



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
ENGENHARIA ELETRÔNICA E DE TELECOMUNICAÇÕES CAMPUS PATOS DE
MINAS

Victor Hugo Ferreira Braga

**MODULAÇÃO OODN: MODELAGEM
ESTATÍSTICA EXATA E AVALIAÇÃO DE
DESEMPENHO SOB CANAIS COM
DESVANECIMENTO**

Patos de Minas – MG

2026



Victor Hugo Ferreira Braga

MODULAÇÃO OODN: MODELAGEM ESTATÍSTICA EXATA E AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO SOB CANAIS COM DESVANECIMENTO

Projeto Final de Curso apresentado à banca avaliadora como requisito parcial de avaliação da disciplina de PFC2 da graduação em Engenharia Eletrônica e de Telecomunicações, da Faculdade de Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Uberlândia, *Campus* Patos de Minas.

Orientador: Prof. Dr. André Antônio dos Anjos.

Patos de Minas – MG

2026



Victor Hugo Ferreira Braga

**Modulação OODN: Modelagem Estatística Exata e Avaliação de
Desempenho sob Canais com Desvanecimento**

Projeto Final de Curso apresentado à banca avaliadora como requisito parcial de avaliação da disciplina de PFC2 da graduação em Engenharia Eletrônica e de Telecomunicações, da Faculdade de Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Uberlândia, *Campus* Patos de Minas.

Orientador: Prof. Dr. André Antônio dos Anjos.

Patos de Minas – MG, 20 de Março de 2026.

Prof. Dr. André Antônio dos Anjos
FEELT – UFU

Prof. Dr. Renan Alves dos Santos
FEELT – UFU

Prof. Dr. Guilherme Lopes de Figueiredo Brandão
FEELT – UFU



Agradecimentos

A Deus, pela oportunidade de concluir minha graduação em uma instituição de excelência.

Aos meus pais, Jucelane e Jefferson, e ao meu padrasto Leandro, pelo apoio incondicional e por me auxiliarem em cada desafio deste processo. À minha avó Zélia, cuja memória e incentivo foram os grandes pilares para o início desta jornada.

Aos meus familiares e amigos, em especial ao Breno, Gabriel Melo, Gabriel Campos e Débora, pela parceria constante e por estarem ao meu lado em todos os momentos.

Ao meu orientador, Prof. Dr. André Antônio dos Anjos, pela orientação magistral, dedicação e suporte fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores e à Universidade Federal de Uberlândia – Campus Patos de Minas, pela excelência no ensino e por contribuírem para minha formação acadêmica e pessoal.



Resumo

O avanço das comunicações está constantemente atrelado à busca por maior eficiência na transmissão de dados e, conseqüentemente, à redução no consumo de energia, na qual é um fator ainda mais crítico no contexto de dispositivos IoT (*Internet of Things*). Modulações convencionais, como *Binary Phase Shift Keying* (BPSK) e *On-Off Keying* (OOK), são amplamente utilizadas devido à sua eficiência e simplicidade. No entanto, considerando que dispositivos IoT geralmente operam com fontes de energia limitadas e transmitem dados de forma esporádica, torna-se viável explorar modulações que reduzam ainda mais o gasto energético, evitando transmissões desnecessárias. Nesse cenário, surgem propostas de modulações baseadas em ruído, como *Thermal Noise Modulation* (TherMod) e *Noise Modulation* (NoiseMod), que inspiraram o desenvolvimento da modulação *On-Off Digital Noise* (OODN). Essa modulação é caracterizada pela transmissão de bits utilizando variância de ruído: o bit 1 é representado por um ruído com variância controlada, enquanto o bit 0 é transmitido em silêncio absoluto, sem gasto de energia. O presente trabalho tem como objetivo analisar o desempenho da modulação OODN sob diferentes condições de canal, considerando tanto a formulação aproximada baseada no Teorema Central do Limite (CLT - *Central Limit Theorem*) quanto a expressão exata da probabilidade de erro de bit fundamentada na estatística Gamma e no limiar ótimo derivado pelo teste de razão de verossimilhança (LRT - *Likelihood Ratio Test*). A análise contempla comparações com modulações clássicas e baseadas em ruído, em canais do tipo Ruído branco aditivo (AWGN - *Additive White Gaussian Noise*) e em cenários com desvanecimento estatístico representados pelos modelos $\kappa - \mu$ e $\alpha - \mu$. Busca-se, assim, evidenciar o potencial das modulações estatísticas e não determinísticas como alternativas promissoras para sistemas de comunicação de baixo consumo energético, mantendo elevada eficiência e rigor estatístico na caracterização de seu desempenho.

Palavras-chave: Modulação por Ruído, OODN, BEP, $\kappa-\mu$, $\alpha-\mu$, IoT.



Abstract

The advancement of communication systems is closely associated with the pursuit of higher transmission efficiency and reduced energy consumption, a requirement that becomes even more critical in Internet of Things (IoT) applications. Conventional modulation schemes such as Binary Phase Shift Keying (BPSK) and On-Off Keying (OOK) are widely adopted due to their simplicity and reliability. However, considering that IoT devices typically operate under strict energy constraints and transmit data sporadically, alternative modulation schemes capable of further reducing power consumption become attractive. In this context, noise-based modulation techniques such as Thermal Noise Modulation (TherMod) and Noise Modulation (NoiseMod) have inspired the development of the On-Off Digital Noise (OODN) modulation scheme. In OODN, information is conveyed through controlled noise variance: bit 1 is represented by a noise signal with predefined variance, while bit 0 is transmitted as complete silence, resulting in zero transmission energy. This work analyzes the performance of the OODN modulation under different channel conditions, considering both the approximate formulation based on the Central Limit Theorem (CLT) and the exact Bit Error Probability expression derived from the Gamma distribution and the optimal threshold obtained via the Likelihood Ratio Test. Performance evaluations are conducted in Additive White Gaussian Noise (AWGN) channels and in fading scenarios modeled by the κ - μ and α - μ distributions. The results highlight the potential of statistical and non-deterministic modulation schemes as promising solutions for ultra-low-power communication systems while maintaining analytical rigor in performance characterization.

Keywords: Noise Modulation, OODN, BEP, κ - μ , α - μ , IoT.



Lista de Figuras

2.1	Constelação BPSK no plano ϕ_1	19
2.2	Exemplo de modulação BPSK	19
2.3	Exemplo de modulação NoiseMod	21
2.4	Arquitetura do transceptor NoiseMod/TherMod	21
2.5	Diagrama de blocos do transceptor OODN.	24
2.6	Distribuição gaussiana da variável de decisão na modulação OODN.	25
4.1	MSE entre a PDF exata (Gamma) e a aproximação Gaussiana (CLT) da variância empírica da OODN em função de N	35
4.2	BEP exata e aproximada (CLT) da OODN em canal AWGN para diferentes valores de N	36
4.3	BEP exata da OODN em AWGN utilizando os limiares λ_{CLT} e λ_{opt} para diferentes valores de N	37
4.4	BEP exata da OODN em canal α - μ para diferentes valores de α e μ	38
4.5	BEP exata da OODN em canal κ - μ para diferentes valores de κ e μ	39
4.6	Comparação da BEP da OODN com BPSK, DBPSK, OOK e NoiseMod em canal α - μ (NLoS).	41



Lista de Abreviaturas e Siglas

16-QAM	<i>16-Quadrature Amplitude Modulation</i>
8-PSK	<i>8-Phase Shift Keying</i>
ADC	<i>Analogic-Digital Converter</i>
AWGN	<i>Additive White Gaussian Noise</i>
BEP	<i>Bit Error Probability</i>
BER	<i>Bit Error Rate</i>
BPSK	<i>Binary Phase Shift Keying</i>
CLT	<i>Central Limit Theorem</i>
DAC	<i>Digital-Analogic Converter</i>
I-Q	<i>In-Phase and Quadrature</i>
IoT	<i>Internet of Things</i>
LoS	<i>Line-of-Sight</i>
LRT	<i>Likelihood Ratio Test</i>
MSE	<i>Mean Squared Error</i>
N-FOM	<i>Noise-based Frequency Offset Modulation</i>
NLoS	<i>Non-Line-of-Sight</i>
NoiseMod	<i>Noise Modulation</i>
ODDN	<i>On-Off Digital Noise</i>
OOK	<i>On-Off Keying</i>
PDF	<i>Probability Density Function</i>
PFC	<i>Projeto Final de Curso</i>
QPSK	<i>Quadrature Phase Shift Keying</i>
RF	<i>Radio-frequency</i>
SDR	<i>Software-Defined Radio</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
TherMod	<i>Thermal Noise Modulation</i>



Lista de Símbolos

π	Constante Pi
$\phi_1(t)$	Função base ortonormal
t	Tempo
f_c	Frequência da portadora
T_b	Tempo de bit
$s_i(t)$	Sinal transmitido
E_b	Energia média por bit
N_0	Densidade espectral de potência do ruído
P_b	Probabilidade de erro de bit
$erfc(\cdot)$	Função complementar do erro
f_s	Frequência de amostragem
$\hat{\sigma}^2$	Variância amostral do sinal recebido
s_n	Amostra recebida em banda base
r_n	Componente de ruído transmitido
w_n	Ruído do canal (AWGN)
σ_w^2	Variância do ruído do canal
σ_0^2	Variância do ruído transmitido para o bit 0
σ_1^2	Variância do ruído transmitido para o bit 1
σ_s^2	Variância total sob a hipótese $b = 1$ (ruído do canal + ruído transmitido)
$\tilde{\sigma}_i^2$	Variância do sinal recebido correspondente ao bit transmitido i
α	Razão entre as variâncias dos bits 1 e 0
δ	Razão entre ruído transmitido (bit 0) e ruído do canal
$\mathcal{CN}$	Distribuição normal complexa
N	Número de amostras por bit
$Q(\cdot)$	Função Q Gaussiana
$Q(k, z)$	Função Gamma incompleta regularizada superior
$P(k, z)$	Função Gamma incompleta regularizada inferior
T	Energia acumulada no intervalo de um bit
λ	Limiar de decisão
λ_{CLT}	Limiar de decisão obtido baseado no Teorema Central do Limite.
λ_{opt}	Limiar ótimo de decisão obtido pelo Teste da Razão de Verossimilhança.
x	Variável auxiliar associada ao limiar ótimo na estatística Gamma
y	Variável auxiliar associada ao limiar ótimo na estatística Gamma
σ_b^2	Variância média do sinal transmitido
$\bar{\gamma}$	SNR média do receptor



R	Envoltória do sinal recebido
r	Amplitude instantânea do sinal
κ	Razão entre a potência da componente LoS e das componentes espalhadas
μ	Número efetivo de <i>clusters</i>
X_i	Parte aleatória do i -ésimo <i>cluster</i>
Y_i	Parte aleatória defasada em 90° do i -ésimo <i>cluster</i>
p_i	Parte determinística do i -ésimo <i>cluster</i>
q_i	Parte determinística defasada em 90° do i -ésimo <i>cluster</i>
Ω	Potência média total do sinal recebido
u	Potência instantânea do canal ($u = h ^2$)
$f_R(r)$	Função densidade de probabilidade da envoltória R
$f_{ h ^2}(u)$	Função densidade de probabilidade da potência do canal
$I(\cdot)$	Função de Bessel
h	Coeficiente de desvanecimento
n	Ordem da quadratura de Gauss-Laguerre
z_i	Pontos de amostragem
w_i	Pesos correspondentes a cada ponto de amostragem
α	Grau de não-linearidade do canal (modelo α - μ)
$\hat{r}$	Valor médio normalizado da envoltória do sinal recebido
$\Gamma(\cdot)$	Função Gamma completa
$\Gamma(k, z)$	Função Gamma incompleta superior
$\gamma(k, z)$	Função Gamma incompleta inferior
$E(\cdot)$	Valor esperado (média estatística)
γ	Parâmetro de escala da distribuição Rayleigh
β	Parâmetro de escala da distribuição Weibull



Sumário

1	Introdução	13
1.1	Introdução	13
1.2	Problematização	14
1.3	Tema do projeto	15
1.4	Objetivos	15
1.4.1	Objetivos Gerais	15
1.4.2	Objetivos Específicos	16
1.5	Justificativas	16
1.6	Publicações	17
2	Referencial Teórico	18
2.1	Modulação BPSK	18
2.1.1	Princípios de Funcionamento e Representação Matemática	18
2.1.2	Probabilidade de Erro	20
2.2	Modulações Digitais Baseadas em Ruído	20
2.2.1	Modulação NoiseMod	20
2.2.2	Modulação OODN	23
2.3	Canais com Desvanecimento	28
2.3.1	Principais conceitos	29
2.3.2	Modelo $\kappa-\mu$	29
2.3.3	Modelo $\alpha-\mu$	30
2.4	BEP da OODN em Canais com Desvanecimento	31
3	Materiais e Métodos	33
3.1	Métodos	33
3.2	Recursos Necessários	33
4	Resultados e Discussão	34
4.1	MSE entre as expressões exata e aproximada da PDF em função do número de amostras N	34
4.2	BEP exato e aproximado em canais AWGN utilizando o limiar de decisão CLT	35
4.3	BEP exato em canais AWGN utilizando os limiares de decisão CLT e ótimo	36
4.4	BEP da OODN em canal com desvanecimento $\alpha-\mu$ para diferentes valores de α e μ	37
4.5	BEP da OODN em canal com desvanecimento $\kappa-\mu$ para diferentes valores de κ e μ	39



4.6	Comparação da BEP da modulação OODN com outras modulações binárias	40
5	Conclusão e Perspectivas Futuras	42
	Referências	44



1 Introdução

1.1 Introdução

A comunicação digital sem fio desempenha um papel cada vez mais crucial em aplicações modernas, especialmente com o avanço da Internet das Coisas (IoT - *Internet of Things*), que demanda conexões confiáveis, de baixo consumo energético e adaptáveis a diferentes cenários (1). Nesses dispositivos, que operam com recursos limitados e em ambientes sujeitos a interferência, o consumo de energia e a robustez do sinal são fatores críticos, já que esses dispositivos costumam possuir bateria limitada e transmitem dados de baixa taxa e de forma esporádica (2).

Modulações digitais clássicas, como *Binary Phase Shift Keying* (BPSK), são amplamente utilizadas por sua simplicidade e desempenho conhecido (3). No entanto, essas técnicas exigem circuitos com sincronização precisa e consumo de energia contínuo, o que pode ser um desafio para dispositivos alimentados por bateria, especialmente em situações onde o tráfego de dados é esporádico (1).

Diante dessas limitações das modulações convencionais, principalmente no contexto de dispositivos IoT com restrições energéticas, cresceu o interesse por alternativas que oferecessem maior eficiência e simplicidade (4). Uma dessas abordagens propõe explorar o ruído, tradicionalmente tratado como interferência, como um meio ativo de comunicação.

Com base nessa proposta, novas técnicas vêm sendo abordadas para transmitir informação a partir de um sinal aleatório, rompendo com a abordagem determinística das modulações convencionais (5). A ideia central dessas técnicas é codificar bits com base em características estatísticas dos sinais, como a variância de uma sequência ruidosa, em vez de parâmetros fixos como amplitude ou fase.

Entre as primeiras abordagens relevantes nesse contexto, destaca-se a *Thermal Noise Modulation* (TherMod), que utiliza ruído térmico real, gerado por resistores, para representar os dados (6). Embora extremamente eficiente em termos energéticos por dispensar sinais determinísticos e circuitos ativos, essa técnica apresenta limitações práticas. O ruído térmico tem amplitude extremamente baixa, dificultando sua detecção a longas distâncias. Além disso, por não usar portadora modulada e operar apenas com diferentes níveis de variância, a taxa de transmissão é bastante limitada. Por esses motivos, sua aplicação é restrita a curtas distâncias e a dispositivos com requisitos mínimos de dados, priorizando simplicidade e baixo consumo.

Como evolução direta da abordagem térmica, surgiram diferentes técnicas que propõem explorar o ruído artificial no processo de modulação. Entre essas, destaca-se a *Noise-based Frequency Offset Modulation* (N-FOM), que permite múltiplos acessos simultâneos ao canal por meio da aplicação de deslocamentos de frequência exclusivos para cada transmissor. Embora apresente boa robustez contra interferências de faixas estreitas,



sua arquitetura baseada em autocorrelação torna a N-FOM sensível ao problema Near-Far, no qual usuários próximos com sinais mais fortes podem degradar severamente a detecção de usuários mais distantes (7). Essa limitação dificulta sua aplicação em redes IoT densas, exigindo controle rigoroso de potência.

Outra modulação relevante é a *Noise Modulation* (NoiseMod), que utiliza ruído artificial com variâncias distintas para representar os bits 0 e 1 (8). Essa solução oferece maior controle sobre o sinal transmitido, permitindo a modulação de ruído em diferentes faixas de potência e facilitando sua aplicação em cenários mais amplos.

Com base nessas estruturas utilizando ruído a favor da transmissão, foi recentemente proposta a *On-Off Digital Noise* (OODN) (9), uma modulação binária que representa o bit 1 por meio de um sinal ruidoso artificial e o bit 0 pela ausência de transmissão. Essa estratégia permite que metade das transmissões ocorram sem gasto de energia, ao mesmo tempo em que mantém uma estrutura de detecção simples baseada apenas na variância do sinal recebido.

Além da eficiência energética, a OODN se destaca por sua baixa complexidade de implementação, já que dispensa sincronização de fase e frequência, e pode operar com receptores baseados apenas em medição de potência. Essa simplicidade favorece sua aplicação em dispositivos de baixo custo, especialmente em contextos de IoT, onde autonomia e robustez são fundamentais. Estudos recentes indicam que a OODN pode apresentar desempenho superior em termos de probabilidade de erro de bit (BEP) quando comparada a modulações binárias tradicionais como BPSK e OOK, bem como a esquemas baseados em ruído como a NoiseMod, especialmente em cenários com desvanecimento e sob condições equivalentes de SNR média e largura de banda. Essa característica a torna uma alternativa promissora em aplicações nas quais simplicidade de implementação e eficiência energética são mais relevantes do que a maximização da taxa de transmissão.

Nesse contexto, esse trabalho concentra-se justamente na análise e avaliação do desempenho da técnica OODN, considerando suas potencialidades em aplicações de comunicação digital para dispositivos IoT.

1.2 Problematização

Atualmente, marcado pelo avanço tecnológico e pela busca por soluções mais eficientes, objetivos como automatização, simplicidade e baixo consumo de energia tornaram-se prioridades no desenvolvimento de sistemas digitais. Dessa forma, os dispositivos IoT ganham cada vez mais destaque por sua capacidade de operar com recursos limitados e de forma autônoma (10).

Modulações convencionais muito utilizadas atendem aos requisitos necessários da comunicação digital, porém apresentam algumas limitações quando aplicadas a dispositivos IoT (11). Entre os principais desafios, destacam-se o elevado consumo de energia,



a dificuldade dos receptores necessários para a demodulação e também o desempenho insatisfatório em canais de tráfego esporádico, condição na qual é comum nesse tipo de aplicação.

A partir dessas limitações, a comunidade científica tem direcionado esforços para aprimorar os métodos de modulação empregados em dispositivos com baixa capacidade de processamento e autonomia energética restrita. Esses estudos buscam alternativas que, mesmo em ambientes adversos, como canais com alta interferência ou desvanecimento multipercurso, conciliem eficiência, robustez e simplicidade (12).

Diante desse cenário, surge o seguinte questionamento: Seria possível utilizar modulações digitais baseadas em ruído para garantir transmissões energeticamente eficientes e confiáveis em canais sujeitos a desvanecimento, superando as limitações impostas pelas técnicas convencionais?

1.3 Tema do projeto

Este Projeto Final de Curso tem como tema o estudo da modulação OODN, com foco na modelagem estatística de seu desempenho e na análise de sua probabilidade de erro de bit em diferentes condições de propagação.

O trabalho contempla a avaliação da OODN em canal AWGN e em canais com desvanecimento dos tipos κ - μ e α - μ , bem como sua comparação com modulações binárias convencionais.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivos Gerais

O presente trabalho tem como objetivo principal desenvolver uma modelagem estatística rigorosa da OODN, partindo da caracterização exata da variância empírica utilizada como estatística de decisão no receptor. Busca-se derivar formalmente o limiar ótimo de decisão com base no critério do Teste de Razão de Verossimilhança (LRT - *Likelihood Ratio Test*) e obter a expressão fechada da BEP fundamentada na distribuição Gamma da estatística de decisão.

Adicionalmente, o trabalho visa avaliar o impacto dessa formulação exata em diferentes condições de propagação, incluindo canal AWGN e canais com desvanecimento dos tipos α - μ e κ - μ , evidenciando as diferenças em relação à aproximação baseada no Teorema Central do Limite (CLT - *Central Limit Theorem*) e analisando o comportamento da OODN em regimes de baixa probabilidade de erro.



1.4.2 Objetivos Específicos

As atividades desenvolvidas neste trabalho foram organizadas em duas etapas principais, a fim de viabilizar o cumprimento do objetivo geral proposto.

Na Parte I do PFC, serão realizadas as seguintes atividades de estudo e fundamentação teórica:

- a) Estudo dos conceitos fundamentais relacionados aos sistemas de comunicação digital, com foco nas principais modulações binárias convencionais;
- b) Análise de técnicas emergentes de modulação baseadas na transmissão de sinais não determinísticos, com destaque para abordagens que exploram a utilização de ruído como meio de transporte de informação;
- c) Estudo aprofundado da modulação NoiseMod, incluindo seu princípio de funcionamento e características operacionais;
- d) Revisão detalhada do funcionamento e das propriedades da modulação OODN, objeto central de investigação deste trabalho;
- e) Levantamento e análise dos modelos de canais com desvanecimento estático do tipo $\kappa-\mu$ e $\alpha-\mu$, com ênfase na caracterização de seus parâmetros e nas implicações sobre o desempenho das modulações avaliadas.

Na Parte II do trabalho, será realizado o desenvolvimento computacional e as simulações de desempenho, compreendendo as seguintes atividades:

- a) Implementação, no ambiente de simulação MATLAB®, das expressões exatas da probabilidade de erro de bit da modulação OODN em canal AWGN, baseadas na modelagem da variância empírica como variável aleatória com distribuição Gamma;
- b) Implementação, no mesmo ambiente, da expressão aproximada da BEP obtida via aproximação Gaussiana fundamentada no CLT, com o objetivo de comparar seu desempenho com a formulação exata;
- c) Avaliação comparativa do desempenho da OODN em canal AWGN utilizando dois limiares de decisão distintos: limiar baseado no CLT e o limiar ótimo derivado pelo LRT;
- d) Análise do impacto dos parâmetros α , κ e μ sobre o desempenho da modulação OODN, investigando a influência da severidade do desvanecimento e do número efetivo de clusters de multipercurso;
- e) Comparação final do desempenho da OODN com modulações binárias convencionais (BPSK, OOK, DBPSK) e com a modulação NoiseMod, em cenário sem linha de visada direta (NLoS) modelado pelo canal $\alpha-\mu$.

1.5 Justificativas

O crescente interesse por modulações digitais de baixa complexidade e elevada eficiência energética tem impulsionado o desenvolvimento de técnicas que utilizam o ruído



como elemento central na transmissão de informação. Nesse contexto, a modulação OODN surge como uma alternativa promissora, especialmente para aplicações em dispositivos de comunicação de baixo consumo e em cenários de IoT.

Embora estudos iniciais tenham demonstrado o potencial da OODN, grande parte das análises disponíveis na literatura baseia-se em limiares de decisão não ótimos e em expressões aproximadas para a probabilidade de erro de bit, frequentemente fundamentadas no CLT. Ainda são limitadas as investigações que exploram formulações exatas e que consideram modelos de canal mais realistas e severos, como aqueles descritos pelas distribuições α - μ e κ - μ , capazes de representar ambientes com múltiplos percursos e diferentes níveis de severidade de desvanecimento.

Dessa forma, este trabalho se justifica pela necessidade de aprofundar a modelagem teórica e a análise de desempenho da OODN sob condições adversas de propagação, fornecendo resultados mais rigorosos e comparações fundamentadas que contribuam para a consolidação dessa modulação em aplicações de comunicação digital de baixa potência.

1.6 Publicações

A seguinte publicação foi gerada com base no trabalho desenvolvido neste Projeto Final de Curso:

- A. A. D. Anjos, V. H. F. Braga, H. S. Silva and R. D. Vieira, *On-Off Digital Noise Modulation: Optimal Likelihood Threshold and Exact BEP in AWGN and α - μ Fading*, IEEE Wireless Communications Letters, vol. 15, pp. 1474–1478, 2026.

O artigo publicado apresenta uma análise aprofundada da modulação OODN, com foco na derivação do limiar ótimo de decisão baseado no LRT e na obtenção da expressão exata da probabilidade de erro de bit, eliminando a aproximação tradicional fundamentada no CLT.

Além da modelagem em canal AWGN, o trabalho estende a análise para canais com desvanecimento do tipo α - μ , evidenciando o impacto dos parâmetros estatísticos do canal no desempenho da modulação. Os resultados teóricos são validados por simulações numéricas, demonstrando maior precisão analítica e consolidando a OODN como uma alternativa promissora para sistemas de comunicação de baixo consumo energético, especialmente em aplicações IoT.



2 Referencial Teórico

Este capítulo apresenta os conceitos e fundamentos teóricos que oferecem o embasamento necessário para o desenvolvimento deste trabalho. Serão discutidas as modulações digitais convencionais, com ênfase na modulação BPSK, bem como as modulações baseadas em ruído, incluindo abordagens emergentes como NoiseMod e OODN. Por fim, serão abordados os modelos de canal considerados na avaliação de desempenho, incluindo o canal com AWGN e canais com desvanecimento.

2.1 Modulação BPSK

A Modulação BPSK é uma técnica de modulação digital binária amplamente utilizada devido à sua simplicidade, robustez frente a ruídos e bom desempenho em canais de comunicação. Em razão dessas características, é frequentemente adotada como referência em estudos comparativos de desempenho entre modulações digitais.

2.1.1 Princípios de Funcionamento e Representação Matemática

Na modulação BPSK, cada bit de informação é mapeado diretamente em uma das duas possíveis fases de uma portadora senoidal: uma fase de referência, comumente associada ao bit lógico 1, e uma fase defasada de 180° (ou π radianos), associada ao bit lógico 0. Essa escolha de fases opostas garante a máxima separação angular possível entre os símbolos no espaço de sinal, o que, por sua vez, resulta na maior distância euclidiana entre os pontos da constelação no plano *In-Phase e Quadrature* (I-Q).

O sinal transmitido desta modulação pode ser decomposto em uma única função base ortonormal $\phi_1(t)$, dada por:

$$\phi_1(t) = \sqrt{\frac{2}{T_b}} \cos(2\pi f_c t), \quad 0 \leq t \leq T_b, \quad (2.1)$$

onde T_b representa o tempo de bit e f_c é a frequência central da portadora.

Com base nessa referência, o sinal transmitido em cada intervalo de símbolo pode ser escrito como:

$$s_i(t) = s_i \cdot \phi_1(t), \quad (2.2)$$

onde s_i representa o coeficiente de projeção do símbolo transmitido, definido como:

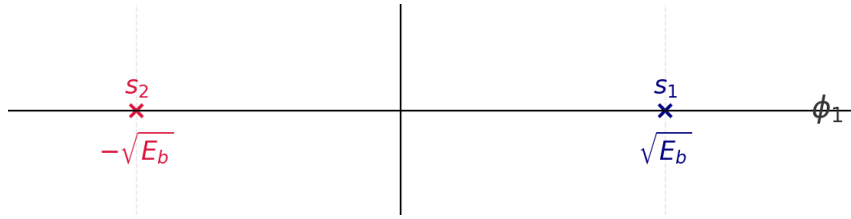
$$s_i = \begin{cases} \sqrt{E_b}, & \text{para bit 1} \\ -\sqrt{E_b}, & \text{para bit 0} \end{cases}. \quad (2.3)$$

A Figura 2.1 ilustra a constelação unidimensional da modulação BPSK com seus



dois símbolos antipodais.

Figura 2.1: Constelação BPSK no plano ϕ_1 .



Fonte: O autor.

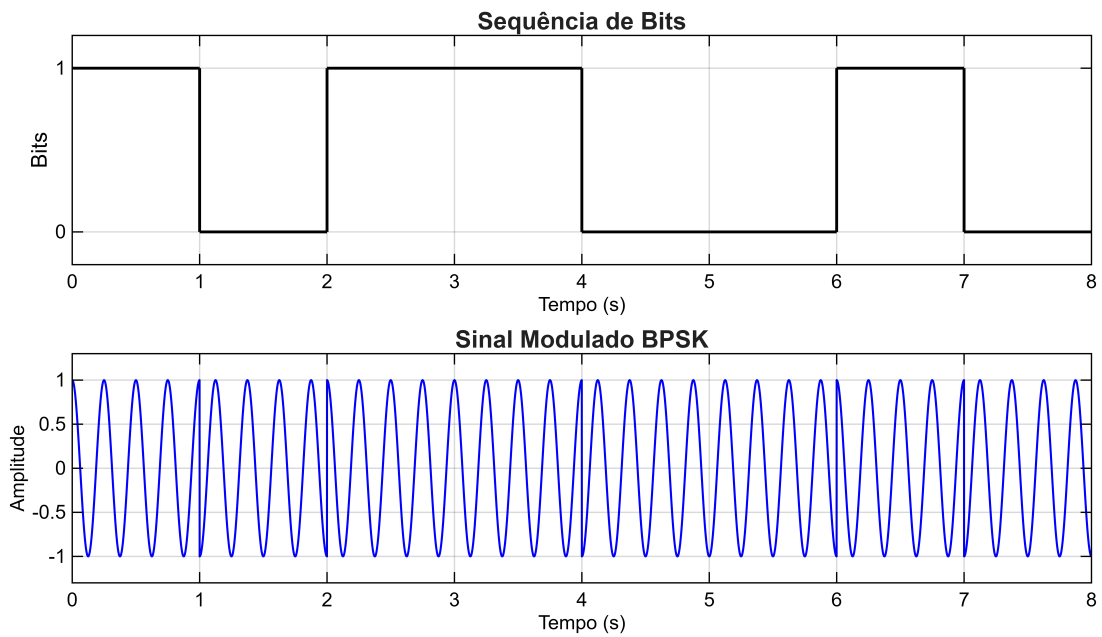
Assim, o sinal BPSK no domínio do tempo pode ser expresso como:

$$s_i(t) = \begin{cases} \sqrt{\frac{2E_b}{T_b}} \cos(2\pi f_c t), & \text{para bit 1} \\ -\sqrt{\frac{2E_b}{T_b}} \cos(2\pi f_c t), & \text{para bit 0} \end{cases}, \quad (2.4)$$

em que E_b representa a energia média por bit.

A Figura 2.2 ilustra um exemplo de modulação BPSK na transmissão de bits gerado por simulação.

Figura 2.2: Exemplo de modulação BPSK



Fonte: O autor.

Apesar de sua robustez, a BPSK transmite apenas um bit por símbolo, tornando-a



menos eficiente em termos de uso de largura de banda quando comparada a modulações de ordem superior, como *Quadrature Phase Shift Keying* (QPSK), *8-Phase Shift Keying* (8-PSK) e *16-Quadrature Amplitude Modulation* (16-QAM), que conseguem transmitir múltiplos bits por símbolo ao explorarem mais estados de fase e amplitude.

2.1.2 Probabilidade de Erro

A probabilidade de erro de bit para a modulação BPSK é dada por:

$$P_b = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\sqrt{\frac{E_b}{N_0}} \right), \quad (2.5)$$

em que $\operatorname{erfc}(\cdot)$ representa a função complementar do erro e N_0 é a densidade espectral de potência de ruído dada em *watts/Hz*.

2.2 Modulações Digitais Baseadas em Ruído

Nas modulações convencionais, a informação é codificada em parâmetros determinísticos da onda portadora, como amplitude, fase ou frequência. Nesses sistemas, o ruído é tratado como um elemento prejudicial à comunicação, uma vez que tende a degradar o desempenho do sistema ao interferir na correta detecção dos símbolos transmitidos.

Entretanto, estudos recentes passaram a explorar abordagens alternativas, nas quais o próprio ruído ou características estatísticas do sinal, como variância e média, são utilizados como portadores de informação. Nesse contexto, a detecção no receptor torna-se fundamentalmente baseada em estimativas de potência, o que pode simplificar o processo de demodulação ao eliminar a necessidade de estimar parâmetros instantâneos do sinal.

2.2.1 Modulação NoiseMod

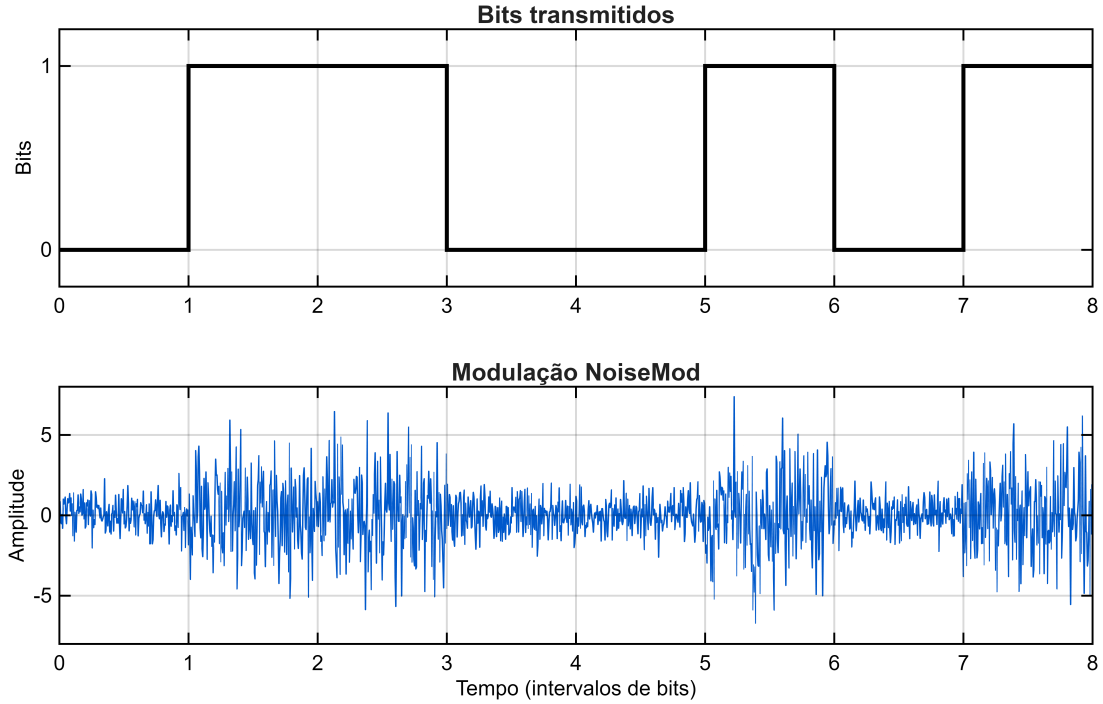
Na modulação NoiseMod, a informação binária é transmitida por meio da manipulação da variância de um sinal de ruído.

Princípios de funcionamento Diferentemente de abordagens anteriores que utilizavam fontes naturais de ruído para a transmissão de informação, como ocorre no TherMod (6), a NoiseMod permite a geração digital controlada desses sinais de ruído, possibilitando o ajuste de suas variâncias e demais parâmetros estatísticos.

No esquema NoiseMod, a informação é transmitida modulando a variância de um ruído artificial constituído de N amostras, onde o bit 1 corresponde a uma variância elevada e o bit 0 a uma variância reduzida, como ilustrado na Figura 2.3. Essa modulação é realizada em banda base por meio de geradores de sinal ou plataformas de *Software-*

Defined Radio (SDR). Embora flexível, esse processo demanda maior consumo de energia comparado a abordagens baseadas apenas em ruído térmico.

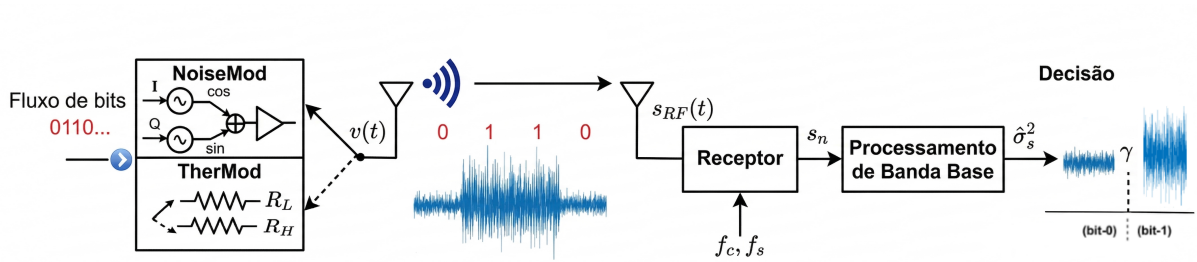
Figura 2.3: Exemplo de modulação NoiseMod



Fonte: O autor.

No receptor, a decisão entre o bit 1 ou bit 0 inicia-se com a adequada escolha da frequência da portadora f_c e da frequência de amostragem f_s , de modo que as amostras convertidas para banda base possam ser corretamente obtidas. As amostras recebidas são processadas para a detecção dos bits por meio da estimação da variância amostral $\hat{\sigma}^2$ e sua posterior comparação com um limiar de decisão, conforme ilustrado no diagrama da Figura 2.5.

Figura 2.4: Arquitetura do transceptor NoiseMod/TherMod



Fonte: (8) - Adaptado.



Representação matemática Considerando a presença de ruído aditivo no canal, o sinal recebido pode ser modelado, no domínio discreto, como a soma entre o sinal transmitido e o ruído. Assim, para a n -ésima amostra dentro do intervalo de símbolo, tem-se:

$$s_n = r_n + w_n. \quad (2.6)$$

Nessa formulação, s_n representa a amostra recebida em banda base, a qual é composta pela soma da componente de ruído transmitido r_n com o ruído AWGN, denotado por w_n .

A variância do ruído do canal w_n é denotada por σ_w^2 , enquanto a variância da componente de ruído transmitido r_n para o bit 0 e bit 1 são, respectivamente, denominados por σ_0^2 e σ_1^2 . Dessa forma, assume-se:

$$\sigma_1^2 = \alpha \sigma_0^2. \quad (2.7)$$

em que α representa a razão entre as variâncias dos bits 1 e 0. Quanto maior esse valor, maior será a distância entre os símbolos e, conseqüentemente, menor será a BEP.

Para medir o quanto a potência do ruído transmissor para o bit 0 é significativa comparada ao ruído do canal, é utilizada a seguinte expressão:

$$\delta = \frac{\sigma_0^2}{\sigma_w^2}. \quad (2.8)$$

Essa equação apresenta uma semelhança com a SNR utilizada nas modulações convencionais. Seguindo a mesma lógica, quanto maior o valor de δ , melhor tende a ser o desempenho da transmissão. Em outras palavras, quando a variância do ruído transmitido no bit 0 (o estado de menor potência) é significativamente superior à variância do ruído do canal, o detector consegue estimar a variância com maior precisão.

O sinal recebido s_n segue uma distribuição gaussiana complexa $\mathcal{CN}(0, \sigma_s^2)$, na qual $\mathcal{CN}$ representa uma distribuição normal complexa. O primeiro argumento é a média do sinal, e o segundo argumento corresponde à variância total do sinal complexo. Considerando este fator, a variância do sinal recebido é expressa por:

$$\sigma_s^2 = \begin{cases} s_0^2 = \tilde{\sigma}_w^2(1 + \delta), & \text{para bit-0} \\ s_1^2 = \tilde{\sigma}_w^2(1 + \alpha\delta), & \text{para bit-1} \end{cases}, \quad (2.9)$$

onde $\tilde{\sigma}_w^2$ é a variância equivalente do ruído AWGN por amostra.

No receptor, a detecção, diferentemente das modulações convencionais que analisam parâmetros como amplitude, fase ou frequência, é realizada com base na própria variância do sinal recebido. Inicialmente, estima-se a variância amostral do sinal a partir



de N amostras complexas, conforme

$$\hat{\sigma}_s^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |s_n|^2. \quad (2.10)$$

Essa quantidade corresponde à média de potência do sinal recebido e constitui a estatística de decisão utilizada no receptor. A decisão é então realizada por meio da comparação dessa estimativa com um limiar de decisão λ .

Considerando o CLT, $\hat{\sigma}_s^2$ segue uma distribuição gaussiana, ou seja,

$$\hat{\sigma}_s^2 \sim \mathcal{N}\left(\tilde{\sigma}_i^2, \frac{\tilde{\sigma}_i^4}{N}\right), \quad (2.11)$$

com $i \in \{0,1\}$, dependendo do bit transmitido. Nesse caso, $\tilde{\sigma}_i^2$ representa a variância do sinal recebido sob a hipótese correspondente ao bit transmitido.

A partir de cálculos e simplificações matemáticas advindas de (8), chega-se na expressão final da probabilidade de erro da NoiseMod, dada por:

$$P_b^{\text{NoiseMod}} = Q\left(\frac{\sqrt{N} \delta(\alpha - 1)}{2 + \delta(1 + \alpha)}\right), \quad (2.12)$$

onde $Q(\cdot)$ é a função Q Gaussiana que calcula a área da cauda de uma distribuição normal padrão. Nesta função, quanto maior o valor de entrada, menor será a área da cauda resultante. Em outras palavras, aumentos nos valores de N e α , resultam em maior separação estatística entre os estados de decisão, diminuindo a BEP.

Entretanto, considerando que o aumento de α reduz a probabilidade de erro, e sabendo que $\alpha = \sigma_1^2/\sigma_0^2$, surge a motivação para modulação OODN. Neste caso, ao adotar a ausência de variância do bit 0, ou seja, $\sigma_0^2 = 0$, obtém-se o valor ideal de α tendendo ao infinito, promovendo a máxima separação estatística entre os dois símbolos.

2.2.2 Modulação OODN

Na modulação OODN, combinam-se conceitos da modulação *On-Off Keying* (OOK), amplamente utilizada, com a NoiseMod. Nesse esquema, ao transmitir o bit 1, o transmissor gera um ruído com variância σ_1^2 ; já para o bit 0, não há transmissão de sinal, caracterizando um silêncio absoluto.

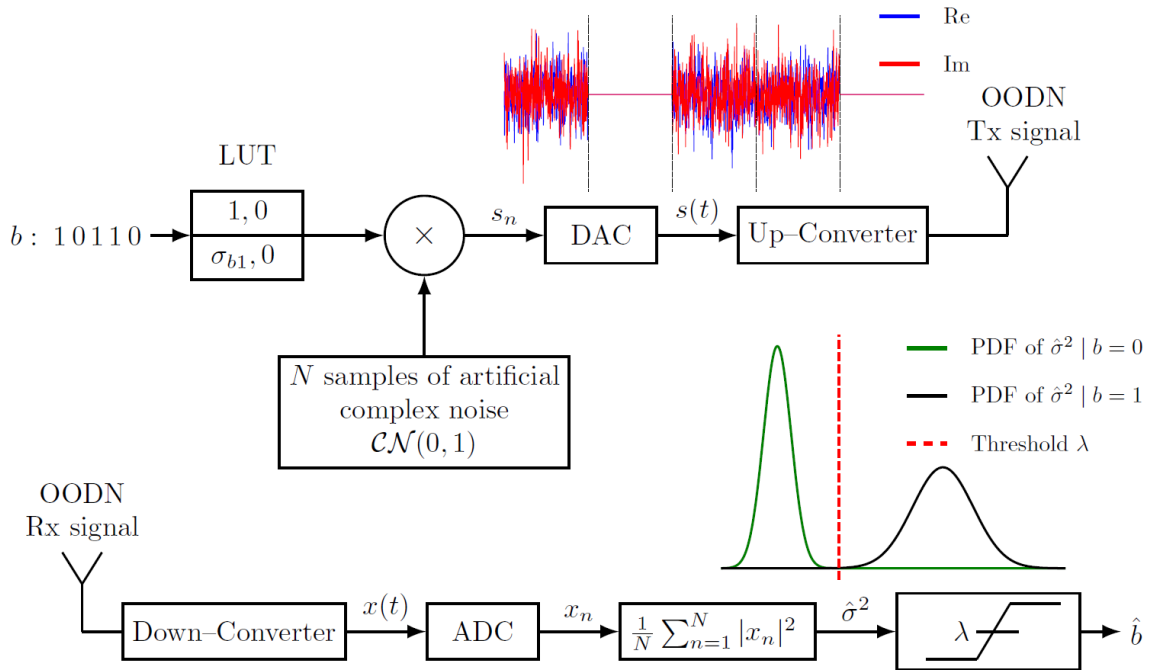
Esse fator torna a modulação OODN promissora em termos de eficiência energética, uma vez que, em comparação com a NoiseMod, que já apresentava baixo consumo, a OODN, idealmente, consome aproximadamente metade da energia, devido à ausência de transmissão durante o envio do bit 0.



Princípios de funcionamento A Figura 2.5 apresenta a arquitetura do transceptor OODN. O transmissor mapeia cada bit de entrada em silêncio digital ou em ruído gaussiano complexo artificialmente gerado, produzindo a sequência discreta em banda base s_n . Essa sequência é convertida em um sinal contínuo no tempo $s(t)$ por meio de um conversor digital-analógico (DAC) (ilustrada na Figura 2.5 para a seguinte sequência de bits de entrada [1 0 1 1 0]), sendo posteriormente convertida para a frequência de rádio (RF) para transmissão pelo canal.

No receptor, o sinal recebido $x(t)$ é inicialmente convertido da portadora para banda base, gerando o sinal contínuo correspondente, que é então digitalizado por um conversor analógico-digital (ADC), resultando na sequência discreta x_n . Em seguida, realiza-se a estimação empírica da variância das amostras recebidas, seguida de uma decisão baseada em limiar para reconstrução dos bits transmitidos.

Figura 2.5: Diagrama de blocos do transceptor OODN.



Fonte: (9).

Representação matemática Na modulação OODN, quando o bit transmitido é 1, o sinal recebido x_n permanece distribuído como uma variável aleatória complexa gaussiana circular $\mathcal{CN}(0, \sigma_{b1}^2 + \sigma_w^2)$. Por outro lado, quando o bit transmitido é 0, o sinal recebido segue uma distribuição $\mathcal{CN}(0, \sigma_w^2)$, representando apenas o ruído de fundo do canal.

No cálculo da variância média estimada do sinal transmitido, considera-se que, pelo CLT, a variância empírica pode ser aproximada por uma distribuição normal, sendo

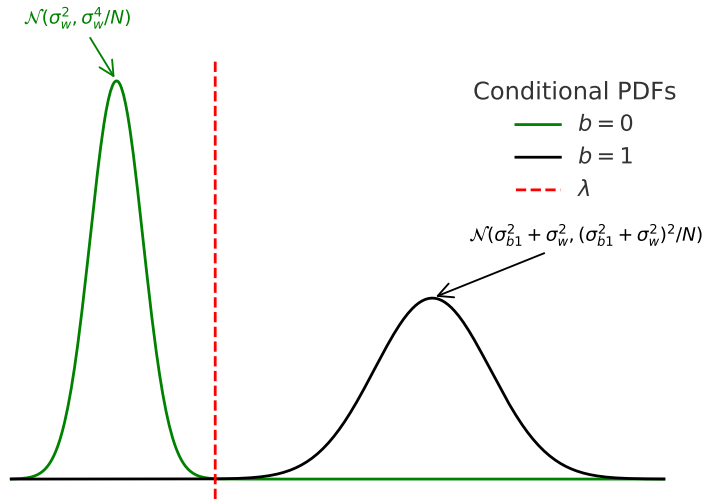


essa aproximação válida principalmente para valores elevados de N . Assim, a variância empírica de cada bit segue as seguintes distribuições:

$$\hat{\sigma}^2 \sim \begin{cases} \mathcal{N}\left(\sigma_w^2, \frac{\sigma_w^4}{N}\right), & \text{se } b = 0 \\ \mathcal{N}\left(\sigma_1^2 + \sigma_w^2, \frac{(\sigma_1^2 + \sigma_w^2)^2}{N}\right), & \text{se } b = 1 \end{cases}. \quad (2.13)$$

Para uma melhor visualização da função densidade de probabilidade (PDF) condicional da OODN, apresenta-se a seguir a Figura 2.6 que ilustra, de forma exemplificada, a distribuição gaussiana correspondente a cada símbolo transmitido.

Figura 2.6: Distribuição gaussiana da variável de decisão na modulação OODN.



Fonte: (9).

Nota-se que o receptor realiza a decisão do bit a partir da comparação da variância estimada com um limiar de decisão λ . A decisão é tomada conforme a seguinte regra:

$$\hat{b} = \begin{cases} 0, & \text{se } \hat{\sigma}^2 < \lambda \\ 1, & \text{se } \hat{\sigma}^2 \geq \lambda \end{cases}. \quad (2.14)$$

A probabilidade de erro de bit é expressa como a média das probabilidades associadas às decisões incorretas, ou seja, quando o bit 1 é decidido como 0 e quando o bit 0 é decidido como 1. Assim, o BEP pode ser escrito como:

$$P_b = \frac{1}{2} [\text{Prob}(\hat{\sigma}^2 \geq \lambda | b = 0) + \text{Prob}(\hat{\sigma}^2 < \lambda | b = 1)]. \quad (2.15)$$

Assumindo a aproximação gaussiana para a distribuição das variâncias estimadas



em cada hipótese, a BEP aproximada via CLT pode ser expressa como:

$$P_b^{\text{OODN}} = \frac{1}{2} \left[Q \left(\frac{\lambda - \sigma_w^2}{\sigma_w^2 / \sqrt{N}} \right) + Q \left(\frac{\sigma_1^2 + \sigma_w^2 - \lambda}{(\sigma_1^2 + \sigma_w^2) / \sqrt{N}} \right) \right]. \quad (2.16)$$

Assumindo inicialmente a aproximação Gaussiana baseada no CLT, o limiar de decisão pode ser determinado a partir da igualdade entre as probabilidades de erro condicionais associadas a cada hipótese. Esse limiar, denotado por λ_{CLT} , corresponde ao ponto de interseção das distribuições Gaussianas aproximadas de $\hat{\sigma}^2$ sob $b = 0$ e $b = 1$, sendo expresso por:

$$\lambda_{\text{CLT}} = \frac{2\sigma_w^2(\sigma_w^2 + \sigma_1^2)}{2\sigma_w^2 + \sigma_1^2}. \quad (2.17)$$

Portanto, ao substituir o limiar de decisão obtido na equação 2.16, e considerando que, na modulação OODN, a variância média do sinal transmitido é $\sigma_b^2 = \sigma_1^2/2$, uma vez que o bit 0 corresponde à ausência de transmissão, a BEP aproximada pode ser finalmente expressa por:

$$P_{b,\text{OODN}}^{\text{aprox}} \approx Q \left(\sqrt{N} \cdot \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2 + \sigma_b^2} \right) = Q \left(\sqrt{N} \cdot \frac{\bar{\gamma}}{1 + \bar{\gamma}} \right), \quad (2.18)$$

em que $\bar{\gamma} = \sigma_b^2 / \sigma_w^2$, ou seja, é a SNR média no receptor.

Formulação Exata Em trabalhos recentemente publicados (15), demonstrou-se que a estatística $\hat{\sigma}^2$ segue exatamente uma distribuição Gamma, eliminando a necessidade da aproximação Gaussiana via CLT. A ideia central é que, sob cada hipótese, as amostras recebidas x_n são complexas gaussianas circulares e independentes, de modo que o termo de energia instantânea $|x_n|^2$, presente no cálculo da variância empírica, possui distribuição exponencial. Assim, a soma de N termos exponenciais resulta naturalmente em uma variável aleatória com distribuição Gamma.

Para evidenciar isso, define-se a estatística de decisão (variância empírica) como:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|^2, \quad (2.19)$$

e, de forma equivalente, pode-se considerar a energia acumulada no intervalo de um bit:

$$T = \sum_{n=1}^N |x_n|^2 \quad \Rightarrow \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{T}{N}. \quad (2.20)$$

No canal AWGN, sob a hipótese $b = 0$, tem-se $x_n \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_w^2)$, enquanto sob



$b = 1$, tem-se $x_n \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_w^2 + \sigma_{b1}^2)$. Definindo

$$\sigma_s^2 = \sigma_w^2 + \sigma_{b1}^2, \quad (2.21)$$

as funções densidade de probabilidade condicionais exatas de $\hat{\sigma}^2$ podem ser escritas na forma Gamma (mesma forma funcional, variando apenas o parâmetro de escala):

$$f_{\hat{\sigma}^2|b=0}(u) = \frac{N^N}{\Gamma(N) \sigma_w^{2N}} u^{N-1} \exp\left(-\frac{Nu}{\sigma_w^2}\right), \quad u \geq 0, \quad (2.22)$$

$$f_{\hat{\sigma}^2|b=1}(u) = \frac{N^N}{\Gamma(N) \sigma_s^{2N}} u^{N-1} \exp\left(-\frac{Nu}{\sigma_s^2}\right), \quad u \geq 0. \quad (2.23)$$

Essas expressões deixam claro por que a aproximação CLT não é necessária, pois a distribuição de $\hat{\sigma}^2$ é conhecida em forma fechada para qualquer valor de N .

Uma vez conhecidas as PDFs condicionais exatas, o limiar ótimo de decisão pode ser obtido por meio do LRT. Considerando bits equiprováveis, o limiar ótimo λ_{OPT} é obtido pela condição de indiferença:

$$f_{\hat{\sigma}^2|b=0}(\lambda) = f_{\hat{\sigma}^2|b=1}(\lambda), \quad (2.24)$$

o que resulta em:

$$\lambda_{\text{OPT}} = \frac{\sigma_w^2 (\sigma_w^2 + \sigma_{b1}^2)}{\sigma_{b1}^2} \ln\left(1 + \frac{\sigma_{b1}^2}{\sigma_w^2}\right). \quad (2.25)$$

Nota-se que λ_{OPT} depende apenas dos parâmetros de variância do problema e independe de N , enquanto a BEP resultante depende de N pela forma das caudas da distribuição Gamma.

A probabilidade de erro de bit é dada pela média das probabilidades de decisão incorreta, dada por:

$$P_b^{\text{ODN,exata}} = \frac{1}{2} \left(\Pr[\hat{\sigma}^2 \geq \lambda | b = 0] + \Pr[\hat{\sigma}^2 < \lambda | b = 1] \right). \quad (2.26)$$

Para um limiar genérico λ , os eventos de erro condicionais são: (i) ocorre erro sob $b = 0$ quando $\hat{\sigma}^2 \geq \lambda$; (ii) ocorre erro sob $b = 1$ quando $\hat{\sigma}^2 < \lambda$.

Assim, as probabilidades condicionais de erro são dadas por

$$P_{e|0} = \int_{\lambda}^{\infty} f_{\hat{\sigma}^2|b=0}(u) du, \quad P_{e|1} = \int_0^{\lambda} f_{\hat{\sigma}^2|b=1}(u) du. \quad (2.27)$$



Aplicando a mudança de variável

$$y = \frac{N\lambda}{\sigma_w^2} \quad \text{e} \quad x = \frac{N\lambda}{\sigma_s^2}, \quad (2.28)$$

onde $\sigma_s^2 = \sigma_w^2 + \sigma_{b1}^2$, as integrais podem ser escritas em termos das funções Gamma incompletas regularizadas.

Define-se

$$Q(k, z) = \frac{\Gamma(k, z)}{\Gamma(k)}, \quad P(k, z) = \frac{\gamma(k, z)}{\Gamma(k)}, \quad (2.29)$$

onde $\Gamma(k, z)$ e $\gamma(k, z)$ representam, respectivamente, as funções Gamma incompletas superior e inferior, e $\Gamma(k)$ é a função Gamma completa.

Dessa forma,

$$P_{e|0} = Q(N, y), \quad P_{e|1} = P(N, x).$$

Assumindo bits equiprováveis, a probabilidade exata de erro de bit da OODN é dada por

$$P_b^{\text{OODN,exata}} = \frac{1}{2} [Q(N, y) + P(N, x)]. \quad (2.30)$$

Substituindo-se o limiar ótimo λ_{OPT} nas definições de x e y , obtém-se a BEP mínima da OODN sob canal AWGN.

A aproximação via CLT continua sendo útil como referência por sua simplicidade, principalmente quando N é elevado. Entretanto, para valores moderados de N (e, em especial, quando se deseja avaliar a BEP em regimes mais baixos), a formulação exata baseada na estatística Gamma tende a fornecer resultados mais consistentes, pois descreve precisamente o comportamento de cauda da estatística $\hat{\sigma}^2$.

Neste trabalho, as validações das simulações foram conduzidas priorizando a expressão exata da BEP da OODN baseada na estatística Gamma, utilizando o limiar ótimo λ_{OPT} , sendo posteriormente comparadas com os resultados obtidos via aproximação CLT, a fim de evidenciar as diferenças entre as duas abordagens.

2.3 Canais com Desvanecimento

A fim de complementar as análises que serão desenvolvidas neste trabalho, torna-se essencial analisar os modelos de canal aos quais o sinal de transmissão está sujeito, uma vez que esses modelos afetam diretamente o desempenho do sistema de comunicação. Diversos fenômenos físicos, como atenuação, ruído e variações na propagação, influenciam a qualidade da recepção e, conseqüentemente, a BEP.



Neste contexto, serão considerados dois cenários principais: o modelo AWGN, em que o ruído branco aditivo é o principal fator degradante; e os canais com desvanecimento, que incorporam efeitos de obstáculos, reflexões e variações na linha de visada. Com ênfase, serão abordados os modelos de desvanecimento estatístico κ - μ (12) e α - μ (14), os quais permitem representar uma ampla diversidade de cenários práticos de propagação sem fio.

2.3.1 Principais conceitos

Nas transmissões sem fio, o sinal nem sempre percorre um trajeto direto entre o transmissor e o receptor. Quando existe um caminho direto, o cenário é denominado linha de visada (LoS); caso contrário, predominam os caminhos indiretos, caracterizando o cenário sem linha de visada (NLoS). Nesses casos, o sinal sofre diversos fenômenos físicos durante a propagação, como reflexões, difrações, espalhamento e absorção, resultando no chamado desvanecimento (*fading*), que se manifesta por variações rápidas e aleatórias na amplitude e na fase do sinal recebido.

O desvanecimento pode ser classificado em duas categorias: desvanecimento de longo prazo (*slow fading*) e desvanecimento de curto prazo (*small-scale fading*). Neste trabalho, dá-se ênfase ao desvanecimento de curto prazo, uma vez que ele representa as rápidas variações causadas pelo multipercurso no ambiente de propagação.

Em cenários reais de propagação, é comum a presença de múltiplos grupos de multipercursos, denominados *clusters*, nos quais cada grupo pode conter tanto uma componente dominante quanto componentes espalhadas decorrentes do espalhamento. Visando representar de forma mais precisa esses efeitos no processo de propagação, os modelos κ - μ e α - μ foram desenvolvidos, permitindo uma modelagem mais abrangente e realista dos fenômenos observados em ambientes sem fio.

2.3.2 Modelo κ - μ

Em uma transmissão real, há μ *clusters* de multipercurso entre o transmissor e o receptor, sendo que cada *cluster* pode apresentar uma componente dominante de linha de visada, além de diversas componentes espalhadas associadas a ele.

A componente dominante do sinal apresenta um peso em relação aos componentes espalhados, sendo esse peso representado por κ , o qual expressa a razão entre a potência do componente dominante e a potência total dos espalhados em cada *cluster*.

Representação matemática Cada *cluster* é modelado como a soma de duas componentes: uma parte determinística (representando a componente dominante) e uma parte aleatória (representando as componentes espalhadas). Essa modelagem pode ser expressa



da seguinte forma:

$$R^2 = \sum_{i=1}^{\mu} (X_i + p_i)^2 + (Y_i + q_i)^2. \quad (2.31)$$

A modelagem da envoltória do sinal recebido, denotada por R na Equação (2.31), fundamenta-se na soma das potências das componentes de cada um dos μ *clusters* que compõem o sinal. Para cada i -ésimo *cluster*, considera-se a interação entre uma parte aleatória e uma parte determinística. Estas são representadas por X_i e p_i para as componentes em fase, enquanto Y_i e q_i representam as respectivas componentes em quadratura, ou seja, defasadas em 90° em relação às primeiras.

Aplicando a teoria de soma de variáveis aleatórias independentes e, ao determinar a função densidade de probabilidade da envoltória R , Yacoub em (12) desenvolveu uma expressão normalizada que generaliza o modelo κ - μ , expressa como:

$$f_P(\rho) = \frac{2\mu(1+\kappa)^{\frac{\mu+1}{2}}}{\kappa^{\frac{\mu-1}{2}} \exp(\mu\kappa)} \rho^\mu \exp[-\mu(1+\kappa)\rho^2] I_{\mu-1}\left(2\mu\sqrt{\kappa(1+\kappa)}\rho\right). \quad (2.32)$$

Neste trabalho, adota-se a forma não normalizada da distribuição, pois a análise será conduzida considerando a potência efetiva do sinal recebido. Assim, considerando a relação $P = R/\hat{r}$, em que $\hat{r} = \sqrt{E(R^2)} = \sqrt{\Omega}$, obtém-se a seguinte expressão na forma não normalizada:

$$f_R(r) = \frac{2\mu(1+\kappa)^{\frac{\mu+1}{2}}}{\kappa^{\frac{\mu-1}{2}} \exp(\mu\kappa) \Omega^{(\mu+1)/2}} r^\mu \exp\left(-\frac{\mu(1+\kappa)r^2}{\Omega}\right) I_{\mu-1}\left(\frac{2\mu\sqrt{\kappa(1+\kappa)}r}{\sqrt{\Omega}}\right). \quad (2.33)$$

Nesta expressão, a PDF da envoltória R , avaliada em um valor de r , é função dos parâmetros κ e μ , da potência média total do sinal recebido Ω , e envolve ainda a função de Bessel modificada de primeira espécie e ordem $\mu - 1$, denotada por $I_{\mu-1}(\cdot)$. Em resumo, essa função indica qual é a probabilidade da variável R cair próximo de um certo valor de amplitude instantânea r .

2.3.3 Modelo α - μ

Outro modelo de desvanecimento relevante é o α - μ , também proposto por Yacoub em (14). Ao contrário do modelo κ - μ , que quantifica a presença de uma componente dominante por meio de κ , o modelo α - μ representa a envoltória do sinal recebido em ambientes com múltiplos caminhos, nos quais as contribuições se combinam de maneira não linear e aleatória. Nesse caso, o parâmetro α define o grau de não linearidade do meio de propagação.

Esse modelo generaliza diversas distribuições clássicas de desvanecimento. Entre elas, destacam-se os modelos de Rayleigh, Nakagami- m e Weibull, que podem ser obtidos



como casos particulares do modelo α - μ mediante a escolha adequada dos parâmetros.

Representação matemática A variação da amplitude (envoltória r) do sinal recebido sob desvanecimento α - μ é descrita pela função densidade de probabilidade $f_R(r)$, dada por:

$$f_R(r) = \frac{\alpha \mu^\mu}{\hat{r}^{\alpha\mu} \Gamma(\mu)} r^{\alpha\mu-1} \exp\left(-\mu \left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^\alpha\right), \quad r \geq 0. \quad (2.34)$$

em que $\hat{r}$ representa o valor médio normalizado da envoltória do sinal recebido e $\Gamma(\mu)$ é a função gama.

Comparações com outros modelos de desvanecimento Com o intuito de analisar a generalidade e a relação do modelo α - μ com outros modelos clássicos de desvanecimento, é possível ajustar seus parâmetros na expressão da PDF apresentada na equação 2.34 de modo que ele reproduza comportamentos semelhantes a esses modelos. Essa flexibilidade evidencia o caráter unificador do modelo α - μ .

O modelo α - μ possui caráter generalista, pois engloba como casos particulares diversas distribuições clássicas utilizadas na modelagem de canais com desvanecimento.

Por exemplo, ao se atribuir $\alpha = 2$ e $\mu = 1$, o modelo se reduz à distribuição de Rayleigh, amplamente empregada para representar canais sem linha de visada com espalhamento uniforme.

Quando se fixa $\alpha = 2$, o modelo α - μ passa a coincidir com a distribuição de Nakagami- m , sendo o parâmetro μ diretamente relacionado ao parâmetro de forma m dessa distribuição.

Por sua vez, ao se considerar $\mu = 1$, o modelo se reduz à distribuição de Weibull, utilizada para descrever cenários com comportamento não linear e diferentes graus de severidade de desvanecimento.

Essas relações evidenciam que o modelo α - μ constitui uma formulação unificada e fisicamente interpretável, capaz de representar diferentes condições de propagação por meio da adequada parametrização de α e μ .

2.4 BEP da OODN em Canais com Desvanecimento

Em canais sujeitos a desvanecimento, a probabilidade de erro de bit da modulação OODN passa a depender do ganho instantâneo do canal. Como a detecção é não coerente e baseada na estatística da variância empírica, a BEP exata pode ser avaliada de forma condicionada ao ganho do canal e, em seguida, média em relação à sua distribuição estatística.

Definindo-se $u = |h|^2$ como a potência instantânea do canal, a BEP média da



modulação OODN sob desvanecimento pode ser expressa, de forma geral, como:

$$\bar{P}_b^{\text{OODN,exata}} = \int_0^\infty P_b^{\text{OODN,exata}}(u) f_{|h|^2}(u) du, \quad (2.35)$$

onde $P_b^{\text{OODN,exata}}(u)$ representa a probabilidade de erro de bit condicionada ao ganho instantâneo u , enquanto $f_{|h|^2}(u)$ corresponde à função densidade de probabilidade da potência instantânea do canal, determinada pelo modelo de desvanecimento considerado.

Assim, quando necessário, a PDF de u pode ser obtida por transformação de variáveis considerando $u = r^2$, isto é,

$$f_{|h|^2}(u) = f_R(\sqrt{u}) \frac{1}{2\sqrt{u}}, \quad u \geq 0, \quad (2.36)$$

garantindo a padronização da análise na forma integral de (2.35). Dessa forma, o impacto do desvanecimento é incorporado por meio da média estatística da BEP condicionada, preservando a expressão exata derivada para o canal AWGN e generalizando-a para cenários de propagação realistas.



3 Materiais e Métodos

3.1 Métodos

Considerando que o objetivo deste PFC é analisar e avaliar o desempenho da modulação OODN sob diferentes condições de canal, com ênfase na comparação entre a formulação aproximada baseada no CLT e a BEP fundamentada na estatística Gamma e no LRT, o trabalho foi estruturado em duas etapas principais: uma fase teórica e outra prática.

Na fase teórica, foi realizada uma revisão bibliográfica aprofundada com base em artigos científicos recentes, abordando os fundamentos das modulações digitais analisadas (BPSK, NoiseMod e OODN), bem como a modelagem estatística da variância empírica na OODN. Foram estudadas tanto a aproximação gaussiana decorrente do CLT quanto a formulação exata baseada na distribuição Gamma, permitindo a derivação do limiar ótimo de decisão via LRT. Também foram analisados modelos estatísticos de canal utilizados em comunicações sem fio, com destaque para os modelos de desvanecimento κ - μ e α - μ , que possibilitam representar cenários mais realistas de propagação com múltiplos caminhos e diferentes graus de severidade de desvanecimento.

Na etapa prática, foram desenvolvidos, adaptados e implementados códigos em MATLAB[®] com foco na avaliação da BEP das modulações envolvidas. As simulações foram validadas tanto utilizando a expressão aproximada quanto a expressão exata da BEP da OODN, permitindo analisar o impacto da modelagem estatística adotada no desempenho do sistema. A análise foi conduzida sob diferentes configurações de canal e parâmetros, tais como número de amostras por bit (N), relação sinal-ruído (SNR), valor de κ , número efetivo de *clusters* μ , além dos parâmetros associados ao modelo α - μ .

3.2 Recursos Necessários

Para viabilizar a realização das etapas propostas neste trabalho, foram utilizados os seguintes recursos:

- a) Computador com ambiente de simulação numérica para desenvolvimento dos modelos de comunicação. Para este projeto, foi utilizado o *software* MATLAB[®];
- b) Acesso à biblioteca digital IEEE Xplore[®], utilizada como principal fonte de pesquisa bibliográfica e levantamento de artigos científicos;
- c) Ferramentas para edição e compilação de documentos em LaTeX, utilizadas para a redação técnica e formatação adequada do trabalho final.



4 Resultados e Discussão

Para avaliar a BEP exata da modulação OODN e validar as expressões analíticas apresentadas ao longo deste trabalho, o desempenho é investigado por duas vias complementares: (i) avaliação numérica, por meio das expressões fechadas obtidas, e (ii) simulações de Monte Carlo em ambiente MATLAB. Em cada execução de simulação, são transmitidos 10^8 bits, com cada bit representado por N amostras: silêncio para o bit 0 e ruído complexo Gaussiano com variância σ_{b1}^2 para o bit 1. Essas amostras são então escaladas pelo ganho de canal h , oriundo de uma distribuição α - μ ou κ - μ , dependendo do modelo de desvanecimento considerado, ou fixado como $h = 1$ no caso AWGN. No receptor, estima-se a variância empírica conforme (2.19), comparando-a com o limiar λ para decisão do bit recebido. A BEP simulada é calculada pela comparação direta entre os bits transmitidos e os bits detectados.

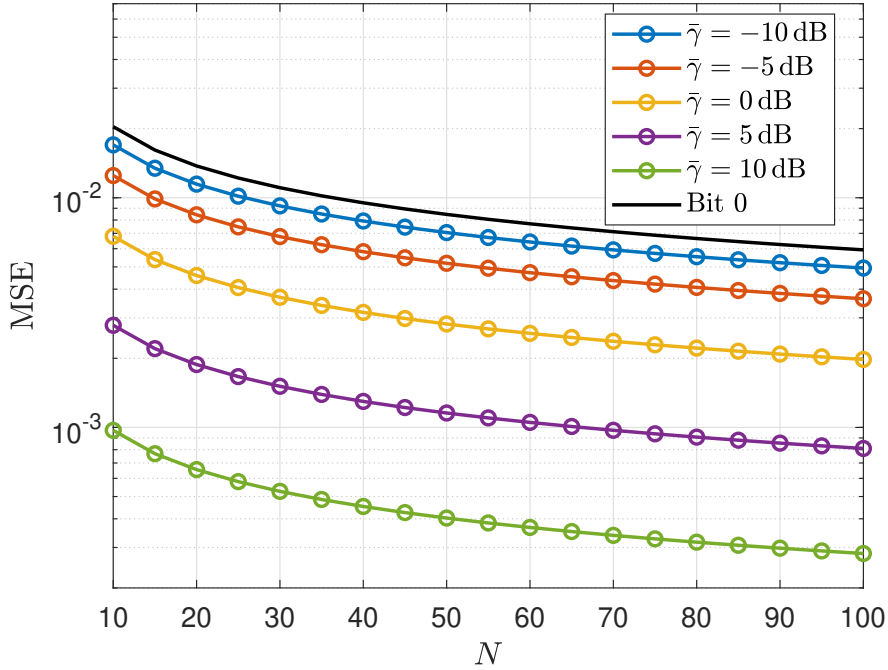
Em todas as figuras que apresentam resultados de simulação do transceptor OODN, as curvas simuladas de BEP são mostradas com marcadores em asterisco, coloridos de acordo com o valor de N . As curvas teóricas exatas são apresentadas como linha preta contínua com marcadores circulares, associando-se cada curva ao respectivo valor de N correspondente.

4.1 MSE entre as expressões exata e aproximada da PDF em função do número de amostras N

Antes de apresentar os resultados do transceptor, avalia-se o erro quadrático médio (MSE) entre as PDFs condicionais exatas da variância empírica (Eqs. (2.22)–(2.23)) e as aproximações Gaussianas via CLT adotadas em trabalhos anteriores, para os bits 0 e 1 (sob diferentes valores de $\bar{\gamma}$).



Figura 4.1: MSE entre a PDF exata (Gamma) e a aproximação Gaussiana (CLT) da variância empírica da OODN em função de N .



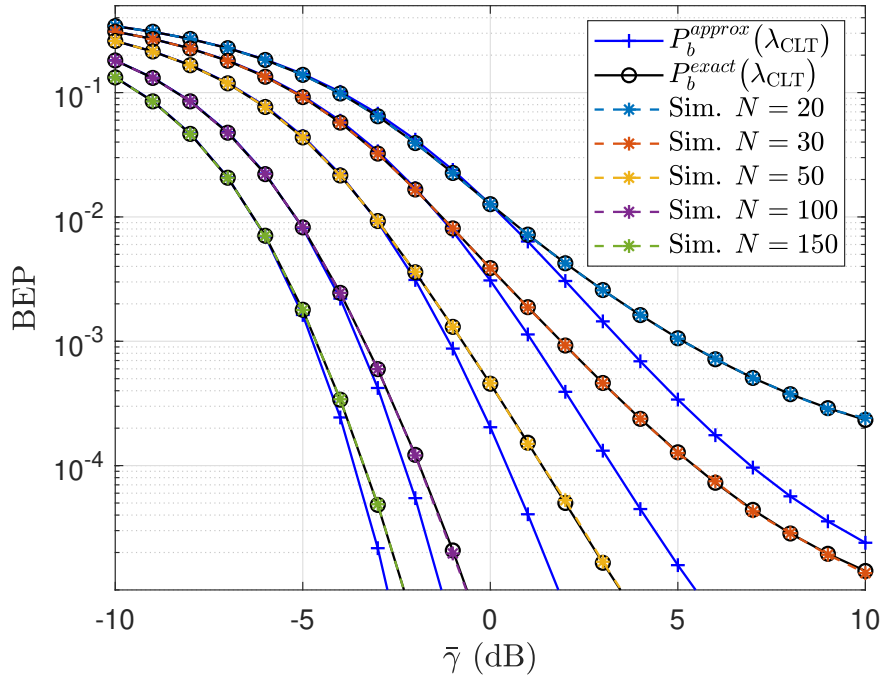
Fonte: (15)

A Figura 4.1 mostra que o erro de aproximação é mais pronunciado para baixos valores de N (e, no caso do bit 1, especialmente em baixas SNR), decaindo rapidamente com o aumento de N ou de $\bar{\gamma}$. Esses resultados confirmam que a aproximação Gaussiana torna-se precisa no regime com N elevado e/ou alta SNR, enquanto para N modestos a discrepância pode ser significativa.

4.2 BEP exato e aproximado em canais AWGN utilizando o limiar de decisão CLT

A Figura 4.2 apresenta resultados de BEP da OODN em canal AWGN quando se utiliza o limiar λ_{CLT} , juntamente com as curvas teóricas correspondentes (exata e aproximada). As curvas azuis com marcadores “+” correspondem à BEP aproximada dada por (2.18). Já as curvas pretas com marcadores “o” representam a BEP exata de (2.30), avaliada em $\lambda = \lambda_{\text{CLT}}$. Sobrepostas a essas curvas, encontram-se os resultados das simulações de Monte Carlo para $N = 20, 30, 50, 100$ e 150 .

Figura 4.2: BEP exata e aproximada (CLT) da OODN em canal AWGN para diferentes valores de N .



Fonte: (15)

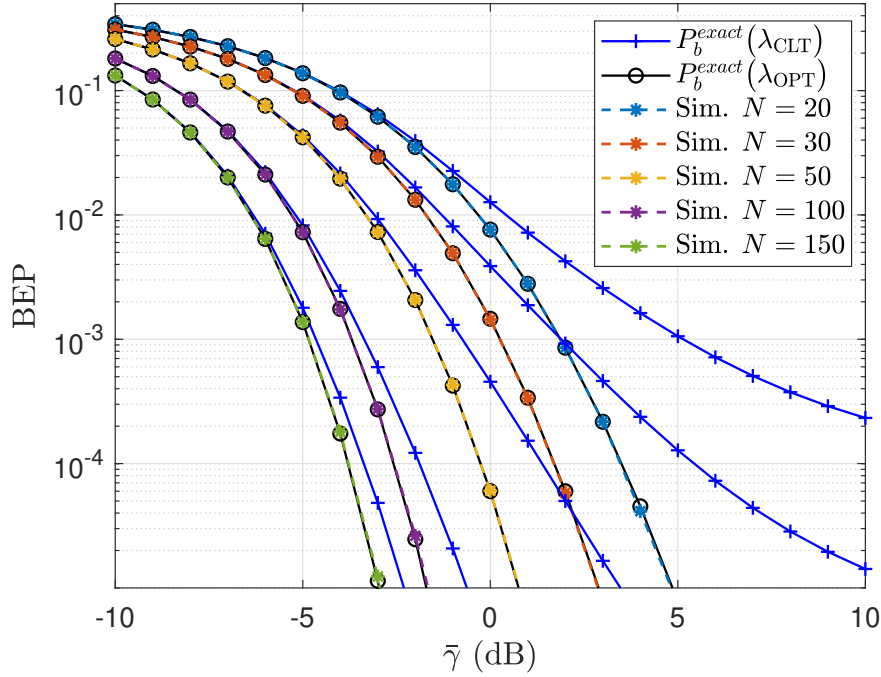
Observa-se que a BEP exata e os pontos simulados coincidem praticamente ponto a ponto para todos os valores de N , corroborando que a expressão fechada de (2.30) prediz corretamente a probabilidade de erro para um limiar fixado. Em contrapartida, a aproximação CLT (2.18) mantém boa precisão para N moderado a alto, mas apresenta desvio perceptível em baixo N (por exemplo, $N = 20$). Em particular, para pequenos N , a aproximação Gaussiana tende a subestimar a BEP, enquanto a formulação exata baseada na estatística Gamma acompanha fielmente os resultados simulados.

4.3 BEP exato em canais AWGN utilizando os limiares de decisão CLT e ótimo

A Figura 4.3 mostra resultados simulados da OODN em AWGN quando se adota o limiar ótimo λ_{OPT} , bem como as curvas teóricas exatas correspondentes tanto para λ_{CLT} quanto para λ_{OPT} . As curvas azuis com marcadores “+” exibem a BEP exata de (2.30) avaliada em $\lambda = \lambda_{\text{CLT}}$, enquanto as curvas pretas com marcadores “o” mostram a BEP exata avaliada em $\lambda = \lambda_{\text{OPT}}$. As marcas da simulação coincidem novamente com as curvas exatas, validando a teoria no caso de uso do limiar ótimo.



Figura 4.3: BEP exata da OODN em AWGN utilizando os limiares λ_{CLT} e λ_{opt} para diferentes valores de N .



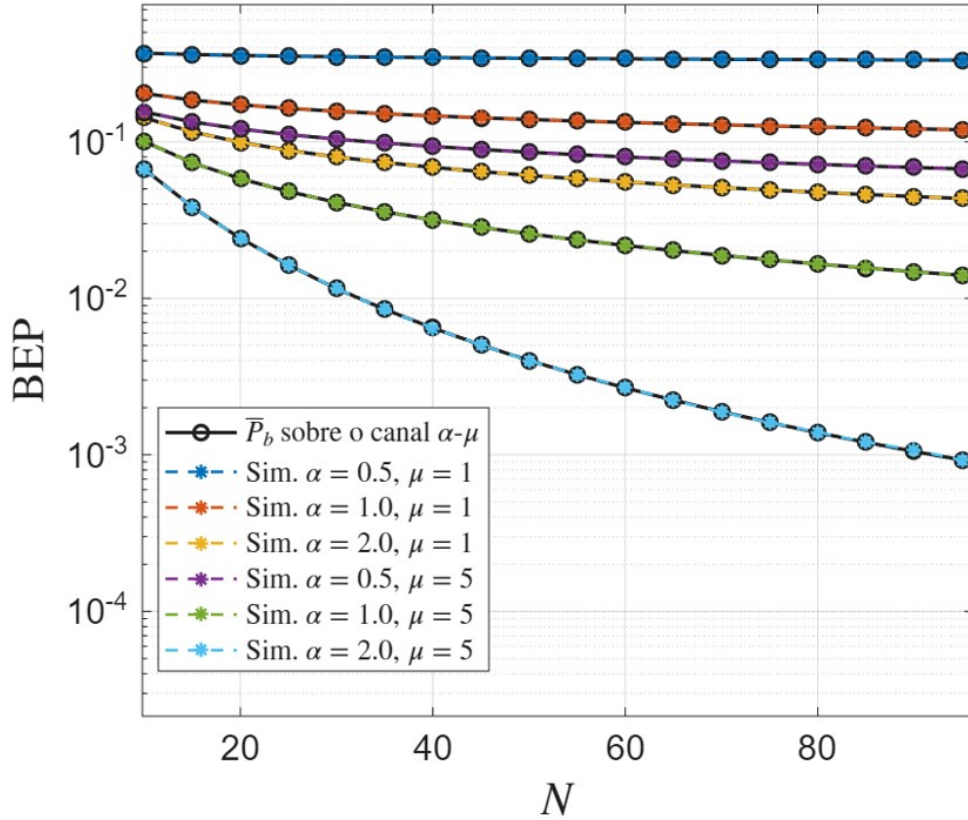
Fonte: (15)

Nota-se, contudo, que substituir λ_{CLT} por λ_{OPT} produz um deslocamento substancial das curvas para a esquerda. Ou seja, para qualquer valor de N fixo, a BEP mínima obtida com λ_{OPT} é consideravelmente menor do que a obtida com λ_{CLT} . De forma equivalente, para um dado alvo de BEP, a SNR requerida com λ_{OPT} é vários dBs menor do que com λ_{CLT} . Esse ganho quantifica o benefício do limiar exato derivado via LRT, evidenciando que, embora λ_{CLT} seja simples de ser obtido, λ_{OPT} oferece vantagem prática relevante, sobretudo em SNR moderada e/ou alta e N pequeno.

4.4 BEP da OODN em canal com desvanecimento α - μ para diferentes valores de α e μ

Na Figura 4.4 avalia-se a BEP exata (média) e a BEP simulada da OODN sob desvanecimento α - μ em função de N , para diferentes combinações de α e μ . Em cada caso, os círculos pretos sólidos representam $\bar{P}_b$ obtida por integração numérica de (2.35), ponderando-se o erro condicionado (expresso pelas funções Gama incompletas regularizadas) pela PDF da envotória α - μ .

Figura 4.4: BEP exata da OODN em canal α - μ para diferentes valores de α e μ .



Fonte: (15)

Fisicamente, μ quantifica a agregação de multipercurso, ou seja, valores maiores de μ indicam mais clusters efetivos e menores flutuações de amplitude, razão pela qual as curvas para $\mu = 5$ situam-se abaixo daquelas com $\mu = 1$. O parâmetro α controla a não linearidade no ambiente de propagação, portanto, aumentar α aproxima o desvanecimento do comportamento ideal Gaussiano e melhora o desempenho. Assim, para μ fixo, $\alpha = 2,0$ resulta em menor BEP do que $\alpha = 1,0$, que por sua vez supera $\alpha = 0,5$. Além disso, todas as curvas decrescem com o aumento de N , pois as distribuições condicionais da variância empírica tornam-se menos sobrepostas.

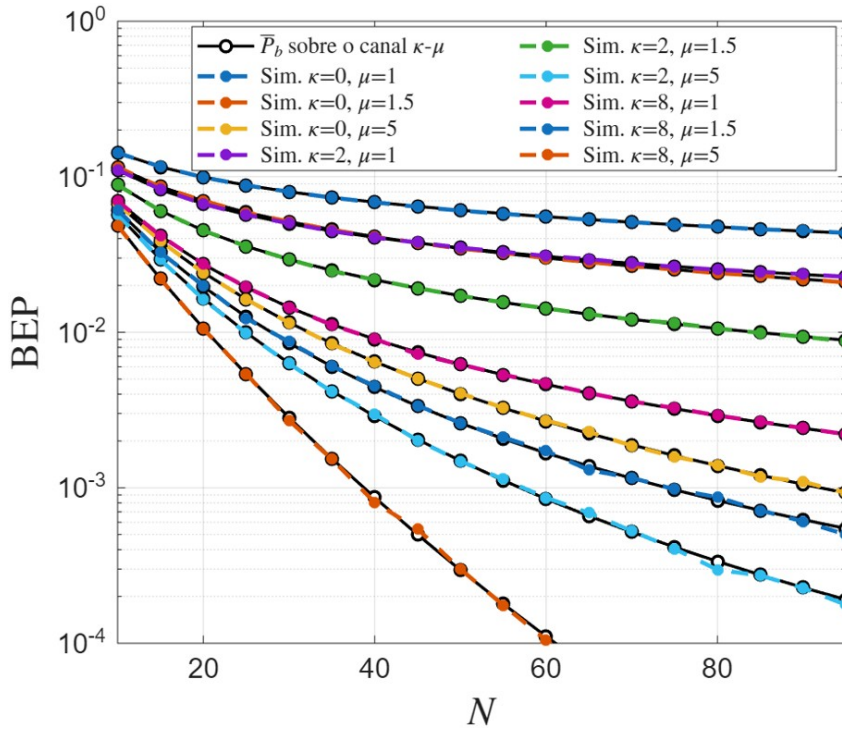
Ressalta-se ainda o compromisso prático associado a N . Para uma taxa de amostragem F_s fixa, aumentar N eleva o intervalo de bit $T_b = N/F_s$, aumentando latência e reduzindo a taxa de bit $R_b = F_s/N$. Por outro lado, se R_b é fixo, então $F_s = NR_b$ cresce com N , o que implica em aumento de largura de banda ocupada.

Em síntese, a Figura 4.4 confirma a aderência entre teoria exata e simulação e evidencia que valores mais altos de α e/ou μ tornam a OODN mais robusta em canais α - μ , conforme o esperado.

4.5 BEP da OODN em canal com desvanecimento κ - μ para diferentes valores de κ e μ

Antes da comparação final entre modulações, avalia-se o desempenho da OODN sob desvanecimento κ - μ na Figura 4.5. Neste cenário, investigam-se combinações distintas dos parâmetros κ e μ , a fim de quantificar o impacto do número efetivo de clusters de multipercurso e da presença de uma componente dominante em relação às componentes espalhadas.

Figura 4.5: BEP exata da OODN em canal κ - μ para diferentes valores de κ e μ .



Fonte: O autor

Observa-se que, para valores baixos do número de clusters (por exemplo, $\mu = 1$), as curvas de BEP apresentam um decaimento gradual à medida que o número de amostras por símbolo N aumenta. Nesse regime, o comportamento das curvas é suavemente curvado, indicando que o ganho de desempenho proporcionado pelo aumento de N ocorre de forma progressiva. Quando κ é pequeno, a baixa intensidade da componente dominante limita esse ganho, resultando em uma redução mais moderada da BEP.

Por outro lado, à medida que μ e κ aumentam, ocorre uma mudança marcante no comportamento das curvas, com decaimento mais acentuado da BEP. Isso indica melhoria de desempenho associada ao aumento do número de componentes efetivas de multipercurso e ao maior peso relativo da componente dominante em relação às componentes espalhadas dentro de cada cluster. Dessa forma, os resultados confirmam que valores



mais elevados de κ e/ou μ tornam a OODN mais robusta em canais com desvanecimento $\kappa-\mu$.

Nota-se também uma excelente aderência entre as curvas teóricas e os resultados obtidos por simulação Monte Carlo para todas as combinações de κ e μ analisadas. As curvas simuladas praticamente se sobrepõem às respectivas curvas analíticas ao longo de toda a faixa de N , apresentando mesma inclinação e comportamento assintótico no domínio logarítmico da BEP.

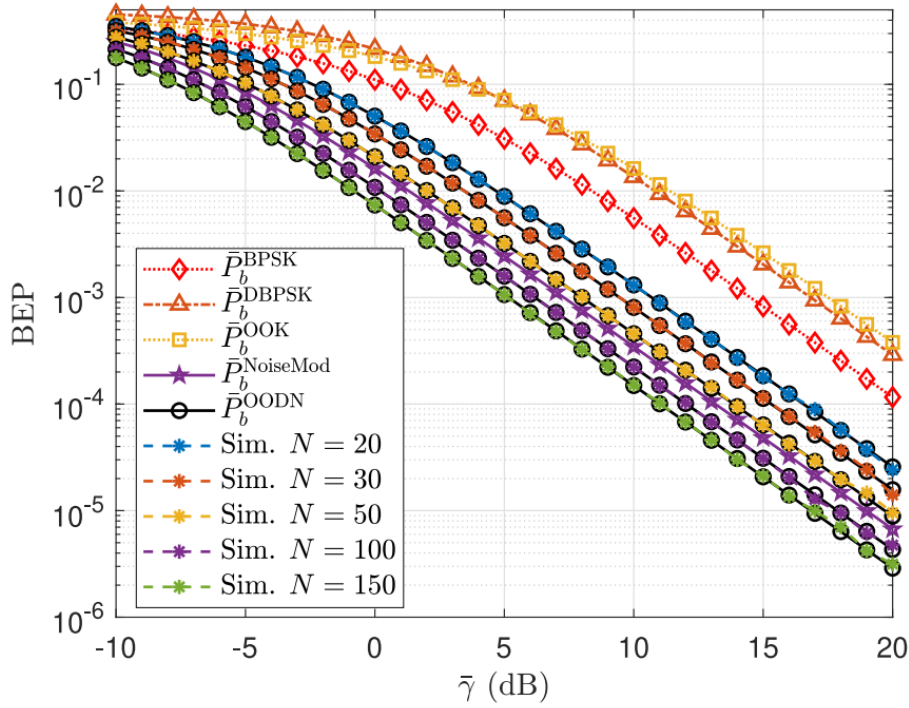
4.6 Comparação da BEP da modulação OODN com outras modulações binárias

Por fim, na Figura 4.6 avalia-se o desempenho do transceptor OODN em um canal prático indoor NLoS a 60 GHz, obtido por ajuste de mínimos quadrados não lineares a partir de (16) (Cenário 3, com $\alpha = 2,70$ e $\mu = 1,27$), para $N = 20, 30, 50, 100$ e 150 , em uma faixa de $\bar{\gamma}$ de -10 a 20 dB. No Cenário 3 de (16), as antenas transmissora e receptora são separadas por aproximadamente 3.29 m e posicionadas a 1.44 m de altura, operam com polarização vertical (VV) enquanto o componente de visada direta é intencionalmente bloqueado por material absorvedor, produzindo um ambiente rico em multipercursos característico de cenários indoor densos.

Para comparação, também são apresentadas as BEPs médias de BPSK, DBPSK, OOK e NoiseMod (8) (configurada com $\alpha = 10$ e $N = 100$), todas avaliadas sob a mesma $\bar{\gamma}$ e R_b , e sob suas respectivas larguras de banda mínimas de Nyquist, seguindo o mesmo critério de comparação adotado em (15).



Figura 4.6: Comparação da BEP da OODN com BPSK, DBPSK, OOK e NoiseMod em canal α - μ (NLoS).



Fonte: (15)

Observa-se que, mesmo para N relativamente pequeno, a OODN alcança BEP substancialmente menor do que as modulações convencionais na mesma $\bar{\gamma}$ nesse canal mmWave NLoS. Por exemplo, em $\bar{\gamma} = 5$ dB, a BEP da BPSK é aproximadamente 3×10^{-2} , enquanto a OODN com $N = 20$ atinge cerca de 1×10^{-2} (redução de aproximadamente 3 vezes) e a OODN com $N = 150$ alcança aproximadamente 1×10^{-3} (redução de cerca de 30 vezes, isto é, aproximadamente 1,5 ordens de magnitude na curva de BEP).

Verifica-se também que à medida que N aumenta, as curvas da OODN deslocam-se para baixo, confirmando que maior N melhora a confiabilidade. Além disso, a OODN supera a NoiseMod quando ambas são configuradas com parâmetros equivalentes, consolidando a vantagem da transmissão on-off com detecção não coerente baseada em variância em ambientes NLoS severos.

5 Conclusão e Perspectivas Futuras

Este trabalho apresentou uma investigação aprofundada da modulação OODN, partindo da modelagem estatística exata da variância empírica utilizada como estatística de decisão no receptor. Diferentemente das abordagens baseadas na aproximação via CLT, foi realizada a derivação completa das distribuições condicionais da variância estimada, demonstrando que estas seguem distribuições do tipo Gamma com parâmetros distintos sob cada hipótese. A partir dessa modelagem rigorosa, foi obtido o limiar ótimo de decisão baseado no LRT, bem como uma expressão fechada para a BEP exata em canal AWGN, escrita em termos de funções Gamma incompletas regularizadas.

Os resultados numéricos e as simulações de Monte Carlo confirmaram integralmente a validade da formulação teórica, evidenciando que a aproximação Gaussiana se torna precisa apenas para valores elevados de N , enquanto a formulação exata é essencial para caracterizar corretamente o desempenho em regimes de BEP muito baixa. Além disso, foi demonstrado que a adoção do limiar ótimo λ_{OPT} proporciona ganho significativo de desempenho em relação ao limiar baseado na aproximação CLT, reduzindo a SNR necessária para atingir um determinado nível de erro.

A análise foi estendida para cenários com desvanecimento estatístico dos tipos α - μ e κ - μ , permitindo avaliar o impacto da não linearidade do meio, do número efetivo de clusters de multipercurso e da presença de componente dominante no canal. Os resultados mostraram que o desempenho da OODN melhora com o aumento dos parâmetros α , κ e μ , evidenciando maior robustez em ambientes com menor severidade de desvanecimento. A avaliação em um canal indoor NLOS prático a 60 GHz confirmou que a modulação mantém desempenho competitivo mesmo em cenários mmWave com multipercurso severo, superando modulações binárias convencionais sob a mesma SNR média e condições equivalentes de largura de banda.

Sob a perspectiva prática, a ausência de sinal de transmissão no envio do bit 0 reduz o consumo médio de energia sem exigir circuitos de sincronização de fase ou recuperação de portadora, simplificando a arquitetura do receptor. Essa combinação entre eficiência energética, simplicidade de implementação e robustez estatística torna a técnica particularmente atraente para aplicações IOT de ultra-baixo consumo, nas quais autonomia energética e baixa complexidade de hardware são requisitos fundamentais.

Dessa forma, conclui-se que a modulação OODN constitui uma alternativa promissora para aplicações que exigem eficiência energética, simplicidade de implementação e robustez estatística, sendo especialmente adequada a cenários IOT com requisitos de ultra-baixo consumo de energia.

Como perspectivas futuras para a continuidade e expansão deste estudo sobre a modulação OODN, destacam-se:

- Realizar validação experimental dos resultados teóricos e de simulação por meio da



implementação da arquitetura OODN em plataformas de SDR;

- Desenvolver protótipos em hardware para medir a eficiência energética real proporcionada pela ausência de transmissão no envio do bit 0, validando a vocação da técnica para aplicações IOT;
- Integrar redes neurais ou classificadores baseados em aprendizado de máquina para ajuste adaptativo do limiar de decisão, visando otimizar a detecção em canais altamente dinâmicos e ruidosos;
- Investigar o impacto da modulação OODN em cenários multiusuário, analisando robustez frente à interferência e à coexistência de múltiplos acessos simultâneos na mesma faixa de frequência.



Referências

1. ZANAJ, E.; CASO, G.; DE NARDIS, L.; MOHAMMADPOUR, A.; ALAY, Ö.; DI BENEDETTO, M. G. *Energy efficiency in short and wide-area IoT technologies—A survey*. Technologies, v. 9, n. 1, p. 22, 2021.
2. KUMAR, J.; RAMESH, P. R. *Low cost energy efficient smart security system with information stamping for IoT networks*. In: Proceedings of the International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). IEEE, 2018.
3. CIOFFI, J. M. *Fundamentals of synchronization*. Technical Report. Stanford University, 2025.
4. HUSSEIN, H. S.; ELSAYED, M.; FAKHRY, M.; MOHAMED, U. S. *Energy and spectrally efficient modulation scheme for IoT applications*. Sensors, v. 18, n. 12, p. 4382, 2018.
5. SMITH, J. R.; KAPETANOVIC, Z.; MORALES, M. *Communication by means of modulated Johnson noise*. Proceedings of the National Academy of Sciences, v. 119, n. 49, e2201337119, 2022.
6. ALSHAWAQFEH, M. K.; BADARNEH, O. S.; AL-BADARNEH, Y. H.; DABIRI, M. T.; HASNA, M. O. *Thermal noise modulation: Optimal detection and performance analysis*. IEEE Communications Letters, v. 28, n. 12, 2024.
7. BITACHON, B. I.; BILAL, I.; MEIJERINK, A.; BENTUM, M. J. *Near-far problem in noise-based frequency-offset modulation*. In: IEEE SCVT Symposium. IEEE, 2015.
8. BASAR, E. *Noise modulation*. IEEE Wireless Communications Letters, v. 13, n. 3, 2024.
9. ANJOS, A. A. D.; SILVA, H. S. *On-Off Digital Noise Modulation*. IEEE Wireless Communications Letters, v. 14, n. 11, p. 3595–3599, 2025. doi: 10.1109/LWC.2025.3599037.
10. ZHANG, X.; YASSIN, O. *Challenges in resource-constrained IoT devices: Energy and connectivity*. Sensors, v. 20, n. 22, 2020.
11. BASAR, E. *Index modulation techniques for next-generation wireless networks*. IEEE Access, v. 5, p. 16693–16746, 2017.
12. YACOUB, M. D. *The κ - μ distribution and the η - μ distribution*. IEEE Antennas and Propagation Magazine, v. 49, n. 1, p. 68–81, 2007.
13. YACOUB, M. D. *The α - μ distribution: A physical fading model for the Stacy distribution*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, v. 56, n. 1, p. 27–34, 2007.
14. GUIMARÃES, D.; SOUZA, R. *Transmissão Digital: Princípios e Aplicações*. 2. ed. São Paulo: Érica, 2012.
15. ANJOS, A. A. D.; BRAGA, V. H. F.; SILVA, H. S.; VIEIRA, R. D. *On-Off Digital Noise Modulation: Optimal Likelihood Threshold and Exact BEP in AWGN and α - μ*



Fading. IEEE Wireless Communications Letters, v. 15, p. 1474–1478, 2026. doi: 10.1109/LWC.2026.3655586.

16. MARINS, T. R. R.; et al. *Fading evaluation in the mm-wave band*. IEEE Transactions on Communications, v. 67, n. 12, p. 8725–8738, 2019.



ANEXO A – Declaração sobre o Uso de Inteligência Artificial



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
Engenharia Eletrônica e de Telecomunicações - Patos de Minas



ANEXO I - Declaração sobre o Uso de Inteligência Artificial

Aluno (a): Victor Hugo Ferreira Braga
Matrícula: 42011ETE018
Título PFCII: Modulação OODN: Modelagem Estatística Exata e Avaliação de Desempenho sob Canais com Desvanecimento

Eu, aluno(a) com nome e matrícula supracitados, e com o respectivo trabalho de PFCII, declaro para os devidos fins que as informações prestadas a seguir refletem de forma verídica e completa o uso ou não uso de ferramentas de Inteligência Artificial neste trabalho, em conformidade com a Resolução COLCGETPM Nº 19, DE 17 DE DEZEMBRO DE 2025.

SELECIONE UMA DAS OPÇÕES A SEGUIR:

☐ **NÃO HOUVE USO DE FERRAMENTAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

(Se marcar esta opção, não é necessário preencher os campos 1 a 4)

Declaro que não utilizei, em nenhuma etapa do desenvolvimento do presente trabalho, ferramentas de Inteligência Artificial para qualquer finalidade e assumo integral responsabilidade pelo conteúdo.

☒ **HOVE USO DE FERRAMENTAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

(Preencher os campos obrigatórios abaixo, assinalando obrigatoriamente os itens 3 e 4)

Declaro que utilizei, durante o desenvolvimento do presente trabalho, as seguintes ferramentas de Inteligência Artificial e informações descritas nos itens de 1 a 4.

1. Ferramenta(s) e GPT 5.3
versão(ões) predominante(s):

2. Propósito(s) (marque todos os que se aplicam):

- ☐ Exploração inicial de ideias.
- ☒ Busca de referências bibliográficas.
- ☒ Revisão de linguagem (por exemplo, melhoria de gramática ou correção de ortografia).
- ☐ Tradução técnica (conversão do texto ou partes dele para outro idioma).
- ☒ Geração automatizada de tabelas, gráficos ou figuras a partir de dados previamente analisados pelos autores.
- ☒ Programação: sugestão, depuração e documentação de códigos computacionais.

☐ Outros (especificar):



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
Engenharia Eletrônica e de Telecomunicações - Patos de Minas



3. Autoria e validação humana:

☒ Informo que a autoria intelectual do manuscrito, bem como sua supervisão e validação, são de minha responsabilidade e que o uso de ferramentas de IA foi exclusivamente para os propósitos acima declarados.

4. Princípios éticos:

☒ Declaro que a utilização das ferramentas de IA seguiu práticas éticas, não incluindo atividades que comprometam a integridade científica tais como a geração de conteúdo original, manipulação de dados, plágio, interpretações ou análises pela IA.

☒ Declaro que respeitei direitos autorais, licenças, confidencialidade e políticas editoriais.

☒ Declaro que não enviei dados inéditos ou sensíveis a serviços que utilizam conteúdos para treinamento de modelos, exceto em plataformas institucionais ou com garantias contratuais de confidencialidade e não retenção, assegurando conformidade com a LGPD (Lei nº 13.709/2018) e demais normas de proteção de dados.

Data: 09/03/2026

Documento assinado digitalmente
gov.br VICTOR HUGO FERREIRA BRAGA
Data: 09/03/2026 15:11:07-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Assinatura do(a) Discente