ambiente de propagação do “mundo real” no “mundo virtual” do RT. Primeiramente é especificado um modelo de sistema MIMO mmWave com realimentação limitada e o mesmo é relacionado à definição do problema de modelagem do conjunto de vetores de *beamforming* do codebook. Em seguida, o modelo de canal do RT é revisitado e relacionado com o modelo de canal geométrico. O *dataset* utilizado é então apresentado. Neste capítulo, por fim, o método proposto é descrito restringindo-se à modelagem de codebook de *beamforming* de transmissão. No Capítulo 4, são discutidos resultados do emprego do método proposto. Assim, após detalhada a estratégia de treinamento e de teste, são observados os resultados do comportamento do desempenho tanto ao longo da etapa de treinamento, quanto ao longo da etapa de teste. No treinamento é avaliado o comportamento da distorção média mínima e na etapa de teste o codebook estimado é avaliado com relação aos níveis de ganho de *beamforming* e de capacidade ergótica obtidos. O Capítulo 5 apresenta as conclusões e direciona a trabalhos futuros.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

A definição dos ajustes dos vetores de *beamforming* é dependente da informação de canal [8] e os modelos de canais estatísticos geralmente não conduzem a resultados precisos nos modernos sistemas de comunicação [23]. Os sistemas MIMO mmWave, por sua especificidade tanto com relação a atenuação quanto na quantidade de elementos de antenas, no entanto, requerem uma maior precisão a fim de se obter maior conhecimento com relação ao comportamento do sistema a elevadas frequências [1]. Adicionalmente, a obtenção da informação de canal físico, por outro lado, é difícil de ser obtida e quanto maior a precisão exigida, maior a complexidade computacional para que sejam obtidas estas informações [23].

Nesse sentido, os trabalhos iniciais relacionados neste capítulo, ao utilizarem a quantização vetorial no problema de modelagem do codebook, na ausência da informação de canal físico, baseavam-se nos canais estatísticos. No entanto, o avanço das pesquisas na caracterização do canal físico [15, 17, 24] com maior precisão possibilitou um melhor conhecimento sobre o comportamento destes canais. Este conhecimento pode ser incorporado ao projeto de um codebook com o objetivo de possibilitar uma melhor performance relacionada aos ganhos de *beamforming*, dando origem a codebooks orientados ao contexto do ambiente de operação do sistema MIMO mmWave.

Com relação às técnicas de processamento de sinal MIMO aplicadas a sistemas mmWave, a noção de capacidade teórica através das abordagens de *Eigen Beamforming* e *Beamforming* permitem uma melhor compreensão destes canais tanto em baixos quanto em elevados níveis de SNR [25]. A capacidade obtida com a abordagem de *Beamforming* corresponde à capacidade do sistema a baixos (ou baixíssimos) níveis de SNR [26]. Nas seções finais são destacadas algumas decisões de projeto na modelagem física que devem ser consideradas na implementação do sistema analógico. Por fim, o algoritmo generalizado de Lloyd é apresentado como uma das opções mais diretas para geração de um codebook a partir de um conjunto de amostras de canal cuja distribuição é desconhecida *a priori*.

2.1 Trabalhos relacionados

Um dos trabalhos iniciais a utilizar o algoritmo de Lloyd para modelagem de um codebook foi [27]. Considerando a existência de um canal limitado de realimentação da informação do receptor para o transmissor, o trabalho mostra que mesmo uma informação parcial de canal realimentada pode proporcionar consideráveis ganhos quando utilizada pelo transmissor. A abordagem considera a quantização do espaço de todas as possíveis matrizes de canal em regiões e especifica uma matriz de covariância associada a cada região. O algoritmo de Lloyd é utilizado para encontrar o conjunto localmente ótimo de regiões quantizadas. Em particular, a partir de uma região inicial, o algoritmo determina os ajustes de fase correspondentes que maximizam o SNR.

O trabalho apresentado em [28] estende a abordagem descrita em [27], investigando os limites de performance teórica do problema de quantização vetorial e a performance operacional da taxa de distorção obtida pelo algoritmo generalizado de Lloyd aplicado ao problema de modelagem do codebook de *beamforming* de taxa finita em canais de atenuação IID (*Independent and Identically Distributed*) e canais correlacionados, utilizando um número de antenas arbitrário.

O trabalho em [29] estabelece um limite superior de ganho efetivo do canal para sistemas MIMO com restrições de hardware, propondo um algoritmo para construção de um codebook a partir da matriz DFT, com ordem de diversidade máxima ($Nr \times Nt$) para canais de atenuação IID. Neste trabalho, diversos esquemas de transmissão/recepção são analisados, onde o valor de fase é quantizado em vários valores de bits.

Em [14], utilizando arquitetura de *beamforming* analógico, é proposto um *framework* baseado no algoritmo generalizado de Lloyd de característica geral, demonstrando sua aplicação em diferentes números de codewords, diferentes formatos de antenas (incluindo linear e planar). A abordagem propõe ainda otimizar diferentes métricas tais como ganho de *beamforming*, taxa média de dados e bloqueio.

No projeto de um codebook para sistemas mmWave de *beamforming* híbrido (analógico e digital), o trabalho em [30] reconhece que o desenvolvimento de uma solução de forma fechada que minimiza uma dada distorção entre um codebook e os vetores singulares dominantes do canal, é não trivial. Além do fato das restrições de hardware, atribui-se essa não trivialidade à ausência de conhecimento da distribuição das matrizes complexas de canal mmWave. A informação da distribuição das matrizes de canal, especialmente, desenvolve um importante papel na construção dos vetores de *beamforming*. Por exemplo, o conhecimento da distribuição uniforme dos vetores singulares dominantes de canais MIMO como complexo gaussiano IID leva a um projeto de codebook baseado no problema de empacotamento isotrópico

de Grassmanian, retornando uma amostragem do espaço dos vetores de *beamforming* quase uniforme.

Visando contornar a necessidade da informação de distribuição do canal MIMO à priori, o trabalho desenvolvido em [30] implementa um algoritmo baseado em Lloyd para estimação do codebook em RF, que não necessita da informação de distribuição em forma fechada do canal, porém se baseia nos parâmetros estatísticos do canal mmWave baseado em medições. O recente desenvolvimento nas pesquisas em sistemas mmWave com as campanhas de medição e associação com o modelo de canal do RT, no entanto, tem possibilitado maior conhecimento do comportamento do sinal nestes sistemas, tornando mais realísticas as aproximações estatísticas em ambientes específicos de propagação [1]. Isso sugere uma tendência de pesquisas de projeto de um codebook baseado em informações de ambiente específico.

Dessa forma, o trabalho em [31] propõe a implementação de codebooks para redes veiculares baseados no ambiente. Os codebooks adaptados ao ambiente podem prover maiores ganhos de *beamforming*. Assim, é proposto um *framework* para aprendizado *on-line* com seleção inicial do vetor de *beamforming* com padrão de irradiação (ou *beam*) mais amplo e seu posterior refinamento. Anteriormente, em [11] foi proposto um codebook hierárquico explorando técnicas de processamento em subconjuntos de antenas e sua desativação (desligamento). A abordagem é baseada no *beamforming* analógico.

Considerando as limitações de hardware de *beamforming* analógico, em [32] é proposto um *framework* utilizando rede neural artificial para aprendizado de codebooks especialmente adaptados ao ambiente. Mais especificamente, utiliza o modelo de aprendizado de *Machine Learning* para adaptar os padrões dos *beams* do codebooks baseado no ambiente subjacente e na distribuição dos usuários. Utilizando dados do RT, os resultados das simulações destacam a capacidade da solução proposta em reproduzir *beams* com múltiplos lóbulos que se adaptam a geometria do ambiente no qual os usuários estão localizados. Os resultados obtidos com cenário de simulação NLOS (*non-Line-of-Sight*) mostram que os codebooks obtidos podem exceder a capacidade obtida com o codebook DFT de 64 *beams*, utilizando *apenas* 16 *beams*.

2.2 Capacidade em sistemas MIMO

As técnicas MIMO aplicadas a sistemas sem fio podem ser definidas como o uso de múltiplas antenas no transmissor e receptor que combinadas ao processamento de sinal visam melhorar o desempenho do sistema em termos de capacidade, cobertura e confiabilidade do enlace [8]. Em canais de atenuação sujeitos a múltiplos caminhos (*multipath*), possuir múltiplas antenas tanto no transmissor quanto no re-

ceptor, além do ganho de potência, provê uma dimensão espacial adicional para o sistema de comunicação através de ganhos em “graus de liberdade” [26].

A análise da capacidade em sistemas MIMO permite identificar importantes aspectos de atenuação do canal que possibilitam condições favoráveis de propagação. Tais condições envolvem o conhecimento da informação de canal (*Channel State Information* – CSI) tanto no transmissor quanto no receptor. O termo CSI se refere ao conhecimento sobre o canal de comunicação que, de uma maneira ideal, equivale à matriz complexa \mathbf{H} . Na prática, a informação CSI é estimada baseada em medições no lado receptor [2]. Dependendo do nível de performance exigido para um determinado sistema MIMO (ex.: supressão de interferência), o transmissor, o receptor ou mesmo ambos devem conhecer \mathbf{H} ou possuir alguma informação de CSI. Conforme ilustrado pelo diagrama de blocos da Figura 2.1, o sinal transmitido \mathbf{x} é atenuado pelo canal \mathbf{H} e quando recebido soma-se ao ruído \mathbf{n} .

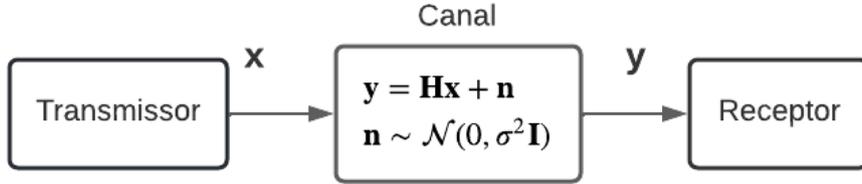


Figura 2.1: Diagrama de blocos de um canal MIMO.

Quando o receptor possui conhecimento do CSI, denomina-se CSIR (CSI no receptor). Analogamente, quando a informação CSI está disponível no transmissor, denomina-se CSIT (CSI no transmissor). A análise da capacidade sob condições de conhecimento do CSI leva ao conceito de *Eigen Beamforming* e *Eigen Channels* e a importância da caracterização do condicionamento da matriz complexa \mathbf{H} no desempenho do sistema [25].

2.2.1 Eigen Beamforming

Seja o sistema MIMO $N_r \times N_t$ com $N_r = N_t = N$ representado pela equação

$$\mathbf{y} = \sqrt{\rho}\mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \quad (2.1)$$

onde $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{N_r}$ é o vetor do sinal recebido, $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ corresponde à matriz de canal normalizada, $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N_t}$ é o sinal transmitido, $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{N_r}$ é o ruído e ρ é o SNR no receptor. O produto $\sqrt{\rho}\mathbf{H}$ é equivalente ao canal efetivo.

Quando o sistema é expresso na forma da Equação 2.1, evidenciando $\sqrt{\rho}$, são consideradas as seguintes normalizações:

$$\mathbb{E} \{ |h_{k,l}|^2 \} = 1, \quad (2.2)$$

$$\|\mathbf{H}\|_F^2 = N_r N_t, \quad (2.3)$$

e

$$\mathbb{E} \{ |n_k|^2 \} \triangleq \sigma^2 = 1. \quad (2.4)$$

$h_{k,l}$ denota a resposta do canal complexo entre o l -ésimo elemento de antena do transmissor e o k -ésimo elemento de antena do receptor.

Com a informação do canal \mathbf{H} presente tanto no transmissor quanto no receptor (CSIT e CSIR), ambos podem adotar uma estratégia otimizada a fim de melhorar o SNR em termos de correlação do sinal e de alocação de potência dos elementos de antenas [8, 25, 26]. Seja a operação em decomposição em valores singulares de \mathbf{H} ,

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}_{N_r, r} \mathbf{\Sigma}_{r, r} \mathbf{V}_{r, N_t}^H. \quad (2.5)$$

Nesta Equação 2.5, o operador $(.)^H$ representa o complexo conjugado transposto, $\mathbf{\Sigma}$ contém os r valores singulares de \mathbf{H} , tal que $\mathbf{\Sigma} = \text{diag}\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r\}$. Em termos de autovalores de $\mathbf{H}\mathbf{H}^H$, $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$ [8].

Seja considerado, em dado instante, um vetor de símbolos \mathbf{s} de tamanho r a ser transmitido,

$$\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_r]^T. \quad (2.6)$$

Uma vez que o transmissor possui conhecimento de \mathbf{H} , o mesmo pode computar \mathbf{V}_{r, N_t}^H e assim realizar a seguinte operação de pré-codificação:

$$\mathbf{x} = (\mathbf{V}_{r, N_t}^H)^H \mathbf{s}. \quad (2.7)$$

Esta operação resulta em um vetor de transmissão \mathbf{x} de dimensões $N_t \times 1$ e pode ser visualizada como uma operação que mapeia $r \leq N_t$ símbolos em N_t antenas transmissoras. Retomando a Equação 2.1, omitindo-se os sub-índices, o vetor do sinal de recepção \mathbf{y} é dado por:

$$\mathbf{y} = \sqrt{\rho} \mathbf{H} \mathbf{V} \mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (2.8)$$

De modo similar, uma vez que o receptor possui conhecimento de \mathbf{H} , o mesmo pode realizar a decomposição em valores singulares a fim de obter $\mathbf{U}_{N_r, r}$, combinando o sinal recebido \mathbf{y} da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
\tilde{\mathbf{s}} &= \mathbf{U}^H \mathbf{y} \\
&= \sqrt{\rho} \mathbf{U}^H \mathbf{H} \mathbf{V} \mathbf{s} + \mathbf{U}^H \mathbf{n} \\
&= \sqrt{\rho} \mathbf{U}^H \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^H \mathbf{V} \mathbf{s} + \mathbf{U}^H \mathbf{n} \\
&= \sqrt{\rho} \mathbf{\Sigma} \mathbf{s} + \mathbf{U}^H \mathbf{n}.
\end{aligned} \tag{2.9}$$

Uma vez que $\mathbf{\Sigma}$ corresponde a uma matriz diagonal, a Equação 2.9 pode ser escrita como um conjunto de equações tal que

$$\tilde{s}_i = \sqrt{\rho \lambda_i} s_i + \tilde{n}_i \quad i = 1, \dots, r, \tag{2.10}$$

onde, $\tilde{n}_i \triangleq [\mathbf{U}^H \mathbf{n}]_i$.

O processo de pré-codificação e combinação é ilustrado através do diagrama de blocos da Figura 2.2, como uma expansão do diagrama do sistema MIMO da Figura 2.1.

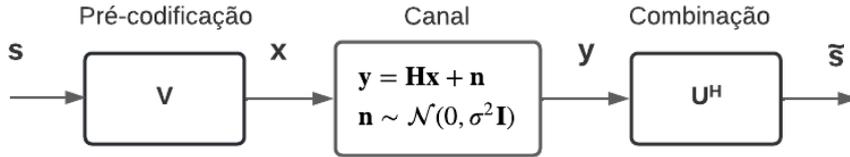


Figura 2.2: Diagrama de blocos de um canal MIMO com pré-codificação e combinação.

Através da Equação 2.10 pode-se depreender que se escolhendo os vetores de pré-codificação apropriados no transmissor e de combinação no receptor, é possível decompor o canal MIMO em r canais SISO (*single-input-single-output*). Este processo é denominado *Eigen Beamforming* e estes canais SISO são comumente referenciados como *Eigen Channels*.

Cada *Eigen Channel* possui um ganho igual à raiz quadrada do autovalor associado àquele canal. O modelo de normalização assumido na Equação 2.3, implica em

$$\sum_{i=1}^r \lambda_i = \|\mathbf{H}\|_F^2 = N_r N_t, \tag{2.11}$$

e o SNR para cada sub-canal, ρ_i , é dado por

$$\rho_i = \frac{\rho \mathbb{E}\{|s_i|^2\}}{\sigma_{\tilde{n}_i}^2} \lambda_i \quad i = 1, \dots, r. \tag{2.12}$$

Assumindo

$$\sigma_{\tilde{n}_i}^2 \triangleq \mathbb{E}\{|\tilde{n}_i|^2\} \tag{2.13}$$

e

$$\sigma_{\tilde{n}_i}^2 = \sigma^2, \quad (2.14)$$

devido a normalização, $\sigma^2 = 1$.

Tem-se, portanto,

$$\rho_i = \rho \mathbb{E}\{|s_i|^2\} \lambda_i. \quad (2.15)$$

Fundamentada na expressão de capacidade do canal SISO

$$C_{SISO} = \log_2(1 + \rho), \quad (2.16)$$

a capacidade utilizando *Eigen Beamforming* é dada por

$$\begin{aligned} C_{Eigen\ Beamforming} &= \sum_{i=1}^r \log_2(1 + \rho_i) \\ &= \sum_{i=1}^r \log_2(1 + \rho \mathbb{E}\{|s_i|^2\} \lambda_i). \end{aligned} \quad (2.17)$$

Na Equação 2.17 nota-se que a capacidade de cada *Eigen Channel* depende do valor de SNR, do autovalor correspondente ao *Eigen Channel* e da variância de cada símbolo transmitido, sob controle do transmissor. Assim, em um sistema de potência de transmissão limitada, a potência deve ser adequadamente alocada para cada um dos r canais paralelos através dos símbolos transmitidos. Devido aos canais paralelos serem diferentes quanto à sua qualidade, o algoritmo *waterfilling* pode ser utilizado para alocação ótima de potência, aplicando maior energia aos *Eigen Channels* mais promissores [25, 26].

2.2.2 Alocação de potência utilizando waterfilling

Seja P_i a potência associada com o i -ésimo símbolo,

$$P_i \triangleq \mathbb{E}\{|s_i|^2\} \quad i = 1, \dots, r. \quad (2.18)$$

A fim de encontrar a distribuição ótima do conjunto $\{P_i\}$ sob restrição de que a soma de potência possui um valor fixo tal que

$$\sum_{i=1}^r P_i = 1, \quad (2.19)$$

a alocação ótima de corresponde à solução de um problema de otimização utilizando multiplicadores de Lagrange, cujo resultado corresponde ao algoritmo denominado *waterfilling*, levando à seguinte alocação de potência:

$$P_i^{opt} = \left(\mu - \frac{1}{\rho\lambda_i} \right)^+, \quad i = 1, \dots, r \quad (2.20)$$

onde a função $(x)^+$ é definida como $\max(x, 0)$.

Utilizando a restrição da Equação 2.19, o cálculo de μ resulta na seguinte expressão:

$$\mu = \frac{1}{r} \left[1 + \frac{1}{\rho} \sum_{i=1}^r \frac{1}{\lambda_i} \right] \quad (2.21)$$

Os passos para definição iterativa dos valores ótimos de P_i que maximizam a capacidade da abordagem de *Eigen Beamforming*, levando-se em conta as expressões de P_i^{opt} e μ , podem ser encontrados descritos no algoritmo em [25] e [26].

A alocação de potência ótima P_i^{opt} pode, então, ser aplicada na Equação 2.17 para obtenção da capacidade ótima na abordagem de *Eigen Beamforming*, tal que

$$C_{Eigen\ Beamforming}^{opt} = \sum_{i=1}^r \log_2(1 + \rho P_i^{opt} \lambda_i), \quad (2.22)$$

Em regime de elevado SNR, quando $\rho \rightarrow \infty$, o fator $1/(\rho\lambda_i) \rightarrow 0$. Isso implica que a potência ótima alocada entre os diversos r canais deve ser igualmente distribuída $P_i^{opt} = 1/r$. Nesse caso, quando

$$\frac{\max \lambda}{\min \lambda} \approx 1, \quad (2.23)$$

a matriz de canal \mathbf{H} é denominada bem-condicionada e possibilita uma maior capacidade [26].

Por outro lado, a baixos níveis de SNR, quando $\rho \rightarrow 0$, o fator $1/(\rho\lambda_i) \rightarrow \infty$, sugerindo que os valores de P_i^{opt} tendem a se tornar nulos, resultando no descarte dos canais com os menores autovalores. Contudo, em virtude da restrição $\sum_{i=1}^r P_i^{opt} = 1$, será necessário manter pelo menos um dos canais com alocação total de potência, neste caso aquele com maior autovalor. Assim, para baixos níveis de SNR, o algoritmo aloca toda a potência disponível no *Engen Channel* correspondente ao mais alto autovalor [25], conduzindo dessa forma ao conceito de *Beamforming*.

2.2.3 Beamforming

O *Beamforming* de transmissão/recepção é um tipo especial de *Eigen Beamforming* no qual a informação é transmitida/recebida através de único *Eigen Channel* – aquele correspondente ao maior autovalor, λ_1 [25, 26]. Os vetores de *beamforming* utilizados na pré-codificação \mathbf{f} e na combinação \mathbf{w} correspondentes ao máximo autovalor são aqueles equivalentes, respectivamente, ao primeiro vetor da matriz mais à

direita e ao primeiro vetor da matriz mais à esquerda decorrentes da decomposição em valores singulares (Equação 2.5), tal que

$$\mathbf{f} = \mathbf{v}_{1,N_t}, \mathbf{w} = \mathbf{u}_{N_r,1}^H. \quad (2.24)$$

Nesta abordagem, uma vez que somente o primeiro *Eigen Channel* pode ser utilizado, $\mathbf{s} = [s, 0, \dots, 0]^T$ e somente um *stream* de dados pode ser transmitido/recebido [26]. O ajuste complexo é tal que se alinha com a matriz do canal complexo, potencializando o SNR [25]. Dado o nível de SNR, a capacidade do *Beamforming* considerando a restrição de potência $\sum_i P_i = 1$, onde $P_1 = 1$, é dada por

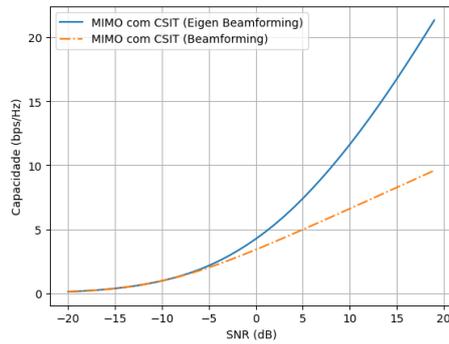
$$C_{beamforming} = \log_2(1 + \rho P_1 \lambda_1) \quad (2.25)$$

2.2.4 Comparação de desempenho da capacidade

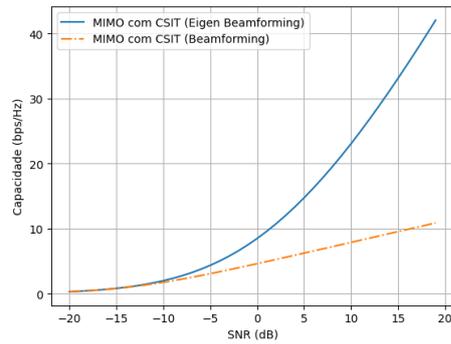
Denomina-se capacidade ergótica como o valor esperado da capacidade obtida a partir de um conjunto de realizações do canal sujeito a determinado SNR [8]. Para $N_r = N_t = N$, assume-se o canal \mathbf{H} de ranqueamento igual a N , permitindo o suporte de até N *Eigen Channels*. Nos gráficos da Figura 2.3, para cada valor de SNR, a capacidade ergótica é calculada sobre 100 amostras de canal complexo gaussiano com distribuição de Rayleigh. Nota-se que a baixos níveis de SNR as estratégias de *Eigen Beamforming* e *Beamforming* tornam-se sobrepostas, corroborando com o fato de que o algoritmo *waterfilling* aloca toda a potência disponível no canal com o maior *Eigen Channel*. Sob elevados níveis de SNR, a abordagem de *Eigen Beamforming* se sobressai, ao potencializar o uso dos demais *Eigen Channels* alocando maiores valores de potência aos mesmos.

Outro fator que influencia no comportamento das curvas de capacidade teórica é a característica de condicionamento do conjunto das matrizes de canal [25], conforme definição na Equação 2.23. Canais bem-condicionados, como uma característica mais relacionada com ambientes multi-caminho de espalhamento rico, tendem a gerar *Eigen Channels* cujos autovalores são não-nulos e mais semelhantes entre si [25]. Isso possibilita, a elevados níveis de SNR, a utilização dos vários *Eigen Channels* disponíveis simultaneamente. Por outro lado, canais cuja a natureza das matrizes complexas é mal condicionada, resultam em uma elevada distribuição entre os autovalores e poucos *Eigen Channels* são, de fato, disponibilizados. Estes canais são desprovidos da existência de múltiplos caminhos, tendendo à visada direta (*LOS – Line of Sight*). A predição da capacidade teórica aplicada em um conjunto de 100 amostras de canais gerados do RT disponibilizado no banco de dados em [22], conforme apresentado na Figura 2.4, sugere a existência de um conjunto de matrizes complexas com menor nível de condicionamento se comparada aos canais de

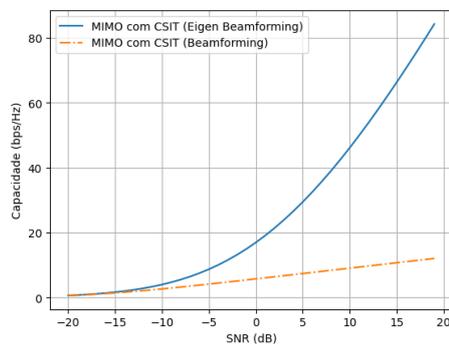
Rayleigh.



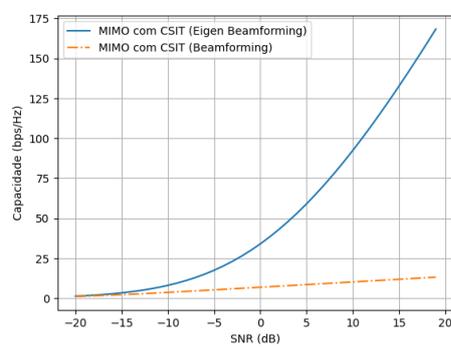
(a) $N_r = N_t = 4$



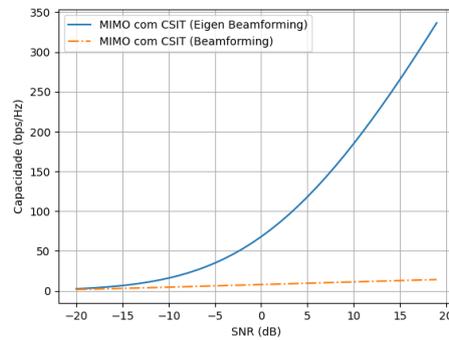
(b) $N_r = N_t = 8$



(c) $N_r = N_t = 16$

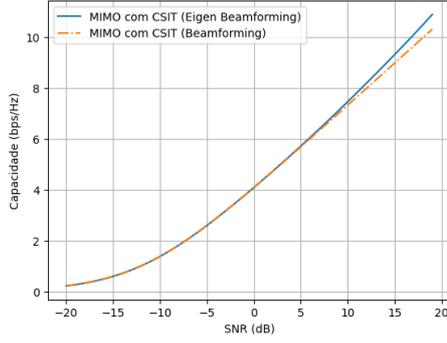


(d) $N_r = N_t = 32$

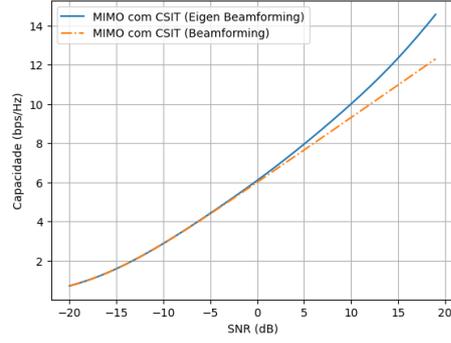


(e) $N_r = N_t = 64$

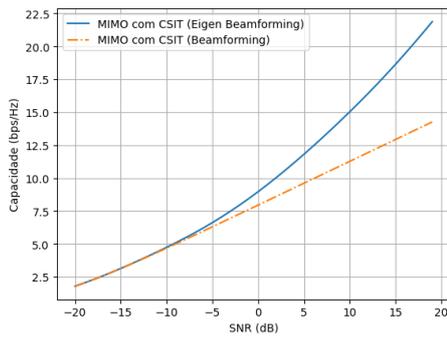
Figura 2.3: Comparação da predição de capacidade para realizações de \mathbf{H} com distribuição de Rayleigh para diferentes valores de N .



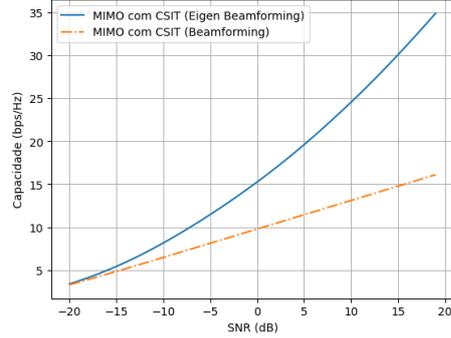
(a) $N_r = N_t = 4$



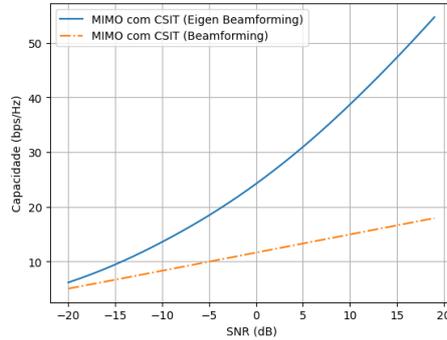
(b) $N_r = N_t = 8$



(c) $N_r = N_t = 16$



(d) $N_r = N_t = 32$



(e) $N_r = N_t = 64$

Figura 2.4: Comparação da predição de capacidade para realizações de \mathbf{H} a partir de dados do RT em [18] para diferentes valores de N .

2.3 Modelagem física dos canais MIMO

A utilização de múltiplas antenas combinada às técnicas de processamento de sinais que constituem a tecnologia MIMO mmWave, possui importantes diferenças arquiteturais se comparada a tecnologia MIMO mais convencional empregada em frequências inferiores a 6 GHz, por exemplo [3]. Estas diferenças influenciam desde o formato do conjunto de elementos de antenas até a estrutura para o processamento de sinal existente nos elementos de transmissor e receptor [3]. Além disso, a agre-

gação de elevadas quantidades de elementos de antena no transmissor e receptor, combinada às características físicas de atenuação, reflexão e espalhamento do sinal em ondas milimétricas potencializa a exploração do ganho em graus de liberdade diante das características de multi-caminho do canal físico.

2.3.1 Conjuntos de elementos de antenas

Fundamentalmente, o aumento nas dimensões de uma antena com um único elemento levam a características mais diretivas do ganho. Outra maneira de aumentar o ganho sem necessariamente aumentar o tamanho da mesma é a formação de um conjunto de elementos de radiação em uma única configuração elétrica e geométrica. Esta nova antena formada por múltiplos elementos de radiação é denominada “*array* de antenas” [33].

O campo de radiação do *array* é determinado pela adição vetorial dos campos irradiados pelos elementos individualmente. Isso assume que a corrente elétrica em cada elemento é a mesma, como se o mesmo estivesse isolado (desconsiderando a existência de efeitos de acoplamento [34]). Para que se provenham padrões de radiação altamente diretivos é necessário que os campos dos elementos do *array* interfiram construtivamente em uma determinada direção e destrutivamente nas direções remanescentes. Em um *array* de antenas com elementos idênticos, existem pelo menos cinco controles que podem ser utilizados para que se possa determinar um padrão de radiação [33], são eles:

- Configuração geométrica (ex.: linear, retangular, circular);
- Espaçamento entre os elementos;
- Excitação de amplitude dos elementos individuais;
- Excitação de fase em cada elemento; e
- O padrão de radiação dos elementos individuais.

Com relação a padrões de projeto, em muitos casos o *array* de antenas é composto por elementos idênticos e com espaçamento uniforme entre eles, o que torna a implementação prática mais conveniente e menos complexa. Assim, são denominados os *arrays* de antenas linear (ULA – *Uniform Linear Array*), planar (UPA – *Uniforme Planar Array*) e circular (UCA – *Uniforme Circular Array*). Os *arrays* usados em sistemas mmWave tendem a ter mais elementos (de 32 a 256) se comparado àqueles de baixas frequências (até 8 elementos), ocupando ainda pouco espaço físico devido ao comprimento de onda reduzido [3]. Em sistemas mmWave, o espaçamento entre os elementos de antenas é muito menor do que a distância de

coerência do canal. Isso sugere que exista uma relação determinística entre o sinal que chega em um elemento de antena e sua versão atrasada que chega no elemento seguinte em função do ângulo de chegada [1]. A fim de simplificar a abordagem, considera-se neste trabalho a análise utilizando antenas do tipo ULA (com elementos idênticos) e uniformemente espaçados dispostos em uma linha reta ao longo do eixo-z ao no plano cartesiano. A separação entre elementos de antenas é dada por $\Delta\lambda_c$, onde λ_c é o comprimento de onda da frequência portadora e Δ corresponde à distância normalizada entre elementos de radiação para a unidade do comprimento de onda. A dimensão do *array* de antenas L é muito menor do que a distância d entre transmissor e receptor, $L \ll d$, bem como com relação aos elementos espalhadores. Uma vez que a $d \gg L$, considera-se, arbitrariamente, que a frente de onda do sinal propagado pelos elementos de antena a partir do transmissor pode ser visualizado como um conjunto de raios paralelos sob determinado ângulos de partida com relação à elevação θ^D (*Angle of Departure – AoD*). Da mesma forma, no receptor, considera-se a frente de onda do sinal que chega no *array* de antenas sujeito a um ângulo de chegada θ^A (*Angle of Arrival – AoA*).

2.3.2 Modelagem física de canais MIMO com Line-Of-Sight

Seja o sistema MIMO no qual transmissor e receptor, separados por uma distância d , equipados com uma ULA com $N_{t/r}$ elementos e com espaçamento $\Delta_{t/r}$ normalizado. Entre transmissor e receptor não existem elementos espalhadores ou refletores. Por simplicidade, considerando somente os ângulos de elevação, assume-se que o sinal propaga-se em uma frente de onda planar, partindo das antenas transmissoras a um ângulo θ^D e chegando nas antenas receptoras a um ângulo θ^A . Assim, o canal $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ pode ser caracterizado como de visada direta (*Line-of-Sight – LOS*) e definido em função das assinaturas espaciais $\mathbf{e}_r(\Omega_r)$ e $\mathbf{e}_t(\Omega_t)$ [26], do receptor e transmissor, respectivamente, de modo que

$$\mathbf{H} = \alpha \sqrt{N_r N_t} \exp\left(\frac{-j2\pi d}{\lambda_c}\right) \mathbf{e}_r(\Omega_r) \mathbf{e}_t(\Omega_t)^*, \quad (2.26)$$

onde α corresponde à atenuação física do sinal em LOS e $(*)$ corresponde ao complexo conjugado. No receptor, seja $\Omega_r = \cos \theta^A$, denominado cosseno direcional com relação à antena receptora, a assinatura espacial $\mathbf{e}_r(\Omega_r)$ corresponde a um vetor

unitário e é dada por

$$\mathbf{e}_r(\Omega_r) = \frac{1}{\sqrt{N_r}} \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-j2\pi\Delta_r\Omega_r} \\ e^{-j2\pi2\Delta_r\Omega_r} \\ \vdots \\ e^{-j2\pi(N_r-1)\Delta_r\Omega_r} \end{bmatrix}. \quad (2.27)$$

A partir da equação 2.27, depreende-se que os sinais recebidos nos elementos de antenas consecutivos diferem entre si com relação ao atraso de fase dado por $2\pi\Delta_r\Omega_r$. Similarmente, realizando as devidas adequações, a mesma definição se aplica à antena transmissora, sendo $\Omega_t = \cos\theta^D$. O atraso de fase entre elementos consecutivos igual a $2\pi\Delta_t\Omega_t$, de modo que

$$\mathbf{e}_t(\Omega_t) = \frac{1}{\sqrt{N_t}} \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-j2\pi\Delta_t\Omega_t} \\ e^{-j2\pi2\Delta_t\Omega_t} \\ \vdots \\ e^{-j2\pi(N_t-1)\Delta_t\Omega_t} \end{bmatrix}. \quad (2.28)$$

Voltando-se para a matriz de canal \mathbf{H} , observa-se que a mesma possui ranqueamento unitário ($r = 1$) com um único valor singular não-nulo, $\lambda_1 = \alpha\sqrt{N_rN_t}$. A capacidade do canal MIMO LOS em bits/s/Hz é dada por

$$C_{MIMO} = \log_2 \left(1 + \frac{P\alpha^2 N_r N_t}{N_0} \right) \quad (2.29)$$

Apesar da existência de múltiplas antenas no transmissor e receptor, os sinais transmitidos são todos projetados em um único espaço dimensional e somente um grau de liberdade é provido. O fator $N_r N_t$ corresponde ao ganho de potência do canal. Assim, em ambientes com LOS o canal MIMO provém ganho de potência, mas não provém ganho em graus de liberdade.

2.3.3 MIMO em ambiente de espalhamento rico

Na ausência de visada direta (NLOS), os ganhos em graus de liberdade aumentam em ambientes com múltiplos espalhadores, tornando-se vantajoso explorá-los. Seja o sistema MIMO conforme descrito na seção anterior, porém com a presença de um elemento refletor entre o transmissor e o receptor que possibilita a existência de um caminho refletido além daquele de visada direta, conforme ilustrado pela Figura 2.5.

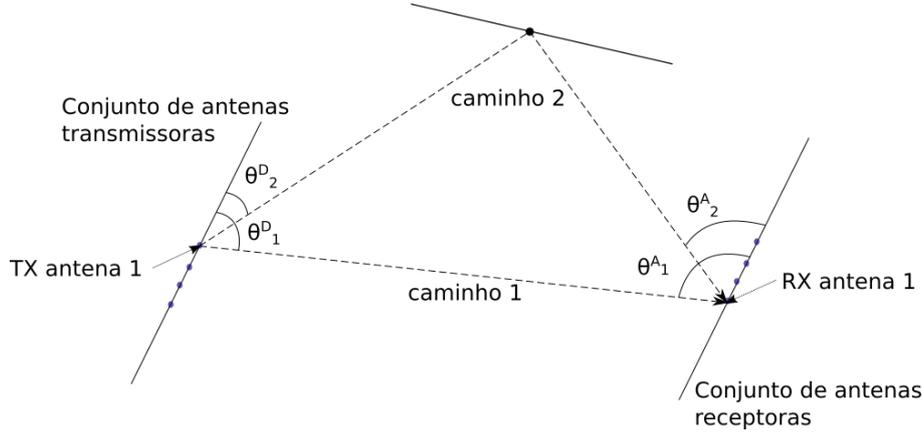


Figura 2.5: Sistema MIMO com um caminho de propagação direto e um caminho refletido. Adaptado de [26].

O canal \mathbf{H} é dado pelo princípio da superposição [26] referente à contribuição de cada um dos i -ésimos caminhos, onde $i \in \{1, 2\}$. Cada caminho possui uma atenuação α_i (referente ao ganho do canal complexo), formando um ângulo θ_i^D ($\Omega_{ti} = \cos \theta_i^D$) com as antenas transmissoras e um ângulo θ_i^A ($\Omega_{ri} = \cos \theta_i^A$) com as antenas receptoras. Dessa forma,

$$\mathbf{H} = \alpha_1 \mathbf{e}_r(\Omega_{r1}) \mathbf{e}_t(\Omega_{t1})^* + \alpha_2 \mathbf{e}_r(\Omega_{r2}) \mathbf{e}_t(\Omega_{t2})^*, \quad (2.30)$$

onde

$$\alpha_i = \beta_i \exp\left(\frac{-j2\pi d^{(i)}}{\lambda_c}\right), \quad (2.31)$$

na qual, $d^{(i)}$ corresponde à distância entre a antenna 1 de referência do transmissor e a antenna 1 de referência do receptor ao longo do caminho i .

Neste caso, uma vez que $\Omega_{t1} \neq \Omega_{t2}$ e $\Omega_{r1} \neq \Omega_{r2}$, a matriz \mathbf{H} possui ranqueamento 2. Além disso, com o objetivo de que a matriz \mathbf{H} seja bem condicionada, faz-se necessário ainda que a separação angular $|\Omega_t|$ dos caminhos do *array* de transmissão seja da mesma ordem ou maior que $1/L_t$ e que a separação angular $|\Omega_r|$ do *array* receptor seja da mesma ordem ou maior do que $1/L_r$, de modo que

$$\Omega_t = \cos \theta_2^D - \cos \theta_1^D, \quad L_t = N_t \Delta_t, \quad (2.32)$$

e

$$\Omega_r = \cos \theta_1^A - \cos \theta_2^A, \quad L_r = N_r \Delta_r. \quad (2.33)$$

Portanto, além do ranqueamento, a separação angular entre ambos os *arrays* de transmissão e de recepção é crucial para que a matriz \mathbf{H} seja bem condicionada e possibilite ganhos em graus de liberdade para o canal. Conforme a separação angular entre caminhos de propagação diminui, o condicionamento da matriz \mathbf{H} piora [26].

Visto que \mathbf{e}_r e \mathbf{e}_t são vetores unitários, mais especificamente, o condicionamento da matriz \mathbf{H} , definido na Equação 2.23, depende do ângulo $\phi \in [-\pi, \pi)$ existente entre duas assinaturas espaciais, tal que

$$|\cos \phi| = |\mathbf{e}_r(\Omega_{r1})^* \mathbf{e}_r(\Omega_{r2})|. \quad (2.34)$$

O mesmo se aplica nos vetores de transmissão, com

$$|\cos \phi| = |\mathbf{e}_t(\Omega_{t1})^* \mathbf{e}_t(\Omega_{t2})|. \quad (2.35)$$

Em ambos os casos, quanto mais o valor de $|\cos \phi|$ se aproxima de 0, maior a separação angular entre o par de vetores de assinaturas espaciais (melhor o condicionamento de \mathbf{H}), culminando em vetores ortogonais (ortonormais) quando $|\cos \phi| = 0$.

2.3.4 Padrão de irradiação e resolução angular

Considerando o *beamforming* associado com a assinatura espacial do array de antenas (tanto no transmissor quanto no receptor), o padrão de radiação Br em função de um dado cosseno direcional Ω_0 é expresso por

$$Br(\Omega) = |\mathbf{e}(\Omega_0)^* \mathbf{e}(\Omega)|. \quad (2.36)$$

O padrão de radiação possui lóbulo principal em $\Omega_0 = \cos \theta_0$ e em qualquer ângulo θ tal que $\cos \theta = \cos \theta_0$. A Figura 2.6 ilustra o gráfico do padrão de irradiação em função do ângulo de elevação $\theta \in [-\pi, \pi)$ para um *array* de antenas ULA com $\Delta = 0.5$ e $N = 4$.

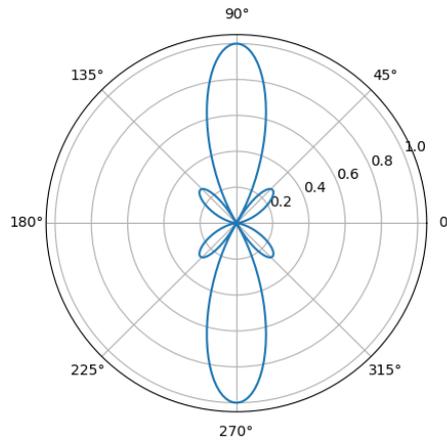


Figura 2.6: Padrão de radiação do *beamforming* para um *array* de antenas ULA, com $\Delta = 0.5$ e $N = 4$.

Aumentando-se a quantidade de elementos de antenas no *array*, o padrão de radiação possibilita *beams* mais estreitos possibilitando ganhos com maior proje-

ção, conforme ilustrado pela Figura 2.7. Isso possibilita uma maior resolvibilidade angular na modelagem do canal físico MIMO [26].

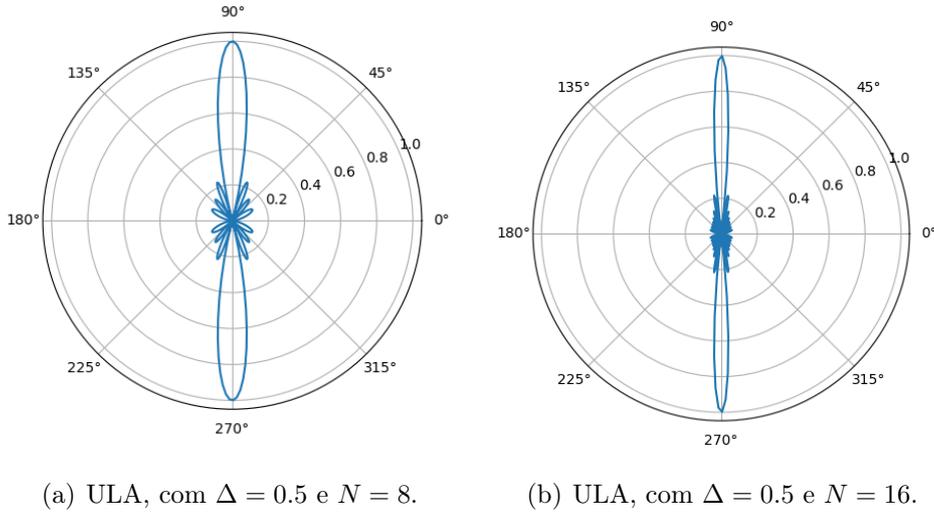


Figura 2.7: O aumento na quantidade de elementos do *array* possibilita *beams* mais estreitos.

Além da quantidade de elementos de antenas, outro fator que impacta na resolvibilidade angular é a separação entre elementos de antenas de um *array* com relação a $\Delta = 0.5$ (denominado, criticamente espaçado). Ao passo que a diminuição do valor de separação $\Delta \leq 0.5$ não possui nenhum impacto na resolvibilidade, o seu aumento $\Delta > 0.5$ ocasiona o surgimento de lóbulos laterais na direção de *broadside* [33] (Figura 2.8).

2.3.5 Representação de canais MIMO no domínio angular

Torna-se útil a representação do canal no domínio angular [26] como uma forma de aproximar a representação do canal físico MIMO. A representação no domínio angular identifica os caminhos resolvíveis ao levar em consideração o espaçamento entre elementos do *array* de antenas e o efeito de espalhadores. Assim, a representação no domínio angular permite a visualização da diversidade do canal [26].

O sinal que chega sob determinado cosseno direcional Ω_r no *array* de antenas de recepção é distribuído ao longo da assinatura espacial $\mathbf{e}_r(\Omega_r)$. Seja \mathcal{S}_r o conjunto de vetores fixos que formam uma base ortonormal do sinal recebido no espaço \mathcal{C}^{N_r} , de modo que

$$\mathcal{S}_r = \left\{ \mathbf{e}_r(0), \mathbf{e}_r\left(\frac{1}{L_r}\right), \dots, \mathbf{e}_r\left(\frac{N_r - 1}{L_r}\right) \right\}. \quad (2.37)$$

Aplicada ao *array* de antenas com elementos criticamente espaçados ($\Delta_r = 0.5$), esta base provém a representação dos sinais recebidos no domínio angular e possui um ou

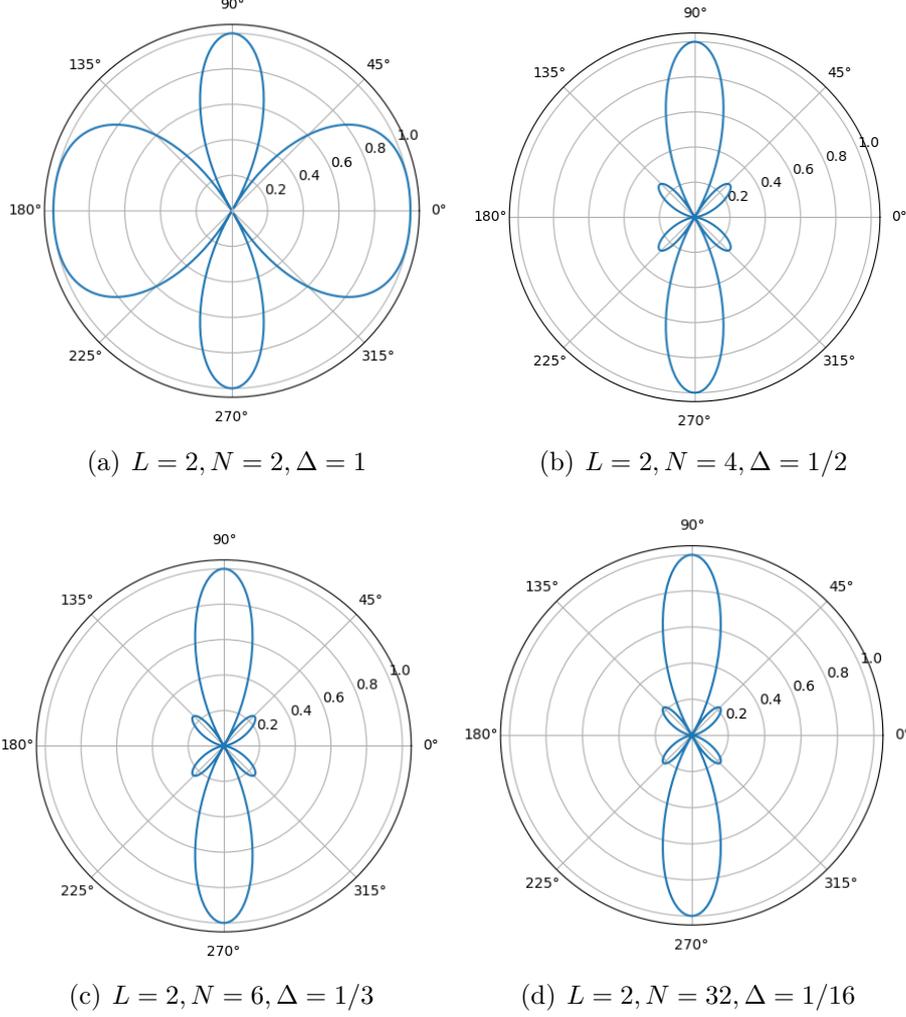


Figura 2.8: Dado $L = 2$ fixo, o aumento no número de elementos implica em redução no distanciamento entre elementos do *array*. Com $\Delta > 1/2$ ocorre o surgimento de lóbulos laterais.

mais pares de lóbulos principais em $\mathbf{e}_r(k/L_r)$, de largura $2/L_r$ e reduzidos lóbulos laterais [26]. k equivale a k -ésima antena transmissora. Isso implica que o sinal recebido ao longo de qualquer direção física irá ter quase toda a sua energia através de um vetor particular $\mathbf{e}_r(k/L_r)$ e pouca energia o longo dos demais. Assim, a base ortonormal provém uma decomposição simples mas bem aproximada da energia total do sinal em multi-caminhos através de diferentes direções físicas sob a resolução de $1/L_r$.

De maneira similar a representação de domínio angular se aplica ao sinal transmitido através do cosseno direcional Ω_t , de modo que

$$\mathcal{S}_t = \left\{ \mathbf{e}_t(0), \mathbf{e}_t\left(\frac{1}{L_t}\right), \dots, \mathbf{e}_t\left(\frac{N_t - 1}{L_t}\right) \right\}. \quad (2.38)$$

Sejam \mathbf{U}_t e \mathbf{U}_r matrizes unitárias de dimensões $N_t \times N_t$ e $N_r \times N_r$, respecti-

vamente, cujas as colunas correspondem aos vetores de base \mathcal{S}_t e \mathcal{S}_r . As seguintes transformações correspondem às mudanças de coordenadas do sinal transmitido e recebido para o domínio angular:

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{U}_t^* \mathbf{x}, \quad (2.39)$$

e

$$\mathbf{y}^a = \mathbf{U}_r^* \mathbf{y}. \quad (2.40)$$

Assim, retomando o sistema representado pela Equação 2.1, a representação equivalente ao canal no domínio angular é dada por

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^a &= \mathbf{U}_r^* \mathbf{H} \mathbf{U}_t \mathbf{x}^a + \mathbf{U}_r^* \mathbf{n} \\ &= \mathbf{H}^a \mathbf{x}^a + \mathbf{n}^a, \end{aligned} \quad (2.41)$$

onde

$$\mathbf{n}^a = \mathbf{U}_r^* \mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(0, N_0 \mathbf{I}_{N_t}), \quad (2.42)$$

e a matriz de canal expressa em coordenadas angulares \mathbf{H}^a é definida por

$$\mathbf{H}^a = \mathbf{U}_r^* \mathbf{H} \mathbf{U}_t. \quad (2.43)$$

Fundamentalmente, a modelagem no domínio angular de canais de atenuação MIMO é uma aproximação estatística de tal forma que os caminhos físicos sejam particionados em *bins* angularmente resolvíveis e posteriormente agregados em caminhos distintos. Assim, os caminhos físicos são identificáveis com ganhos físicos α_i independentes entre si. Quanto aos ângulos θ_i^D (AoD) e θ_i^A (AoA), estes podem ser agrupados em dois grupos: *bins* de transmissão e *bins* de recepção [26].

Devido às características peculiares da propagação de sinais mmWave, somente alguns caminhos são tipicamente detectados no receptor. O canal de propagação é considerado esparso no domínio espacial e frequentemente o enlace é sustentado por um único caminho que pode representar tanto um ambiente LOS ou mesmo NLOS, indicando a presença de um caminho mais proeminente resultante do principal elemento de reflexão [1, 30, 35]. A Figura 2.9 ilustra a representação de uma amostra de canal do RT no domínio angular gerada a partir dos raios disponíveis no banco de dados em [18]. A quantidade de *bins* não-nulos muito menor que a quantidade de antenas caracteriza este canal como esparso [36] e de baixo ranqueamento, pois existem poucos caminhos de propagação mais significativos.

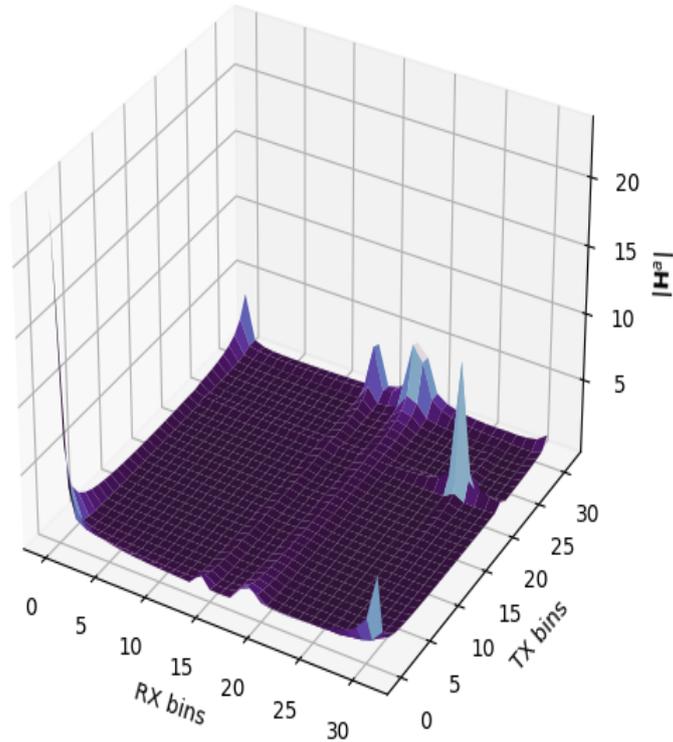


Figura 2.9: Amostra de canal MIMO 32x32 do RT no domínio angular gerada a partir do modelo geométrico dos raios disponíveis em [18] a 60 GHz.

2.4 Beamforming analógico de resolução finita

As características dos sistemas digitais atreladas às grandes quantidades de elementos de antenas que podem ser suportadas em sistemas mmWave favorecem a decisão de projeto de sistemas baseada em uma arquitetura analógica, onde todos os elementos de antena estão conectados por uma única cadeia de RF [3]. Apesar de viabilizar a implementação sistemas MIMO com maior número de elementos, a abordagem de *beamforming* analógico adiciona uma série de imperfeições [1].

No receptor, o sinal recebido na banda base é digitalizado utilizando um par de conversores ADC por elemento de antena [10]. Com relação à tecnologia do ADC, quanto maior a resolução do quantizador, maior o consumo de potência operacional requerida [3, 10], favorecendo a decisão de projeto por conversores ADC de baixa resolução [10, 12, 37]. No transmissor, com relação ao elemento amplificador de potência, um sistema com *array* de antenas ativas tipicamente possui somente um amplificador de potência (*Power Amplifier*) de tal forma que a potência não pode ser gerenciada entre elementos de antena [1]. Essa restrição impõe um valor de amplitude fixo por elemento de antena e sugere um caso mais realístico, onde se considera maximizar o SNR sob restrição de valor de potência fixo por elemento de antena, realizando o ajuste de fase independentemente por elemento [29, 38]. Adi-

cionalmente, a restrição de resolução finita no *beamforming* analógico é devido ao fato de os valores dos deslocadores de fase suportados na implementação do circuito serem finitos [1]. Além disso, a potência consumida pelos deslocadores de fase depende da resolução das fases quantizadas [3], assim como no ADC. Diferentemente do *beamforming* digital, o *beamforming* analógico não altera a amplitude do sinal, somente modifica a sua fase [1, 3]. O esquema de transmissão de *beamforming* no qual o ajuste de amplitude é constante, modificando somente a fase também é denominado *Equal Gain Transmission* (EGT) [29]. Assumindo um *array* de antenas de *beamforming* analógico com N elementos, a definição de EGT permite representar o vetor de *beamforming* de transmissão como

$$\mathbf{f} = \frac{1}{\sqrt{N}} [e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_N}]^T, \quad \theta_l \in [0, 2\pi). \quad (2.44)$$

No sistema MIMO, EGT possui requisitos de amplificadores menos sofisticados por não necessitar modificar as amplitudes dos sinais transmitidos individualmente por elemento de antena.

Considerando a existência de deslocadores de fase com resolução limitada a B_{ps} bits, são admitidos $N_q = 2^{B_{ps}}$ diferentes ajustes de fase para cada um dos N elementos de antenas. Seja o vetor de *beamforming* $\mathbf{f} \in \mathbb{C}^N$ não quantizado, a versão quantizada de \mathbf{f} pode ser definida a partir dos elementos do vetor $\bar{\mathbf{f}}$,

$$\bar{\mathbf{f}} = \left[1 \quad e^{j\frac{2\pi}{N_q}} \quad \dots \quad e^{j(N_q-1)\frac{2\pi}{N_q}} \right]^T, \quad (2.45)$$

tal que o i -ésimo elemento de $\bar{\mathbf{f}}$ é selecionado baseado no critério de quadrado do erro mínimo com relação ao l -ésimo elemento de \mathbf{f} , conforme

$$i_l^* = \underset{i \in \{1, \dots, N_q\}}{\operatorname{argmin}} \left| \bar{f}_i - \frac{f_l}{|f_l|} \right|^2. \quad (2.46)$$

A versão quantizada, portanto, constitui uma aproximação de \mathbf{f} .

2.5 Abordagem baseada em realimentação

Outro aspecto da arquitetura analógica corresponde ao fato de o transmissor não conhecer, a priori, a informação CSI para escolha mais adequada dos ajustes de fase para transmissão. Enquanto o CSIR é obtido diretamente a partir da amostragem do canal, a obtenção do CSIT é mais desafiante e pode ser realizada por realimentação (*feedback*) [8, 39]. Assim, o receptor envia a informação do canal mensurado para o transmissor via um enlace de realimentação dedicado, com largura de banda limitada.

Seja o sistema com realimentação ilustrado pela Figura 2.10. O canal é medido

no transceptor B (receptor) durante o enlace direto de transmissão e a informação de canal é enviada ao transceptor A (transmissor) por um enlace reverso de realimentação. A fim de se evitar erros, o intervalo de tempo entre a realização da medição em B e o seu uso em A deve ser muito menor do que o tempo de coerência do canal T_c [8].

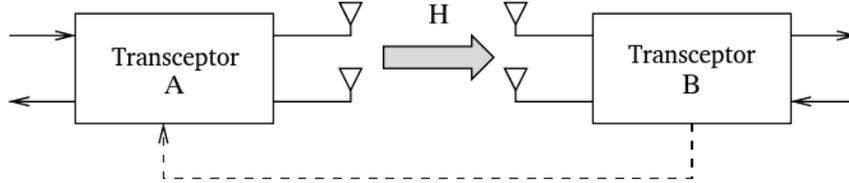


Figura 2.10: Obtendo CSIT usando realimentação. Adaptado de [8].

Basicamente, a aquisição de CSIT na estratégia baseada em realimentação, o transmissor envia sinais de referência que são conhecidos pelo receptor. Em geral o canal de realimentação possui capacidade limitada a B bits, o que restringe a quantidade de informação a ser realimentada a 2^B . Dessa forma, após estimar o canal direto, o receptor realimenta a informação quantizada para o transmissor através do canal de realimentação.

A aquisição de CSIT por realimentação é referenciado como um método de laço fechado, sendo mais comum em sistemas de divisão na frequência FDD (*FDD – Frequency Division Duplex*). Apesar de não estar sujeito à necessidade de calibração transmissor-receptor, a realimentação impõe uma sobrecarga (*overhead*) no sistema principalmente no caso de obtenção de CSI de alta resolução (ex: MU-MIMO) [8, 40].

Com relação à informação a ser quantizada, ao invés de quantizar a matriz de canal, uma abordagem alternativa é permitir que o receptor estime o vetor de *beamforming* diretamente e envie este vetor de volta para o transmissor. Assim, restringindo o conjunto de vetores de *beamforming* a um codebook $\{\mathbf{f}_1, \dots, \mathbf{f}_{2^B}\}$, o receptor pode utilizar o seu conhecimento do canal (CSIR) para selecionar deste conjunto o vetor que proporciona o maior ganho [2, 39].

2.6 Beam-sweeping

Em um sistema com realimentação que utiliza *beamforming* analógico tanto no transmissor quanto no receptor, os *beams* em ambos os lados devem ser encontrados de modo que os pares de transmissão e recepção sejam identificados e mantidos [2].

Em uma das diversas abordagens existentes, um *beam* pode ser escolhido através da transmissão de sinais de referência utilizando um conjunto de *beams* candidatos, estimando a qualidade do sinal recebido para cada *beam* de transmissão. Uma

referência ao *beam* com a mais alta qualidade é então realimentada de volta para que então o transmissor possa utiliza-lo em transmissões de dados subsequentes. Da mesma forma, o receptor pode encontrar seu melhor *beam* de recepção estimando a qualidade do sinal de referência recebido para cada um dos seus *beams* candidatos. Durante o procedimento de localização do *beam* de recepção, o transmissor deve repetir a transmissão do sinal de referência no mesmo *beam* de transmissão para que o receptor possa fazer uma comparação justa dos seus *beams* candidatos. Este procedimento é denominado *beam-sweeping* e devem ser repetidos sempre que necessário a fim de que a comunicação seja adaptada às condições do ambiente de propagação [2].

Existe o interesse de minimizar a sobrecarga do sistema durante o processo de *beam-sweeping*, reduzindo o espaço de busca no processo de seleção a partir dos *beams* candidatos. Uma maneira de reduzir esta sobrecarga de computação do CSI baseado em codebook é a realização o projeto a partir do conhecimento *à priori* sobre a estrutura do canal [2], que permita um codebook de tamanho mínimo necessário. Se o canal é correlacionado, por exemplo, entre os elementos de antenas, pode-se modelar um codebook baseado nessa premissa de que os coeficientes do canal para um elemento de antena está relacionado com os demais [41]. O codebook DFT é um exemplo de codebook que considera a correlação do ajuste de fase entre os elementos de antenas.

2.7 Codebook DFT

A definição de assinatura espacial $\mathbf{e}_{t/t}(\Omega_{t/t})$, revisada nas equações 2.28 e 2.27, possui a mesma estrutura que os vetores da matriz da Transformada Discreta de Fourier (DFT). Dado o cosseno direcional de transmissão, por exemplo, Ω_t , o vetor de beamforming \mathbf{f} pode ser obtido a partir do conjugado da respectiva assinatura espacial, tal que $\mathbf{f} = \mathbf{e}_t^*(\Omega_t)$. Dessa forma, um codebook projetado para uma antena ULA com N elementos, pode ser construído por um conjunto de vetores DFT correspondente ao beamforming em um número de direções hipotéticas ortogonais, resultando assim no codebook DFT [2], conforme

$$\mathbf{f}_{ULA}(l) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[1 \quad e^{j2\pi\frac{l}{QN}} \quad \dots \quad e^{j2\pi(N-1)\frac{l}{QN}} \right]^T, l = 0, 1, \dots, QN - 1. \quad (2.47)$$

Na Equação 2.47, $Q \in \mathbb{Z}^+$, com $Q \neq 0$, é denominado o fator de *oversampling* e pode ser utilizado para se obter uma maior granularidade no domínio angular do que aquela que pode ser obtida com um codebook DFT com somente N vetores ortogonais [2].

O padrão de irradiação do *array* ULA com N elementos utilizando um fator de *oversampling* Q é ilustrado nas figuras 2.11 e 2.12. Para N variável e $Q = 1$ (fixo), a ortogonalidade dos vetores de *beamforming* permitem percorrer todo o espaço angular com um dado grau de granularidade entre os *beams*, resultando em um codebook de tamanho N (Figura 2.11). Por outro lado, a utilização de $Q > 1$ permite o aumento do nível de granularidade no domínio angular, ocasionando, no entanto, um aumento do tamanho do codebook ($L = QN$) (Figura 2.12).

Assim, o fator de *oversampling* favorece o surgimento de *beams* mutualmente ortogonais entre si, favorecendo uma maior precisão com relação ao espaço de busca. No entanto, a criação de novos vetores de *beamforming* implica no aumento do tamanho do codebook. Conseqüentemente, o emprego do fator de *oversampling* gera maior sobrecarga decorrente do aumento no tempo de *beam-sweeping* necessário para identificação da melhor codeword num sistema com realimentação, por exemplo.

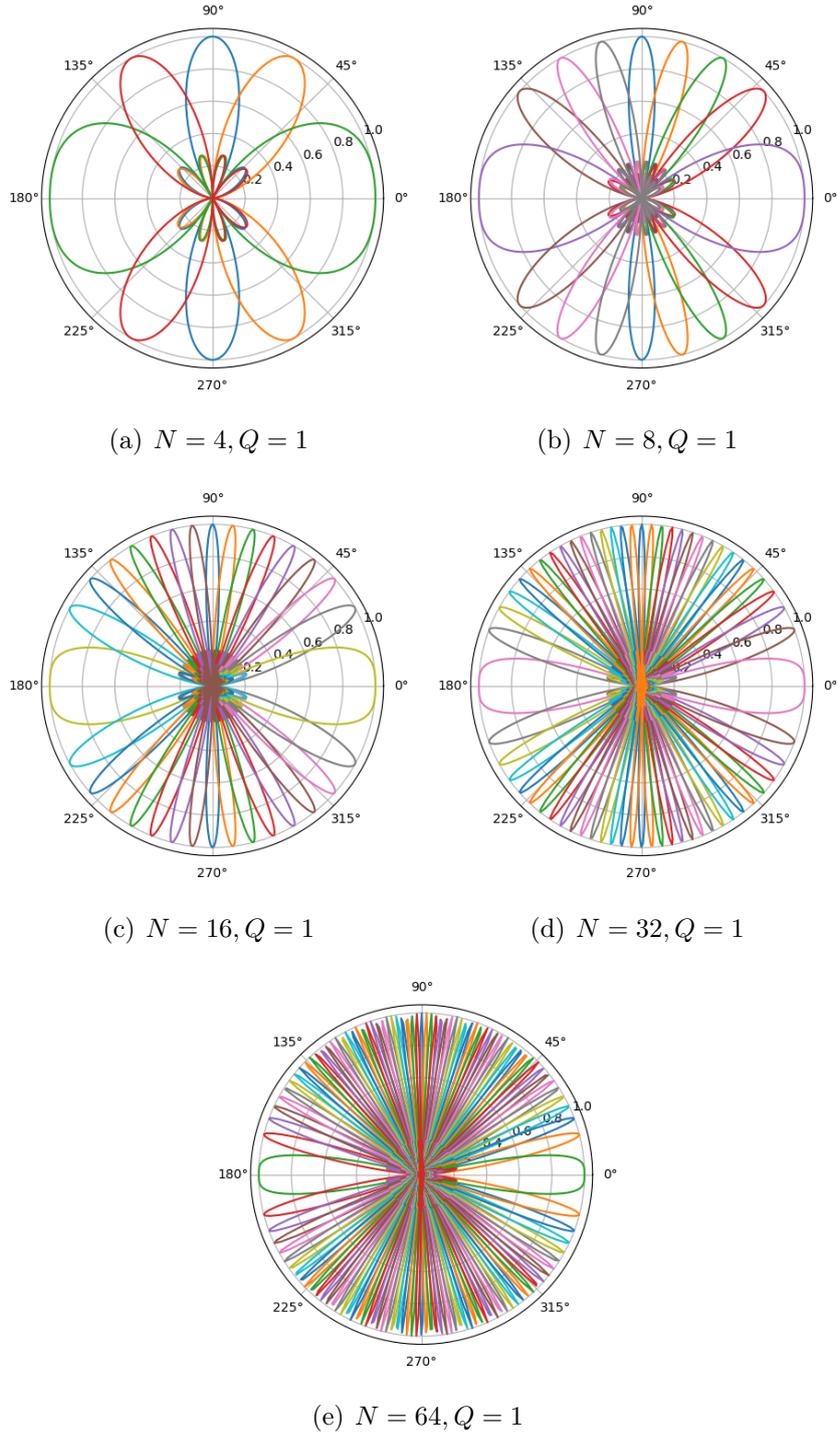


Figura 2.11: Codebook DFT, variando a quantidade de codewords N , com $Q = 1$.

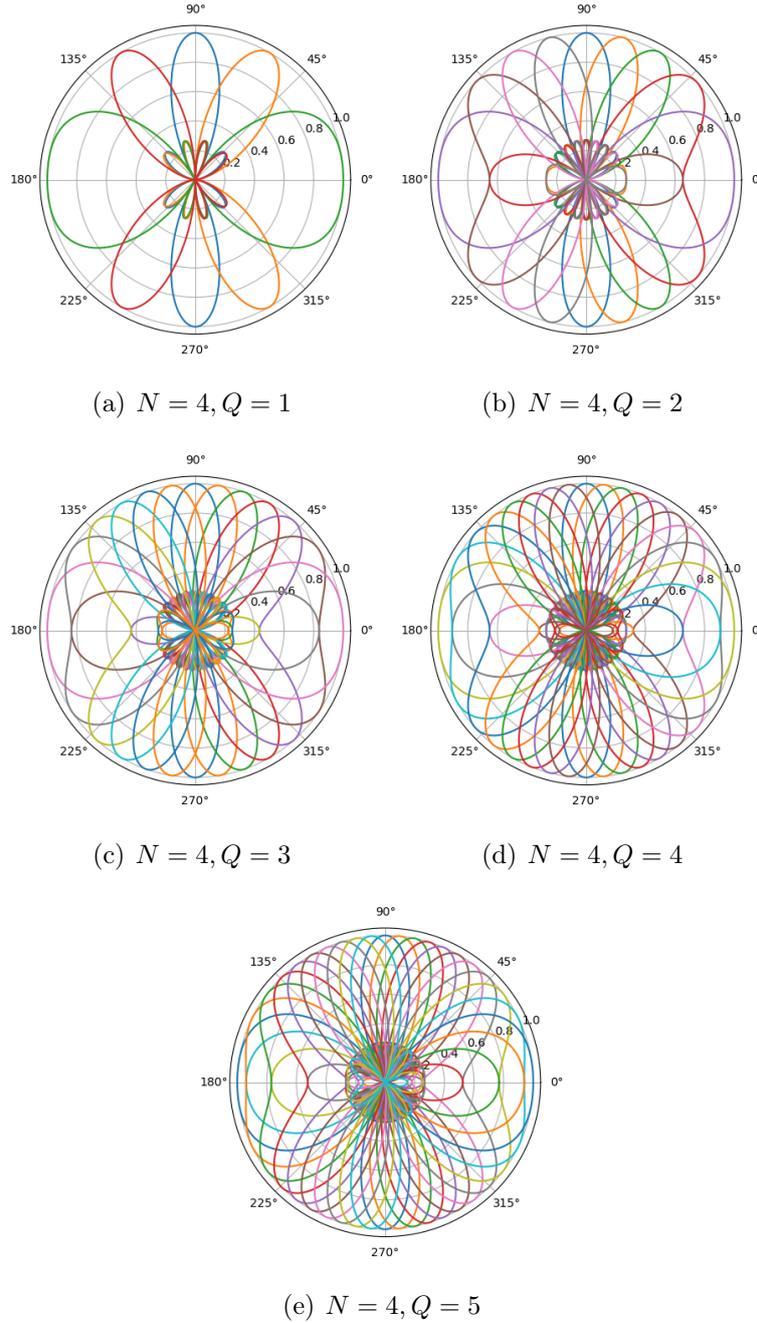


Figura 2.12: Codebook DFT, variando o fator de oversampling Q , fixando a quantidade de elementos $N = 4$.

2.8 Quantização vetorial

Como visto anteriormente, a utilização de codebooks pré-definidos torna-se uma opção viável em uma arquitetura MIMO de RF analógica, com hardware limitado. Nesse sentido, o projeto de um codebook pode se tornar fator decisivo no desempenho do sistema [42]. Enquanto o codebook DFT resulta em um *beamforming* com lóbulo único e estreito que pode varrer inteiramente o espaço angular, em outra

abordagem, o projeto de um codebook poderia considerar a correlação do conjunto de canais com relação ao ambiente de propagação. Desse forma, parte-se do princípio de que, em um dado ambiente de propagação, o codebook pode ser constituído de codewords específicas, sem necessariamente precisar varrer todo o espaço angular [32]. A estratégia visa minimizar a sobrecarga de treinamento e melhorar o nível de SNR. Com esse objetivo, o projeto de um codebook pode ser relacionado com o problema de quantização vetorial [27, 42]. Assim, como uma estratégia de quantização vetorial, o algoritmo generalizado de Lloyd [43, 44] pode ser utilizado para estimar um codebook baseado na distribuição de um conjunto de amostras de canais de treinamento.

2.8.1 Algoritmo generalizado de Lloyd

A quantização vetorial é uma extensão da quantização escalar e possui capacidade de dividir um conjunto de amostras de dados de treinamento em regiões (ou subconjuntos), agregando amostras similares à mesma região e amostras distintas em regiões diferentes [21]. Aplicado ao projeto de codebook em sistemas MIMO, as regiões representam o espaço das amostras de canal agrupadas conjuntamente em função de uma codeword (vetor de *beamforming*) [27]. Para cada região, na transmissão, por exemplo, o transmissor seleciona a codeword que maximiza o SNR. Considerando a limitação do canal de realimentação da informação com capacidade de B bits, é possível representar todo o espaço do conjunto de amostras através de um codebook restrito que induz $L = 2^B$ regiões. Um quantizador está associado a uma partição do espaço de entrada em L regiões, onde \mathcal{A}_i denota a vizinhança ou região do agrupamento induzido pela codeword $\hat{\mathbf{f}}_i$,

$$\mathcal{A}_1, \mathcal{A}_2, \dots, \mathcal{A}_L. \quad (2.48)$$

Seja um conjunto de vetores de *beamforming* $\mathcal{F} = \{\mathbf{f}_1, \dots, \mathbf{f}_n\}$, com $\mathbf{f} \in \mathbb{C}^N$, decorrente da decomposição de valores singulares de canais MIMO de uma sequência de n amostras de canais complexos (\mathbf{H}) de treinamento. Utilizando a quantização vetorial, deseja-se quantizar este conjunto de vetores de *beamforming* para um conjunto finito $\hat{\mathcal{F}} = \{\hat{\mathbf{f}}_1, \dots, \hat{\mathbf{f}}_L\}$, com $\hat{\mathbf{f}} \in \mathbb{C}^N$, contendo L codewords. Como critério de agrupamento, considera-se a mínima distorção $d(\mathbf{f}, \hat{\mathbf{f}})$ entre um dado vetor de *beamforming* \mathbf{f} de treinamento e uma codeword estimada $\hat{\mathbf{f}}$, tal que

$$\mathbf{f} \in \mathcal{A}_i \iff d(\mathbf{f}, \hat{\mathbf{f}}_i) \leq d(\mathbf{f}, \hat{\mathbf{f}}_j), \forall i \neq j. \quad (2.49)$$

Mais especificamente, como critério de distorção considera-se a utilização do qua-

drado do erro médio, conforme

$$d(\mathbf{f}, \hat{\mathbf{f}}_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\mathbf{f} - \hat{\mathbf{f}}_i|^2. \quad (2.50)$$

O objetivo do algoritmo é minimizar o valor esperado da distorção média,

$$J = \mathbb{E} \left\{ \min d(\mathbf{f}, \hat{\mathbf{f}}) \right\}. \quad (2.51)$$

O projeto de um quantizador abrange, portanto, a identificação de um codebook e uma regra de particionamento que minimize a distorção média. Assim, o algoritmo generalizado de Lloyd [21, 43, 44], conforme descrição em pseudocódigo do Algoritmo 1, repetidamente examina essas duas condições a fim de encontrar o codebook e uma partição do espaço que minimimize a distorção do conjunto de amostras. Devido a condição de centroide e a regra de vizinhança mais próxima, o algoritmo converge com J monotonicamente decrescente.

Algoritmo 1: Algoritmo Generalizado de Lloyd

Entrada: Um codebook inicial $\hat{\mathcal{F}}_0$ com L codewords, limiar de distorção $\epsilon \geq 0$, um conjunto de n amostras de treinamento $\{\mathbf{f}_j | j = 1, 2, \dots, n\}$

Saída: Um codebook final $\hat{\mathcal{F}}_m$ com L codewords e L regiões $\{\mathcal{A}_i | i = 1, 2, \dots, L\}$

início

$m = 0$;

$d_{-1} = \infty$;

repita

Dado $\hat{\mathcal{F}}_m = \{\hat{\mathbf{f}}_i | i = 1, 2, \dots, L\}$, encontrar as partições com distorção mínima $\mathcal{P}(\hat{\mathcal{F}}_m) = \{\mathcal{A}_i | i = 1, 2, \dots, L\}$ da sequência de treinamento $\{\mathbf{f}_j | j = 1, 2, \dots, n\}$ de modo que $\mathbf{f}_j \in \mathcal{A}_i \iff d(\mathbf{f}_j, \hat{\mathbf{f}}_i) \leq d(\mathbf{f}_j, \hat{\mathbf{f}}_l)$, para todo l ;

Calcula a distorção média $d_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \min_{\hat{\mathbf{f}} \in \hat{\mathcal{F}}} d(\mathbf{f}_j, \hat{\mathbf{f}})$;

if $(d_{m-1} - d_m)/d_m \leq \epsilon$ **then**

Retorna $\hat{\mathcal{F}}_m$ e \mathcal{A}_i e encerra;

else

Encontra $\hat{\mathcal{F}}_{m+1} = \{\mathbf{f}_i = \mathbb{E}[\mathcal{A}_i] | i = 1, \dots, L\}$;

$m = m + 1$;

até Verdade;

2.8.2 Inicialização do algoritmo de Lloyd

O algoritmo generalizado de Lloyd pertence ao conjunto de técnicas baseadas no algoritmo *K-means* e é extremamente sensível à escolha do codebook inicial $\hat{\mathcal{F}}_0$ [45], que pode levar frequentemente a ótimos locais. A inicialização tradicional considera a seleção de vetores iniciais aleatórios como codebook inicial – ou mesmo vetores iniciais aleatoriamente selecionados a partir do conjunto de amostras de treinamento. Existem, porém, técnicas mais elaboradas que sistematicamente procuram identificar um conjunto de codewords iniciais que satisfaçam a condição de fuga de ótimos e/ou acelerando a convergência [45] [46].

O algoritmo descrito em [45], por exemplo, propõe a seleção de codebooks iniciais de alta qualidade utilizando o valor médio característico dos vetores de treinamento,

$$m_{\mathbf{f}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f_n, \quad (2.52)$$

e a variância característica,

$$\text{var}_{\mathbf{f}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f_n^2 - m_{\mathbf{f}}^2, \quad (2.53)$$

para assim dividir o conjunto de treinamento em subgrupos, de modo que as codewords iniciais são então selecionadas de cada subgrupo.

Inicialmente, os vetores de treinamento são ordenados de acordo com o valor de variância característica em ordem crescente. O conjunto de vetores ordenados é dividido em três subgrupos onde é observada a distribuição de frequência das amostras (considerando baixa, média e elevada variância). As codewords são selecionadas destes subgrupos em número proporcional à quantidade de amostras agrupadas em cada subgrupo. Aplicada ao problema de compressão de imagem, a abordagem considera que as amostras de treinamento com mais elevada variância portam informação mais importantes tais como as informações de aresta e textura. Se mais codewords são atribuídas a vetores com variância mais elevada do que aqueles com baixa variância, o codebook pode, além de manter informação importante, obter um melhor desempenho [45]. A aplicabilidade com relação a seleção de um codebook inicial a partir de um conjunto de vetores de *beamforming*, no entanto, requer conhecimentos específicos da natureza do *beam* desses vetores para, assim, realizar uma melhor seleção deste codebook inicial que possibilite uma menor distorção ou mesmo redução do tempo de treinamento do algoritmo.

Capítulo 3

Método Proposto

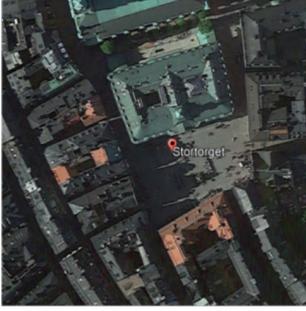
Neste trabalho, são estimados codebooks para suportar *beamforming* analógico em bandas de frequência de ondas milimétricas de 60 GHz com aplicação em redes veiculares do tipo V2I. Os codebooks são estimados a partir de amostras de canal do banco de dados de informações do mundo virtual criado no simulador RT, baseado no ambiente urbano do mundo real. Estas amostras são então utilizadas para a obtenção de um conjunto de vetores de *beamforming* a partir dos seus vetores singulares. Este conjunto de vetores é apresentado ao algoritmo de Lloyd para a estimação de codebooks de tamanhos variados, visando obter níveis mínimos de distorção. Considerando as limitações de implementação do *beamforming* analógico, o codebook final é obtido a partir do ajuste de módulo constante e de limitação de resolução de fase no codebook estimado. A abordagem remete a uma solução que vincula o ambiente de propagação do mundo real e sua representação no mundo virtual de forma realística, neste caso através da precisão do modelo de canal do RT. Outras técnicas poderiam ser utilizadas para obtenção da matriz complexa aproximada do canal físico, tais como aquelas baseadas na Óptica Física [16] e em técnicas numéricas como as de Diferenças Finitas no Domínio do Tempo [17]. A geração de um codebook a partir dos canais confiáveis e precisos, sugere a possibilidade de processamento da estimação do codebook na nuvem e sua posterior aplicação (*deployment*) na estação-base, conforme ilustrado pela Figura 3.1.

Nas seções seguintes é apresentado o modelo de sistema considerado, discutindo-se nesse caso o modelo de canal do RT e a aproximação usando o modelo do canal geométrico. Além disso, é discutida a definição do problema e detalhada a metodologia aplicada no projeto do codebook.

3.1 Modelo de sistema

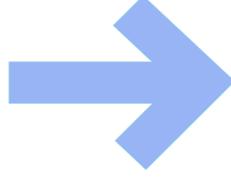
Seja um sistema MIMO com N_r antenas receptoras e N_t antenas transmissoras, com realimentação, utilizando vetores de *beamforming* de transmissão $\mathbf{f} \in \mathbb{C}^{N_t}$ e de

Mundo Real

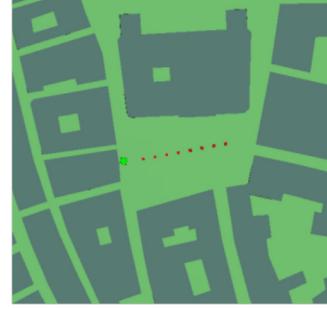


(a)

Criação do ambiente virtual no simulador RT

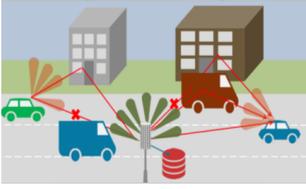


Mundo Virtual



(b)

Deployment do codebook na estação-base



(c)

- Extração de amostras de canal do RT
- Estimação do codebook com base nas amostras
- Adequação às restrições de hardware do beamforming analógico

Figura 3.1: Deployment do codebook final estimado no mundo virtual do RT em estação-base do mundo real. (a) Imagem de satélite Google Maps e (b) Modelo CAD importado no simulador RT, adaptado de [47]. (c) Abordagem de *beam-sweeping* orientada a dados, adaptado de [48].

recepção $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^{N_r}$ analógicos (com uma única cadeia de RF), conforme ilustrado pela Figura 3.2. Assume-se um canal de realimentação de baixa largura de banda, com capacidade de endereçar B bits, livre de erros e de atrasos. Este canal é utilizado para transportar a informação quantizada de CSIT para o transmissor.

Considerando a transmissão na direção de *downlink*, o sinal recebido no receptor pode ser definido por

$$\tilde{s} = \sqrt{P_{total}} \mathbf{w}^H \mathbf{H} \mathbf{f} s + \mathbf{w}^H \mathbf{n}. \quad (3.1)$$

Nesta equação, admite-se um canal de atenuação *narrowband* onde $s \in \mathbb{C}$ corresponde ao símbolo transmitido com potência unitária e $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ equivale à matriz de canal complexo. Denomina-se $\mathbf{w}^H \mathbf{H} \mathbf{f}$ como canal efetivo. Neste modelo de sistema, a fim de se estimar um codebook de transmissão, considera-se que o ganho de *beamforming* do canal,

$$G = |\mathbf{w}^H \mathbf{H} \mathbf{f}|^2, \quad (3.2)$$

é obtido assumindo que somente o receptor possui informação do canal disponível (CSIR). A mesma prerrogativa pode ser assumida no projeto do codebook de recepção com relação ao transmissor (CSIT), de modo que codebooks de transmissão

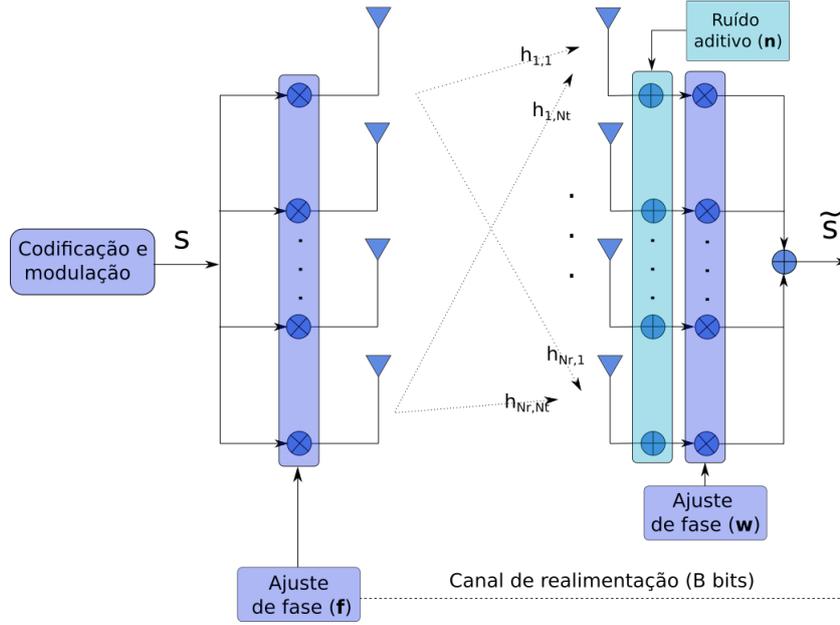


Figura 3.2: Diagrama de blocos de um sistema MIMO analógico com realimentação. Adaptado de [29].

e recepção sejam estimados independentemente. No modelo de bloco estacionário no qual a realização do canal permanece a mesma dentro de um tempo de coerência T_c , baseado nas estatísticas do canal, considera-se que o mesmo atenua independentemente entre blocos. Por fim, \mathbf{n} é o vetor de ruído circular complexo gaussiano com potência N_0 , tal que $\mathbb{E}(\mathbf{nn}^H) = N_0 \mathbf{I}_{N_r}$. Nesse modelo, os vetores \mathbf{f} e \mathbf{w} são selecionados durante o processo de *beam-sweeping* em um codebook de transmissão \mathcal{F} e outro de recepção \mathcal{W} visando maximizar o ganho de *beamforming* (Equação 3.2).

3.2 Definição do problema

Os sistemas de comunicação mmWave utilizando *beamforming* analógico sofrem do problema da limitação da amostragem do subespaço[49]. Isso pode ser a maior limitação durante a estimativa do canal para ajuste de fase e realização do *beamforming*. Nos sistemas MIMO convencionais, os vetores de *beamforming* são selecionadas como uma função do canal estimado para maximizar alguma métrica de performance do sistema [8]. Contudo, na prática, não é possível estimar todos os elementos da matriz de canal \mathbf{H} em sistemas MIMO mmWave com arquitetura analógica [3]. Sem o conhecimento da informação de CSI completa e da estimativa da matriz de canal, o problema é então convertido para um problema geral de amostragem do subespaço para alinhamento mais adequado do *beam*. Assim, o transmissor e o receptor devem colaborar entre si para determinar o melhor par de vetores *beamforming* durante a etapa de alinhamento do *beam*, utilizando de sinais de referência e observando

amostras do subespaço [49].

Maximizar o ganho efetivo do canal é um problema de otimização multidimensional [29]. Admitindo um modelo de sistema que prevê a modelagem do codebook de transmissão independente do codebook de recepção (e vice-versa), pode-se restringir o problema à modelagem somente do codebook de transmissão.

Considerando a limitação de hardware do *beamforming* analógico, utilizando o esquema EGT que impõe a restrição de mesmo ganho para o ajuste dos elementos de antenas, um vetor de *beamforming* de transmissão \mathbf{f} qualquer é dado por

$$\mathbf{f} = \frac{1}{\sqrt{N_t}} [e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_{N_t}}]^T \mid \theta_n \in \{1, \dots, N_t\} \in [0, 2\pi). \quad (3.3)$$

O termo $1/\sqrt{N_t}$ garante que o vetor seja unitário.

Supondo que B_{ps} bits de quantização limitam a resolução de ajuste de fase, cada vetor poderia requerer $2^{B_{ps} \times N_t}$ valores. Contudo, o valor do primeiro ajuste de fase pode ser fatorado separadamente de modo que $\theta_1 = 0$ [27, 29]. Portanto, se B_{ps} bits são utilizados para cada ajuste de fase, somente $B_{ps} \times (N_t - 1)$ bits são necessários para $N_t - 1$ antenas. Assim, a cardinalidade do conjunto factível de transmissão \mathcal{F} é tal que

$$|\mathcal{F}| = 2^{B_{ps} \times (N_t - 1)}. \quad (3.4)$$

No entanto, com um canal de realimentação limitado a B bits, deve-se selecionar um codebook $\mathbf{F} \in \mathcal{F}$ de tamanho $L = 2^B$ equivalente à combinação

$$\binom{2^{B_{ps} \times (N_t - 1)}}{L}. \quad (3.5)$$

Na presença de CSIR, o sistema pode obter o limite superior do ganho efetivo de *beamforming*, tal que

$$|\mathbf{w}^H \mathbf{H} \mathbf{f}|^2 \leq \|\mathbf{w}\|_2^2 \|\mathbf{H} \mathbf{f}\|_2^2 = \|\mathbf{H} \mathbf{f}\|_2^2. \quad (3.6)$$

Um algoritmo de força bruta poderia realizar uma busca em todos os vetores do conjunto factível de *beamforming* de transmissão \mathcal{F} , cuja combinação maximiza o ganho,

$$G = \max_{\mathbf{f} \in \mathbf{F}} \|\mathbf{H} \mathbf{f}\|_2^2. \quad (3.7)$$

Dessa forma, um vetor de *beamforming* cujo ajuste de fase $\boldsymbol{\theta}$ é ótimo é dado por

$$\boldsymbol{\theta} \in \arg \max_{\vartheta \in [0, 2\pi)^{N_t}} \|\mathbf{H} e^{j\vartheta}\|_2. \quad (3.8)$$

Nota-se também que para um valor qualquer de fase φ ,

$$\begin{aligned}
\|\mathbf{H} (e^{j\varphi} \mathbf{f})\|_2^2 &= (e^{j\varphi} \mathbf{f})^H \mathbf{H}^H \mathbf{H} (e^{j\varphi} \mathbf{f}) \\
&= e^{-j\varphi} e^{j\varphi} \mathbf{f}^H \mathbf{H}^H \mathbf{H} \mathbf{f} \\
&= \|\mathbf{H} \mathbf{f}\|_2^2,
\end{aligned} \tag{3.9}$$

indicando a não-unicidade do *beamforming* de modo que qualquer rotação de fase resulta em um mesmo desempenho. Pode-se explorar a não-unicidade a fim de reduzir o tamanho do conjunto maximal de codewords e assim a quantidade de dados a ser enviada através do canal de realimentação [29, 36, 50].

3.3 Modelo de canal do Ray-Tracing

O ambiente sem fio mmWave é caracterizado predominantemente pela presença de efeitos de reflexão e espalhamento, pouca contribuição de difração, além de elevada atenuação no espaço livre [1]. Devido a estas características, torna-se difícil caracterizar um modelo de canal para diferentes ambientes dinâmicos sem um modelo físico preciso, principalmente em ambientes de redes urbanas veiculares cuja presença de elementos espalhadores e refletores é frequente. Na estimativa do canal sem fio, o grau de correlação do ganho entre elementos de antenas de transmissão e recepção é uma função pouco tratável dos elementos de espalhamento no ambiente e espaçamento no transmissor e receptor [8, 20]. Nesse sentido, a combinação de técnicas MIMO e a precisão crescente de modelos de canais físicos em sistemas mmWave podem propiciar uma gama de novos conhecimentos [51].

Relacionando os aspectos de precisão e tratabilidade, em sistemas MIMO existem basicamente duas abordagens principais para modelagem do canal [20]: (1) a modelagem estatística e a modelagem (2) física. Enquanto a modelagem estatística é uma abstração idealizada das características de propagação espacial e assume atenuação independente entre diferentes pares de elementos transmissor-receptor, os modelos paramétricos físicos são inspirados nas técnicas de processamento do conjunto de antenas, explicitamente modelando as cópias do sinal em diferentes direções. A abordagem estatística apresenta um menor nível de precisão para aplicações mais sensíveis aos efeitos de elementos espalhadores existentes no ambiente. A modelagem física apresenta maior precisão ao levar em consideração o efeito dos elementos espalhadores, porém, é pouco tratável computacionalmente e pouco flexível para pesquisa pois naturalmente está atrelado ao ambiente específico. Do ponto de vista das pesquisas em sistemas MIMO mmWave, é interessante uma integração entre estas abordagens. A Tabela 3.1 a seguir resume estas características.

Modelo de canal	Quanto à flexibilidade	Quanto à precisão
Estatístico	Maior flexibilidade para pesquisa	Menor precisão
Físico	Menor flexibilidade para pesquisa	Maior precisão

Tabela 3.1: Comparativo entre modelos de canais estatístico e físico.

De fato, as propriedades físicas de sistemas mmWave requerem uma caracterização refinada e mais precisa da informação de canal. Dentre outras técnicas, o RT propicia a geração de canais com maior precisão do que os métodos estatísticos para reprodução de canais sem fio. A principal limitação do RT, porém, é a pouca flexibilidade já que um canal estimado para um dado ambiente não pode ser aplicado em outro consideravelmente diferente (ambiente específico) [1]. O modelo de canal do RT prediz com precisão de tempo e espaço as características multi-caminho do canal e o impacto de elementos atenuadores, refletores, espalhadores e mesmo aqueles que resultam em difração. Conforme ilustrado nas Figuras 3.3 e 3.4, a abordagem utiliza a simulação computacional para modelar e discretizar a energia irradiada no espaço e como ela interage com o modelo computacional do ambiente físico.

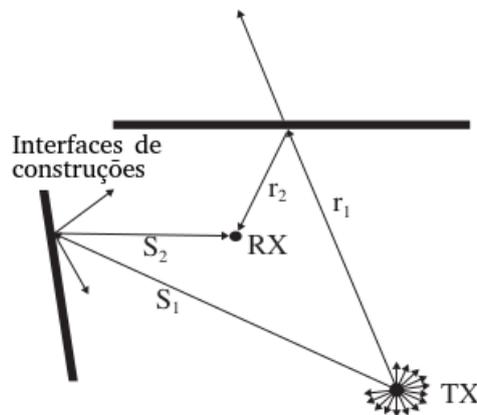


Figura 3.3: RT discretiza a energia de uma fonte transmissora e modela a interação das ondas de propagação com o modelo computadorizado do ambiente físico. Adaptado de [52].

Existem diversas ferramentas baseadas no algoritmo de RT [51], dentre elas destaca-se o software de RT *Wireless InSite Remcom* [53]. O software RT *Wireless InSite Remcom* possibilita a obtenção da matriz de canal \mathbf{H} completa diretamente do simulador (*fully simulated*) ou, indiretamente, a partir das informações do conjunto de raios aplicadas no modelo do canal geométrico. A abordagem de geração dos raios torna a simulação mais simplificada, reduzindo o tempo de simulação. Nessa abordagem, a cada raio (ou *path*) é associada a informação de ganho complexo (α_l),

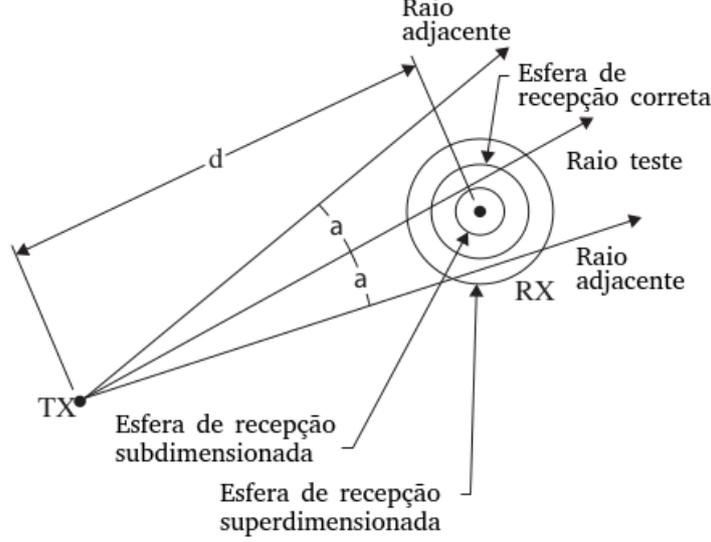


Figura 3.4: Visão em 2-D da esfera de recepção. Adaptado de [52]

atraso (τ_l), AoA (θ_l^A) e AoD (θ_l^D). Em uma etapa de pós-processamento, as informações dos raios são então associadas ao modelo do canal geométrico, permitindo testes com diferentes configurações de antenas [47]. Dados L_p raios, a equação define o modelo do canal geométrico

$$\mathbf{H}[n] = \sqrt{N_t N_r} \sum_{l=0}^{L_p-1} \alpha_l g(nT - \tau_l) \mathbf{e}_r(\theta_l^A) \mathbf{e}_t^*(\theta_l^D) \quad (3.10)$$

e a equação

$$\mathbf{H}[n] = \sqrt{N_t N_r} \sum_{l=0}^{L_p-1} \alpha_l \mathbf{e}_r(\theta_l^A) \mathbf{e}_t^*(\theta_l^D) \quad (3.11)$$

apresenta a respectiva versão do canal em *narrowband* [20].

Apesar da complexidade da modelagem e dos cálculos computacionais das interações entre raios e elementos espalhadores, o avanço das pesquisas em sistemas mmWave possibilitou a disponibilização de bases de dados simulados de RT para pesquisa (ex.: [22] e [54], [19]), viabilizando a investigação de problemas relacionados a camada Física (PHY) em mmWave.

3.4 Metodologia aplicada no projeto do codebook

A metodologia adotada no projeto de codebook em sistemas mmWave analógicos, neste trabalho aplicada a redes V2I, consiste na utilização da técnica de quantização vetorial a partir de canais complexos obtidos com informações de RT. As informações de raio do RT disponíveis no banco de dados são então utilizadas para a geração de amostras de canal MIMO, aproximadas pelo modelo do canal geométrico. Estas

amostras são então apresentadas ao algoritmo generalizado de Lloyd para estimação do codebook.

3.4.1 Dataset

Baseados na precisão do modelo de canal do RT, os dados de simulação da rede urbana MmWave V2I utilizados tanto para o projeto de codebook quanto para sua avaliação desempenho corresponde ao *Raymobtime Dataset* disponível em [22]. Associando dados de simulação de tráfego e mobilidade (*Simulator of Urban Mobility - SUMO*) e RT (*Wireless Insite Remcom*), o dataset simula uma rede urbana mmWave 60GHz V2I. No cenário de redes mmWave V2I, as estações-base estão posicionadas em postes cuja altura é relativamente baixa, tais como postes de iluminação fixados ao longo da via. Com a mobilidade dos veículos e a existência de outros veículos diversos, pressupõe-se que a visada direta com o receptor (LOS) esteja sujeita a bloqueio, assim como, a existência de vários objetos com capacidade de reflexão no ambiente possibilitam co-existência de caminhos indiretos (NLOS), conforme cenário ilustrado pela Figura 3.5.

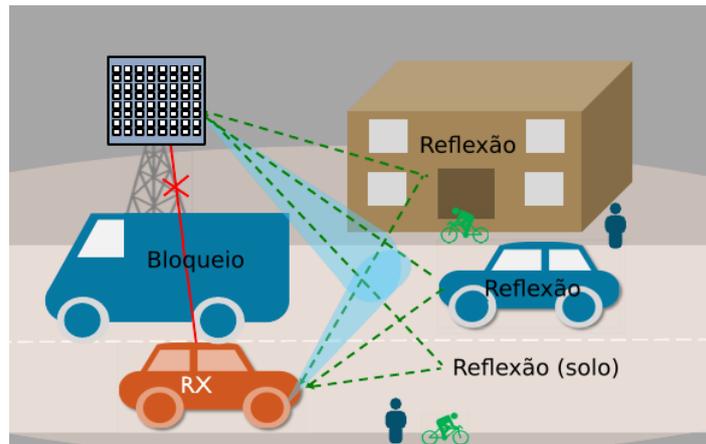


Figura 3.5: Múltiplos caminhos em canal de redes V2I. Adaptado de [55].

Diante do modelo CAD do ambiente com as propriedades pré-definidas das superfícies dos materiais, por simplicidade, as construções são modeladas em formatos de cubos com concreto exterior, localizadas ao longo dos dois lados da via, que possui pista dupla. Devido à superfície metálica possuir boas características de reflexão, os veículos correspondem aos fatores móveis primários que podem afetar os canais veiculares [55], dessa forma, caminhões e carros são modelados em formato de cubos revestidos por metal no exterior. Em cada simulação, as antenas receptoras estão alocadas no topo somente dos veículos menores (carros). O banco de dados desconsidera o impacto de elementos tais como pedestres e ciclistas. A Figura 3.6 ilustra este cenário de simulação.

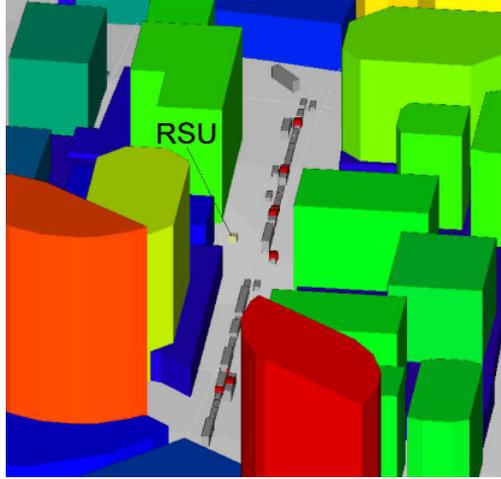


Figura 3.6: Modelo CAD do ambiente urbano modelado no RT em redes mmWave V2I. A RSU (*Roadside Unit*) corresponde ao transmissor localizado à beira da via e os cubóides vermelhos correspondem aos elementos receptores. Adaptado de [22].

No banco de dados, cada *dataset* é composto por um conjunto de episódios, que por sua vez corresponde a um conjunto de cenas. Na geração dos dados de RT, as cenas possuem intervalo de amostragem configuráveis, a fim de captar o momento de mobilidade. Os episódios, no entanto, além de possuir um maior intervalo, não possuem uma relação direta entre si. Entre episódios naturalmente é possível capturar maiores mudanças no ambiente de simulação, possibilitando maior diversidade [22]. Dentre os diversos conjunto de dados de RT disponíveis em [22], nos experimentos aqui realizados, optou-se pela utilização do *dataset* denominado “S002”. Com operação a 60 GHz e considerando o espalhamento difuso, este *dataset* simula a existência de uma estação-base fixa e 10 receptores fixos distribuídos ao longo do cenário 3D, conforme ilustrado na Figura 3.7. Diferentemente do *dataset* “S006”, que também utiliza espalhamento difuso e possui receptores fixos, o *dataset* “S002” apresenta um maior número de episódios, possibilitando capturar uma estatística de mais longo prazo do ambiente de propagação. Nestes *datasets*, apesar dos elementos transmissor e receptores fixos, os demais elementos do ambiente de propagação, tais como elementos de bloqueio e de reflexão, no entanto, são dinâmicos conforme o padrão de tráfego e mobilidade adotado.

O *dataset* “S002” é organizado em 1800 episódios e cada episódio possui 1 cena. A cena é uma discretização do ambiente de propagação e a relação entre o transmissor e cada um dos receptores é estabelecida através do conjunto de raios entre o par transmissor-receptor. Entre o par transmissor-receptor é disponibilizado o conjunto dos $L_p = 25$ raios de maior potência e a partir das informações de raios do *dataset* é possível obter um total de até 10 canais por cena, totalizando 18000 canais válidos. Neste *dataset* todos os canais são NLOS.

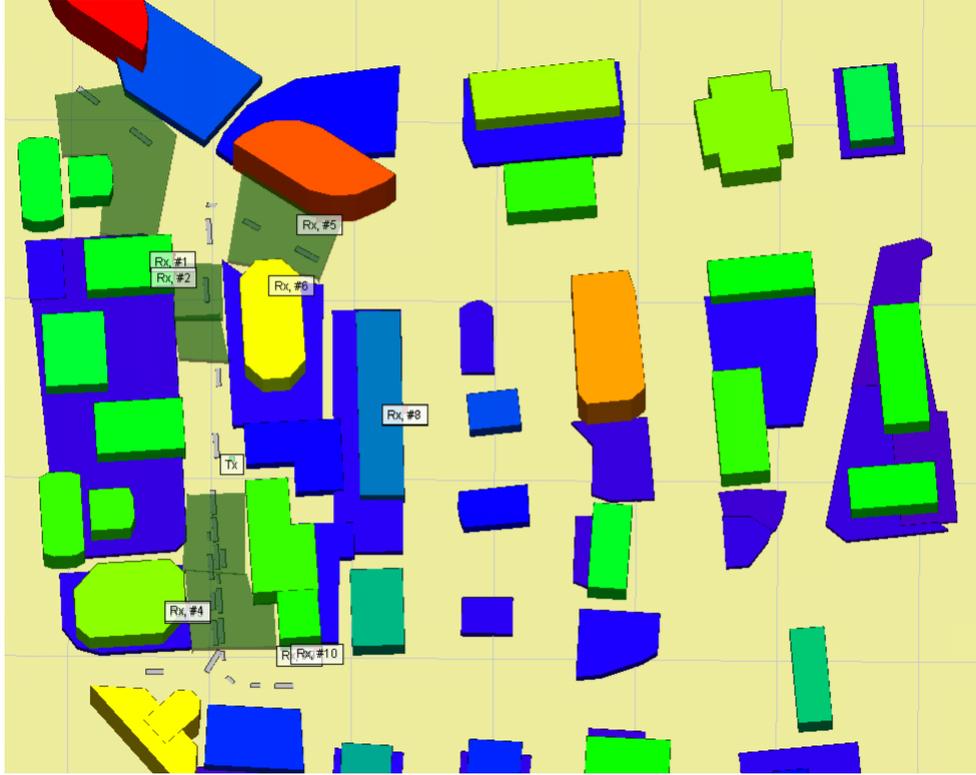


Figura 3.7: Cenário de simulação com uma estação-base (Tx) e 10 receptores (Rx) com posicionamento fixo. As cores correspondem à altura das construções de até 101 metros (vermelho) [18].

3.4.2 Modelagem do codebook a partir do RT

A metodologia empregada, portanto, consiste na utilização das informações de raio do RT disponibilizadas no *dataset* para obtenção da matriz complexa de canal através do modelo de canal geométrico. Uma vez gerado esse conjunto de amostras de canal complexo, são obtidos os vetores de *beamforming* a partir da decomposição em valores singulares de cada amostra. Esse conjunto de vetores de *beamforming* é então apresentado ao algoritmo generalizado de Lloyd para que seja estimado o codebook.

Mais especificamente, as amostras de canal complexo são geradas considerando a utilização de antenas ULA tanto no transmissor quanto no receptor com espaçamento normalizado entre elementos de 0.5. A configuração do conjunto de antenas é combinada com as informações de cada um dos 25 raios entre transmissor e receptor. Dentre as informações de raios disponibilizadas no *dataset*, para cada raio l são extraídas: (1) a potência recebida β_l , (2) a informação de defasagem do raio ϕ_l , (3) o ângulo de elevação de partida (θ_l^D) e (4) o ângulo de elevação de chegada (θ_l^A). O ganho complexo calculado é dado por $\alpha_l = \sqrt{\beta_l}e^{j\phi_l}$. Por conseguinte, a fim de se estimar o canal complexo utilizando o modelo de canal geométrico *narrowband* estas

informações são aplicadas na Equação 3.11. Em seguida, o canal complexo obtido é normalizado.

A abordagem considera a modelagem dos codebooks de transmissão e recepção separadamente. Assim, para estimação do codebook com vetores de *beamforming* de transmissão, para cada amostra do canal complexo é obtido o vetor unitário da matriz à direita da decomposição em valores singulares correspondente ao maior autovalor. Esse conjunto de vetores de *beamforming* de transmissão é utilizado como conjunto de treinamento para o algoritmo generalizado de Lloyd, para que seja estimado um codebook de tamanho L . De modo análogo, para estimação do codebook de recepção, para cada amostra de canal é obtido o vetor unitário mais à esquerda da decomposição em valores singulares correspondente ao maior autovalor.

Uma vez estimados os codebooks de transmissão e de recepção, os mesmos são adequados para considerar a limitação de hardware do *beamforming* analógico através da imposição de mesmo ganho $1/\sqrt{N_{t/r}}$ e de resolução fase a B_{ps} bits no ajuste complexo. Especificamente no caso do *beamforming* de transmissão, o modelo de sistema com canal de realimentação do receptor para o transmissor limitado a B bits, limita o tamanho do codebook de transmissão L a 2^B codewords. O fluxograma da Figura 3.8 ilustra o processo de modelagem do codebook de transmissão, destacando as fases de (1) pré-processamento, (2) estimação e adequação do codebook e (3) *deployment*.

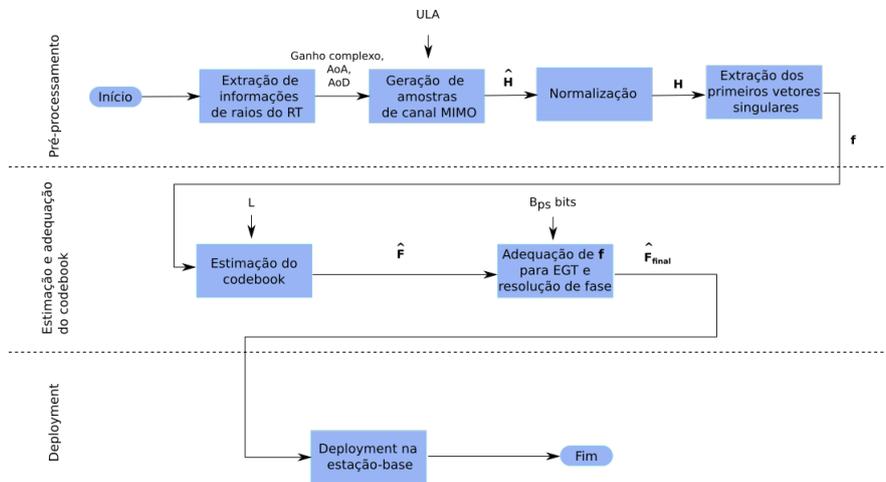


Figura 3.8: Fluxograma do processo de modelagem do codebook de transmissão.

Capítulo 4

Resultados e Discussões

Na ausência de um *testbed* que possibilite a replicação do modelo teórico que relaciona os canais de propagação do mundo real e o codebook gerado a partir do RT, o codebook final contendo os vetores de *beamforming* de transmissão com restrições de hardware analógico é comparado ao sistema teoricamente ótimo e ao codebook DFT. Para isso, o conjunto normalizado de canais complexos obtido é separado em um conjunto de treinamento e outro de teste. O conjunto de amostras de canais de treinamento é utilizado exclusivamente para obtenção do codebook estimado. Em uma etapa seguinte, o conjunto de amostras de teste é utilizado para simular o *beam-sweeping* no codebook final, comparando o desempenho com o codebook DFT. Ainda na etapa de teste, é considerada a recepção ótima utilizando o primeiro vetor singular à esquerda como vetor de *beamforming* de recepção. O desempenho do treinamento é baseado na distorção média alcançada pelo algoritmo generalizado de Lloyd, enquanto o desempenho dos testes é baseado no ganho de *beamforming* e capacidade ergótica obtidos através do codebook final. As imprecisões de resolução de fase são implementadas através da limitação de bits durante a fase de testes do codebook final estimado. A implementação em linguagem de programação e a parametrização utilizada que permitam a reprodução dos experimentos podem ser encontrados em [56].

4.1 Treinamento

Seja $N_r = N_t = N$, consideram-se as seguintes configurações de experimentos com

$$N = \{4, 8, 16, 32, 64\}. \quad (4.1)$$

Durante o treinamento, para cada valor de N , é variada a quantidade de codewords de modo que

$$L = \{4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512\}. \quad (4.2)$$

Além dos métodos de inicialização aleatórios (com e sem a utilização das amostras de treinamento), foi utilizada uma adaptação do método de inicialização proposto por *Ma, Xiaoxiao, et al.* [45], revisitado na Subseção 2.8.2 e aqui denominado “xiaoxiao”. Dessa forma, no algoritmo generalizado de Lloyd são utilizados os seguintes métodos de inicialização:

$$\{ \text{xiaoxiao}, \text{aleatório(amostras)}, \text{aleatório} \}. \quad (4.3)$$

Realizando as devidas adaptações no algoritmo de seleção do codebook inicial proposto em [45] desta vez para o problema de estimação de vetores de *beamforming*, o conjunto de amostras de treinamento foi ordenado de acordo com a sua variância característica. O conjunto de amostras ordenado foi separado em três grupos e após análise da distribuição em frequência das amostras, foi arbitrado a cada sub-grupo (de baixa, média e elevada variância) a seleção de codewords iniciais na razão $L/4 : L/4 : L/2$. Como exemplo de aplicação, a Figura 4.1 apresenta a distribuição das amostras de treinamento e a indicação do codebook inicial selecionado utilizando esta metodologia adaptada. Na figura, $N = 4$ e $L = 4$. Por este método de inicialização, 50% das amostras são selecionadas da região de elevada variância, enquanto o restante é dividido igualmente entre as amostras de média (25%) e baixa variância (25%). A mesma estratégia foi adotada para os demais experimentos com diferentes valores de N e L .

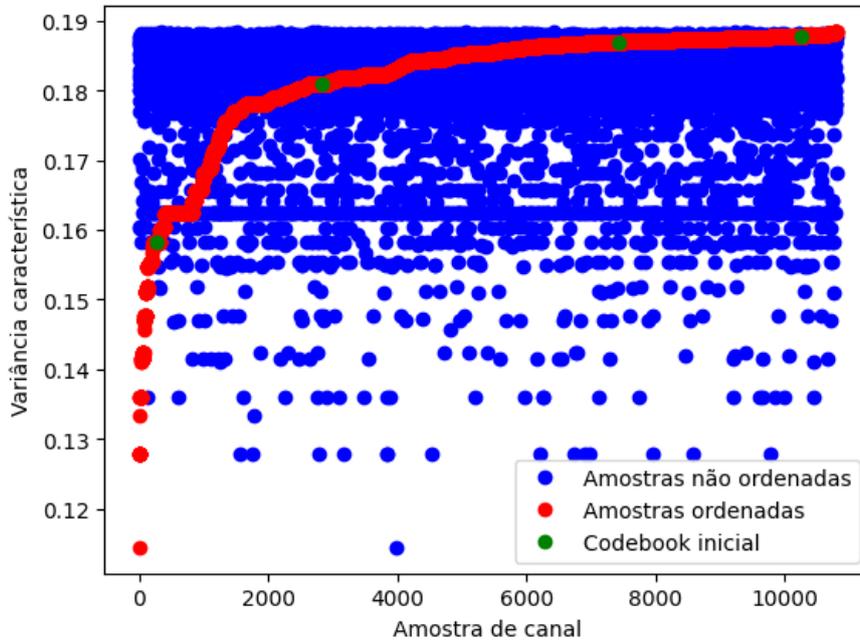


Figura 4.1: Identificação do codebook inicial utilizando *Ma, Xiaoxiao, et al.* [45] adaptado para o conjunto de vetores de treinamento, com $N = 4$ e $L = 4$

4.1.1 Desempenho da distorção

Os gráficos da Figura 4.2, a seguir, apresentam o comportamento da distorção média em dB ao longo das iterações do algoritmo para $N = 4$. Nota-se que a curva, logo nas primeiras iterações converge rapidamente para um ótimo local cuja distorção média é mínima. Analisando o comportamento da convergência nestes gráficos, observa-se que a adoção de um critério de parada mais rígido que limite, por exemplo, o processo de treinamento a 20 iterações poderia gerar codebooks com desempenho muito similar reduzindo significativamente o consumo de processamento.

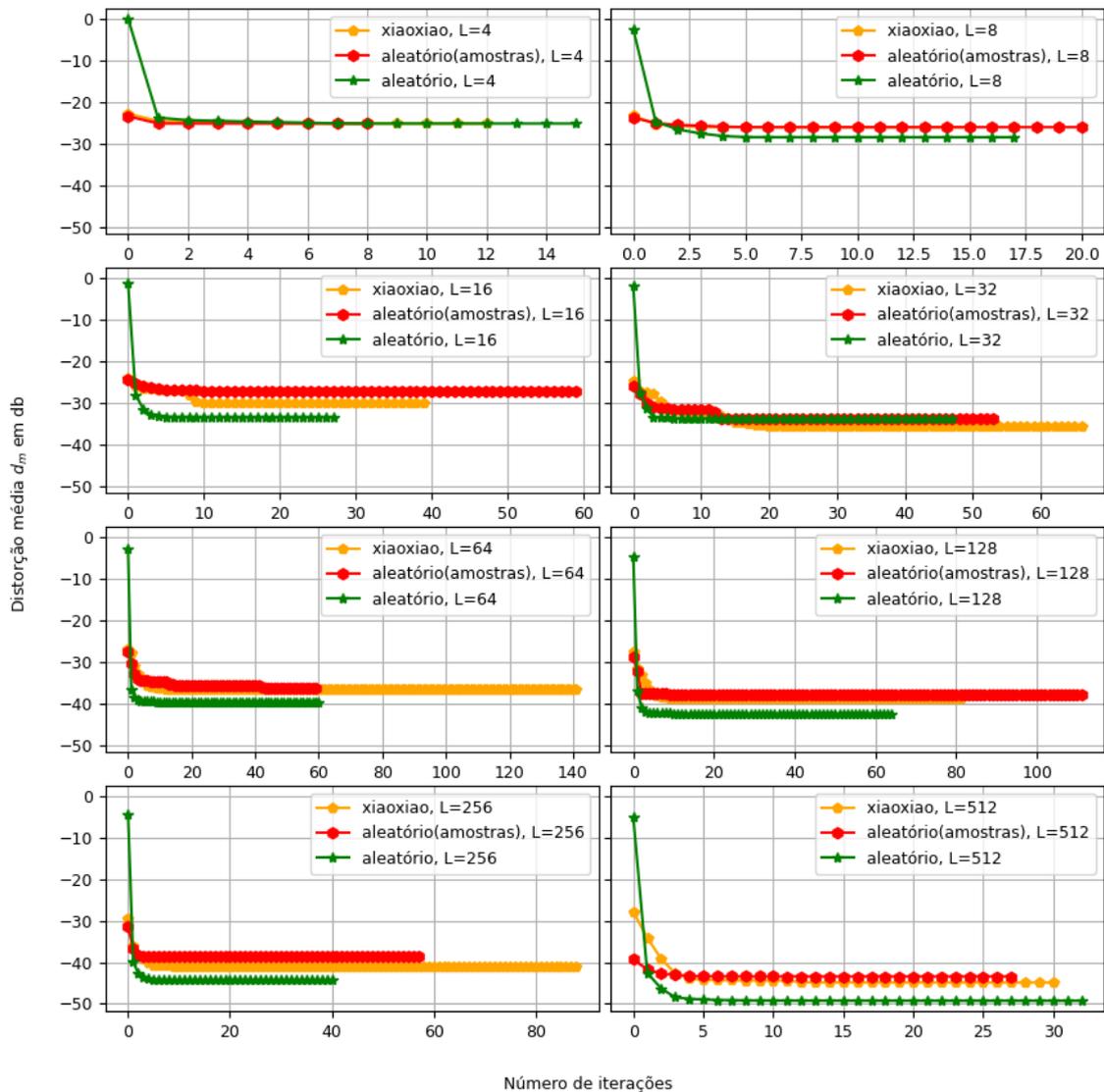


Figura 4.2: Desempenho da distorção durante o treinamento para $N=4$, variando o tamanho do codebook (L) para valores de 4 a 512.

No gráfico da Figura 4.3 é possível identificar o nível mínimo de distorção alcançado ao final do processo iterativo. Revelando a sensibilidade de inicialização do

algoritmo, conforme seleção do codebook inicial o algoritmo é conduzido a diferentes níveis de distorção final. Além disso, coerentemente, a parametrização do algoritmo com codebooks maiores (L crescente) tende a conduzi-lo para valores menores de distorção.

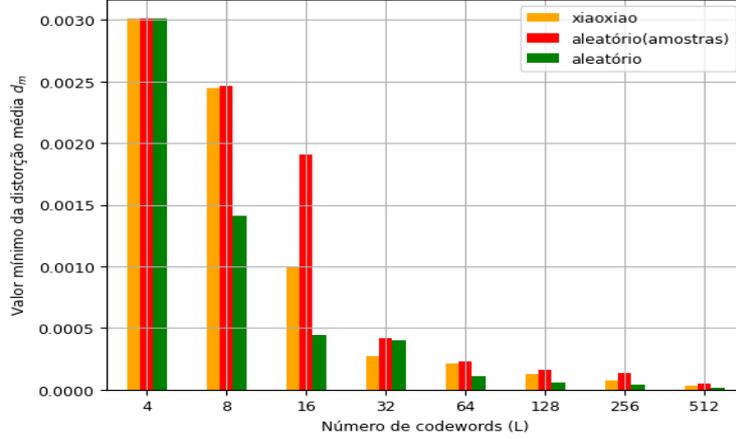


Figura 4.3: Distorção final mínima obtida durante o treinamento para $N=4$, variando o tamanho do codebook (L) para valores de 4 a 512.

Com relação aos demais experimentos, com $N > 4$, desempenho da distorção ao longo das iterações é similar ao observado para $N = 4$, convergindo pouco significativamente após a iteração de número 20. No que se refere ao valor final de distorção alcançado, para um mesmo valor de L , tem-se diferentes níveis finais de distorção média dependendo do codebook inicial utilizado. Os gráficos da Figura 4.4 ilustram esta diferença.

4.2 Teste

Durante a fase de testes do codebook estimado na etapa anterior, diante de cada amostra de teste, na transmissão de *beamforming*, é realizado o *beam-sweeping* no codebook disponibilizado selecionando a codeword estimada que proporciona o maior ganho de *beamforming*. A variação em resolução de fase é implementada através da limitação de bits na qual é avaliado o efeito na capacidade ergótica para um conjunto de amostras de teste.

4.2.1 Desempenho do ganho de beamforming

Na Figura 4.5 é exibido o ganho de *beamforming* para um conjunto de 50 amostras quaisquer de canal complexo \mathbf{H} de teste. No gráfico da figura, o *beamforming* ideal com EGT é obtido a partir da modificação do primeiro vetor da derivação em valores

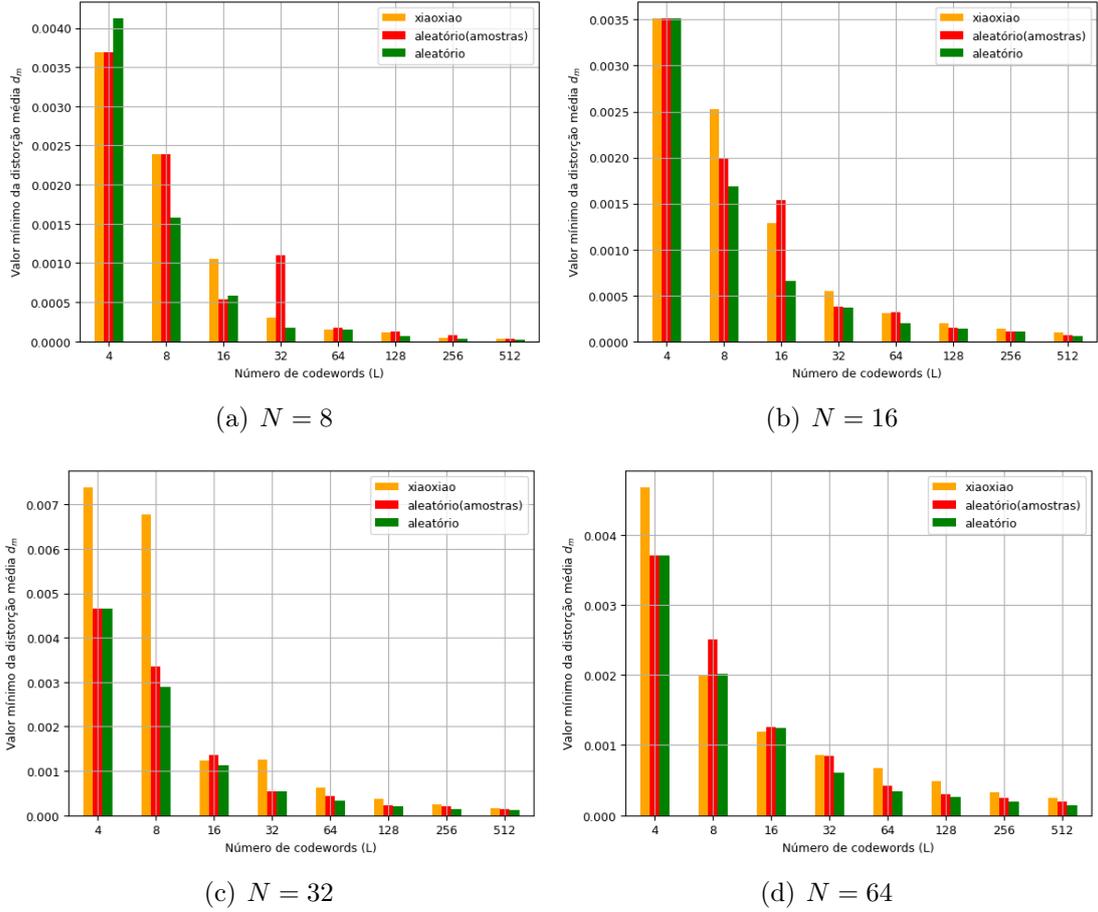


Figura 4.4: Desempenho da distorção durante o treinamento para N com valores de 8 a 64, variando o tamanho do codebook (L) de 4 a 512.

singulares de \mathbf{H} . A modificação consiste em implementar o ajuste de *beamforming* analógico com módulo constante, mantendo o ajuste de fase do vetor original, aqui denominado EGT (*Equal Gain Transmission*) [29]. O *beamforming* ideal com EGT representa o limite superior de ganho. O ganho de *beamforming* decorrente dos vetores estimados com o valor médio e desvio padrão do ganho se dá em função dos 24 codebooks obtidos durante a etapa de treinamento, tal que

$$3 \text{ opções de inicialização} \times 8 \text{ valores de } L = 24 \text{ codebooks estimados.} \quad (4.4)$$

Observa-se que o desempenho do ganho obtido com os codebooks estimados é próximo ao limite superior. Isso evidencia elevado ganho relacionado ao primeiro autovalor do conjunto de canais, revelando um baixo nível de condicionamento do canal complexo.

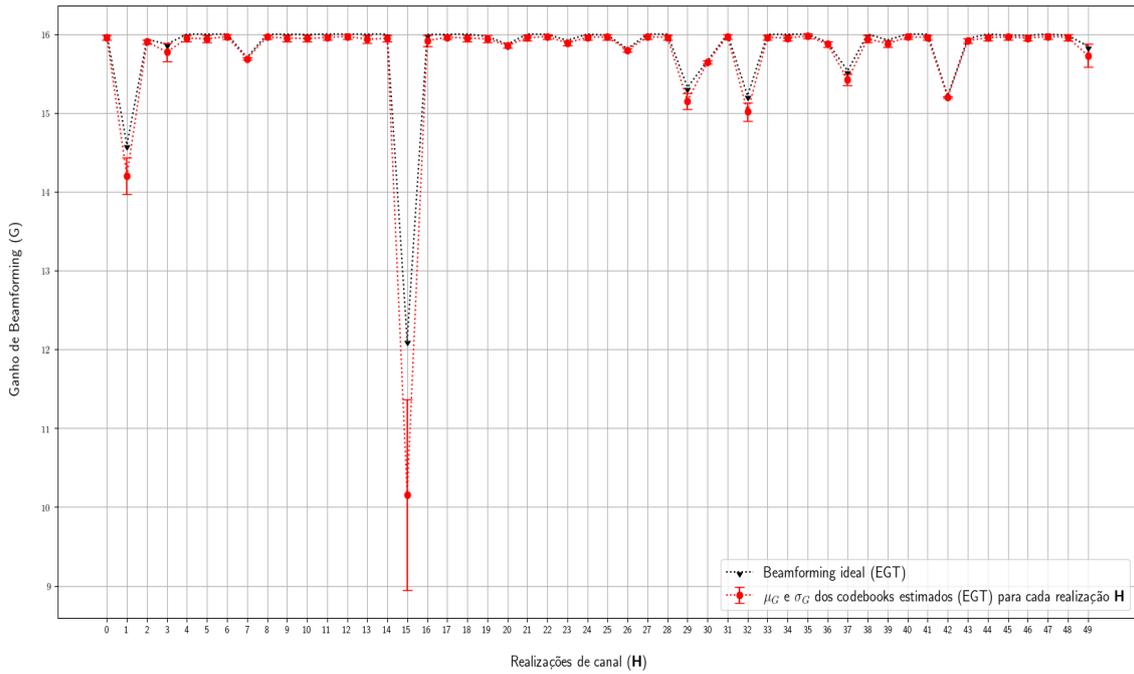


Figura 4.5: Ganho de *beamforming* ideal EGT e ganho obtido a partir dos 24 diferentes codebooks estimados com $N=4$.

Analisando o desempenho do codebook para um conjunto maior de realizações de canal, o gráfico da Figura 4.6 exibe o ganho de *beamforming* médio em função do tamanho do codebook para o experimento com $N = 16$. O gráfico considera somente os codebooks com restrição EGT e estabelece um comparativo dos ganhos com relação ao codebook DFT. No codebook DFT é implementado fator de *oversampling* Q de modo que sejam obtidos codebooks DFT de tamanho $L = 16$ até o valor máximo $L = 512$. O ganho indicado pelas curvas para cada valor de L corresponde ao ganho médio para o mesmo conjunto de amostras de canal, no caso utilizando 1000 amostras selecionadas aleatoriamente do conjunto de teste. Assim, para um dado valor de L , o mesmo conjunto de amostras de canal é apresentado para cada um dos codebooks estimados e para o codebook DFT. As curvas mostram uma tendência de saturação do ganho obtido com o aumento de L . Neste gráfico, por exemplo, para $L = 4$ nota-se que o codebook estimado possui ganho médio de *beamforming* menor do que o ganho médio alcançado pelo codebook DFT de tamanho 16. Para $L = 8$, o ganho de *beamforming* médio do codebook estimado utilizando inicialização *xiaoxiao* e *aleatório (amostras)* é superior superior ao codebook DFT de tamanho 16 e 32. Além disso, os codebooks estimados cujos tamanhos correspondem a $L = 16$ e $L = 32$ apresentam ganhos superiores ao codebook DFT de tamanho 32.

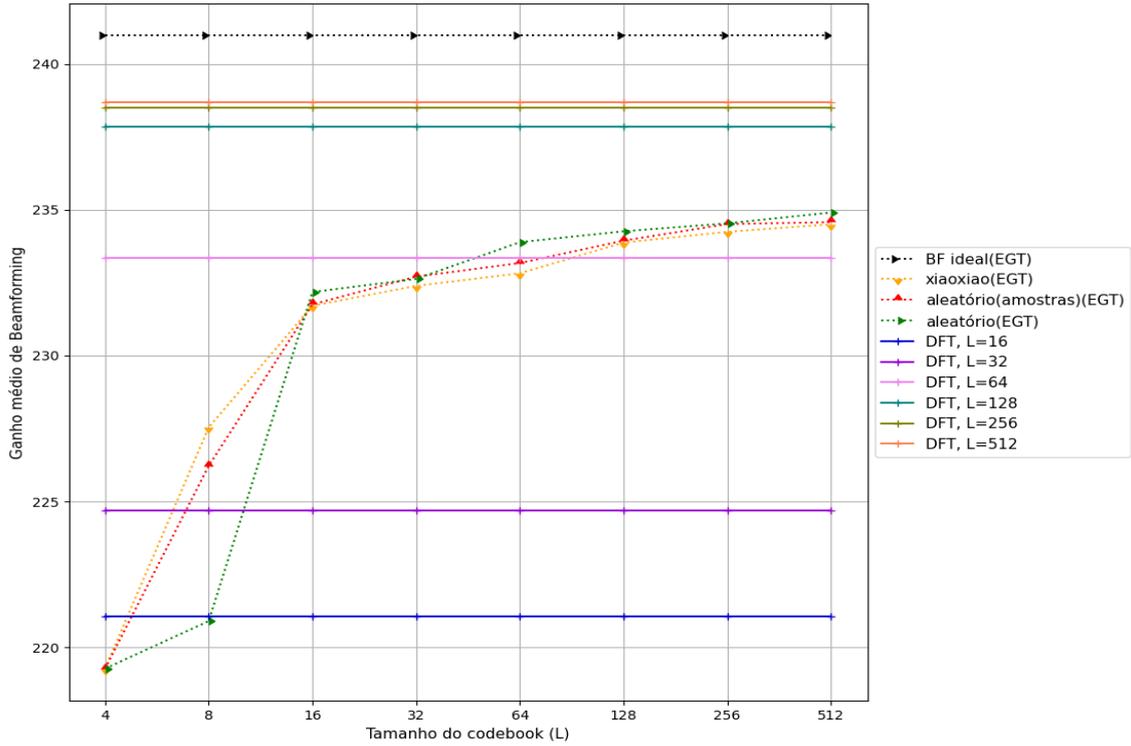


Figura 4.6: Ganho médio de *beamforming* durante a etapa de testes com $N=16$, variando o tamanho do codebook (L) para valores de 4 a 512 aplicados a 1000 amostras de canal.

A fim de tornar comparável o desempenho dos diferentes codebooks estimados, utilizando as informações de ganho decorrente do mesmo processo realizado no gráfico anterior, a partir do mesmo conjunto das 1000 amostras de testes foi gerado o gráfico da média com intervalo de confiança de 90% do ganho de *beamforming*. Assim, o gráfico da Figura 4.7 ratifica que os codebooks estimados *xiaoxiao* e *aleatório (amostras)* com $L = 8$, apresentam melhor desempenho do que o codebook DFT de tamanho 16, confirmando a tendência sugerida pela informação de ganho médio do gráfico da Figura 4.6. Além disso, os codebooks estimados com $L = 16$ apresentam melhor desempenho que os codebooks DFT de tamanho 16 e 32, alcançando o mesmo desempenho que o codebook DFT de tamanho 64.

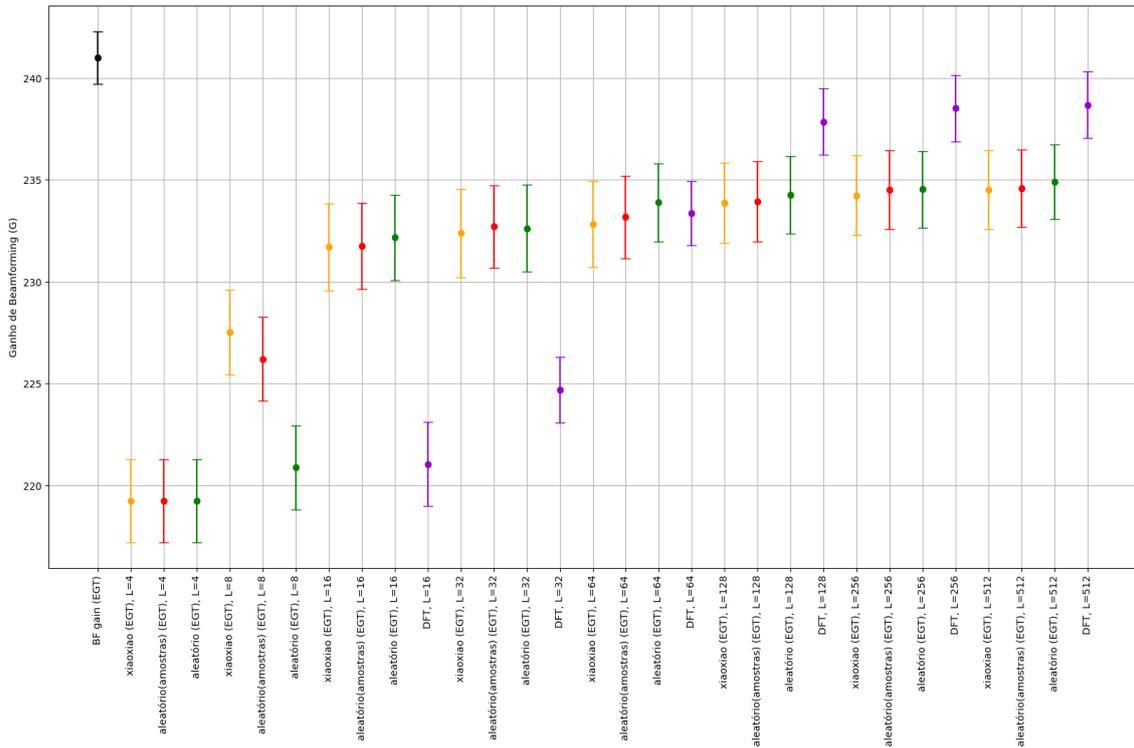


Figura 4.7: Intervalo de confiança de 90% do ganho de *beamforming* durante a etapa de testes utilizando para $N=16$, variando o tamanho do codebook (L) para valores de 4 a 512 aplicados a 1000 amostras de canal.

Prosseguindo com a mesma análise para o experimento com $N = 32$, o gráfico da Figura 4.8 permite observar que o desempenho do codebook estimado *xiaoxiao* de tamanho $L = 4$ apresenta ser uma melhor escolha com relação ao ganho de *beamforming* se comparado com os codebooks DFT cujos tamanhos correspondem a 32 e 64. No mesmo gráfico é possível inferir que os codebooks estimados de tamanho 8, 16, 32 e 64 apresentam melhor desempenho que os codebooks DFT de tamanho 32 e 64.

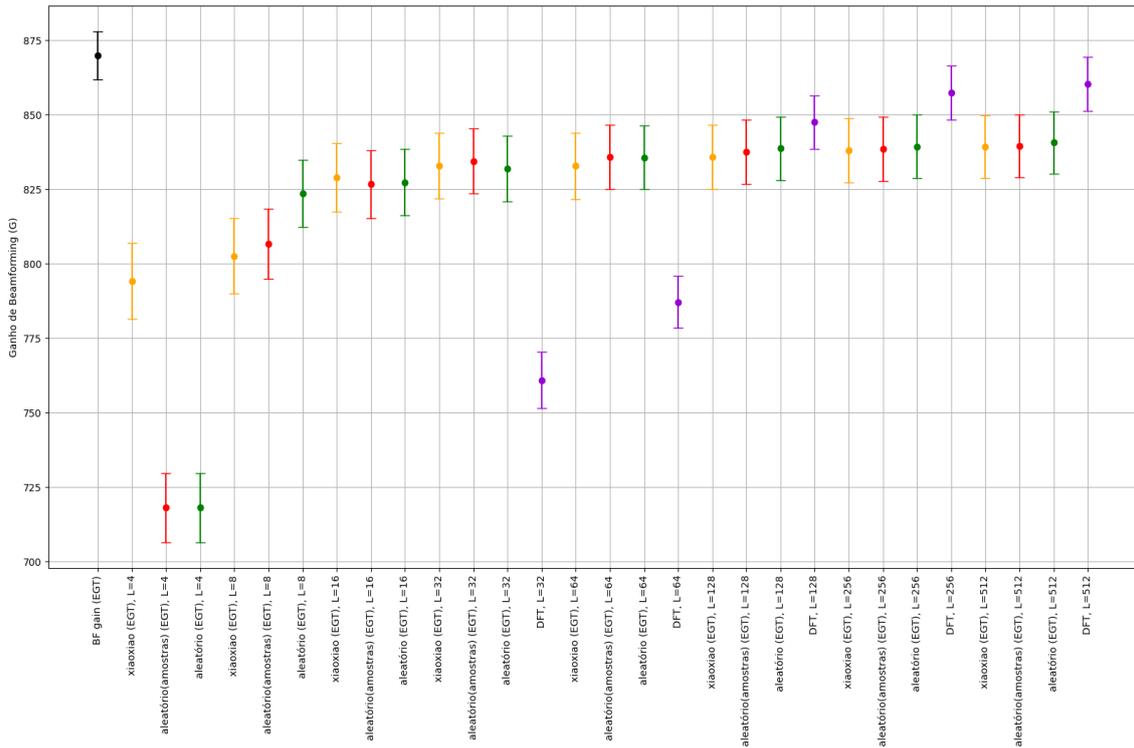
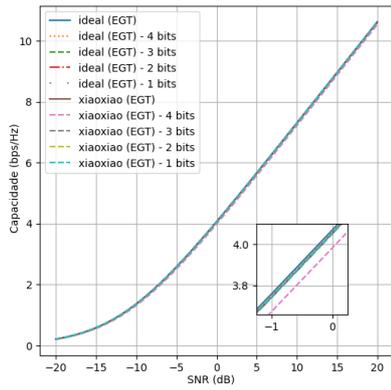
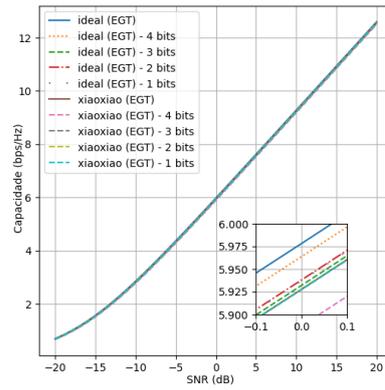


Figura 4.8: Intervalo de confiança de 90% do ganho de *beamforming* durante a etapa de testes utilizando para $N=32$, variando o tamanho do codebook (L) para valores de 4 a 512 aplicados a 1000 amostras de canal.

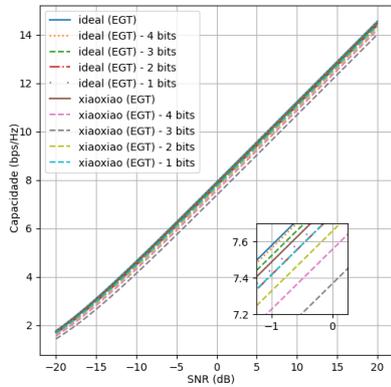
Com relação ao experimento cujo $N = 64$, o gráfico da Figura 4.9 demonstra que os codebooks estimados com inicialização *aleatório* e *aleatório (amostras)* de tamanho $L = 4$ e $L = 8$ apresentam desempenho compatível com o codebook DFT de tamanho 64. Neste mesmo gráfico, os codebooks *xiaoxiao* de tamanho $L = 8$ e todos os codebooks estimados de tamanho $L = 16$ e $L = 32$ apresentam melhor desempenho que o codebook DFT de tamanho 64. Além disso, pode-se afirmar que a utilização dos codebooks estimados de tamanho 64 possuem desempenho semelhante aos codebooks DFT de tamanho 128.



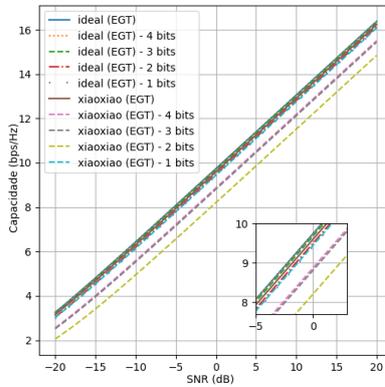
(a) $N = 4, L = 4$



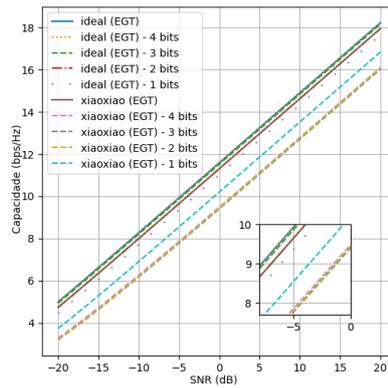
(b) $N = 8, L = 8$



(c) $N = 16, L = 16$



(d) $N = 32, L = 32$



(e) $N = 64, L = 64$

Figura 4.10: Impacto da resolução de fase na capacidade ergótica para um conjunto de 1000 amostras de canal de teste utilizando codebook inicial *xiaoxiao*, com $L = N$.

Comparado o codebook ideal sem restrição de fase com sua versão com restrição de fase, o gráfico da Figura 4.10-(a) evidencia um impacto mínimo na capacidade

mesmo com a adoção de 1-bit de resolução. No entanto, nos demais gráficos de (b) a (d) da Figura 4.10, observa-se que a capacidade com diferentes resoluções tende a se afastar do limite superior.

Assim, com $N = 4$, em média, a diferença de SNR para obtenção do mesmo nível de capacidade entre o *beamforming* ideal com EGT e a sua versão com restrição de 4-bit é de 0.033 dB, aproximadamente. Comparado com as versões de 3-bit, 2-bit e 1-bit esta diferença equivale a 0.052 dB, 0.057 dB e 0.057 dB, respectivamente. Com relação ao codebook estimado com inicialização *xiaoxiao*, a diferença de SNR entre a versão sem restrição de fase e com restrição de 4-bit, 3-bit, 2-bit e 1-bit equivale a 0.23 dB, 0.009 dB, 0.009 dB e 0.009 dB, respectivamente. Já entre o *beamforming* ideal com EGT e o estimado com EGT, sem restrições de resolução de fase, a diferença média de SNR para obtenção do mesmo nível de capacidade é da ordem de 0.048 dB. A Tabela 4.1, resume as diferenças de SNR para os experimentos com os demais valores de N .

Comparação entre esquemas de beamforming de transmissão	N=4	N=8	N=16	N=32	N=64
Ideal (EGT) × Ideal (EGT, 4-bit)	0.033	0.044	0.048	0.052	0.053
Ideal (EGT) × Ideal (EGT, 3-bit)	0.052	0.140	0.169	0.185	0.208
Ideal (EGT) × Ideal (EGT, 2-bit)	0.057	0.122	0.489	0.734	0.846
Ideal (EGT) × Ideal (EGT, 1-bit)	0.057	0.125	0.392	0.990	1.733
Ideal (EGT) × Xiaoxiao (EGT)	0.048	0.154	0.270	0.422	0.853
Xiaoxiao (EGT) × Xiaoxiao (EGT, 4-bit)	0.23	0.123	0.784	2.182	5.47
Xiaoxiao (EGT) × Xiaoxiao (EGT, 3-bit)	0.009	0.001	1.357	2.363	5.71
Xiaoxiao (EGT) × Xiaoxiao (EGT, 2-bit)	0.009	0.0004	0.477	4.188	5.60
Xiaoxiao (EGT) × Xiaoxiao (EGT, 1-bit)	0.009	0.0004	0.209	0.470	3.32

Tabela 4.1: Valor médio da diferença do valor SNR, em dB, para obtenção do mesmo nível de capacidade entre estratégias de *beamforming* de transmissão com diferentes resoluções do ajuste de fase.

Comparativamente, a diferença média de SNR para obtenção de mesma capacidade entre o vetor de *beamforming* ideal com EGT e o codebook estimado com EGT, porém sem restrição de fase, é crescente com o número de elementos atingindo o valor máximo de 0.853, para $N = 64$.

Os testes realizados apontam uma piora no SNR com a implementação da limitação da resolução de fase, tanto no vetor de *beamforming* ideal com EGT, quanto nos vetores de *beamforming* do codebook estimado. No vetor de *beamforming* ideal com EGT, em geral, quanto menor a quantidade de bits empregada na limitação de resolução, pior o nível de SNR, resultando em menor capacidade. Por outro lado, a implementação da limitação de resolução com a menor quantidade de bits (1-bit)

nos vetores de *beamforming* do codebook estimado não necessariamente gerou uma piora se comparado com resoluções maiores de bits (2, 3 e 4-bits). Destaca-se, no entanto, que a implementação de resolução de fase mantém níveis de capacidade inferiores à capacidade obtida com o codebook estimado com EGT sem limitação de resolução.

Capítulo 5

Conclusões e trabalhos futuros

Neste trabalho foi apresentada uma metodologia para modelagem de codebooks de *beamforming* analógico em sistemas MIMO mmWave. A abordagem confia na precisão dos canais complexos MIMO gerados com RT com o objetivo de obter codebooks específicos do ambiente de propagação, podendo ser estendida a outras técnicas de estimação de canais semi-determinísticos. A abordagem apresentada considera a limitação de hardware analógico na implementação do sistema e busca aproximar os vetores de *beamforming* do “mundo real” a partir dos dados de simulação do ambiente de propagação gerados do “mundo virtual”. A partir da análise dos resultados, pode-se concluir que a utilização do algoritmo generalizado de Lloyd aplicado às amostras de canais possibilitou a modelagem de bons codebooks. Maiores ganhos de *beamforming* possibilitam, como consequência, a melhoria do SNR. No *dataset* analisado, os codebooks estimados obtiveram maior ganho de *beamforming* que o codebook DFT, utilizando uma quantidade menor de codewords.

Durante a etapa de treinamento, observa-se que o algoritmo de Lloyd converge rapidamente para ótimos locais, em geral até a iteração de número 20. Portanto, a adoção de critérios mais rigorosos de parada podem gerar boa aproximação a mínimos locais de distorção e reduzir o custo de processamento. Além disso, os diferentes métodos de inicialização utilizados conduzem a diferentes ótimos locais, indicando que a sensibilidade de inicialização do algoritmo pode ser explorada a fim de se obter um codebook final com menores valores de distorção.

A solução incorpora as limitações de hardware do *beamforming* analógico. Com implementação da restrição de mesmo ganho (EGT), foi possível a modelagem de um codebook com ajuste mais adequado ao ambiente de propagação do que o codebook DFT analisado. Adicionalmente, o impacto na capacidade devido a utilização de deslocadores de fase de baixa resolução é pouco perceptível no sistema MIMO com menores quantidades de antenas ($N = 4$). Este impacto aumenta para sistema com maiores quantidades elementos (até $N = 64$).

Como perspectiva de trabalhos futuros, a utilização da metodologia em diferentes

datasets irá permitir analisar o desempenho do codebook estimado em ambientes de propagação diversos. Além disso, a obtenção de canais a partir de diferentes modelos de propagação semi-determinísticos tais como aqueles baseados na Óptica Física [16] e em técnicas numéricas como as de Diferenças Finitas no Domínio do Tempo [17] pode permitir a identificação de aspectos complementares do comportamento do canal MIMO mmWave. Estes aspectos podem ser agregados à metodologia para estimação de melhores codebooks. Em complemento, a investigação de métodos de inicialização do algoritmo de Lloyd mais sofisticados têm potencial de agregar maiores ganhos tanto com relação à qualidade do codebook final estimado (com maior ganho de *beamforming*), quanto com relação à redução do tempo de convergência para ótimos locais durante o processo de treinamento.

Referências Bibliográficas

- [1] Theodore S Rappaport, Robert W Heath Jr, Robert C Daniels, and James N Murdock. *Millimeter wave wireless communications*. Pearson Education, 2015.
- [2] Ali Zaidi, Fredrik Athley, Jonas Medbo, Ulf Gustavsson, Giuseppe Durisi, and Xiaoming Chen. *5G Physical Layer: principles, models and technology components*. Academic Press, 2018.
- [3] Robert W Heath, Nuria Gonzalez-Prelcic, Sundeep Rangan, Wonil Roh, and Akbar M Sayeed. An overview of signal processing techniques for millimeter wave MIMO systems. *IEEE journal of selected topics in signal processing*, 10(3):436–453, 2016.
- [4] Hans J Liebe. MPM—An atmospheric millimeter-wave propagation model. *International Journal of Infrared and millimeter waves*, 10(6):631–650, 1989.
- [5] Yong Niu, Yong Li, Depeng Jin, Li Su, and Athanasios V Vasilakos. A survey of millimeter wave communications (mmwave) for 5G: opportunities and challenges. *Wireless networks*, 21(8):2657–2676, 2015.
- [6] E Björnson, J Hoydis, and L Sanguinetti. Massive MIMO networks: spectral, energy, and hardware efficiency. *found. trends signal process.* 11 (3–4), 154–655 (2017).
- [7] Lihong Zheng and David N. C. Tse. Diversity and multiplexing: A fundamental tradeoff in multiple-antenna channels. *IEEE Transactions on information theory*, 49(5):1073–1096, 2003.
- [8] Ezio Biglieri, Robert Calderbank, Anthony Constantinides, Andrea Goldsmith, Arogyaswami Paulraj, and H Vincent Poor. *MIMO wireless communications*. Cambridge university press, 2007.
- [9] Zhouyue Pi and Farooq Khan. An introduction to millimeter-wave mobile broadband systems. *IEEE communications magazine*, 49(6):101–107, 2011.

- [10] Chiara Risi, Daniel Persson, and Erik G Larsson. Massive MIMO with 1-bit adc. *arXiv preprint arXiv:1404.7736*, 2014.
- [11] Zhenyu Xiao, Tong He, Pengfei Xia, and Xiang-Gen Xia. Hierarchical codebook design for beamforming training in millimeter-wave communication. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 15(5):3380–3392, 2016.
- [12] Ahmed Alkhateeb, Young-Han Nam, Jianzhong Zhang, and Robert W Heath. Massive MIMO combining with switches. *IEEE Wireless Communications Letters*, 5(3):232–235, 2016.
- [13] Shajahan Kutty and Debarati Sen. Beamforming for millimeter wave communications: An inclusive survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 18(2):949–973, 2015.
- [14] Mehdi Ganji, Hongbing Cheng, Qi Zhan, and Kee-Bong Song. A new codebook design for analog beamforming in millimeter-wave communication. *arXiv preprint arXiv:1902.00838*, 2019.
- [15] Manuel F C atedra and Jesus Perez. *Cell planning for wireless communications*. Artech House, Inc., 1999.
- [16] EG Papkelis, I Psarros, I Ch Ouranos, Ch G Moschovitis, KT Karakatselos, E Vagenas, HT Anastassiu, and PV Frangos. A radio-coverage prediction model in wireless communication systems based on physical optics and the physical theory of diffraction [wireless corner]. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 49(2):156–165, 2007.
- [17] RMS De Oliveira, RO Dos Santos, and CLSS Sobrinho. Electromagnetic scattering analysis in indoor and outdoor environments by applying FDTD method. In *Proceedings of the 2003 SBMO/IEEE MTT-S International Microwave and Optoelectronics Conference-IMOC 2003.(Cat. No. 03TH8678)*, volume 1, pages 193–198. IEEE, 2003.
- [18] Aldebaro Klautau, Pedro Batista, Nuria Gonz alez-Prelcic, Yuyang Wang, and Robert W Heath. 5G MIMO data for machine learning: Application to beam-selection using deep learning. In *2018 Information Theory and Applications Workshop (ITA)*, pages 1–9. IEEE, 2018.
- [19] Ahmed Alkhateeb. DeepMIMO: A generic deep learning dataset for millimeter wave and massive MIMO applications. *arXiv preprint arXiv:1902.06435*, 2019.

- [20] Akbar M Sayeed. Deconstructing multiantenna fading channels. *IEEE Transactions on Signal processing*, 50(10):2563–2579, 2002.
- [21] Yoseph Linde, Andres Buzo, and Robert Gray. An algorithm for vector quantizer design. *IEEE Transactions on communications*, 28(1):84–95, 1980.
- [22] Aldebaro Klautau, Pedro Batista, Nuria Gonzalez-Prelcic, Yuyang Wang, and Robert W. Heath Jr. 5G MIMO data for machine learning: Application to beam-selection using deep learning. In *2018 Information Theory and Applications Workshop, San Diego*, pages 1–1, 2018. URL http://ita.ucsd.edu/workshop/18/files/paper/paper_3313.pdf.
- [23] Zhongqiang Chen, Alex Delis, and Henry L Bertoni. Building footprint simplification techniques and their effects on radio propagation predictions. *The Computer Journal*, 47(1):103–133, 2004.
- [24] Peter Russer. The transmission line matrix method. In *Applied Computational Electromagnetics*, pages 243–269. Springer, 2000.
- [25] Jerry R Hampton. *Introduction to MIMO communications*. Cambridge university press, 2013.
- [26] David Tse and Pramod Viswanath. *Fundamentals of wireless communication*. Cambridge university press, 2005.
- [27] Aradhana Narula, Michael J Lopez, Mitchell D Trott, and Gregory W Wornell. Efficient use of side information in multiple-antenna data transmission over fading channels. *IEEE Journal on selected areas in communications*, 16(8):1423–1436, 1998.
- [28] Pengfei Xia and Georgios B Giannakis. Design and analysis of transmit-beamforming based on limited-rate feedback. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(5):1853–1863, 2006.
- [29] David James Love and Robert W Heath. Equal gain transmission in multiple-input multiple-output wireless systems. *IEEE Transactions on Communications*, 51(7):1102–1110, 2003.
- [30] Ahmed Alkhateeb and Robert W Heath. Frequency selective hybrid precoding for limited feedback millimeter wave systems. *IEEE Transactions on Communications*, 64(5):1801–1818, 2016.
- [31] Vutha Va et al. *Beam alignment for millimeter wave vehicular communications*. PhD thesis, 2018.

- [32] Yu Zhang, Muhammad Alrabeiah, and Ahmed Alkhateeb. Learning beam codebooks with neural networks: Towards environment-aware mmwave MIMO. In *2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, pages 1–5. IEEE, 2020.
- [33] Constantine A Balanis. *Antenna theory: analysis and design*. John Wiley & sons, 2016.
- [34] Behzad Razavi and Razavi Behzad. *RF microelectronics*, volume 2. Prentice hall New York, 2012.
- [35] Djamal E Berraki, Simon MD Armour, and Andrew R Nix. Application of compressive sensing in sparse spatial channel recovery for beamforming in mmwave outdoor systems. In *2014 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, pages 887–892. IEEE, 2014.
- [36] Robert W Heath Jr and Angel Lozano. *Foundations of MIMO communication*. Cambridge University Press, 2018.
- [37] Roi Méndez-Rial, Cristian Rusu, Nuria González-Prelcic, Ahmed Alkhateeb, and Robert W Heath. Hybrid MIMO architectures for millimeter wave communications: Phase shifters or switches? *Ieee Access*, 4:247–267, 2016.
- [38] Shang-Ho Tsai. An equal gain transmission in MIMO wireless communications. In *2010 IEEE Global Telecommunications Conference GLOBECOM 2010*, pages 1–5. IEEE, 2010.
- [39] David J Love, Robert W Heath, Vincent KN Lau, David Gesbert, Bhaskar D Rao, and Matthew Andrews. An overview of limited feedback in wireless communication systems. *IEEE Journal on selected areas in Communications*, 26(8):1341–1365, 2008.
- [40] Thomas L Marzetta and Hien Quoc Ngo. *Fundamentals of massive MIMO*. Cambridge University Press, 2016.
- [41] Dft-based beamforming weight-vector codebook design for spatially correlated channels in the unitary precoding aided multiuser downlink.
- [42] Shengli Zhou and Baosheng Li. BER criterion and codebook construction for finite-rate precoded spatial multiplexing with linear receivers. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(5):1653–1665, 2006.
- [43] Stuart Lloyd. Least squares quantization in PCM. *IEEE transactions on information theory*, 28(2):129–137, 1982.

- [44] RM Gray, JC Kieffer, and Y Linde. Locally optimal block quantization for sources without a statistical model. *Inform. Syst. Lab., Stanford Univ., Stanford, CA, Tech. Rep. L-904-1*, 1979.
- [45] Xiaoxiao Ma, Zhibin Pan, Yang Li, and Jie Fang. High-quality initial codebook design method of vector quantisation using grouping strategy. *IET Image Processing*, 9(11):986–992, 2015.
- [46] Ioannis Katsavounidis, C-C Jay Kuo, and Zhen Zhang. A new initialization technique for generalized lloyd iteration. *IEEE Signal processing letters*, 1(10):144–146, 1994.
- [47] Isabela Trindade, Francisco Müller, and Aldebaro Klautau. Accuracy analysis of the geometrical approximation of MIMO channels using ray-tracing. In *2020 IEEE Latin-American Conference on Communications (LATIN-COM)*, pages 1–5. IEEE, 2020.
- [48] Kei Sakaguchi, Ryuichi Fukatsu, Tao Yu, Eisuke Fukuda, Kim Mahler, Robert Heath, Takeo Fujii, Kazuaki Takahashi, Alexey Khoryaev, Satoshi Nagata, et al. Towards mmwave V2X in 5G and beyond to support automated driving. *IEICE Transactions on Communications*, 2020.
- [49] Sooyoung Hur, Taejoon Kim, David J Love, James V Krogmeier, Timothy A Thomas, and Amitava Ghosh. Millimeter wave beamforming for wireless backhaul and access in small cell networks. *IEEE transactions on communications*, 61(10):4391–4403, 2013.
- [50] David James Love and Robert W Heath. Grassmannian beamforming on correlated MIMO channels. In *IEEE Global Telecommunications Conference, 2004. GLOBECOM'04.*, volume 1, pages 106–110. IEEE, 2004.
- [51] Yeon-Geun Lim, Yae Jee Cho, Min Soo Sim, Younsun Kim, Chan-Byoung Chae, and Reinaldo A Valenzuela. Map-based millimeter-wave channel models: An overview, data for B5G evaluation and machine learning. *IEEE Wireless Communications*, 27(4):54–62, 2020.
- [52] Kurt R Schaubach, Nathaniel J Davis, and Theodore S Rappaport. A ray tracing method for predicting path loss and delay spread in microcellular environments. In *[1992 Proceedings] Vehicular Technology Society 42nd VTS Conference-Frontiers of Technology*, pages 932–935. IEEE, 1992.
- [53] Wireless EM Propagation Software - Wireless InSite. URL <https://www.remcom.com/wireless-insite-em-propagation-software/>.

- [54] Aldebaro Klautau, Ailton de Oliveira, Isabela Pamplona Trindade, and Wesin Alves. Generating MIMO channels for 6G virtual worlds using ray-tracing simulations. In *2021 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*, pages 595–599. IEEE, 2021.
- [55] Yuyang Wang, Aldebaro Klautau, Mónica Ribero, Anthony CK Soong, and Robert W Heath. MmWave vehicular beam selection with situational awareness using machine learning. *IEEE Access*, 7:87479–87493, 2019.
- [56] Sergio Chaves. analog-beamforming-v2i, mar 2022. URL <https://github.com/sergiossc/analog-beamforming-v2i>.