

Geração de Amostras do Modelo de
Desvanecimento α - η - κ - μ e Aplicações

Vanessa Mendes Rennó

Dezembro/ 2018

Geração de Amostras do Modelo de Desvanecimento α - η - κ - μ e Aplicações

VANESSA MENDES RENNÓ

Dissertação apresentada ao Instituto Nacional de Telecomunicações, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Telecomunicações.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza.

Rennó, Vanessa Mendes

R414g

Geração de Amostras do Modelo de Desvanecimento α - η - κ - μ e Aplicações. / Vanessa Mendes Rennó – Santa Rita do Sapucaí, 2018. 102 p.

Orientador: Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza.

Dissertação de Mestrado em Telecomunicações – Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL.

Inclui bibliografia e anexo.

1. Canal de comunicação 2. Modelo de desvanecimento 3. Telecomunicações 4 Sistemas de comunicação sem fio. 5. Mestrado em Telecomunicações. I. Souza, Rausley Adriano Amaral de. II. Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL. III. Título.

CDU 621.39

FOLHA DE APROVAÇÃO

Dissertação defendida e aprovada em ____/____/____,
pela comissão julgadora:

Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza
INATEL

Prof. Dr. Guilherme Pedro Aquino
INATEL

Prof. Dr. Gustavo Fraidenraich
UNICAMP

Coordenador do Curso de Mestrado
Prof. Dr. José Marcos Câmara Brito

*“Por vezes sentimos que aquilo
que fazemos não é senão uma
gota de água no mar. Mas o
mar seria menor se lhe faltasse
uma gota”*

Madre Teresa de Calcutá

Aos meus pais, Roberto e Regina.

Agradecimentos

Agradeço, primeiramente, a Deus pelo dom da vida, dando-me saúde, capacidade, inteligência e perseverança para trilhar minha caminhada.

Aos meus pais, Roberto e Regina, pelo incentivo e apoio em todas as minhas decisões. Muito obrigada por todas as oportunidades e por sempre acreditarem em mim.

Ao meu irmão, Alexandre, pelo companheirismo, amizade e muitos conselhos.

Ao Professor Rausley, por ter me orientado ao longo deste trabalho. Muito obrigada por todos os ensinamentos técnicos e comportamentais e, principalmente, pelo grande exemplo de profissionalismo.

A todos meus amigos e ao meu namorado, Vinícius, pela lealdade, amizade, carinho e momentos de descontração, tornando esta caminhada mais leve.

A todos os professores e funcionários, pelos ensinamentos transmitidos que muito contribuíram com minha formação profissional.

Aos colegas do laboratório Lambda, em especial ao Lucas, pelos ensinamentos, convivência e experiências trocadas.

Ao INATEL pela excelência no ensino em telecomunicações.

À CAPES, pelo apoio financeiro. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Serei eternamente grata a todos que me acompanharam nesta jornada. Concluo a realização deste sonho com a certeza de que não chegaria tão longe sozinha.

Índice

Lista de Figuras	xi
Lista de Tabelas	xiii
Lista de Abreviaturas e Siglas	xv
Lista de Símbolos	xvii
Resumo	xxi
Abstract	xxiii
1 Introdução	1
1.1 Canais com desvanecimento	2
1.1.1 Evolução da modelagem de canais com desvanecimento	3
1.2 Simulação em sistemas de comunicação	5
1.3 Objetivos, contribuições e estrutura da dissertação	6
1.4 Lista de publicações	7
2 A distribuição de desvanecimento α-η-κ-μ	9
2.1 A distribuição de desvanecimento κ - μ	10
2.1.1 Modelo físico baseado na envoltória κ - μ	10
2.2 A distribuição de desvanecimento κ - μ Extreme	12
2.2.1 Modelo físico baseado na envoltória κ - μ Extreme	13
2.3 A distribuição de desvanecimento α - η - κ - μ	15
2.3.1 Modelo físico baseado na envoltória α - η - κ - μ	16
2.4 Conclusões	26
3 Geradores de números aleatórios para distribuições generalizadas	29
3.1 Técnicas de geração de números aleatórios	29
3.1.1 Box-Muller	30
3.1.2 Método da inversa da FDC	30
3.1.3 Método da convolução	30
3.1.4 Método da aceitação-rejeição	31

3.2	Qualidade na geração dos números aleatórios	32
3.2.1	Teste de Kolmogorov-Smirnov	32
3.3	Gerador para distribuição κ - μ	33
3.3.1	Gerador κ - μ para μ inteiro ou múltiplo de $1/2$	33
3.3.2	Gerador κ - μ para $\mu > 0.5$	34
3.3.3	Gerador κ - μ para $0 < \mu < 0.5$	37
3.4	Gerador para distribuição κ - μ Extreme	40
3.5	Gerador para distribuição α - η - κ - μ	43
3.6	Conclusões	47
4	Aplicações em sistemas de comunicação	49
4.1	Probabilidade de erro	49
4.1.1	Desempenho de sistemas em canais generalizados	51
4.2	Sensoriamento espectral	51
4.2.1	Detector de energia	53
4.2.2	ROC e AUC	55
4.2.3	Desempenho do detector de energia em canais generalizados	56
4.3	Sistemas com diversidade	57
4.3.1	Combinação por seleção	59
4.3.2	Combinação por razão máxima	60
4.3.3	Combinação por ganho igual	61
4.3.4	Desempenho de sistemas com diversidade em canais generalizados	61
4.4	Conclusões	62
5	Conclusões e trabalhos futuros	65
5.1	Conclusões	65
5.2	Proposição para trabalhos futuros	66
	Referências Bibliográficas	69

Lista de Figuras

1.1	Linha do tempo da evolução dos modelos de desvanecimento.	5
2.1	FDPs da distribuição κ - μ para diversos valores de parâmetros.	12
2.2	FDPs e FDCs da distribuição κ - μ Extreme para diversos valores do parâmetro m	14
2.3	FDPs para distribuição α - η - κ - μ para diversos valores de parâmetros.	27
3.1	Formato típico da FDP κ - μ para $\mu > 0.5$ e da função majoritária.	35
3.2	(a)FDPs empíricas e teóricas e (b) proporção de aceitação do processo de geração de amostras κ - μ para $\mu > 0.5$	36
3.3	Formato típico da FDP κ - μ para $\mu < 0.5$ e da função majoritária.	38
3.4	FDP e proporção de aceitação do processo de geração de amostras κ - μ para $0 < \mu < 0.5$	40
3.5	FDP e proporção de aceitação do processo de geração de amostras κ - μ Extreme	43
3.6	FDC das distribuições κ - μ , com $0 < \mu < 0.5$, e κ - μ Extreme	44
3.7	FDP das amostras geradas com distribuição α - η - κ - μ	45
3.8	FDP das amostras dos casos particulares geradas pelo gerador α - η - κ - μ	46
4.1	ABER para BPSK para o canal de desvanecimento α - η - κ - μ para diversos valores de parâmetros.	52
4.2	AUC do detector de energia em canais com desvanecimento α - η - κ - μ em função de diversos parâmetros de desvanecimento sob diferentes valores de RSR média.	58
4.3	Técnicas de diversidade em canais com desvanecimento α - η - κ - μ em função de diversos parâmetros.	63

Lista de Tabelas

2.1	Relação dos parâmetros da distribuição α - η - κ - μ com os casos particulares .	26
3.1	Resultados do valores de p^* do teste KS, para a distribuição κ - μ com $\mu > 0.5$.	36
3.2	Resultados do valores de p^* do teste KS, para a distribuição κ - μ com $0 < \mu < 0.5$	40
3.3	Resultados do valores de p^* do teste KS, para a distribuição κ - μ Extreme. .	43
3.4	Resultados dos valores de p^* do teste KS para a distribuição α - η - κ - μ . . .	45

Lista de Abreviaturas e Siglas

3G	Terceira Geração
4G	Quarta Geração
5G	Quinta Geração
ABER	Taxa de Erro de Bits Média (<i>Average Bit Error Rate</i>)
AUC	Área sob a curva ROC (<i>Area Under ROC Curve</i>)
AWGN	Ruído Aditivo Gaussiano Branco (<i>Additive White Gaussian Noise</i>)
BER	Taxa de Erro de Bits (<i>Bit Error Rate</i>)
BPSK	Chaveamento na Fase Binária (<i>Binary Phase Shift Keying</i>)
EGC	Combinação por Ganho Igual (<i>Equal Gain Combining</i>)
FDC	Função de Distribuição Cumulativa
FDP	Função Densidade de Probabilidade
i.i.d	Independente e Identicamente Distribuído
KS	Kolmogorov-Smirnov
mmWave	Onda Milimétrica (<i>millimeter wave</i>)
MRC	Combinação por Máxima Razão (<i>Maximum Ratio Combining</i>)
PSK	Chaveamento na Fase (<i>Phase Shift Keying</i>)
RC	Rádio Cognitivo
rms	Valor Eficaz (<i>Root Mean Square</i>)
ROC	Característica de Operação do Receptor (<i>Receiver Operating Characteristic</i>)
RSR	Relação Sinal-Ruído
SC	Combinação por Seleção (<i>Selection Combining</i>)
UP	Usuário Primário
US	Usuário Secundário
W2W	<i>Wearable-to-Wearable</i>

Lista de Símbolos

$1/C$	Proporção de aceitação do método aceitação-rejeição
a	Fator de decaimento da cauda da função majoritária
α	Fator de não linearidade do meio de transmissão
$\overline{\text{AUC}}$	Área abaixo da curva ROC média
$A(\cdot)$	Área abaixo da curva ROC instantânea
B	Banda do canal sensoriado
b	Moda da FDP da função das amostras a serem geradas
$\overline{\text{BER}}$	Probabilidade de erro de bit média no canal com desvanecimento
$I_v(\cdot)$	Função de Bessel modificada de primeiro tipo e ordem v
C	Área abaixo da curva da função majoritária
c_k	Variável de apoio na FDP α - η - κ - μ proveniente da expansão de séries
${}_1F_1(\cdot)$	Função hipergeométrica confluyente
$\cos(\cdot)$	Função cosseno
$\cosh(\cdot)$	Função cosseno hiperbólico
cv	Valor crítico do teste KS
C_x	Área abaixo da curva da função majoritária do processo em fase
C_y	Área abaixo da curva da função majoritária do processo em quadratura
d	Variável binária que representa o bit 1 ou bit 0
d_j	Variável de apoio na FDP α - η - κ - μ proveniente da expansão de séries
D_n	Conjunto de distâncias vertical entre os gráficos das funções teórica e empírica no teste KS
d^2	Potência total das componentes dominantes
E_b	Energia média por bit
$P_{\text{outEGC}}(\cdot)$	Probabilidade de <i>outage</i> da técnica EGC
$\text{Erf}(\cdot)$	Função erro
$\text{Erfc}(\cdot)$	Função erro complementar
η	Razão entre a potência total das ondas espalhadas do <i>cluster</i> de multipercurso em fase e a potência total das ondas espalhadas do <i>cluster</i> de multipercurso em quadratura
E_x	Energia média do sinal do UP
$f_{\mathbb{X},\mathbb{Y}}(\cdot)$	Função densidade de probabilidade conjunta das variáveis aleatórias \mathbb{X} e \mathbb{Y}
ϕ	Nível de significância do teste KS
$F_{\mathbb{X}}(\cdot)$	Função distribuição cumulativa de uma variável aleatória \mathbb{X}
$f_{\mathbb{X}}(\cdot)$	Função densidade de probabilidade de uma variável aleatória \mathbb{X}
$Q_v(\cdot)$	Função Marcum-Q generalizada de ordem v
$\Gamma(\cdot)$	Função Gamma
G_i	Variável aleatória Gaussiana
$g(\cdot)$	FDP da Função majoritária
γ	Relação sinal-ruído instantânea
$\bar{\gamma}$	Relação sinal-ruído média

\mathcal{H}_1	Teste de hipóteses dado a hipótese 1
\mathcal{H}_0	Teste de hipóteses dado a hipótese 0
$\delta(\cdot)$	Função Delta de Dirac
$\ln(\cdot)$	Função logarítmico Neperiano
$I_{[-\infty, x]}(\cdot)$	Função indicadora
J	Variável aleatória com distribuição qualquer
$\mathbb{J}(\cdot)$	Operador matamático Jacobiano
κ	Razão entre a potência total das componentes dominantes e a potência total das ondas espalhadas
κ_x	Razão entre a potência total das componentes dominantes em fase e a potência das ondas espalhadas em fase
κ_y	Razão entre a potência total das componentes dominantes em quadratura e a potência das ondas espalhadas em quadratura
$ksstat$	Maior distância entre as FDCs empírica e teórica do teste KS
L	Número de canais de diversidade
$L_p^r(\cdot)$	Polinômio de Laguerre generalizado
λ	Límiar de decisão
λ_x	Valor médio total da componente em fase
λ_{xi}	Valores médios das componentes em fase
λ_y	Valor médio total da componente em quadratura
λ_{yi}	Valores médios das componentes em quadratura
m	Parâmetro de desvanecimento Nakagami/ inverso da variância da potência normalizada
$\max\{\cdot\}$	Valor máximo
$\mathbb{E}(\cdot)$	Operador esperança matemática
m_i	Média da variável aleatória Gaussiana
$\min\{\cdot\}$	Valor mínimo
m_k	Variável de apoio na FDC α - η - κ - μ proveniente da expansão de séries
$P_{\text{outMRC}}(\cdot)$	Probabilidade de <i>outage</i> da técnica MRC
μ	Número total de <i>clusters</i> de multipercursos
μ_x	Número total de <i>clusters</i> de multipercursos em fase
μ_y	Número total de <i>clusters</i> de multipercursos em quadratura
N	Número de amostras coletadas pelo RC
N_0	Densidade espectral de potência unilateral do ruído AWGN
$\Phi(\cdot)$	FDC da distribuição normal
p	Razão entre o número de <i>clusters</i> de multipercursos das componentes em fase e em quadratura
P	Amostra da envoltória do sinal em desvanecimento normalizada
$P_e(\cdot)$	Probabilidade de erro de bit média no canal AWGN
$(u)_v$	Símbolo de Pochhammer
P_x	Potência do sinal do UP
$P_{\text{out}}(\cdot)$	Probabilidade de <i>outage</i>
$\text{Pr}\{\cdot\}$	Probabilidade de ocorrência de um evento qualquer
P_d	Probabilidade de detecção
P_{fa}	Probabilidade de falso alarme
p^*	Probabilidade de se obter \mathcal{H}_0 no teste KS
$Q(\cdot)$	Função Q-Gaussiana
q	Razão entre duas razões: a primeira é a razão entre as potências das componentes dominantes em fase e em quadratura e a segunda é a razão entre as

	potências das ondas espalhadas das componentes em fase e em quadratura
q_j	Variável de apoio na FDC α - η - κ - μ proveniente da expansão de séries
r	Envoltória do sinal em desvanecimento
R	Amostra da envoltória do sinal em desvanecimento
\hat{r}	Valor eficaz de R
\hat{r}^α	Valor esperado $\mathbb{E}(R^\alpha)$
\hat{r}_x^2	Valor esperado $\mathbb{E}(X)$ / soma da potência dos <i>clusters</i> de multipercursos em fase e a potência das componentes dominantes em fase
\hat{r}_y^2	Valor esperado $\mathbb{E}(Y)$ / soma da potência dos <i>clusters</i> de multipercursos em quadratura e a potência das componentes dominantes em quadratura
ρ	Envoltória normalizada do sinal em desvanecimento
ρ_0	Ponto de máximo da FDP da função das amostras a serem geradas
ρ_{\min}	Abscissa do local mínimo da FDP das amostras a serem geradas
s	Variável de auxílio no processo de geração κ - μ com $0 < \mu < 0.5$
S	Sinal em desvanecimento na representação complexa
$P_{\text{outSC}}(\cdot)$	Probabilidade de <i>outage</i> da técnica SC
$\sin(\cdot)$	Função seno
σ^2	Potências das ondas espalhadas dos <i>clusters</i> de multipercursos
σ_i	Desvio padrão da variável aleatória Gaussiana
σ_x^2	Potências das ondas espalhadas dos <i>clusters</i> de multipercursos em fase
σ_y^2	Potências das ondas espalhadas dos <i>clusters</i> de multipercursos em quadratura
t	Variável de decisão do receptor coerente
T	Estatística de teste do detector de energia
τ	Intervalo de sensoriamento
θ	Fase do sinal complexo em desvanecimento
u	Produto banda-tempo
U	Variável aleatória uniforme
V	Variável aleatória com distribuição qualquer
v	Ruído AWGN
$\mathbb{V}(\cdot)$	Operador variância matemática
σ_v^2	Variância do ruído AWGN
w	Subscrito que pode representar a componente em fase ou em quadratura
W	Componente em fase ou em quadratura
X	Componente em fase
X_i	Processos Gaussianos mutuamente independentes em fase
$x(n)$	Amostra do sinal transmitido pelo UP
Y	Componente em quadratura
Y_i	Processos Gaussianos mutuamente independentes em quadratura
$y(n)$	Amostra coletada pelo RC
Z	Variável aleatória com distribuição da função majoritária

Resumo

Rennó, V.M. Geração de Amostras do Modelo de Desvanecimento α - η - κ - μ e Aplicações. Dissertação de mestrado. Instituto Nacional de Telecomunicações. Santa Rita do Sapucaí, 2018.

O meio de transmissão dos sinais em sistemas de comunicação sem fio é modelado por intermédio de distribuições estatísticas, que descrevem o comportamento aleatório do desvanecimento. Muitas são as distribuições existentes utilizadas para este fim e consolidadas na literatura. Entretanto, com a grande revolução que vem ocorrendo no cenário mundial das telecomunicações, modelos estatísticos mais gerais e flexíveis são requeridos. Nesse contexto, a distribuição α - η - κ - μ , recentemente proposta, se torna atrativa. Essa distribuição leva em consideração a combinação dos fenômenos de propagação relevantes de curto prazo e compreende muitos dos cenários de desvanecimento consolidados. Nesta dissertação é feita uma revisão do modelo de desvanecimento α - η - κ - μ e de suas principais características devido ao fato de esta ser uma proposta nova na literatura. Além disso, as distribuições κ - μ e κ - μ Extreme também são revisitadas, uma vez que as estatísticas desses modelos são de suma importância para o entendimento da distribuição α - η - κ - μ . É proposto e analisado um gerador de variáveis aleatórias para a distribuição κ - μ quando $0 < \mu < 0.5$, de maneira que a geração das variáveis κ - μ fique sem restrições. Além disso, é proposto um algoritmo simples e eficiente para a geração de variáveis aleatórias κ - μ Extreme. Tendo em mente que a distribuição α - η - κ - μ é a α -ésima potência da soma de dois processos κ - μ independentes, é proposto um gerador de variáveis aleatórias com distribuição α - η - κ - μ . Em todos os geradores propostos, o teste de Kolmogorov-Smirnov foi executado a fim de verificar a qualidade na geração das amostras. Para comprovar a coerência e aplicabilidade do algoritmo de geração de amostras α - η - κ - μ proposto, é feita a análise de desempenho em aplicações de sistemas de comunicação sem fio, a saber, análise da probabilidade de erro de bit, sensoriamento espectral e sistemas com diversidade.

Palavras-chave: canal sem fio, desvanecimento, distribuição α - η - κ - μ , geração de amostras, sistemas de comunicação.

Abstract

Rennó, V.M. Geração de Amostras do Modelo de Desvanecimento α - η - κ - μ e Aplicações. Dissertação de mestrado. Instituto Nacional de Telecomunicações. Santa Rita do Sapucaí, 2018.

The transmission medium of signals in wireless communication systems is modeled through statistical distributions, which describe the random behavior of fading. There are several distributions models that are used for this purpose and which are consolidated in the literature. However, with the great revolution that is occurring in the world telecommunication scenario, more general and flexible statistical models are required. In this context, the recently proposed α - η - κ - μ distribution becomes attractive. This distribution takes into account the combination of the relevant short-term propagation phenomena and comprises many of the consolidated fading scenarios. In this dissertation, a revision of the fading model α - η - κ - μ and its main statistics are made due to the fact that this is a new proposal in the literature. In addition, the distributions κ - μ and κ - μ Extreme are also revisited, since the statistics of these models are of paramount importance for understanding the α - η - κ - μ distribution. It is proposed and analyzed a generator of random variables for the κ - μ distribution when $0 < \mu < 0.5$, making the generation of variables κ - μ with no restrictions. Furthermore, a simple and efficient algorithm is proposed for the generation of random variables κ - μ Extreme. Bearing in mind that the distribution α - η - κ - μ is the α -th power of the sum of two independent κ - μ processes, a random variable generator with α - η - κ - μ distribution is proposed. In all proposed generators, the Kolmogorov-Smirnov test was performed to verify the quality of the sample generator. To prove the coherence and applicability of the α - η - κ - μ sample generation algorithm proposed, it is made the analysis in applications of wireless communication systems, namely, analysis of bit error probability, spectral sensing and systems with diversity.

Keywords: wireless channel, fading, α - η - κ - μ distribution, samples generation, communication systems.

Capítulo 1

Introdução

O avanço acelerado das tecnologias dos sistemas de comunicações sem fio tem sido um dos fatores mais importantes na grande revolução que vem ocorrendo no cenário mundial das telecomunicações. A popularidade dos serviços de comunicações sem fio se deve, principalmente, à facilidade de uso, mobilidade, aplicabilidade, entre outros. De todos esses fatores, a mobilidade dos terminais sem fio pode ser considerada o principal motivo do desenvolvimento tecnológico dessa área.

O processo de um sistema de comunicação contém três elementos indispensáveis: o transmissor, o canal e o receptor. O transmissor converte o sinal, destinado ao receptor, em um formato adequado para a transmissão através do canal. O canal é o meio de propagação propriamente dito, que permite estabelecer a conexão entre transmissor e receptor. Em sistemas sem fio, o canal é a interface aérea, onde a informação trafega por meio de radiação eletromagnética. Por fim, o receptor é o elemento responsável por reconstruir, a partir do sinal atenuado e distorcido pelo canal, o sinal original transmitido, tornando-o inteligível para o usuário final da informação [1].

Apesar do avanço contínuo das tecnologias e serviços de comunicações, muitos desafios permanecem inalterados nos sistemas de comunicação, como as restrições severas impostas pelo meio de transmissão. No percurso entre o transmissor e o receptor há uma infinidade de obstáculos que influenciam no nível e na distorção do sinal recebido de forma aleatória. Portanto, a caracterização do ambiente de propagação sem fio é feita por meio de modelos probabilísticos e o estudo do canal de comunicação se torna de extrema importância na criação de novas tecnologias e na melhora das atuais.

Este capítulo será estruturado da seguinte forma: a Seção 1.1 apresenta as características do canal de comunicação sem fio e um breve histórico sobre a evolução da modelagem de canais com desvanecimento. A Seção 1.2 introduz a importância da geração de números aleatórios e da simulação em sistemas de comunicação. A Seção 1.3 expõe os objetivos,

contribuições e estrutura da dissertação e, por fim, a Seção 1.4 lista as publicações de artigos produzidos como resultado das pesquisas relacionadas a este trabalho.

1.1 Canais com desvanecimento

No trajeto da interface aérea entre transmissor e receptor, o sinal está sujeito a uma infinidade de fenômenos como reflexão, difração e espalhamento, que podem comprometer a qualidade da informação. Nesse ambiente, o sinal recebido será a soma de componentes de onda espalhadas por obstruções aleatórias no trajeto do meio de transmissão, impondo diferentes atenuações e fases ao sinal resultante. Alguns dos fenômenos que influenciam a propagação em sistemas sem fio é a perda de percurso e o multipercurso. Por um lado, a perda de percurso faz com que a amplitude das componentes de onda desvaneça à medida que a distância entre o transmissor e o receptor aumenta; seja pelo espaço livre, seja pelos obstáculos no caminho. Por outro lado, a propagação multipercurso faz com que as componentes de onda estejam ora em fase, somando-se construtivamente, ora em oposição de fase, somando-se destrutivamente [2].

Como resultado da combinação de perda de percurso e da propagação multipercurso, a amplitude e a fase do sinal recebido flutuam aleatoriamente ao longo do tempo. Essa flutuação é conhecida como desvanecimento. O desvanecimento é usualmente classificado em duas categorias: o lento (ou de longo prazo) e o rápido (ou de curto prazo). O desvanecimento de longo prazo é causado por variações em grandes escalas na topografia ao longo do caminho de propagação. O desvanecimento de curto prazo, também conhecido como desvanecimento por múltiplos percursos, é causado por interferências entre versões do mesmo sinal transmitido que chegam ao receptor em instantes diferentes. Como consequência, essas ondas dos múltiplos percursos que chegam à antena receptora combinam-se formando um sinal que pode variar de forma intensa tanto em amplitude quanto em fase dentro de um curto período de tempo ou distância [2, 3]. Além disso, o movimento relativo entre o transmissor e o receptor resulta em uma modulação aleatória de frequência no sinal devido aos diferentes deslocamentos Doppler em cada componente dos múltiplos percursos [1]. O movimento dos objetos entre o transmissor e receptor também provoca um deslocamento Doppler nas componentes dos múltiplos percursos. Basicamente, o canal com desvanecimento possui uma resposta impulsiva variante no tempo.

A intensidade do sinal sofre frequentes flutuações, ora proporcionando um sinal de boa qualidade, ora degradando o sinal. Torna-se, portanto, necessária uma caracterização mais precisa do canal de comunicação, de forma que se possa ter uma melhor estimativa de como será o comportamento do sinal quando sujeito aos efeitos do desvanecimento. A partir da descrição dos fenômenos físicos do meio de propagação, pode ser possível

modelar o canal matematicamente. Existem, pelo menos, três razões principais para a criação de modelos matemáticos para descrever o canal de comunicação [4]: a primeira é ajudar a entender o canal e seus efeitos nos sinais de comunicação, a segunda é utilizar as formulações no projeto e dimensionamento de sistemas de comunicação e, por último, esta modelagem fornece bases para a simulação do canal em computadores que, usualmente, são utilizados em situações em que a análise matemática é complexa.

O desvanecimento de longo prazo é decorrente de obstruções de grande porte, e representa a flutuação da potência média do sinal quando há movimento sobre grandes áreas. A forma de combater esse tipo de desvanecimento é evitar as grandes obstruções, tendo, por exemplo, várias estações transmissoras estrategicamente posicionadas, tal que os terminais móveis tenham um percurso de comunicação sem muitas obstruções para ao menos uma dessas estações. A distribuição lognormal é um bom modelo estatístico para esse tipo de desvanecimento [2].

O desvanecimento de curto prazo é decorrente da propagação multipercurso, e se refere às flutuações drásticas na amplitude e fase do sinal sobre uma curta distância ou um curto período de tempo. Pode ser combatido por meio da diversidade microscópica, em que a informação é repetida por intermédio de percursos independentes, minimizando os efeitos prejudiciais no sinal recuperado [2]. Existem vários modelos de desvanecimento abordados na literatura com vasta aplicação e popularidade. Um modelo estatístico simples e popular para o desvanecimento de pequena escala é a distribuição Rayleigh [5].

1.1.1 Evolução da modelagem de canais com desvanecimento

A descrição precisa das estatísticas do canal é essencial para caracterizar corretamente o sistema que este interage. O desvanecimento de curto prazo, especificamente, é um tópico que tem recebido considerável atenção pelos pesquisadores. Muitos modelos são usados para descrever este tipo de desvanecimento.

Lord Rayleigh, em 1880, fez um trabalho que investigou o resultado de um grande número de vibrações de mesmo pico e com fases arbitrárias [5]. Posteriormente, esse trabalho foi tomado como referência nos estudos da caracterização de canais com desvanecimento como nos modelos Hoyt [6] em 1947 e Rice [7] em 1954. Esses são os modelos de desvanecimento mais tradicionais e consolidados na literatura. Suas estatísticas foram descritas conjuntamente em termos de envoltória e fase, decorrentes diretamente da definição dos modelos físicos. Em particular, o modelo complexo de Rayleigh é encontrado pela soma de duas variáveis Gaussianas de média nula e variâncias idênticas, uma em fase e a outra em quadratura. Hoyt se difere de Rayleigh, admitindo que as Gaussianas em fase e em quadratura possuam variâncias diferentes. Rice se difere de Rayleigh admitindo médias

não nulas nos processos Gaussianos.

Tendo em mente a importância das estatísticas de envoltória, foram propostos vários modelos de desvanecimento baseados na envoltória que encontram ampla aceitação em sistemas de comunicações sem fio. A distribuição Weibull [8] foi proposta em 1951 e considera a não linearidade do meio de transmissão. Já a distribuição Nakagami- m [9] foi proposta em 1960 e apresentou os principais resultados de uma série de estudos estatísticos sobre as distribuições de intensidade devido ao rápido desvanecimento. Posteriormente, suas estatísticas foram formalizadas, em que o parâmetro m considera o fenômeno de agrupamento (*clustering*) dos sinais provenientes do multipercorso [10].

Até este ponto, todas essas distribuições estatísticas representam, separadamente, o efeito de apenas um fenômeno físico para caracterizar o desvanecimento, com exceção da Rayleigh que é uma distribuição sem parâmetros. Desta maneira, modelos estatísticos mais flexíveis que contemplam de forma combinada mais de uma característica física do meio de propagação começaram a ser propostos a fim de melhor caracterizar o canal de comunicação.

Nesse contexto o modelo denominado Beckmann, abrangendo Rayleigh, Hoyt e Rice, foi proposto em 1967 e é abordado em [11]. Esse modelo considera o desequilíbrio e/ou a correlação entre as componentes Gaussianas e também a existência de componentes dominantes. Esse modelo foi posteriormente formalizado por Yacoub, recebendo o nome de distribuição η - κ em 2005 [12].

Yacoub também propôs a distribuição η - μ em 2000 [13], a distribuição κ - μ em 2001 [14] e a distribuição α - μ em 2002 [15]. A distribuição α - μ foi posteriormente formalizada em [16] e as distribuições η - μ e κ - μ em [17]. Todos esses modelos estatísticos utilizam da combinação de dois fenômenos de desvanecimento. A distribuição η - μ tem como casos particulares os modelos Rayleigh, Hoyt e Nakagami- m . A distribuição κ - μ compreende os modelos Rayleigh, Rice e Nakagami- m . Por fim, α - μ compreende os modelos Rayleigh, Weibull e Nakagami- m . Mais ainda, em [17] Yacoub iniciou o conceito da distribuição κ - μ Extreme, que foi posteriormente formalizado, por Rabelo e Yacoub, em [18] no ano de 2011. O modelo de desvanecimento κ - μ Extreme lida com a condição extrema dos parâmetros da distribuição κ - μ .

O desenvolvimento de sistemas de comunicações mais sofisticados levaram Fraidenraich e Yacoub a proporem modelos de desvanecimento baseados na envoltória ainda mais gerais, a saber, α - κ - μ e α - η - μ [19] em 2006. O primeiro envolve as distribuições α - μ e κ - μ e o segundo compreende as distribuições α - μ e η - μ .

Até esse ponto, os modelos com três parâmetros de desvanecimento eram considerados as distribuições mais gerais existentes. Entretanto, com o avanço acelerado das tecnolo-

gias e com a diversidade de aplicações nos sistemas de comunicação sem fio, um modelo que considerasse a combinação de todos os parâmetros físicos relevantes descritos na literatura era requerido. Desta maneira, em 2016 Yacoub propôs a distribuição α - η - κ - μ [20], modelo estatístico mais geral existente para modelar o canal de comunicação sem fio. Este modelo leva em consideração os parâmetros que representam os fenômenos de não linearidade do meio de transmissão, desbalanceamento entre as componentes em fase e em quadratura, existência de uma componente de onda dominante e o chamado *clustering* de multipercurso. Esse modelo de desvanecimento pode ser particularizado nas distribuições com menos parâmetros por meio do mapeamento correto dos fenômenos físicos.

A Figura 1.1 ilustra uma linha do tempo com a evolução da modelagem dos canais em desvanecimento citados nesta dissertação. Existem outros modelos estatísticos, não citados nesta dissertação, que descrevem o comportamento do canal de comunicação, como em [21–25], entre outros trabalhos. Mais ainda, os canais podem ser modelados considerando o efeito do sombramento [26].

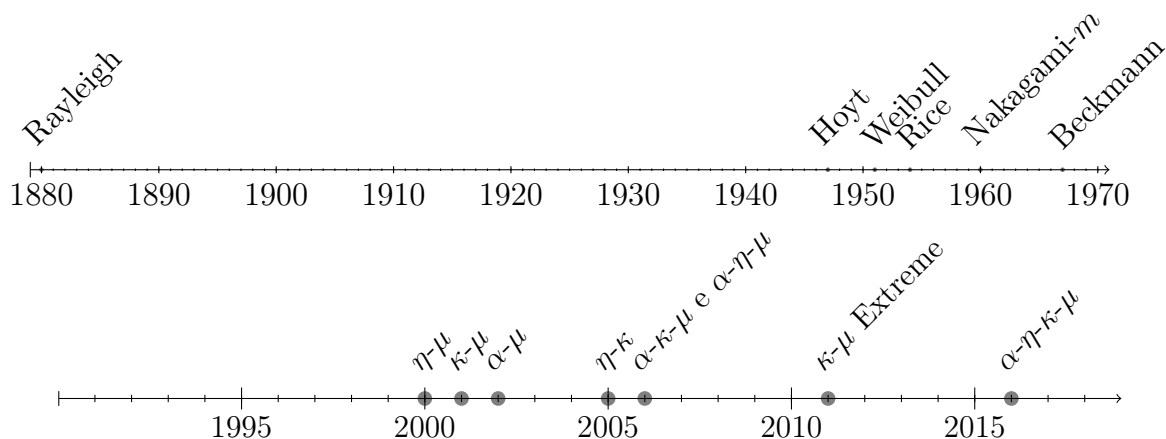


Figura 1.1: Linha do tempo da evolução dos modelos de desvanecimento.

1.2 Simulação em sistemas de comunicação

Os modelos de desvanecimento são representações probabilísticas que caracterizam a natureza aleatória do canal de comunicação. Essas distribuições são representadas por meio de parâmetros de desvanecimento que retratam as características físicas do meio de propagação. Dessa forma, o comportamento das variáveis aleatórias é descrito por meio de funções estatísticas que são relacionadas aos parâmetros físicos do modelo. Mais especificamente, por meio da chamada função densidade de probabilidade (FDP) e pela função de distribuição cumulativa (FDC). Essas são as chamadas estatísticas de primeira ordem, que retratam o comportamento estático do canal para um dado instante fixo de

tempo.

Dessa maneira, o projeto de uma aplicação ou serviço de telecomunicações lida com a aleatoriedade do sinal sob desvanecimento ao atravessar o canal de comunicação. Diante da complexidade dos sistemas modernos, a análise, o projeto e a otimização desses sistemas geralmente se baseiam em simulações de computador. Ferramentas analíticas são certamente preferíveis, mas muitas vezes elas resolvem o problema de maneira simplista ou se mostram impraticáveis. Em tais casos, a simulação pode ser a única solução apropriada. Um simulador permite replicar características reais de um ambiente, geralmente por meio de um *software*. No contexto aqui descrito, a simulação é usada para emular um ambiente de desvanecimento, contendo muitos dos fenômenos de propagação.

Como as distribuições estatísticas empregadas para descrever o comportamento do canal sem fio estão associadas a modelos físicos, é possível a princípio implementar um simulador com uso direto desses modelos de desvanecimento. Todavia, algumas vezes, a estrutura desses geradores não é suficientemente flexível para acomodar a faixa de valores dos parâmetros observados em sistemas reais. Nesses casos, usar esquemas alternativos de simulação torna-se a única solução. Em [27–30] foram propostos, para variados modelos de desvanecimento, simuladores eficientes que geram amostras independentes de canal. Tais geradores são muito úteis pois atendem aos requisitos de primeira ordem do processo aleatório, além de serem utilizados para a análise e desenvolvimento de sistemas e aplicações reais.

1.3 Objetivos, contribuições e estrutura da dissertação

O grande número de modelos estatísticos atualmente conhecidos e consolidados na literatura têm, na maioria, suas amostras sendo geradas por esquemas de simulação para descrever as características do meio de comunicação [27–30]. Entretanto, para a distribuição mais geral atualmente existente, a chamada α - η - κ - μ ainda não existe nenhum esquema de simulação flexível e eficiente que seja capaz de gerar as suas amostras, considerando toda a faixa de variação dos parâmetros de desvanecimento. Além disso, alguns dos modelos de desvanecimento consolidados ainda apresentam restrições na sua geração.

Em vista do exposto, o objetivo desta dissertação de mestrado é:

- Projetar e analisar um esquema de geração das amostras da distribuição κ - μ , para $0 < \mu < 0.5$;
- Projetar e analisar um esquema de geração das amostras da distribuição κ - μ Ex-treme;

- Projetar e analisar um esquema de geração das amostras da distribuição $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$;
- Utilizar o gerador $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$ proposto para gerar amostras das distribuições largamente conhecidas e utilizadas na literatura;
- Aplicar os geradores propostos na análise da probabilidade de erro de bit;
- Aplicar os geradores propostos na análise de desempenho do sensoriamento espectral;
- Aplicar os geradores propostos em sistemas com diversidade.

Para atingirmos esses objetivos, esta dissertação apresenta no Capítulo 2 uma síntese sobre as principais estatísticas da distribuição $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$. Além disso, as características das distribuições $\kappa\text{-}\mu$ e $\kappa\text{-}\mu$ Extreme também são apresentadas pois o conceito dessas distribuições é utilizada na compreensão da distribuição $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$. O objetivo deste capítulo é fornecer uma base teórica para o entendimento dos capítulos seguintes.

No Capítulo 3 o gerador $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$ é proposto e apresentado em detalhes. Para isso, é feita uma descrição dos principais métodos de geração de variáveis aleatórias, com suas vantagens e desvantagens, além de apresentar o teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov, que foi utilizado para medir a qualidade na geração das amostras. Além disso, os geradores $\kappa\text{-}\mu$ e $\kappa\text{-}\mu$ Extreme também são propostos e apresentados em detalhes, uma vez que o entendimento desses geradores servirão de base para a construção do gerador $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$.

No Capítulo 4 são apresentadas aplicações do gerador proposto no Capítulo 3 em sistemas de comunicações reais. O principal objetivo deste capítulo é mostrar a aplicabilidade do gerador de amostras em diversos cenários e que a distribuição $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$ tem sempre uma melhor flexibilidade para modelar o canal de comunicação em relação às distribuições com um número menor de parâmetros.

Por fim, o Capítulo 5 conclui este trabalho com as considerações finais. São ainda abordados os aspectos de possíveis trabalhos futuros para a continuidade do trabalho de pesquisa abordado nesta dissertação.

1.4 Lista de publicações

Os seguintes artigos foram produzidos como resultado das pesquisas relacionadas a este trabalho:

1. V. M. Rennó, R. A. A. de Souza and M. D. Yacoub, “**On the generation of α - η - κ - μ samples with applications**”, in *IEEE 28th Annu. Int. Symp. on Personal, Indoor, and Mobile Radio Commun. (PIMRC)*, Oct. 2017.
2. V. M. Rennó, R. A. A. de Souza and M. D. Yacoub, “**Análise de Desempenho do Sensoriamento Espectral por Detector de Energia no Canal α - η - κ - μ** ”, in *36th Simpósio Brasileiro De Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT)*, Campina Grande, Set. 2018.
3. V. M. Rennó, R. A. A. de Souza, and M. D. Yacoub, “**On the generation of white samples in severe fading conditions**”, in *IEEE Communicattions Letters*, Nov. 2018. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8528418>

Capítulo 2

A distribuição de desvanecimento

α - η - κ - μ

Um sistema de comunicação deve conhecer as características do sinal com o qual ele interage. As comunicações sem fio, em particular, são afetadas por vários fenômenos, como interferência, perda de percurso e desvanecimento, principalmente de curto prazo, e, desta forma, a correta representação do canal nesse cenário é primordial para um projeto de sistema adequado.

Um grande número de modelos estatísticos são utilizados para descrever as características do desvanecimento de curto prazo e as distribuições de envoltória e fase do sinal são úteis no estudo de uma variedade de tópicos em sistemas de comunicação, incluindo modelagem de interferência de radar, detecção de sinal, entre outros. Especificamente, as estatísticas da envoltória podem ser aplicadas nas análises de desempenho em sistemas de diversidade, esquemas de modulação, codificação, sensoriamento espectral e em inúmeras outras situações. Portanto, é desejável que modelos de desvanecimento mais gerais, que compreendam e expandam os modelos consolidados na literatura, com os parâmetros descrevendo corretamente os fenômenos físicos de propagação, sejam propostos.

Neste contexto, a distribuição α - η - κ - μ foi proposta [20]. É um modelo estatístico que leva em consideração praticamente todos os fenômenos de propagação de curto prazo relevantes descritos na literatura, a saber, a não linearidade do meio, a potência das ondas espalhadas, a potência das componentes dominantes e o *clustering* de multipercurso. Esses fenômenos são mapeados em parâmetros físicos, em que o primeiro influencia apenas a envoltória do sinal resultante e os outros afetam, independentemente, as componentes em fase e quadratura. Além disso, parâmetros de desbalanceamento são introduzidos para melhor avaliar o impacto desse fenômeno em todo o processo.

Neste capítulo será descrito o modelo físico baseado na envoltória da distribuição

α - η - κ - μ , descrevendo seus parâmetros e suas principais estatísticas. Além disso, as distribuições κ - μ e κ - μ Extreme serão descritas em detalhes, devido à grande relação com a distribuição α - η - κ - μ e por serem primordiais para o seu entendimento.

2.1 A distribuição de desvanecimento κ - μ

A distribuição κ - μ é um modelo de desvanecimento que pode ser usado para representar as variações em pequena escala do sinal em desvanecimento na condição com linha de visada direta [17]. O ambiente de propagação é considerado não-homogêneo, em que o sinal é composto de μ agrupamentos (*clusters*) com ondas provenientes de multipercurso. Por hipótese, as ondas espalhadas possuem a mesma potência, mas, em cada *cluster*, existe uma componente de potência dominante arbitrária. É uma distribuição largamente utilizada na literatura por apresentar um modelo físico flexível em condições de propagações severas. Medições de campo realizadas em diversos ambientes de propagação mostraram que, em muitas situações, esse modelo acomoda melhor as variações estatísticas do sinal propagado [31–33]. Os autores de [34] caracterizaram o desvanecimento de curto prazo com a distribuição κ - μ em um experimento de caracterização de canal, que investiga o impacto do tráfego de veículos em comunicações interpessoais *Wearable-to-Wearable* (W2W) nos ambientes urbanos em 2.45 GHz.

2.1.1 Modelo físico baseado na envoltória κ - μ

O modelo físico da distribuição κ - μ , em termos da envoltória R , é definido como [17]

$$R^2 = \sum_{i=1}^{\mu} (X_i + \lambda_{x_i})^2 + \sum_{i=1}^{\mu} (Y_i + \lambda_{y_i})^2, \quad (2.1)$$

em que X_i e Y_i são processos Gaussianos mutuamente independentes, com $\mathbb{E}(X_i) = \mathbb{E}(Y_i) = 0$, sendo $\mathbb{E}(\cdot)$ o operador esperança matemática, e $\mathbb{E}(X_i^2) = \mathbb{E}(Y_i^2) = \sigma^2$. Os parâmetros λ_{x_i} e λ_{y_i} são, respectivamente, os valores médios das componentes em fase e em quadratura do i -ésimo *cluster*.

Para um sinal em desvanecimento com envoltória R definida em (2.1), e envoltória normalizada $P = R/\hat{r}$, sendo $\hat{r} = \sqrt{\mathbb{E}(R^2)}$ o valor eficaz (*Root Mean Square, rms*) de R , a FDP e a FDC da envoltória normalizada da distribuição κ - μ são escritas, para todo $\rho > 0$, respectivamente, como [17]

$$f_P(\rho) = \frac{2\mu(1+\kappa)^{\frac{\mu+1}{2}}}{\kappa^{\frac{\mu-1}{2}} \exp[\mu\kappa]} \rho^\mu \exp[-\mu(1+\kappa)\rho^2] I_{\mu-1} \left[2\mu\sqrt{\kappa(1+\kappa)}\rho \right] \quad (2.2)$$

e

$$F_P(\rho) = 1 - Q_\mu\left(\sqrt{2\kappa\mu}, \sqrt{2(1+\kappa)\mu\rho}\right), \quad (2.3)$$

em que $I_v(\cdot)$ é a função de Bessel modificada de primeiro tipo e ordem v [35] e $Q_v(a, b)$ é a função Marcum-Q generalizada de ordem v [36], definida como

$$Q_v(a, b) = \frac{1}{a^{v-1}} \int_b^\infty x^v \exp\left(-\frac{x^2 + a^2}{2}\right) I_{v-1}(ax) dx. \quad (2.4)$$

As expressões (2.2) e (2.3) são dadas em função dos parâmetros κ e μ . O parâmetro $\kappa > 0$ é definido como a relação da potência total das componentes dominantes ($d^2 = \sum_{i=1}^\mu \lambda_{x_i}^2 + \lambda_{y_i}^2$) pela potência total das ondas espalhadas ($2\mu\sigma^2$), ou seja

$$\kappa = \frac{d^2}{2\mu\sigma^2}. \quad (2.5)$$

Já o parâmetro $\mu > 0$ representa o número total de *clusters* de multipercurso, podendo assumir valores não-inteiros, definido como

$$\mu = \frac{\mathbb{E}^2(R^2)}{\mathbb{V}(R^2)} \times \frac{1 + 2\kappa}{(1 + \kappa)^2}, \quad (2.6)$$

sendo $\mathbb{V}(\cdot)$ o operador variância.

Considerando as definições (2.5) e (2.6), um número infinito de curvas da distribuição κ - μ pode ser obtido para um dado parâmetro m de Nakagami, por meio da relação [17]

$$m = \frac{\mu(1 + \kappa)^2}{1 + 2\kappa}, \quad (2.7)$$

em que m é conhecido como sendo o inverso da variância da potência normalizada, ou seja, $m = \mathbb{V}^{-1}(P^2)$. É notório, pela expressão (2.7), que para um dado valor de m , o parâmetro μ irá variar dentro do intervalo m e 0, quando $\kappa = 0$ e $\kappa \rightarrow \infty$, respectivamente. Ou seja, $0 \leq \mu \leq m$.

Distribuições clássicas podem ser derivadas como casos particulares da distribuição κ - μ . Especificamente, a distribuição Rice é obtida quando $\kappa = k_{\text{Rice}}$ e $\mu = 1$, a distribuição Nakagami- m quando $\kappa \rightarrow 0$ e $\mu = m$, a distribuição Rayleigh quando $\kappa \rightarrow 0$ e $\mu = 1$ e a distribuição Gaussiana Unilateral quando $\kappa \rightarrow 0$ e $\mu = 1/2$.

A Figura 2.1, dividida nas partes (a) e (b), mostra diversos formatos assumidos pela FDP da distribuição κ - μ . Na parte (a), o valor de $\kappa = 1$ é mantido fixo, variando o parâmetro μ e, conseqüentemente, o parâmetro m . Na parte (b), os parâmetros κ e μ são variados, mantendo-se fixo o valor do parâmetro $m = 1.25$.

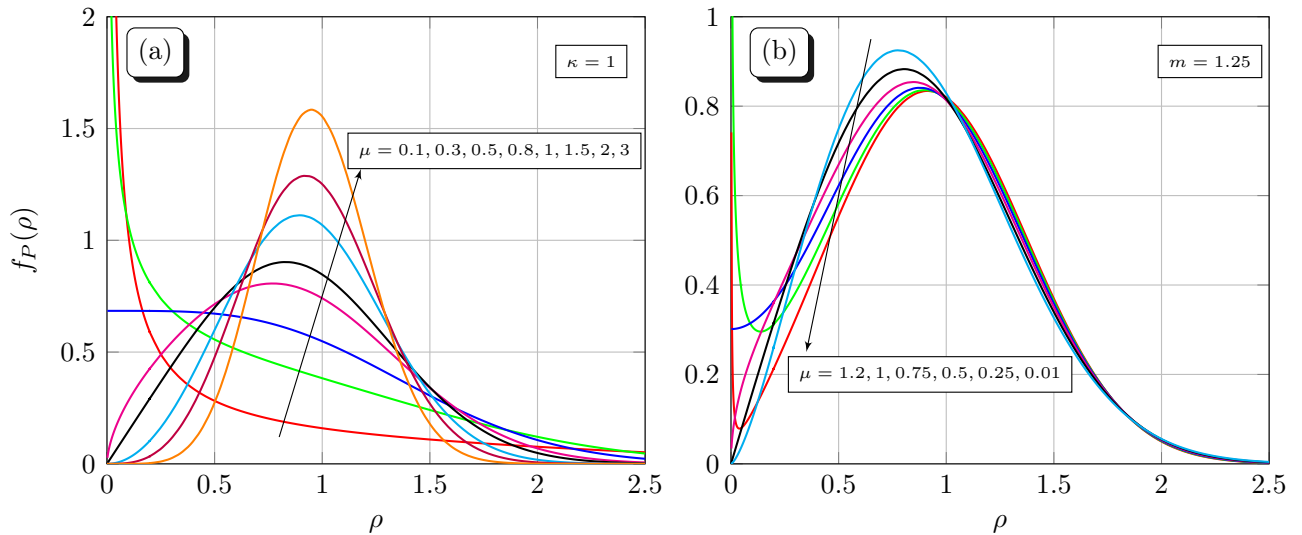


Figura 2.1: FDPs da distribuição κ - μ para diversos valores de parâmetros.

2.2 A distribuição de desvanecimento κ - μ Extreme

Os serviços de comunicação sem fio estão se expandindo de forma rápida e suas aplicações parecem ser ilimitadas, resultando em uma grande variedade de cenários de propagação. Anteriormente, as aplicações estavam restritas a ambientes externos (*outdoor environments*), mas logo se expandiram para os ambientes internos (*indoor environments*) incluindo shoppings, aeroportos e, mais recentemente, alcançaram os ambientes fechados (*enclosed environments*), como aviões, trens e ônibus. Nesse contexto, a correta caracterização do ambiente de propagação, e em particular das condições de desvanecimento, é importante para o avanço destas aplicações [37, 38]. No entanto, ao contrário das aplicações *outdoor* e *indoor*, para as quais as condições de propagação são razoavelmente bem conhecidas, para ambientes fechados as características do desvanecimento ainda precisam ser melhor entendidas.

Ambientes fechados são caracterizados por condições de propagação com desvanecimento muito severo. Mais especificamente, pode-se encontrar uma grande quantidade de parcelas do sinal que estão bem abaixo da sensibilidade do receptor. Inclusive, mecanismos de propagação conhecidos (por exemplo, *Plane Earth* [39]) preveem que ondas diretas e refletidas podem ser combinadas, também produzindo nulos em alguns pontos de recepção. Portanto, mesmo que o sinal não seja necessariamente nulo, ele pode ser suficientemente baixo, ocorrendo um número grande de vezes que a probabilidade de encontrá-lo em tal condição pode não ser desprezível. Além disso, diferentemente dos ambientes tradicionais, em que combinações distintas de muitas componentes de múltiplos percursos levam a canais de desvanecimento conhecidos, ambientes fechados podem apresentar apenas alguns poucos caminhos de propagação, tornando imprópria a utilização

do Teorema do Limite Central [37]. Como consequência, o canal rádio-móvel não pode ser descrito adequadamente pelos modelos de desvanecimento convencionais, em que as condições de propagação são piores que as previstas pela distribuição Rayleigh.

Em [37] foi proposta uma abordagem inicial para descrever o canal radio-móvel sob as condições de desvanecimento citadas anteriormente, nomeada de *hyper-Rayleigh fading*, descrita pela FDP *Two-Ray* que foi inicialmente proposta para condições de desvanecimento de longo prazo. A situação *Two-Ray* admite que o sinal recebido é formado por duas componentes, uma dominante e outra refletida, com magnitudes distintas e fases aleatórias. É uma modelagem simples, mas o cenário de aplicação é limitado, não sendo flexível para condições de propagação diferentes do previsto pelo modelo *Two-Ray*.

Nesse contexto, a distribuição κ - μ Extreme, que foi inicialmente apresentada em [17] e posteriormente formalizada em [18], surge como uma boa opção para a modelagem do canal de comunicação sem fio em ambientes fechados. É um caso particular da distribuição κ - μ , quando os parâmetros κ e μ assumem valores extremos. Em [18], a partir de dados coletados em campo, os autores comprovaram que a distribuição κ - μ Extreme apresenta uma modelagem adequada para esses cenários de propagação. Além disso, assim como para a distribuição κ - μ , os autores de [34] caracterizaram o desvanecimento de curto prazo em comunicações interpessoais W2W também utilizando a modelagem κ - μ Extreme.

2.2.1 Modelo físico baseado na envoltória κ - μ Extreme

A distribuição κ - μ Extreme é um caso particular da distribuição κ - μ . Sua derivação partiu do princípio de que, mantendo-se constante o parâmetro m , definido em (2.7), à medida que $\kappa \rightarrow \infty$, ou seja, sugerindo a existência de uma linha de visada muito intensa, e $\mu \rightarrow 0$, ou seja, sugerindo que haja pouquíssimos *clusters* de multipercurso, um impulso tende a ocorrer em $\rho = 0$ na equação da FDP da distribuição κ - μ , definida em (2.2). Além disso, pela equação (2.7), $\kappa\mu \rightarrow 2m$. Nessas condições, a FDP da envoltória normalizada P foi obtida em [17] a partir de (2.2) como sendo

$$f_P(\rho) = \frac{4mI_1(4m\rho)}{\exp[2m(1 + \rho^2)]} + \left[1 - \frac{\sqrt{2m\pi}}{\exp(m)} I_{0.5}(m) \right] \delta(\rho), \quad (2.8)$$

sendo $\delta(\cdot)$ a função delta de Dirac [40].

Em [18] foi proposta uma expressão para a FDP da κ - μ Extreme mais simplificada, substituindo a relação $I_{0.5}(m) = [\exp(m) - \exp(-m)]/\sqrt{2\pi m}$ em (2.8), resultando em

$$f_P(\rho) = \frac{4mI_1(4m\rho)}{\exp[2m(1 + \rho^2)]} + \exp(-2m)\delta(\rho). \quad (2.9)$$

Aplicando as mesmas condições severas ($\kappa \rightarrow \infty$, $\mu \rightarrow 0$ e $\kappa\mu \rightarrow 2m$) na expressão da FDC da distribuição κ - μ , definida em (2.3), a FDC resultante para a distribuição κ - μ Extreme pode ser escrita como [18]

$$F_P(\rho) = 1 - Q_0(2\sqrt{m}, 2\sqrt{m}\rho), \quad (2.10)$$

em que $Q_0(a, b)$ é a função Marcum-Q de ordem zero [36], definida em (2.4).

É importante ressaltar que, apesar dos parâmetros κ e μ assumirem valores extremos, m continua sendo o parâmetro m da distribuição Nakagami- m , ou seja, representa o inverso da variância da potência normalizada. Além disso, para um dado valor de m constante, todas as possíveis curvas da distribuição κ - μ posicionam-se entre as curvas de Nakagami- m ($\kappa \rightarrow 0$ e $\mu \rightarrow m$) e κ - μ Extreme ($\kappa \rightarrow \infty$ e $\mu \rightarrow 0$). A Figura 1 de [18] mostra este comportamento por meio da FDC, em que a curva Nakagami- m se comporta como um limitante inferior e a curva κ - μ Extreme como um limitante superior, comprovando que esta última atua como cenário de pior caso para o modelo κ - μ .

A Figura 2.2 mostra o comportamento da FDP (a) e FDC (b) da distribuição κ - μ Extreme para diversos valores do parâmetro m . Pode-se notar, na parte (a), que quanto menor o valor de m mais intenso é o impulso em $\rho = 0$, indicando uma maior probabilidade de sinais nulos. Na parte (b), fica claro que melhores cenários de propagação ocorrem com o aumento de m .

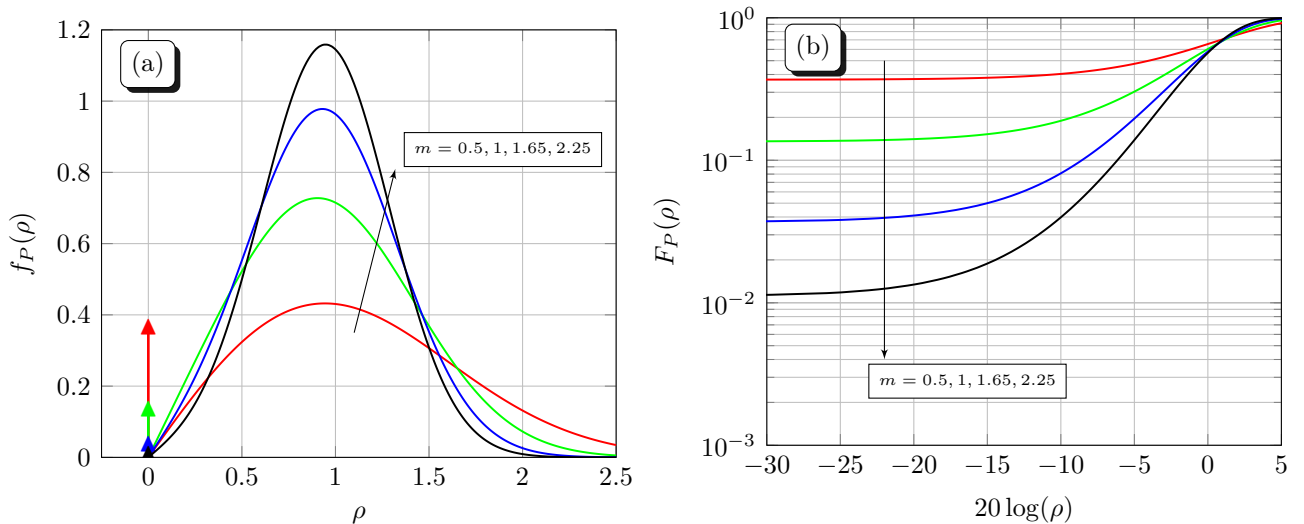


Figura 2.2: FDPs e FDCs da distribuição κ - μ Extreme para diversos valores do parâmetro m .

2.3 A distribuição de desvanecimento α - η - κ - μ

Nas últimas décadas, é notório o avanço acelerado do desenvolvimento dos sistemas de comunicações sem fio, causando uma mudança no cenário das telecomunicações. Tecnologias e serviços cada vez mais sofisticados se tornam mais acessíveis, devido ao barateamento dos custos de fabricação e à comercialização em larga escala. Esse avanço se deve, principalmente, a uma característica crucial das comunicações sem fio: mobilidade.

Estudos recentes mostram que em 2020 mais de 50 bilhões de dispositivos estarão conectados na rede [41], resultando em uma grande diversidade de aplicações e cenários de propagação. Com essa crescente demanda, as gerações de comunicação sem fio atuais, terceira geração (3G) e quarta geração (4G), não serão capazes de suportar os requisitos de tráfego. Portanto, muitos são os desafios a serem superados pela próxima geração de redes sem fio, tais como as restrições impostas pelo meio de transmissão, o suporte a um crescimento massivo do número de dispositivos conectados, bem como a um conjunto vasto e diversificado de serviços e aplicações, a exigência de cobertura ubíqua e confiável, capaz de prover ao usuário o acesso à informação em qualquer lugar e a qualquer momento, além de um consumo eficiente de energia [42]. Visando atender a esses requerimentos, recentemente pesquisadores e profissionais, vinculados à academia e à indústria, têm focado seus esforços no projeto e desenvolvimento de redes sem fio de quinta geração (5G).

A grande diversidade de cenários do 5G possibilita o desenvolvimento de diferentes soluções que se adequam às futuras demandas. Uma das abordagens é utilizar canais na faixa de frequência de ondas milimétricas (*millimeter wave*, mmWaves). A vantagem de usar mmWaves é a alta disponibilidade de espectro, mas as condições de propagação nessa banda ainda precisam ser melhor compreendidas. É claro que os mecanismos de propagação em mmWaves são os mesmos encontrados em qualquer outra banda, mas alguns fenômenos são mais ou menos fortemente percebidos. Esses fenômenos incluem a propagação com e sem linha de visada direta do sinal. Na condição sem linha de visada, podem ocorrer reflexões e difrações por meio das várias superfícies. Em particular, a atenuação do sinal é significativa e a penetração em objetos sólidos é problemática. Além disso, as irregularidades das superfícies são da ordem de magnitude do comprimento de onda do sinal, e, portanto, são percebidas de forma mais acentuada, resultando em um maior espalhamento do sinal. Da mesma forma, as condições atmosféricas, que quase não produzem nenhum efeito em frequências mais baixas, são agora críticas em algumas partes do espectro. O processo de espalhamento é então responsável por gerar ondas parciais, que podem apresentar alguma correlação devido às superfícies estarem espacialmente correlacionadas. Em frequências mais altas, os diferentes ambientes de propagação são mais fortemente percebidos, tornando o *cluster* multipercurso um fenômeno comum. Além

disso, a não-linearidade do meio de transmissão também é mais perceptível e pode ter um forte impacto na propagação do sinal.

Como as aplicações do 5G variam desde ambientes externos, internos e fechados, podendo ocorrer entre pessoas, veículos, dispositivos e máquinas, mais ainda em bandas mmWaves, um modelo de desvanecimento convencional não é capaz de abranger e modelar toda a variedade de condições de propagação que poderá ser suportada.

Recentemente, foi proposto um modelo de desvanecimento geral e unificado, denominado α - η - κ - μ [20]. Esse modelo considera praticamente todos os fenômenos relevantes de propagação de curto prazo, incluindo a não-linearidade do meio de transmissão, potência das ondas espalhadas, a potência das componentes dominantes e o *clustering* de multipercurso. O modelo foi descrito por meio das FDPs de envoltória e fase, que são escritas em termos de parâmetros físicos. Devido à flexibilidade e, mais importante, à generalidade, o modelo α - η - κ - μ é adequado para ser usado nas mais diversas condições de propagação e compreende todos os cenários relevantes de desvanecimento de curto prazo encontrados na literatura.

Por ser um modelo novo e de grande abrangência, várias questões ainda precisam ser exploradas e investigadas, atraindo a atenção da comunidade de pesquisa. Por exemplo, em [43], os autores investigaram a capacidade do canal sob diferentes políticas de transmissão adaptativas operando em situações de desvanecimento α - η - κ - μ . Os autores de [44] mostraram que as estatísticas da distribuição α - η - κ - μ provêm o melhor ajuste para a envoltória de um sinal propagando em cenários mmWave, ou seja, provê uma melhor modelagem para aplicações 5G. Os autores de [45] estudaram o desempenho do modelo clássico de escuta de Wyner, onde os canais principais e interceptadores são modelados pelo modelo de desvanecimento α - η - κ - μ . Já os autores de [46], investigaram a análise de desempenho de sistemas de comunicação sem fio *multi-hop* através do canal α - η - κ - μ .

2.3.1 Modelo físico baseado na envoltória α - η - κ - μ

O modelo de desvanecimento α - η - κ - μ baseado na envoltória do sinal, inicialmente proposto em [20], abrange todos os mais importantes fenômenos de propagação reportados na literatura, tais como a não linearidade do canal de comunicação sem fio, a potência das ondas espalhadas, a potência das ondas dominantes e os chamados *clusters* de multipercursos.

A envoltória R do modelo α - η - κ - μ é definida como [20]

$$R^\alpha = \sum_{i=1}^{\mu_x} (X_i + \lambda_{x_i})^2 + \sum_{i=1}^{\mu_y} (Y_i + \lambda_{y_i})^2 \quad (2.11)$$

em que: (i) $\alpha > 0$ denota a não linearidade do meio de transmissão; (ii) X_i e Y_i são processos Gaussianos mutuamente independentes; (iii) $\mathbb{E}(X_i) = \mathbb{E}(Y_i) = 0$; (iv) $\mathbb{E}(X_i^2) = \sigma_x^2$ e $\mathbb{E}(Y_i^2) = \sigma_y^2$; (v) λ_{x_i} e λ_{y_i} são, respectivamente, o valor médio das componentes em fase e em quadratura do i -ésimo *cluster* de multipercurso; (vi) μ_x e μ_y representam o número de *clusters* de multipercursos das componentes em fase e em quadratura, respectivamente.

Seja a definição dos seguintes parâmetros

$$\lambda_x^2 = \sum_{i=1}^{\mu_x} \lambda_{x_i}^2, \quad (2.12)$$

$$\lambda_y^2 = \sum_{i=1}^{\mu_y} \lambda_{y_i}^2, \quad (2.13)$$

$$X = \sum_{i=1}^{\mu_x} (X_i + \lambda_{x_i})^2, \quad (2.14)$$

e

$$Y = \sum_{i=1}^{\mu_y} (Y_i + \lambda_{y_i})^2. \quad (2.15)$$

Desta maneira, a envoltória α - η - κ - μ definida em (2.11) pode ser resumida em

$$R^\alpha = X + Y, \quad (2.16)$$

ou seja, a α -ésima potência da soma da componente em fase X e da componente em quadratura Y . Pode-se notar que a definição das componentes em fase e em quadratura dadas em (2.14) e (2.15), respectivamente, se assemelham, separadamente, com o modelo físico da envoltória de uma distribuição κ - μ , descrito em (2.1).

Utilizando a definição dada em (2.16) e o conceito de transformação de variáveis tem-se a FDP conjunta

$$f_{R,Y}(r, y) = \frac{f_{X,Y}(x, y)}{\mathbb{J}\left(\frac{r, y}{x, y}\right)} \Bigg|_{X=R^\alpha - Y}, \quad (2.17)$$

sendo $\mathbb{J}\left(\frac{r, y}{x, y}\right)$ o Jacobiano da transformação, dado por:

$$\mathbb{J}\left(\frac{r, y}{x, y}\right) = \left| \begin{array}{cc} \frac{\partial R}{\partial X} & \frac{\partial R}{\partial Y} \\ \frac{\partial Y}{\partial X} & \frac{\partial Y}{\partial Y} \end{array} \right| = \frac{(X + Y)^{\frac{1-\alpha}{\alpha}}}{\alpha}. \quad (2.18)$$

Como as variáveis aleatórias X e Y são independentes, a FDP conjunta resulta em

$$f_{R,Y}(r, y) = \alpha r^{\alpha-1} f_X(r^\alpha - y) f_Y(y). \quad (2.19)$$

Dessa maneira, a FDP da envoltória α - η - κ - μ pode ser obtida de forma exata a partir de uma integral dada por [20]

$$f_R(r) = \alpha r^{\alpha-1} \int_0^{r^\alpha} f_X(r^\alpha - y) f_Y(y) dy. \quad (2.20)$$

As FDPs $f_X(x)$ e $f_Y(y)$ são dadas por [20]

$$f_W(w) = \frac{w^{\frac{\mu_w}{4} - \frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{w + \lambda_w^2}{2\sigma_w^2}\right) I_{\frac{\mu_w}{2} - 1}\left(\frac{\lambda_w \sqrt{w}}{\sigma_w^2}\right)}{2\sigma_w^2 \lambda_w^{\frac{\mu_w}{2} - 1}}, \quad (2.21)$$

em que W representa X , a componente em fase, ou Y , a componente em quadratura, descritas em termos dos seus respectivos parâmetros, ou seja $(\mu_x, \sigma_x, \lambda_x)$ para a variável em fase X e $(\mu_y, \sigma_y, \lambda_y)$ para a variável em quadratura Y . Esta é a chamada *Raw Parametrization* [20] cujos parâmetros são definidos como:

1. $\sigma_w^2 > 0$, as potências das ondas espalhadas dos *clusters* de multipercursos individuais;
2. $\lambda_w^2 > 0$, as potências das componentes dominantes de todos os *clusters*;
3. $\mu_w > 0$, o número de *clusters* de multipercursos.

Note que (2.21) possui a forma de uma FDP não parametrizada κ - μ na potência com parâmetros $\kappa_w = \lambda_w^2 / (\mu_w \sigma_w^2)$ e $\mu_w / 2$ com os devidos subscritos para denotar as componentes em fase e em quadratura.

Utilizando as FDPs $f_X(x)$ e $f_Y(y)$, definidas em (2.21) e com os respectivos parâmetros, fazendo adequadas manipulações matemáticas, pode-se obter $f_{R,Y}(r, y)$ da seguinte forma [20]

$$f_{R,Y}(r, y) = \frac{\alpha r^{\alpha-1} \sqrt{y}^{\frac{\mu_x}{2} - 1} \sqrt{r^\alpha - y}^{\frac{\mu_y}{2} - 1} \exp\left(\left(\frac{1}{\sigma_y^2} - \frac{1}{\sigma_x^2}\right) \frac{y}{2}\right)}{4\sigma_x^2 \sigma_y^2 |\lambda_x|^{\frac{\mu_x}{2} - 1} |\lambda_y|^{\frac{\mu_y}{2} - 1} \exp\left(\frac{\lambda_x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{\lambda_y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp\left(\frac{r^\alpha}{2\sigma_y^2}\right)} \\ \times I_{\frac{\mu_x}{2} - 1}\left(\frac{\sqrt{y} |\lambda_x|}{\sigma_x^2}\right) I_{\frac{\mu_y}{2} - 1}\left(\frac{\sqrt{r^\alpha - y} |\lambda_y|}{\sigma_y^2}\right). \quad (2.22)$$

Embora a derivação inicial da definição da envoltória considere apenas valores inteiros para μ_x e μ_y , conforme observado em (2.11), não há nenhuma restrição matemática para esses parâmetros admitirem quaisquer valores positivos. A grande vantagem da *Raw Parametrization* é a sua razoável simplicidade ao avaliar a FDP, definida em (2.20).

É também importante reescrever (2.21) em termos de parâmetros físicos comumente encontrados na literatura. Esta é a chamada *Local Parametrization* [20]. Os parâmetros utilizados para descrever as componentes em fase são $(\kappa_x, \mu_x, \hat{r}_x^2)$ e para descrever as componentes em quadratura são $(\kappa_y, \mu_y, \hat{r}_y^2)$, em que suas definições são dadas por, substituindo os devidos subscritos para detonar as componentes em fase e em quadratura:

1. $\kappa_w > 0$, razão entre a potência total das componentes dominantes e a potência das ondas espalhadas, ou seja,

$$\kappa_w = \frac{\lambda_w^2}{\mu_w \sigma_w^2}; \quad (2.23)$$

2. $\mu_w > 0$, número de *clusters* de multipercursos;
3. $\hat{r}_w^2 > 0$, valor esperado $\mathbb{E}(W)$, que é a soma da potência dos *clusters* de multipercursos e a potência das componentes dominantes, ou seja,

$$\hat{r}_w^2 = \mu_w \sigma_w^2 + \lambda_w^2. \quad (2.24)$$

Resolvendo essas equações para λ_w e σ_w , obtém-se

$$\lambda_w = \hat{r}_w \sqrt{\frac{\kappa_w}{1 + \kappa_w}} \quad (2.25)$$

e

$$\sigma_w = \frac{\hat{r}_w}{\sqrt{\mu_w (1 + \kappa_w)}}. \quad (2.26)$$

Utilizando as relações dos parâmetros λ_x , σ_x , μ_x , λ_y , σ_y e μ_y com os parâmetros κ_x , μ_x , \hat{r}_x , κ_y , μ_y e \hat{r}_y , definidos nas expressões (2.23), (2.24), (2.25) e (2.26), a correspondente FDP na potência de (2.21) pode ser reescrita, em termos dos parâmetros *Local Parametrization*, como [20]

$$f_W(w) = \frac{\mu_w (1 + \kappa_w)^{\frac{\mu_w + 2}{4}} w^{\frac{\mu_w - 2}{4}} I_{\frac{\mu_w - 1}{2}} \left(\frac{\mu_w \sqrt{\kappa_w (1 + \kappa_w) w}}{\hat{r}_w} \right)}{2 \kappa_w^{\frac{\mu_w}{4} - \frac{1}{2}} \hat{r}_w^{\frac{\mu_w}{2} + 1} \exp\left(\frac{\kappa_w \mu_w}{2}\right) \exp\left(\frac{\mu_w (1 + \kappa_w) w}{2 \hat{r}_w^2}\right)}. \quad (2.27)$$

Nota-se que (2.27) possui a forma de uma FDP κ - μ na potência com parâmetros κ_w , $\mu_w/2$ e \hat{r}_w , com os devidos subscritos.

Além disso, realizando as devidas substituições em (2.22), obtém-se a FDP conjunta,

dada por [20]

$$\begin{aligned}
f_{R,Y}(r, y) &= \frac{\alpha \mu_x \mu_y (1 + \kappa_x)^{\frac{\mu_x}{4} + \frac{1}{2}} (1 + \kappa_y)^{\frac{\mu_y}{4} + \frac{1}{2}} r^{\alpha-1} y^{\frac{\mu_x}{4} - \frac{1}{2}} (r^\alpha - y)^{\frac{\mu_y}{4} - \frac{1}{2}}}{4 \kappa_x^{\frac{\mu_x}{4} - \frac{1}{2}} \kappa_y^{\frac{\mu_y}{4} - \frac{1}{2}} \hat{r}_x^{\frac{\mu_x}{2} + 1} \hat{r}_y^{\frac{\mu_y}{2} + 1} \exp\left(\frac{\kappa_x \mu_x + \kappa_y \mu_y}{2}\right) \exp\left(\frac{(1 + \kappa_y) \mu_y r^\alpha}{2 \hat{r}_y^2}\right)} \\
&\times \exp\left(\left(\frac{(1 + \kappa_y) \mu_y}{\hat{r}_y^2} - \frac{(1 + \kappa_x) \mu_x}{\hat{r}_x^2}\right) \frac{y}{2}\right) I_{\frac{\mu_x}{2} - 1}\left(\frac{\mu_x \sqrt{\kappa_x (1 + \kappa_x)} y}{\hat{r}_x}\right) \\
&\times I_{\frac{\mu_y}{2} - 1}\left(\frac{\mu_y \sqrt{\kappa_y (1 + \kappa_y)} (r^\alpha - y)}{\hat{r}_y}\right). \tag{2.28}
\end{aligned}$$

A vantagem da *Local Parametrization* é que sua descrição é feita em termos de parâmetros de desvanecimento consolidados na literatura, descritos separadamente pelas componentes em fase X e quadratura Y .

Adicionalmente, a FDP da envoltória pode ser caracterizada na chamada *Global Parametrization* [20], que analisa a envoltória da distribuição α - η - κ - μ por meio de todos os fenômenos de propagação importantes de pequena escala reportados na literatura.

Sejam os seguintes parâmetros a serem utilizados, definidos em função dos fenômenos físicos:

1. $\alpha > 0$, representa a não linearidade do meio de transmissão;
2. $\eta > 0$, definido como a razão entre a potência total das ondas espalhadas do *cluster* de multipercurso em fase e a potência total das ondas espalhadas do *cluster* de multipercurso em quadratura, ou seja,

$$\eta = \frac{\mu_x \sigma_x^2}{\mu_y \sigma_y^2}; \tag{2.29}$$

3. $\kappa > 0$, definido como a razão entre a potência total das componentes dominantes e a potência total das ondas espalhadas, ou seja,

$$\kappa = \frac{\lambda_x^2 + \lambda_y^2}{\mu_x \sigma_x^2 + \mu_y \sigma_y^2}; \tag{2.30}$$

4. $\mu > 0$, definido como o número total de *clusters* de multipercursos, ou seja,

$$\mu = \frac{\mu_x + \mu_y}{2}; \tag{2.31}$$

5. $q > 0$, definido como a razão entre duas razões: a primeira, a razão entre as potências das componentes dominantes, e a segunda, a razão entre as potências das ondas

espalhadas, ambas referentes às componentes em fase e em quadratura, ou seja,

$$q = \frac{\lambda_x^2 \mu_y \sigma_y^2}{\lambda_y^2 \mu_x \sigma_x^2}; \quad (2.32)$$

6. $p > 0$, definido como a razão entre o número de *clusters* de multipercursos das componentes em fase e em quadratura, ou seja,

$$p = \frac{\mu_x}{\mu_y}; \quad (2.33)$$

7. $\hat{r}^\alpha > 0$, definido como o valor esperado $\mathbb{E}(R^\alpha)$, ou seja,

$$\hat{r}^\alpha = \mu_x \sigma_x^2 + \lambda_x^2 + \mu_y \sigma_y^2 + \lambda_y^2. \quad (2.34)$$

Resolvendo essas equações para \hat{r} , η , κ , μ , q e p , obtém-se,

$$\mu_x = \frac{2p\mu}{1+p}, \quad (2.35)$$

$$\mu_y = \frac{2\mu}{1+p}, \quad (2.36)$$

$$\lambda_x = \sqrt{\frac{\eta\kappa q \hat{r}^\alpha}{(\kappa+1)(\eta q+1)}}, \quad (2.37)$$

$$\lambda_y = \sqrt{\frac{\kappa \hat{r}^\alpha}{(\kappa+1)(\eta q+1)}}, \quad (2.38)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\eta(p+1)\hat{r}^\alpha}{2(\eta+1)(\kappa+1)\mu p}}, \quad (2.39)$$

e

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{(p+1)\hat{r}^\alpha}{2(\eta+1)(\kappa+1)\mu}}. \quad (2.40)$$

Semelhantemente,

$$\kappa = \frac{\kappa_x \mu_x \sigma_x^2 + \kappa_y \mu_y \sigma_y^2}{\mu_x \sigma_x^2 + \mu_y \sigma_y^2}; \quad (2.41)$$

$$\eta = \frac{(1+\kappa_y) \hat{r}_x^2}{(1+\kappa_x) \hat{r}_y^2}; \quad (2.42)$$

$$q = \frac{\kappa_x}{\kappa_y}; \quad (2.43)$$

$$\hat{r}^\alpha = \hat{r}_x^2 + \hat{r}_y^2. \quad (2.44)$$

Equivalentemente,

$$\hat{r}_x = \sqrt{\frac{\eta(1+q)(\eta+\kappa+\eta\kappa)}{(1+\eta)(1+\kappa)(1+q\eta)}} \hat{r}^\alpha; \quad (2.45)$$

$$\hat{r}_y = \sqrt{\frac{(1+\kappa+\eta(q+\kappa))}{(1+\eta)(1+\kappa)(1+q\eta)}} \hat{r}^\alpha; \quad (2.46)$$

$$\kappa_x = \frac{(1+\eta)q\kappa}{1+q\eta}; \quad (2.47)$$

$$\kappa_y = \frac{(1+\eta)\kappa}{1+q\eta}. \quad (2.48)$$

Note que, além dos parâmetros bem conhecidos, isto é, α , η , κ e μ , dois parâmetros de desbalanceamento foram introduzidos, a saber, q e p . De fato, o parâmetro p foi usado pela primeira vez em [47] para indicar o desbalanceamento do número de *clusters* de multipercurso para sinais em fase e em quadratura. Isto é, está diretamente relacionado com o parâmetro μ . Já o parâmetro q é usado para indicar o desbalanceamento de potências das componentes dominantes e de multipercurso para sinais em fase e em quadratura. Isto é, está diretamente relacionado a κ . Nesse sentido, manter o nome α - η - κ - μ para o modelo parece apropriado.

A FDP da envoltória α - η - κ - μ para a *Global Parametrization* pode ser obtida utilizando as relações entre os parâmetros $(\lambda_x, \sigma_x, \mu_x, \lambda_y, \sigma_y, \mu_y)$, ou equivalentemente $(\kappa_x, \mu_x, \hat{r}_x, \kappa_y, \mu_y, \hat{r}_y)$, com os parâmetros $(\eta, \kappa, \mu, q, p, \hat{r})$ substituindo na expressão (2.22), ou equivalentemente em (2.28), ou seja [20]

$$\begin{aligned} f_{R,Y}(r, y) &= \frac{\alpha\mu^2 p(\eta+1)^2(\kappa+1)^2((\kappa+1)(\eta q+1))^{\frac{\mu}{2}-1} r^{\alpha-1} \exp\left(\frac{-\mu(\eta+1)(\kappa+1)r^\alpha}{(p+1)\hat{r}^\alpha}\right)}{(p+1)^2 \kappa^{\frac{\mu}{2}-1} \eta^{\frac{\mu p}{2(p+1)}+\frac{1}{2}} q^{\frac{\mu p}{2(p+1)}-\frac{1}{2}} \hat{r}^{\alpha(\frac{\mu}{2}+1)} \exp\left(\frac{(\eta+1)(p q+1)\kappa\mu}{(p+1)(\eta q+1)}\right)} \\ &\times y^{\frac{\mu p}{2(p+1)}-\frac{1}{2}} (r^\alpha - y)^{\frac{\mu}{2(p+1)}-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{\mu(\eta+1)(\kappa+1)(p-\eta)y}{\eta(p+1)\hat{r}^\alpha}\right) \\ &\times I_{\frac{\mu p}{p+1}-1} \left(\frac{2\mu p q(\eta+1)\sqrt{\kappa(\kappa+1)}\sqrt{y}}{(p+1)\sqrt{\eta q(\eta q+1)}\sqrt{\hat{r}^\alpha}} \right) \\ &\times I_{\frac{\mu}{p+1}-1} \left(\frac{2\mu(\eta+1)\sqrt{\kappa(\kappa+1)}\sqrt{r^\alpha - y}}{(p+1)\sqrt{\eta q+1}\sqrt{\hat{r}^\alpha}} \right). \end{aligned} \quad (2.49)$$

A descrição da distribuição α - η - κ - μ também pode ser feita considerando a modelagem complexa, descrita em [20]. O sinal complexo S pode ser representado como

$$S = R^{\frac{\alpha}{2}} \exp(j\theta), \quad (2.50)$$

em que R é a envoltória, θ a fase e α o parâmetro de não linearidade. Desta maneira, as

correspondentes variáveis em fase e em quadratura são, respectivamente, dadas por

$$X = R^{\frac{\alpha}{2}} \cos(\theta) \quad (2.51)$$

e

$$Y = R^{\frac{\alpha}{2}} \sin(\theta). \quad (2.52)$$

A FDP conjunta $f_{R,\Theta}(r, \theta)$ pode ser deduzida por meio de transformações de variáveis, resultando em

$$f_{R,\Theta}(r, \theta) = \frac{\alpha}{2} r^{\alpha-1} f_X(r^{\frac{\alpha}{2}} \cos(\theta)) f_Y(r^{\frac{\alpha}{2}} \sin(\theta)), \quad (2.53)$$

em que as FDPs $f_X(x)$ e $f_Y(y)$ são definidas em (2.21). Utilizando as relações entre os parâmetros, a FDP conjunta $f_{R,\Theta}(r, \theta)$ na *Global Parametrization* é dada por [20]

$$\begin{aligned} f_{R,\Theta}(r, \theta) = & \frac{\alpha \mu^2 p (\eta + 1)^2 (\kappa + 1)^{\frac{\mu}{2} + 1} r^{\frac{\alpha}{2} (\mu + 2) - 1} |\sin(\theta)|^{\frac{\mu}{p+1}} |\cos(\theta)|^{\frac{\mu p}{p+1}}}{2 \eta (p + 1)^2 \left(\frac{\kappa}{\eta q + 1}\right)^{\frac{\mu}{2} - 1} (\eta q)^{\frac{\mu p}{2(p+1)} - \frac{1}{2}} \hat{r}^{\frac{\alpha}{2} (\mu + 2)} \exp\left(\frac{\kappa \mu (\eta + 1) (q p + 1)}{(p + 1) (\eta q + 1)}\right)} \\ & \times \exp\left(-\frac{\mu (\eta + 1) (\kappa + 1) (\eta \sin^2(\theta) + p \cos^2(\theta))}{\eta (p + 1)} \left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^\alpha\right) \\ & \times \exp\left(\frac{2 \mu (\eta + 1) \cos\left(\theta - \tan^{-1}\left(\frac{1}{p} \left(\frac{\eta}{q}\right)^{\frac{1}{2}}\right)\right)}{\eta (p + 1)} \sqrt{\frac{\eta \kappa (\kappa + 1) (\eta + q p^2)}{\eta q + 1}} \left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^{\frac{\alpha}{2}}\right) \\ & \times \frac{I_{\frac{\mu}{p+1} - 1}\left(\frac{2 \mu (\eta + 1) |\sin(\theta)|}{p + 1} \sqrt{\frac{\kappa (\kappa + 1)}{\eta q + 1}} \left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^{\frac{\alpha}{2}}\right)}{\cosh\left(\frac{2 \mu (\eta + 1) \sin(\theta)}{p + 1} \sqrt{\frac{\kappa (\kappa + 1)}{\eta q + 1}} \left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^{\frac{\alpha}{2}}\right)} \\ & \times \frac{I_{\frac{\mu p}{p+1} - 1}\left(\frac{2 \mu p (\eta + 1) |\cos(\theta)|}{\eta (p + 1)} \sqrt{\frac{\eta \kappa q (\kappa + 1)}{\eta q + 1}} \left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^{\frac{\alpha}{2}}\right)}{\cosh\left(\frac{2 \mu p (\eta + 1) \cos(\theta)}{\eta (p + 1)} \sqrt{\frac{\eta \kappa q (\kappa + 1)}{\eta q + 1}} \left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^{\frac{\alpha}{2}}\right)}. \end{aligned} \quad (2.54)$$

Portanto, a FDP marginal da envoltória é encontrada por meio de

$$f_R(r) = \int_{-\pi}^{\pi} f_{R,\Theta}(r, \theta) d\theta. \quad (2.55)$$

Por questão de abreviação, as FDPs conjuntas $f_{R,\Theta}(r, \theta)$ da *Raw Parametrization* e *Local Parametrization* não serão descritas aqui, porém, podem ser consultadas nas equações (6) e (7) de [20], respectivamente.

A distribuição α - η - κ - μ também pode ter a FDP da envoltória descrita por meio de expansão em séries. Como foi mencionado, e pode ser visto em (2.11), a envoltória α - η - κ - μ na potência α , ou seja, R^α , pode ser representada como a soma de duas distribuições κ - μ na potência com os parâmetros $(\kappa_x, \mu_x/2, \hat{r}_x)$ e $(\kappa_y, \mu_y/2, \hat{r}_y)$ para a *Local Parametrization*

[20]. Em [48], foi obtido um resultado fundamental sobre a distribuição da soma de um número arbitrário de potências κ - μ independentes e não identicamente distribuídas.

A FDP $f_{R^\alpha}(r^\alpha)$ e a FDC $F_{R^\alpha}(r^\alpha)$ de duas potências κ - μ podem ser escritas em termos de expansão em séries nas equações (4) e (6), respectivamente, em [48]. Desta maneira, a FDP e a FDC da distribuição α - η - κ - μ podem ser obtidas, respectivamente, como

$$f_R(r) = \alpha r^{\alpha-1} f_{R^\alpha}(r^\alpha) \quad (2.56)$$

e

$$F_R(r) = F_{R^\alpha}(r^\alpha). \quad (2.57)$$

Para a *Global Parametrization*, a FDP e a FDC, obtidas utilizando as definições (2.56) e (2.57), são dadas, respectivamente por [20]

$$f_R(r) = \frac{\alpha r^{\alpha\mu-1}}{2^\mu \Gamma(\mu) \exp\left(\frac{r^\alpha}{2}\right)} \times \sum_{k=0}^{\infty} \frac{k! c_k L_k^{\mu-1}(2r^\alpha)}{(\mu)_k} \quad (2.58)$$

e

$$F_R(r) = \frac{r^{\alpha\mu}}{2^{\mu+1} \Gamma(\mu+1) \exp\left(\frac{r^\alpha}{2}\right)} \times \sum_{k=0}^{\infty} \frac{k! m_k L_k^\mu\left(\frac{2(\mu+1)r^\alpha}{\mu}\right)}{(\mu+1)_k}, \quad (2.59)$$

em que $\Gamma(\cdot)$ é a função Gamma [49], $(u)_v$ é o símbolo de Pochhammer definido como $(u)_v = \frac{\Gamma(u+v)}{\Gamma(u)}$ e $L_p^r(\cdot)$ é o polinômio de Laguerre generalizado, que pode ser expresso em termos da função Hipergeométrica Confluente ${}_1F_1(\cdot, \cdot; \cdot)$ [49] como $L_p^r(x) = \binom{p+r}{p} {}_1F_1(-p, r+1; x)$. Os termos c_k e m_k são dados por

$$c_k = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^{k-1} c_j d_{k-j}, \quad k \geq 1, \quad (2.60)$$

e

$$m_k = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^{k-1} m_j q_{k-j}, \quad k \geq 1, \quad (2.61)$$

em que c_0 , d_j , m_0 e q_j são, respectivamente

$$c_0 = \frac{8^\mu \left(\frac{3(p+1)\hat{r}^\alpha}{(\eta+1)(\kappa+1)\mu} + 2 \right)^{-\frac{\mu}{p+1}} \left(\frac{3\eta(p+1)\hat{r}^\alpha}{(\eta+1)(\kappa+1)\mu p} + 2 \right)^{-\frac{\mu p}{p+1}}}{\exp\left(\frac{3\kappa\mu\hat{r}^\alpha(\eta+1)(2\mu p(\eta+1)(\kappa+1)(\eta q+1)+3\eta\hat{r}^\alpha(p+1)(pq+1))}{(\eta q+1)(2\mu(\eta+1)(\kappa+1)+3\hat{r}^\alpha(p+1))(2\mu p(\eta+1)(\kappa+1)+3\eta\hat{r}^\alpha(p+1))} \right)}, \quad (2.62)$$

$$\begin{aligned}
d_j &= \frac{\mu}{p+1} \left(\frac{2\mu(\eta+1)(\kappa+1) - (p+1)\hat{r}^\alpha}{2\mu(\eta+1)(\kappa+1) + 3(p+1)\hat{r}^\alpha} \right)^j \\
&+ \frac{p\mu}{p+1} \left(\frac{2\mu p(\eta+1)(\kappa+1) - \eta\hat{r}^\alpha(p+1)}{2\mu p(\eta+1)(\kappa+1) + 3\eta\hat{r}^\alpha(p+1)} \right)^j \\
&- \frac{8j\kappa\mu^2\eta p^2 q(\eta+1)^2(\kappa+1)(2\mu p(\eta+1)(\kappa+1) - \eta\hat{r}^\alpha(p+1))^{j-1}\hat{r}^\alpha}{(\eta q+1)(2\mu p(\eta+1)(\kappa+1) + 3\eta\hat{r}^\alpha(p+1))^{j+1}} \\
&- \frac{8j\kappa\mu^2(\eta+1)^2(\kappa+1)(2\mu(\eta+1)(\kappa+1) - (p+1)\hat{r}^\alpha)^{j-1}\hat{r}^\alpha}{(\eta q+1)(2(\eta+1)(\kappa+1)\mu + 3\hat{r}^\alpha(p+1))^{j+1}}, \tag{2.63}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
m_0 &= \frac{8^{\mu+1}(\mu+1)^{\mu+1} \left(2\mu + \frac{(3\mu+4)(p+1)\hat{r}^\alpha}{(\eta+1)(\kappa+1)\mu} \right)^{-\frac{\mu}{p+1}} \left(2\mu + \frac{\eta\hat{r}^\alpha(3\mu+4)(p+1)}{\mu p(\eta+1)(\kappa+1)} \right)^{-\frac{\mu p}{p+1}} (3\mu+4)^{-1}}{\exp \left(\frac{\kappa\mu\hat{r}^\alpha(\eta+1)(3\mu+4)(2\mu^2 p(\eta+1)(\kappa+1)(\eta q+1) + \eta\hat{r}^\alpha(3\mu+4)(p+1)(pq+1))}{(\eta q+1)(2\mu^2(\eta+1)(\kappa+1) + (3\mu+4)(p+1)\hat{r}^\alpha)(2p\mu^2(\eta+1)(\kappa+1) + \eta\hat{r}^\alpha(3\mu+4)(p+1))} \right)}, \tag{2.64}
\end{aligned}$$

e

$$\begin{aligned}
q_j &= \frac{\mu}{p+1} \left(\frac{\mu(2\mu(\eta+1)(\kappa+1) - (p+1)\hat{r}^\alpha)}{2\mu^2(\eta+1)(\kappa+1) + (3\mu+4)(p+1)\hat{r}^\alpha} \right)^j \\
&+ \frac{\mu p}{p+1} \left(\frac{\mu(2\mu p(\eta+1)(\kappa+1) - \eta\hat{r}^\alpha(p+1))}{2p\mu^2(\eta+1)(\kappa+1) + \eta\hat{r}^\alpha(3\mu+4)(p+1)} \right)^j \\
&- \frac{8j\kappa\mu^{j+2}\eta p^2 q(\eta+1)^2(\kappa+1)(\mu+1)(2\mu p(\eta+1)(\kappa+1) - \eta\hat{r}^\alpha(p+1))^{j-1}\hat{r}^\alpha}{(\eta q+1)(2p\mu^2(\eta+1)(\kappa+1) + \eta\hat{r}^\alpha(3\mu+4)(p+1))^{j+1}} \\
&- \frac{8j\kappa\mu^{j+2}(\eta+1)^2(\kappa+1)(\mu+1)}{\eta q+1} \\
&\times \frac{(2\mu(\eta+1)(\kappa+1) - (p+1)\hat{r}^\alpha)^{j-1}\hat{r}^\alpha}{(2\mu^2(\eta+1)(\kappa+1) + (3\mu+4)(p+1)\hat{r}^\alpha)^{j+1}} + \left(-\frac{\mu}{3\mu+4} \right)^j. \tag{2.65}
\end{aligned}$$

Por questão de abreviação, as FDPs $f_R(r)$ e as FDCs $F_R(r)$ da *Raw Parametrization* e *Local Parametrization* não serão descritas aqui, porém, podem ser consultadas nas equações (17), (20), (23) e (26) de [20], com seus respectivos parâmetros.

A Figura 2.3 mostra alguns formatos que a FDP da envoltória α - η - κ - μ assume, quando os parâmetros são variados. No entanto, devido ao grande número de parâmetros e seus intervalos, a análise de todos os possíveis formatos assumidos constitui uma tarefa inviável. Portanto, os exemplos mostrados aqui são algumas amostras de um universo ainda não explorado, em que as FDPs possuem formatos não convencionais.

Um grande número de distribuições largamente utilizadas na literatura pode ser derivado como casos particulares do modelo baseado na envoltória α - η - κ - μ . Entre esses, citam-se as distribuições com três parâmetros de desvanecimento (α - κ - μ e α - η - μ), aquelas com dois parâmetros (α - μ , η - μ , κ - μ e Beckmann (η - κ)), aquelas com parâmetro único, tais como Nakagami- m , Weibull, Hoyt e Rice, e, finalmente, aqueles modelos que não possuem parâmetro específico descritivo do desvanecimento, tais como Rayleigh, semi-

Gaussiana, e exponencial negativa. A Tabela 2.1 mostra as relações dos parâmetros, mas um maior detalhamento dos casos particulares pode ser encontrado em [20, Seção VI].

Tabela 2.1: Relação dos parâmetros da distribuição α - η - κ - μ com os casos particulares

Distribuições	Parâmetros						
	α	η	κ	μ	q	p	\hat{r}
α - η - κ - μ	α	η	κ	μ	q	p	\hat{r}
α - κ - μ	α	1	κ	μ	1	1	\hat{r}
α - η - μ	α	η	0	$\mu/2$	1	1	\hat{r}
α - μ	α	1	0	μ	1	1	\hat{r}
η - μ	2	η	0	$\mu/2$	1	1	\hat{r}
κ - μ	2	2	κ	μ	1	1	\hat{r}
η - κ	2	η	κ	1	1	1	\hat{r}
Nakagami- m	2	1	0	μ	1	1	\hat{r}
Weibull	α	1	0	1	1	1	\hat{r}
Hoyt	2	η	0	1	1	1	\hat{r}
Rice	2	1	κ	1	1	1	\hat{r}
Rayleigh	2	1	0	1	1	1	\hat{r}
Semi-Gaussiana	2	1	0	1/2	1	1	\hat{r}
Exponencial Negativa	1	1	0	1	1	1	\hat{r}

2.4 Conclusões

Este capítulo apresentou um resumo sobre as distribuições κ - μ , κ - μ Extreme e α - η - κ - μ . A novidade deste trabalho, que será apresentada no Capítulo 3, é dependente do entendimento dos modelos físicos baseados na envoltória das distribuições.

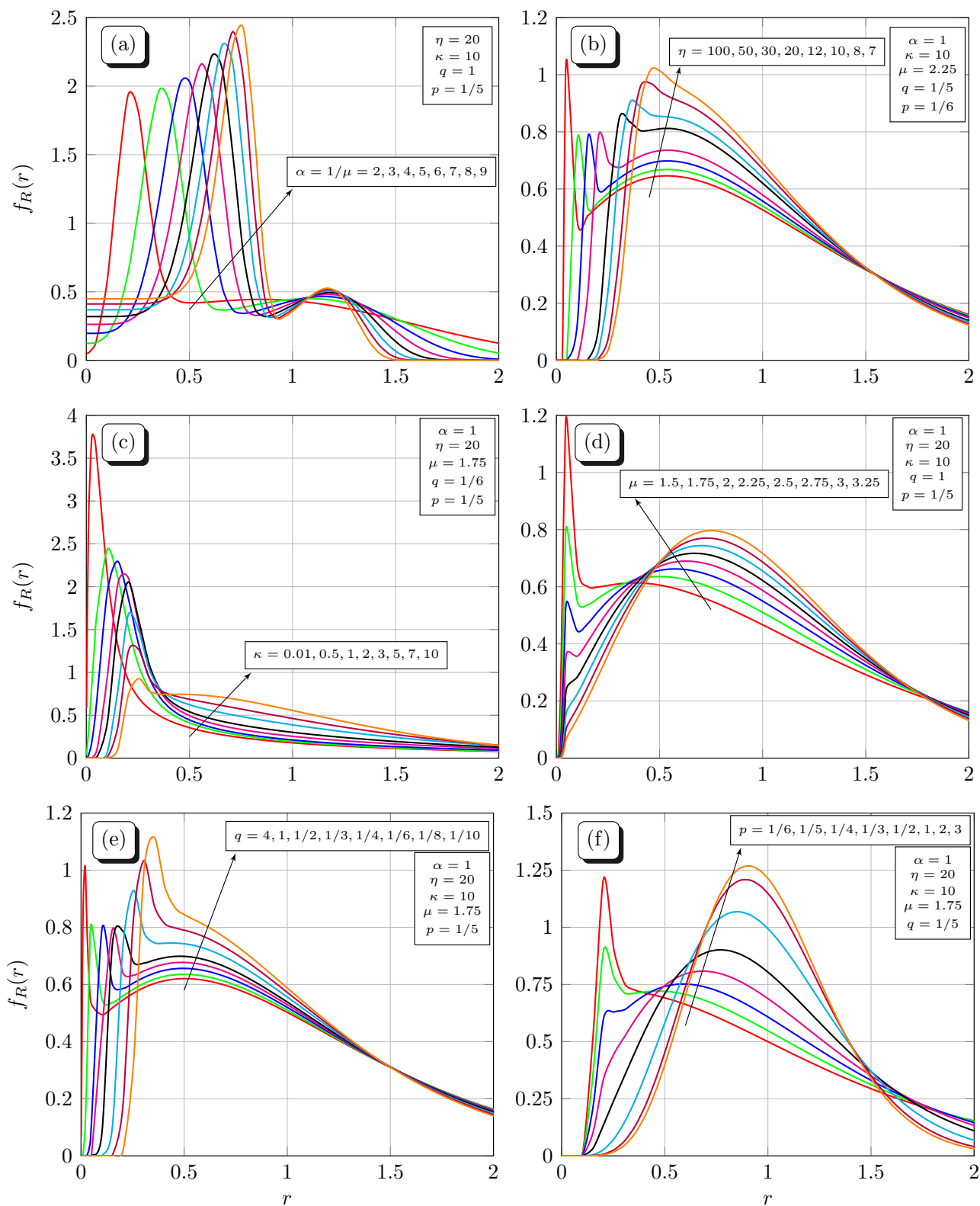


Figura 2.3: FDPs para distribuição α - η - κ - μ para diversos valores de parâmetros.

Capítulo 3

Geradores de números aleatórios para distribuições generalizadas

Diante da complexidade dos sistemas modernos, as atividades de pesquisa e desenvolvimento em sistemas de comunicação fazem uso intenso de simulações computacionais. Como a maior parte dos sistemas analisados são afetados por fenômenos físicos aleatórios, é desejável que essas simulações sejam capazes de reproduzir esta aleatoriedade com precisão e, de preferência, em um curto intervalo de tempo.

Desta forma, na Seção 3.1 deste capítulo são revisitadas técnicas bem conhecidas de geração de números aleatórios e na Seção 3.2 é descrita uma maneira de mensurar a qualidade na geração de amostras. Nas Seções 3.3, 3.4 e 3.5 os geradores das distribuições κ - μ , κ - μ Extreme e α - η - κ - μ , respectivamente, são propostos e testes sobre a qualidade na geração das amostras são executados.

3.1 Técnicas de geração de números aleatórios

As simulações são capazes de reproduzir os fenômenos físicos aleatórios com precisão e em um curto intervalo de tempo. Normalmente, são baseadas em métodos de Monte Carlo que implementam a geração de amostras aleatórias massivas para obter resultados numéricos capazes de descrever o fenômeno físico que se deseja reproduzir. Existem vários métodos para a geração das variáveis aleatórias que representam os fenômenos físicos consolidados na literatura e serão apresentados, resumidamente, nesta seção [50–53]. A escolha de qual técnica utilizar depende das limitações de aplicabilidade.

3.1.1 Box-Muller

O método de geração de Box-Muller foi desenvolvido por George Edward Pelham Box e Mervin Edgar Muller em 1958 [52]. Consiste na geração de pares de amostras aleatórias independentes com distribuição Gaussiana a partir de duas variáveis aleatórias uniformemente distribuídas entre 0 e 1. Considerando U_1 e U_2 as variáveis aleatórias uniformes de referência, tem-se como resultado as variáveis aleatórias Gaussianas G_1 e G_2 com médias m_1 e m_2 e desvios padrão σ_1 e σ_2 , respectivamente dadas por

$$G_1 = \cos(2\pi U_1) \sqrt{-2 \ln(U_2) \sigma_1^2} + m_1 \quad (3.1)$$

$$G_2 = \sin(2\pi U_1) \sqrt{-2 \ln(U_2) \sigma_2^2} + m_2. \quad (3.2)$$

Trata-se de um método estatístico muito simples, porém, grande parte dos *softwares* matemáticos já tem implementado funções nativas que geram as variáveis aleatórias Gaussianas, devido à grande importância e utilização na representação de fenômenos aleatórios reais.

3.1.2 Método da inversa da FDC

Uma das maneiras mais simples de se gerar variáveis aleatórias V é pelo método da inversa da FDC [50]. Suponha que U seja uma variável aleatória uniformemente distribuída entre 0 e 1 e que $F_V(v)$ é a FDC da variável aleatória V que se deseja gerar. Desta forma, V será dada por

$$V = F_V^{-1}(U). \quad (3.3)$$

Pode-se substituir as variáveis uniformes por uma outra de distribuição qualquer, entretanto a distribuição uniforme é a mais comumente utilizada devido à sua simplicidade. Uma grande desvantagem deste método é o fato de seu uso estar restrito às distribuições que possuem FDC inversível.

3.1.3 Método da convolução

O método de geração da convolução é aplicável às variáveis aleatórias que podem ser expressas pela soma de i variáveis aleatórias [50]. Seja V a variável aleatória que se deseja gerar definida por

$$V = J_1 + J_2 + \dots + J_i, \quad (3.4)$$

em que J_1, J_2, \dots, J_i são variáveis aleatórias com distribuição J . Desta forma, basta gerar J_1, J_2, \dots, J_i individualmente, que V desejado será a soma de cada uma delas.

A desvantagem deste modo de geração é de somente aceitar um número inteiro de i variáveis aleatórias a serem somadas.

3.1.4 Método da aceitação-rejeição

O método da aceitação-rejeição para geração de variáveis aleatórias é amplamente utilizado em função de sua simplicidade e aplicabilidade universal, podendo ser útil quando nenhum dos métodos supramencionados podem ser aplicados [50, 51].

Seja a variável aleatória V que se deseja gerar com FDP $f_V(v)$. A ideia básica é achar uma função que englobe $f_V(v)$, ou seja, que seja majoritária sobre ela. Esta função é também chamada de *hat function*, sendo definida por $Cg_Z(z)$, em que $g_Z(z)$ é a FDP da função majoritária e C é dado por

$$C = \int_{-\infty}^{\infty} Cg_Z(z)dz. \quad (3.5)$$

É definido que $C \geq 1$ e que $1/C$ é a porcentagem de aceitação de amostras do método. A proporção de aceitação é a razão entre o número de amostras aceitas pelo método de aceitação-rejeição e o número total de amostras geradas a partir da função majoritária. Claramente, a proporção de aceitação é a razão entre a área total da FDP desejada $f_V(v)$ e a área total da função majoritária $Cg_Z(z)$. Como $f_V(v)$ e $g_Z(z)$ são densidades de probabilidade, a área de cada uma é igual a 1. Consequentemente, a proporção de aceitação será $1/C$. É desejável que C seja o mais próximo de 1 quanto possível, resultando em $f_V(v) = g_Z(z)$. Desta forma, todos os pontos gerados estarão na região de aceitação, tornando o método 100% eficiente.

Uma das possíveis maneiras de descrever o método da aceitação-rejeição é exposto pelo Algoritmo 1:

Algoritmo 1 Método da aceitação-rejeição

- 1: Gere uma variável uniforme U no intervalo $(0, 1]$;
 - 2: Gerar uma variável Z com distribuição $g_Z(z)$ independente de U ;
 - 3: **se** $U \leq \frac{f_V(Z)}{Cg_Z(Z)}$ **então**
 - 4: Aceite $V = Z$ como uma variável aleatória de distribuição $f_V(v)$;
 - 5: **senão**
 - 6: Rejeite Z .
-

A limitação deste método de geração é que a FDP da função majoritária escolhida

precisa ser computacionalmente implementável [53].

3.2 Qualidade na geração dos números aleatórios

No processo de geração de variáveis aleatórias, surge a necessidade de se fazer alguns testes para verificar se a sequência aleatória gerada tem estatísticas similares à distribuição de interesse. A qualidade na geração pode ser avaliada por meio de requisitos como exatidão, aderência, uniformidade, entre outros. Nesta dissertação, será utilizado o teste Kolmogorov-Smirnov (KS) como teste de aderência (*Goodness-of-fit test*), a fim de quantificar o desempenho dos geradores de sequência aleatória que serão aqui propostos.

3.2.1 Teste de Kolmogorov-Smirnov

Em estatística, o teste KS [54, 55] é um teste não paramétrico utilizado para comparar distribuições de probabilidade. Pode ser usado para contrastar uma amostra aleatória com uma distribuição de referência, ou para verificar se duas amostras diferentes podem ser consideradas provenientes de um mesmo modelo estatístico. Desta forma, o teste KS verifica a aderência da amostra gerada com sua respectiva distribuição teórica, sendo um quantificador de desempenho dos geradores de variáveis aleatórias propostos.

Considerando um conjunto de amostras aleatórias com distribuição desconhecida J e um conjunto de amostras aleatórias que segue uma distribuição desejada J_0 , o teste KS pode ser avaliado por meio de um teste de hipóteses, em que \mathcal{H}_0 é a hipótese $J = J_0$ e \mathcal{H}_1 é a hipótese $J \neq J_0$.

A FDC empírica $F_J(j)$ para n amostras J_i independentes e identicamente distribuídas (i.i.d) é definida como [56]

$$F_J(j) = \Pr\{J \leq j\} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{[-\infty, j]}(J_i), \quad (3.6)$$

em que $\Pr\{\cdot\}$ é a probabilidade de ocorrência de um evento qualquer e $I_{[-\infty, j]}(J_i)$ é a função indicadora, igual a 1 se $J_i \leq j$ e igual a 0 de outro modo. Desta forma, a estatística do teste KS para uma dada FDC teórica desejada $F_{J_0}(j_0)$ é

$$D_n = |F_J(j) - F_{J_0}(j_0)|, \quad (3.7)$$

em que D_n é o conjunto de distâncias das n amostras. Essas estatísticas medem as distâncias verticais entre os gráficos das funções, teórica e empírica, nos pontos $j_{(i-1)}$ e $j_{(i)}$. Pelo Teorema de Glivenko-Cantelli [57], se a amostra analisada pertence a distribuição

$F_{J_0}(j_0)$, então D_n converge para zero com um número n suficientemente grande de dados. Portanto, para aceitarmos a hipótese \mathcal{H}_0 , D_n deve ser menor que um limiar de decisão λ previamente estabelecido, ou seja, $D_n < \lambda$.

Neste trabalho o teste KS foi implementado com o *software* matemático Matlab, via a função nativa *kstest*. Os argumentos de saída da função são: (i) h , que mostra o resultado do teste de hipóteses, $h = 0$ se a \mathcal{H}_0 é aceita, ou $h = 1$ no caso contrário; (ii) p^* , que é a probabilidade de se obter \mathcal{H}_0 ; (iii) *ksstat*, que é a maior distância entre as FDCs empírica e teórica e (iv) *cv*, que é valor crítico, escrita aqui como λ/\sqrt{n} .

O teste de hipóteses pode ser feito considerando o valor de p^* , ou seja

$$\delta = \begin{cases} p^* \geq \phi & \text{sob hipótese } \mathcal{H}_0 \\ p^* < \phi & \text{sob hipótese } \mathcal{H}_1, \end{cases} \quad (3.8)$$

em que ϕ é o nível de significância estipulado, que depende de λ [54, 55]. Portanto, se o valor de p^* obtido for menor que o nível de significância estipulado ϕ , \mathcal{H}_0 é rejeitado, ou seja, o conjunto de dados não é considerado aderente à distribuição de referência. Caso contrário, se o valor de p^* for maior, aceita-se \mathcal{H}_0 como verdadeira e os dados são considerados aderentes à distribuição.

Resultados numéricos presentes na literatura [54, 55] mostram que, se $\phi = 0.05$, as amostras empíricas geradas têm uma boa aderência com a distribuição teórica de referência. Este foi o valor do nível de significância ϕ utilizado como parâmetro neste trabalho. Maiores informações sobre o teste KS podem ser encontradas em [58].

3.3 Gerador para distribuição κ - μ

A geração de variáveis aleatórias com distribuição κ - μ pode ser feita de maneiras diferentes, dependendo do valor numérico de μ . Nas Subseções 3.3.1, 3.3.2 e 3.3.3 será detalhado o processo de geração nas condições de μ especificadas.

3.3.1 Gerador κ - μ para μ inteiro ou múltiplo de 1/2

A geração de amostras com distribuição κ - μ pode partir do próprio modelo físico da envoltória, descrito em (2.1). Nesse caso, a envoltória κ - μ é composta pela soma de 2μ componentes de multipercurso Gaussianas i.i.d, de média nula e variância σ^2 , de potências idênticas, mas dentro de cada *cluster* existe uma componente dominante de potência arbitrária λ_i . Esse método funciona somente quando 2μ é um número inteiro ou

quando μ é múltiplo de $1/2$. Essa é uma limitação relevante pelo fato de μ na prática ser um número real positivo.

3.3.2 Gerador κ - μ para $\mu > 0.5$

Tendo a limitação anteriormente citada em mente, os autores de [27] propuseram um algoritmo eficiente para gerar amostras κ - μ a partir do método da aceitação-rejeição, em que a proporção de aceitação ultrapassa 95% à medida que o parâmetro κ aumenta.

A função majoritária utilizada em [27] é dada por [29]

$$Cg_Z(z) = b \exp(-a(\rho - \rho_0)^2) \geq f_P(\rho), \quad (3.9)$$

em que $g_Z(z)$ é a FDP relacionada à função majoritária e $f_P(\rho)$ é a FDP da distribuição κ - μ , definida em (2.2). As constantes a , b e ρ_0 são encontradas de forma que a função $Cg_Z(z)$ seja majoritária a $f_P(\rho)$, para todo $\rho > 0$.

O parâmetro C é encontrado de forma exata por meio da definição em (3.5) e é dado por

$$C = \frac{b}{2} \sqrt{\frac{\pi}{a}} [1 + \text{Erf}(\sqrt{a}\rho_0)], \quad (3.10)$$

sendo $\text{Erf}(\cdot)$ a função erro e $1/C$ é a probabilidade de aceitação das amostras no método.

O coeficiente ρ_0 é obtido como a solução de $\frac{d}{d\rho} f_P(\rho) = 0$, ou seja, o valor de ρ em que ocorre o máximo da FDP κ - μ . O coeficiente b é dado como a moda da FDP κ - μ , ou seja, $b = f_P(\rho_0)$. Tanto ρ_0 quanto b podem ser facilmente encontrados usando as ferramentas de *softwares* matemáticos, como o Matlab e o Mathematica.

Por fim, o coeficiente a tem relação com o decaimento da cauda da função majoritária e, para que a porcentagem de aceitação seja maximizada, é encontrado a partir de (3.9) como [29]

$$a = \min \left\{ \frac{1}{(\rho - \rho_0)^2} \ln \frac{f_P(\rho_0)}{f_P(\rho)} \right\}. \quad (3.11)$$

Para esse caso particular da κ - μ , o parâmetro a é simplificado em $a = \mu(\kappa + 1)$.

A Figura 3.1 ilustra uma FDP κ - μ e a função majoritária $Cg_Z(z)$, dada em (3.9), exemplificando os parâmetros.

Pode-se observar que a função majoritária $Cg_Z(z)$ tem o formato de uma Gaussiana truncada em 0, com média ρ_0 e variância $1/2a$. Desta forma, pode-se gerar variáveis aleatórias Z com distribuição majoritária $g_Z(z)$, utilizando o método da inversa da FDC,

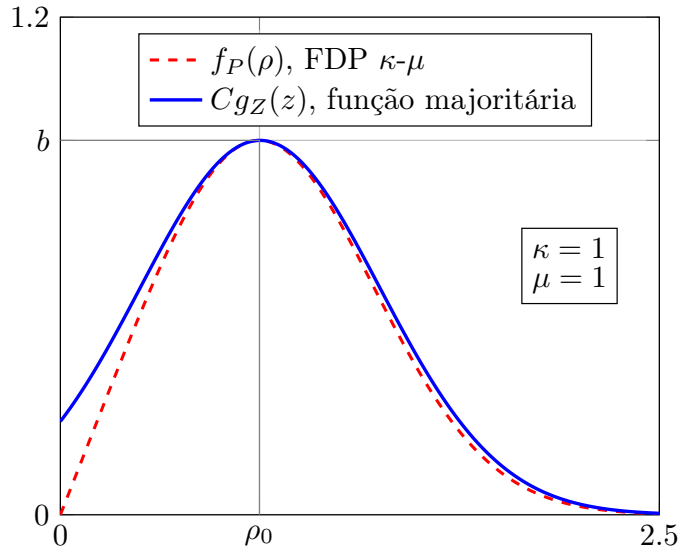


Figura 3.1: Formato típico da FDP κ - μ para $\mu > 0.5$ e da função majoritária.

resultando em [59]

$$Z = \Phi^{-1}(\Phi(0) + U \times (1 - \Phi(0))), \quad (3.12)$$

em que Z é uma variável aleatória Gaussiana truncada em 0, $\Phi(\cdot)$ é a FDC da distribuição normal com média ρ_0 e variância $1/2a$, $\Phi^{-1}(\cdot)$ a sua inversa, e U é uma variável aleatória uniforme no intervalo $(0, 1]$.

Desta maneira, o Algoritmo 2 resume o passo a passo utilizado em [27] para geração de variáveis aleatórias com distribuição κ - μ .

Algoritmo 2 Geração de amostras κ - μ , para $\mu \geq 0.5$

- 1: Defina os parâmetros κ e μ
 - 2: Encontre ρ_0 , resolvendo $\frac{d}{d\rho} f_P(\rho) = 0$
 - 3: Faça $b = f_P(\rho_0)$
 - 4: Encontre a , fazendo $a = \mu(\kappa + 1)$
 - 5: Gere Z com distribuição Gaussiana truncada, $Z = \Phi^{-1}(\Phi(0) + U \times (1 - \Phi(0)))$
 - 6: Gere U com distribuição uniforme entre $(0,1]$
 - 7: **se** $U \leq \frac{f_P(Z)}{Cg_Z(Z)}$ **então**
 - 8: Aceite $P = Z$ como a amostra desejada
 - 9: **senão**
 - 10: Rejeite Z .
-

Na parte (a) da Figura 3.2, FDPs empíricas, geradas pelo método proposto com 10^6 amostras, são contrastadas com FDPs teóricas, definidas em (2.2), em que as marcas são os pontos simulados e as linhas sólidas as curvas teóricas. Pode-se observar que os pontos simulados correspondem aos resultados analíticos perfeitamente. Já na parte (b) da Figura 3.2 é ilustrada a proporção de aceitação simulada e teórica do método em função

de κ , para diversos valores de μ . Da mesma forma, as marcas são os pontos simulados e as linhas sólidas as curvas teóricas de $1/C$, com C calculado em (3.10). Nota-se que, à medida que o parâmetro κ aumenta, a proporção de aceitação ultrapassa 95%. Além disso, a proporção de aceitação decresce com o aumento do parâmetro μ , mas em todos os casos a aceitação é superior a 70%.

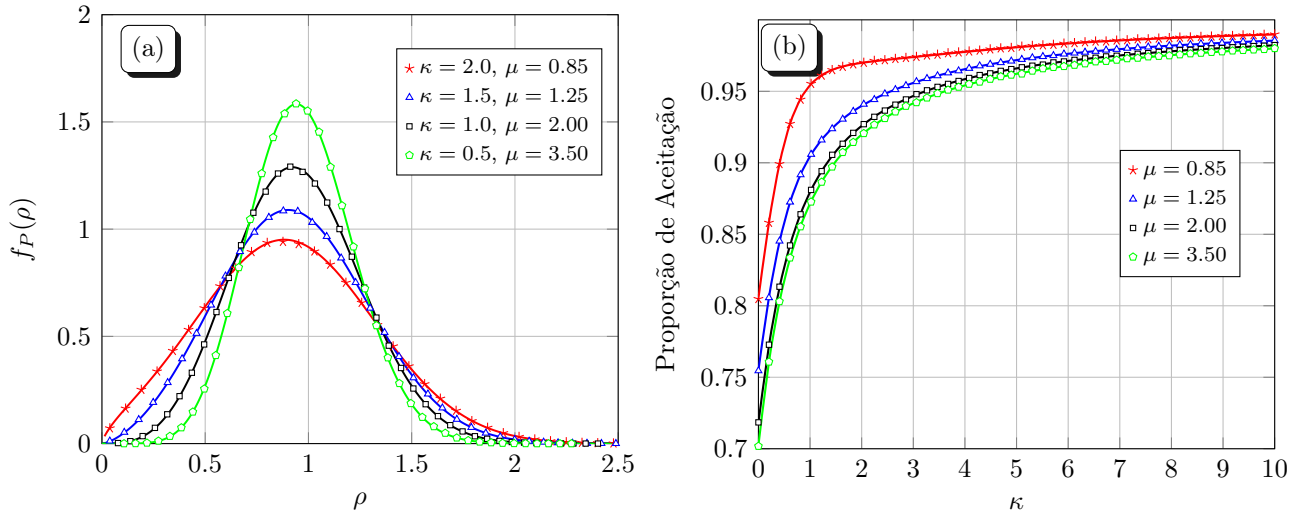


Figura 3.2: (a)FDPs empíricas e teóricas e (b) proporção de aceitação do processo de geração de amostras κ - μ para $\mu > 0.5$

A fim de quantificar a qualidade na geração das variáveis aleatórias, foi implementado o teste KS. A Tabela 3.1 reporta os valores de p^* obtidos considerando os mesmos valores de parâmetros κ e μ utilizados na parte (a) da Figura 3.2. Em todos os casos $p^* > 0.05$, mostrando uma excelente aderência dos resultados simulados com as curvas teóricas.

Tabela 3.1: Resultados do valores de p^* do teste KS, para a distribuição κ - μ com $\mu > 0.5$.

Parâmetros (κ, μ)	p^*
(2.0, 0.85)	0.3791
(1.5, 1.25)	0.6739
(1.0, 2.00)	0.3717
(0.5, 3.50)	0.3837

Este método de geração é restrito apenas para valores do parâmetro $\mu > 0.5$. Isso ocorre porque a FDP da distribuição κ - μ para o caso $0 < \mu < 0.5$ passa a apresentar um comportamento bimodal, com a primeira parte tendendo ao infinito à medida que ρ se aproxima de 0. Esse comportamento pode ser observado na Figura 2.1. Desta maneira, a função majoritária utilizada em (3.9), não cobre totalmente a FDP κ - μ , ou seja, deixa de ser majoritária nesse intervalo de variação de μ , inviabilizando o método.

3.3.3 Gerador κ - μ para $0 < \mu < 0.5$

Considerando a limitação encontrada no método de geração de amostras κ - μ , proposto em [27] e resumido na Subseção 3.3.2, esse trabalho propõe um gerador simples e eficiente para preencher esta lacuna na geração de amostras κ - μ , ou seja, para o parâmetro μ no intervalo $0 < \mu < 0.5$.

O processo de geração é baseado no método da aceitação-rejeição, em que a função majoritária à FDP $f_P(\rho)$ da distribuição κ - μ é dividida em partes, sendo dada por

$$f_P(\rho) \leq Cg_Z(z) = \begin{cases} \frac{2\mu^\mu(1+\kappa)^\mu}{\Gamma(\mu)}\rho^{2\mu-1} & 0 \leq \rho \leq \rho_{\min} \\ b \exp(-a(\rho - \rho_0)^2) & \rho > \rho_{\min} \end{cases}. \quad (3.13)$$

Note que, com $\mu < 0.5$, a primeira parte da função majoritária (3.13) é simplesmente uma função polinomial decrescente no intervalo $0 \leq \rho \leq \rho_{\min}$, e a segunda parte tem o formato de uma função Gaussiana truncada no intervalo $\rho > \rho_{\min}$. A definição utilizada para a função majoritária descrita em (3.13) partiu da análise da própria FDP da distribuição κ - μ . Para pequenos valores de μ , a FDP da distribuição κ - μ pode se aproximar a uma função razoavelmente simples (não é uma FDP) dado em [17, Eqn. (33)]. Claramente, tal função pode ser dividida em duas partes mais simples, ou seja, uma não envolvendo uma exponencial, responsável pelo primeiro pico, e outra envolvendo uma exponencial, responsável pelo segundo pico.

A constante ρ_{\min} é a abscissa do valor mínimo da FDP κ - μ quando $\mu < 0.5$. As constantes a , b , e ρ_0 são encontradas de forma que $Cg_Z(z)$ possa ser majoritária à $f_P(\rho)$ para $\rho > \rho_{\min}$ e, simultaneamente, lidar com a melhor proporção de aceitação.

Considerando $\rho > \rho_{\min}$ e, portanto, o comportamento da FDP κ - μ $f_P(\rho)$ nessas condições, o coeficiente ρ_0 é obtido como a solução de $\frac{d}{d\rho}f_P(\rho) = 0$, ou seja, o valor de ρ em que ocorre o máximo de $f_P(\rho)$ para $\rho > \rho_{\min}$. Então, o coeficiente b é definido como a moda da FDP, ou seja, $b = f_P(\rho_0)$. E por fim, o coeficiente a é determinado por (3.11), maximizando a proporção de aceitação do método. Todos os parâmetros citados anteriormente podem ser obtidos usando as ferramentas matemáticas de *softwares*, como Mathematica e Matlab.

O parâmetro C é encontrado de forma exata, por meio da definição (3.5), dado por

$$C = \frac{\mu^{\mu-1}(1+\kappa)^\mu\rho_{\min}^{2\mu}}{\Gamma(\mu)} + b\sqrt{\frac{\pi}{a}}Q\left(\sqrt{2a}(\rho_{\min} - \rho_0)\right), \quad (3.14)$$

sendo $Q(\cdot)$ a função Q -Gaussiana e $1/C$ é a proporção de aceitação do método.

A Figura 3.3 ilustra a FDP κ - μ na condição $0 < \mu < 0.5$ e a função majoritária $Cg_Z(z)$, dada em (3.13), em que κ , μ e m estão relacionados pela definição em (2.7).

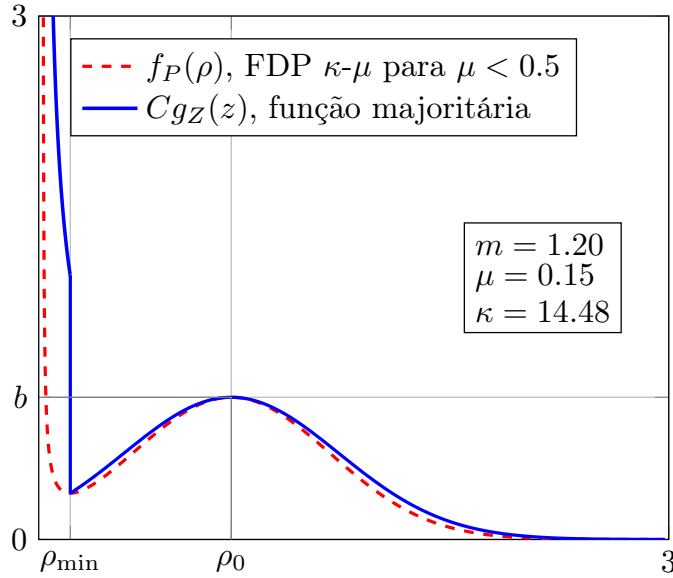


Figura 3.3: Formato típico da FDP κ - μ para $\mu < 0.5$ e da função majoritária.

A FDP majoritária, $g_Z(z)$, é dada por

$$g_Z(z) = \begin{cases} \frac{2\mu^\mu(1+\kappa)^\mu}{C\Gamma(\mu)} z^{2\mu-1} & 0 \leq z \leq \rho_{\min} \\ \frac{b}{C} \exp(-a(z - \rho_0)^2) & z > \rho_{\min} \end{cases}. \quad (3.15)$$

Dado (3.15), a geração de variáveis aleatórias Z com distribuição $g_Z(z)$ pode ser feita de forma direta. A primeira parte de $g_Z(z)$ é um polinômio de ordem $2\mu - 1$ e a segunda parte tem a forma de uma Gaussiana truncada, em que ambas são situações possíveis de serem geradas utilizando o método da inversa da FDC.

Dessa forma, considerando C definido em (3.14) e utilizando uma variável de auxílio s , definida por

$$s = \frac{\mu^{\mu-1}(1+\kappa)^\mu \rho_{\min}^{2\mu}}{\Gamma(\mu)}, \quad (3.16)$$

a variável aleatória Z é dada por

$$Z = \begin{cases} \left(\frac{U C \Gamma(\mu)}{\mu^{\mu-1}(1+\kappa)^\mu} \right)^{\frac{1}{2\mu}} & U \leq \frac{s}{C} \\ \frac{1}{\sqrt{a}} \operatorname{Erf}^{-1} \left[\left(\left(U - \frac{s}{C} \right) \frac{1}{\frac{b}{2C} \sqrt{\frac{\pi}{a}}} \right) + \operatorname{Erf}(\sqrt{a}(\rho_{\min} - \rho_0)) \right] + \rho_0 & U \geq \frac{s}{C} \end{cases}, \quad (3.17)$$

sendo U uma variável aleatória uniforme entre $(0, 1]$.

Desta maneira, o Algoritmo 3 resume o passo a passo utilizado para geração de variáveis aleatórias com distribuição κ - μ , na situação em que $0 < \mu < 0.5$.

Algoritmo 3 Geração de amostras κ - μ , para $0 < \mu < 0.5$

-
- 1: Defina os parâmetros κ e μ
 - 2: Encontre ρ_{\min}
 - 3: Encontre ρ_0 , b e a , na situação $\rho > \rho_{\min}$
 - 4: Gere U com distribuição uniforme
 - 5: **se** $U \leq \frac{s}{C}$ **então**
 - 6:
$$Z = \left(\frac{UC\Gamma(\mu)}{\mu^{(\mu-1)}(1+\kappa)^\mu} \right)^{\frac{1}{2\mu}}$$
 - 7:
$$Cg_Z(Z) = \frac{2\mu^\mu(1+\kappa)^\mu}{\Gamma(\mu)} Z^{2\mu-1}$$
 - 8: **senão**
 - 9:
$$Z = \frac{1}{\sqrt{a}} \text{Erf}^{-1} \left[\left(\left(U - \frac{s}{C} \right) \frac{1}{\frac{b}{2C} \sqrt{\frac{\pi}{a}}} \right) + \text{Erf} \left(\sqrt{a}(\rho_{\min} - \rho_0) \right) \right] + \rho_0$$
 - 10:
$$Cg_Z(Z) = b \exp(-a(Z - \rho_0)^2)$$
 - 11: **se** $U \leq \frac{f_P(Z)}{Cg_Z(Z)}$ **então**
 - 12: Aceite $P = Z$ como a amostra desejada
 - 13: **senão**
 - 14: Rejeite Z .
-

A parte (a) da Figura 3.4 ilustra algumas FDPs κ - μ estimadas a partir das amostras geradas pelo método proposto, utilizando 10^6 amostras, em contraste com as curvas teóricas, para diferentes valores de κ , μ e m . As linhas sólidas representam os resultados teóricos, provenientes de (2.2), e as marcas são os pontos simulados, seguindo o Algoritmo 3. Nota-se um excelente ajuste entre as curvas teóricas e simuladas, comprovando a exatidão do método proposto.

A parte (b) da Figura 3.4 mostra curvas teóricas e simuladas da proporção de aceitação em função de μ , para valores fixos de m , para o algoritmo proposto. Em particular, para $\mu = 0$ tem-se $\kappa \rightarrow \infty$, ou seja, a condição κ - μ Extreme e para $\mu = 0.5$ tem-se $\kappa = 2m - 1 + \sqrt{2m(2m - 1)}$. Para os valores intermediários, ou seja $0 < \mu < 0.5$, o parâmetro κ é dado pela relação (2.7). Claramente, para um valor de m fixo, a proporção de aceitação cresce à medida que o parâmetro μ aumenta, alcançando mais de 90% para $\mu \approx 0.5$ e $m = 2$. Nas condições de desvanecimento severo, ou seja $\mu \lesssim 0.15$, a proporção de aceitação cresce à medida que o parâmetro de m decresce, para um valor fixo de μ . O oposto ocorre para $\mu \gtrsim 0.15$. A medida que $\mu \rightarrow 0$ a proporção de aceitação varia de 50% a 55%.

Para quantificar a qualidade na geração das variáveis aleatórias, o teste KS foi executado sobre as amostras geradas pelo algoritmo proposto. A Tabela 3.2 reporta os valores de p^* , obtidos considerando os mesmos valores de parâmetros κ , μ e m utilizados na parte (a) da Figura 3.4. Em todos os casos $p^* > 0.05$, mostrando uma excelente aderência dos resultados simulados com as curvas teóricas.

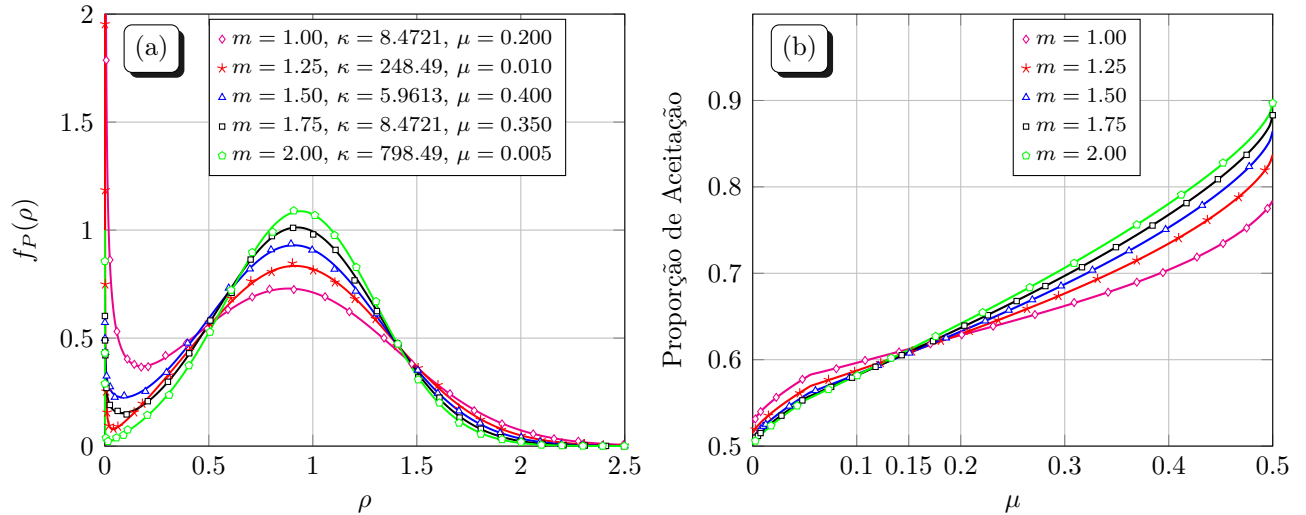


Figura 3.4: FDP e proporção de aceitação do processo de geração de amostras κ - μ para $0 < \mu < 0.5$

Tabela 3.2: Resultados dos valores de p^* do teste KS, para a distribuição κ - μ com $0 < \mu < 0.5$.

Parâmetros (m, κ, μ)	p^*
(1.00, 8.4721, 0.200)	0.4635
(1.25, 248.49, 0.010)	0.5182
(1.50, 5.9613, 0.400)	0.3603
(1.75, 8.4721, 0.350)	0.7427
(2.00, 798.49, 0.005)	0.7786

Pode-se afirmar que o método de geração proposto é capaz de gerar amostras κ - μ para valores de μ muito pequenos, que tendem à condição extrema. Desta forma, o algoritmo proposto tem grande contribuição para as aplicações atuais, considerando os novos cenários de propagação, como principalmente em ambientes fechados, que o número de *clusters* de multipercurso tende a ser pequeno.

3.4 Gerador para distribuição κ - μ Extreme

Considerando a grande aplicabilidade da distribuição κ - μ Extreme em cenários atuais, adicionalmente é proposto um gerador alternativo de sequências aleatórias com distribuição κ - μ Extreme, que produz uma proporção de aceitação próxima de 100%.

Pela FDP definida em (2.9), pode-se observar que a variável aleatória κ - μ Extreme é uma variável aleatória mista. A parte discreta $\exp(-2m)\delta(\rho)$, que ocorre em $\rho = 0$, pode

ser gerada pela realização de um experimento de Bernoulli com probabilidade de sucesso $1 - \exp(-2m)$. Já na parte contínua, que ocorre em $\rho > 0$, a geração pode seguir o mesmo procedimento de aceitação-rejeição do gerador κ - μ , descrito em (3.9). Entretanto, nesse caso $f_P(\rho)$ é dado por

$$f_P(\rho) = 4mI_1(4m\rho) \exp(-2m(1 + \rho^2)) \quad (3.18)$$

e a FDP da função majoritária se reduz a

$$g_Z(z) = \sqrt{\frac{a}{\pi}} \frac{\exp(-a(z - \rho_0)^2)}{Q(-\sqrt{2a}\rho_0)}. \quad (3.19)$$

Os coeficientes a e ρ_0 são encontrados de forma que a função $Cg_Z(z)$ seja majoritária e simultaneamente produza a melhor proporção de aceitação. Dessa forma, o valor de a é calculado como

$$a = \min \left\{ \frac{1}{(\rho - \rho_0)^2} \ln \left(\frac{I_1(4m\rho_0) \exp(-2m(\rho_0^2 - \rho^2))}{I_1(4m\rho)} \right) \right\} \quad (3.20)$$

e o valor de ρ_0 como a solução de

$$I_0(4m\rho_0) - 2\rho_0 I_1(4m\rho_0) + I_2(4m\rho_0) = 0. \quad (3.21)$$

O parâmetro C pode ser encontrado por meio da definição (3.5), resultando em

$$C = 4mI_1(4m\rho_0) \exp(-2m(1 + \rho_0^2)) \sqrt{\frac{\pi}{a}} Q(-\sqrt{2a}\rho_0), \quad (3.22)$$

em que $1/C$ é a proporção de aceitação do método. Esses parâmetros podem ser encontrados em ferramentas de *softwares* matemáticos.

Desta forma, a variável aleatória Z com distribuição $g_Z(z)$, definida em (3.19), é dada por

$$Z = \frac{1}{\sqrt{a}} \text{Erf}^{-1} [U (1 + \text{Erf}(\sqrt{a}\rho_0)) - \text{Erf}(\sqrt{a}\rho_0)] + \rho_0. \quad (3.23)$$

O Algoritmo 4 resume o passo a passo para geração de variáveis aleatórias P com distribuição κ - μ Extreme.

Algoritmo 4 Geração de amostras κ - μ Extreme

-
- 1: Defina o parâmetro m
 - 2: Encontre ρ_0 , resolvendo $I_0(4m\rho_0) - 2\rho_0 I_1(4m\rho_0) + I_2(4m\rho_0) = 0$
 - 3: Encontre a , fazendo $a = \min \left\{ \frac{1}{(\rho - \rho_0)^2} \ln \left(\frac{I_1(4m\rho) \exp(-2m(\rho_0^2 - \rho^2))}{I_1(4m\rho)} \right) \right\}$
 - 4: Gere U com distribuição uniforme entre $(0,1]$
 - 5: **se** $U \leq \exp(-2m)$ **então**
 - 6: $P = 0$
 - 7: **senão**
 - 8: Gere Z , com distribuição $Z = \frac{1}{\sqrt{a}} \text{Erf}^{-1} [U (1 + \text{Erf}(\sqrt{a}\rho_0)) - \text{Erf}(\sqrt{a}\rho_0)] + \rho_0$
 - 9: Gere U com distribuição uniforme entre $(0,1]$
 - 10: **se** $U \leq \frac{f_P(Z)}{C_{gZ}(Z)}$ **então**
 - 11: Aceite $P = Z$ como a amostra desejada
 - 12: **senão**
 - 13: Volte ao passo 8
-

Vale ressaltar que o número de amostras das partes discretas e contínuas devem respeitar a probabilidade de existência de cada uma delas no número total de amostras da variável aleatória P κ - μ Extreme. Ou seja, a parte discreta deve ter um número de amostras que represente $\exp(-2m)$ da porcentagem do número total de amostras P e a parte contínua deve ter um número de amostras que represente $1 - \exp(-2m)$ da porcentagem do número total de amostras P .

Na parte (a) da Figura 3.5 as FDPs empíricas, geradas pelo método proposto, são contrastadas com as FDPs teóricas da distribuição κ - μ Extreme, definida em (2.9). As marcas são os pontos simulados e as linhas sólidas são as curvas teóricas. Pode-se observar que os pontos simulados correspondem aos resultados analíticos perfeitamente, comprovando a validade do método.

Já na parte (b) da Figura 3.5 é ilustrado a proporção de aceitação do algoritmo, em função da variação do parâmetro m . Da mesma forma, as marcas são os pontos simulados e as linhas sólidas são as curvas teóricas de $1/C$, com C definidas em (3.22). Para pequenos valores de m , a proporção de aceitação inicia em 80% e cresce rapidamente para quase 100%, para $m > 1$. Este é precisamente o intervalo de desvanecimento severo relatado pela Tabela 5 de [34], quando o modelo de desvanecimento κ - μ Extreme é considerado. Nessa Tabela, o valor mínimo estimado para o parâmetro m foi 1.73, bem menor do que a maioria dos valores estimados para m , justificando ainda mais a aplicabilidade do método proposto.

Para quantificar a qualidade na geração das variáveis aleatórias, foi implementado o teste KS. A Tabela 3.3 reporta os valores de p^* , obtidos considerando os mesmos valores do parâmetro m utilizados na parte (a) da Figura 3.5. Em todos os casos $p^* > 0.05$, mostrando uma excelente aderência dos resultados simulados com as curvas teóricas.

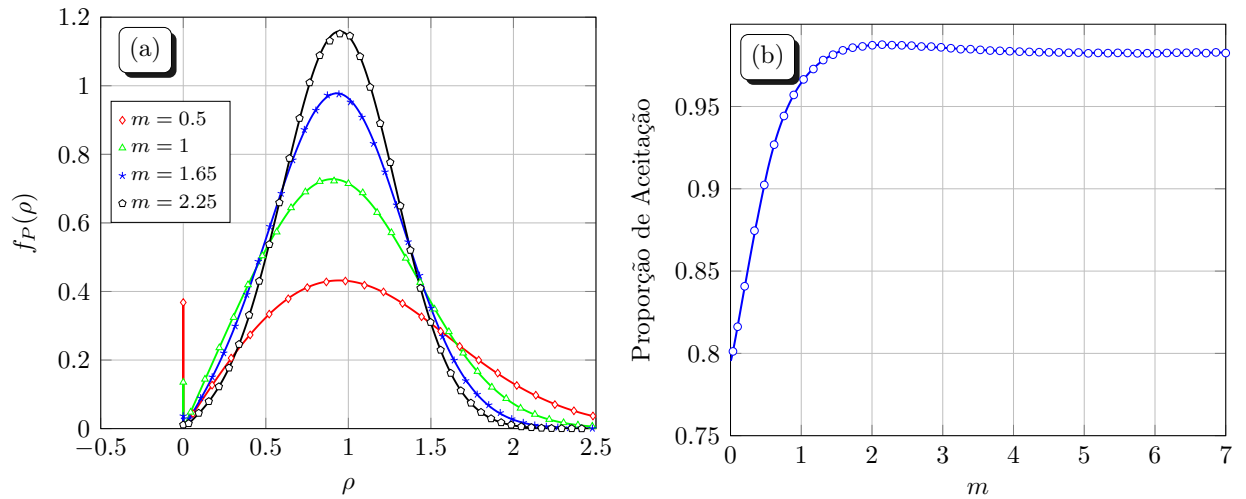


Figura 3.5: FDP e proporção de aceitação do processo de geração de amostras κ - μ Extreme

Tabela 3.3: Resultados do valores de p^* do teste KS, para a distribuição κ - μ Extreme.

Parâmetro (m)	p^*
0.50	0.0708
1.00	0.1733
1.65	0.1273
2.25	0.3529

Para fins de comparação, a Figura 3.6 ilustra as FDCs das distribuições κ - μ , com $0 < \mu < 0.5$, e κ - μ Extreme, em que as marcas são os pontos simulados com 10^6 amostras pelos Algoritmos 3 e 4, respectivamente, e as linhas sólidas representam as curvas teóricas definidas em (2.3) e (2.10), respectivamente.

Note que a distribuição κ - μ começa a se especializar para seu caso limite, ou seja, para a distribuição κ - μ Extreme, para $\mu = 0.010$ e, mais pronunciadamente, para $\mu = 0.005$. Isto é, o formato da FDC da κ - μ Extreme já começa a surgir pelo formato da FDC da κ - μ . Isso revela, mais uma vez, que o gerador proposto pelo Algoritmo 3 é capaz de gerar amostras κ - μ para valores de μ arbitrariamente pequenos. Os valores do parâmetro $\mu = 0.010$ (para κ - μ) e $m = 2.81$ e $m = 3.42$ (para κ - μ Extreme), ilustrados na Figura 3.6, são reportados em [34] como parâmetros estimados em medidas práticas.

3.5 Gerador para distribuição α - η - κ - μ

Como já foi mencionado e pode ser visto pela definição (2.16), a envoltória R da distribuição α - η - κ - μ elevada a α -ésima potência pode ser escrita como a soma de duas

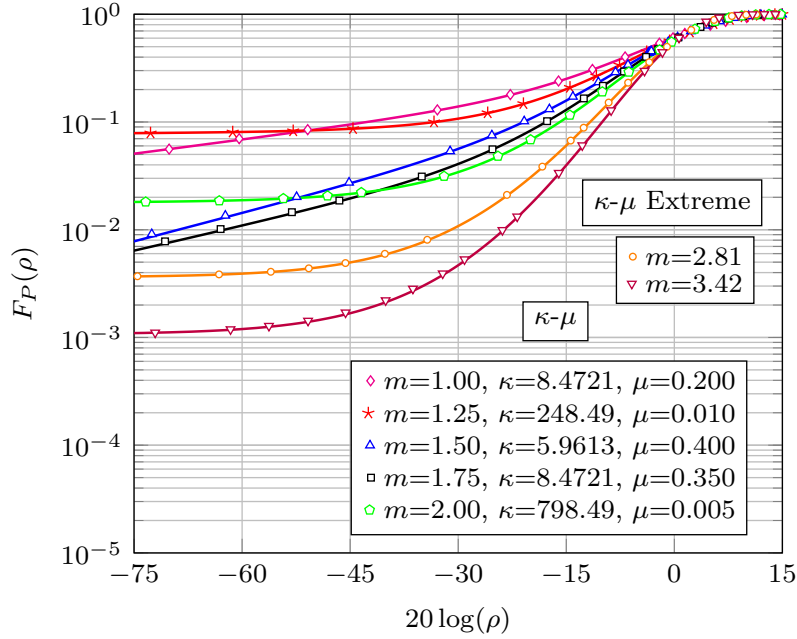


Figura 3.6: FDC das distribuições κ - μ , com $0 < \mu < 0.5$, e κ - μ Extreme

variáveis aleatórias κ - μ na potência independentes, com os parâmetros κ_x , $\mu_x/2$ e \hat{r}_x para a componente em fase e os parâmetros κ_y , $\mu_y/2$ e \hat{r}_y para a componente em quadratura, considerado a *Local Parametrization*.

Tendo em mente essa propriedade, este trabalho propõe um método de geração de variáveis aleatórias R , simples e eficiente, com distribuição α - η - κ - μ , resumido no Algoritmo 5.

Algoritmo 5 Geração de amostras α - μ - κ - μ

- 1: Defina os parâmetros α , η , κ , μ , q , p e \hat{r}
 - 2: Encontre κ_x , μ_x e \hat{r}_x
 - 3: Encontre κ_y , μ_y e \hat{r}_y
 - 4: Gere uma variável aleatória X com distribuição κ - μ , com os parâmetros κ_x , $\mu_x/2$ e \hat{r}_x
 - 5: Gere uma variável aleatória Y com distribuição κ - μ , com os parâmetros κ_y , $\mu_y/2$ e \hat{r}_y
 - 6: Faça $R = (X + Y)^{\frac{1}{\alpha}}$
-

Note que os processos κ - μ são independentes, para a componente em fase e em quadratura. Desta forma, o método de geração da variável aleatória κ - μ irá depender de qual situação os parâmetros $\mu_x/2$ e $\mu_y/2$ se encontram. Ou seja, se $\mu_w/2$ for um número inteiro ou múltiplo de $1/2$ a geração pode ser feita pelo método descrito em 3.3.1, se $\mu_w/2 > 0.5$ a geração é feita pelo método descrito em 3.3.2 e se $0 < \mu_w/2 < 0.5$ a geração é feita pelo método descrito em 3.3.3. Mais ainda, se $\mu_w/2 \rightarrow 0$ e $\kappa_w \rightarrow \infty$ a geração pode ser feita utilizando o gerador da distribuição κ - μ Extreme, descrito na Seção 3.4. O subscrito w pode representar tanto a componente em fase X , quanto a componente em quadratura

Y.

A Figura 3.7 ilustra as FDPs de alguns exemplos dos conjuntos de parâmetros gerados com 10^6 amostras, por meio do Algoritmo 5. As marcas são os pontos simulados e as linhas sólidas são curvas teóricas, definidas na Seção 2.3. Em todos os casos $\hat{r} = 1$. Pode-se notar que os pontos simulados estão em excelente coerência com a curva teórica, validando o método proposto.

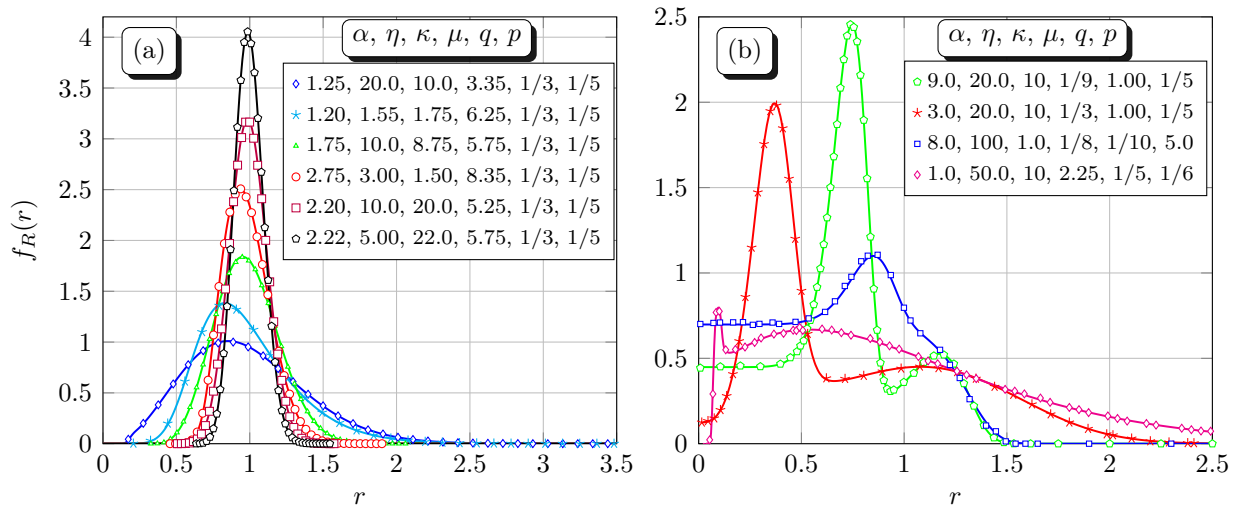


Figura 3.7: FDP das amostras geradas com distribuição α - η - κ - μ

Mais uma vez, o teste KS foi executado, a fim de quantificar a qualidade da geração das amostras. A Tabela 3.4 reporta os valores de p^* , obtidos considerando os mesmos valores dos parâmetros utilizados nas partes (a) e (b) da Figura 3.7. Em todos os casos $p^* > 0.05$, mostrando uma excelente aderência dos resultados simulados com as curvas teóricas.

Tabela 3.4: Resultados dos valores de p^* do teste KS para a distribuição α - η - κ - μ

Parâmetros ($\alpha, \eta, \kappa, \mu, q, p$)	p^*
(1.25, 20.0, 10.0, 3.35, 1/3, 1/5)	0.6879
(1.20, 1.55, 1.75, 6.25, 1/3, 1/5)	0.3477
(1.75, 10.0, 8.75, 5.75, 1/3, 1/5)	0.5727
(2.75, 3.00, 1.50, 8.35, 1/3, 1/5)	0.9621
(2.20, 10.0, 20.0, 5.25, 1/3, 1/5)	0.2214
(2.22, 5.00, 22.0, 5.75, 1/3, 1/5)	0.6584
(9.00, 20.0, 10.0, 1/9, 1.00, 1/5)	0.5733
(3.00, 20.0, 10.0, 1/3, 1.00, 1/5)	0.4321
(8.00, 100.0, 1.00, 1/8, 1/10, 5.0)	0.6859
(1.00, 50.0, 10.0, 2.25, 1/5, 1/6)	0.5319

A proporção de aceitação do método de geração de amostras α - η - κ - μ é limitada pela proporção de aceitação dos processos de geração κ - μ subjacentes. Especificamente, a

aceitação do algoritmo proposto é dada por

$$\frac{1}{C} = \min \left\{ \frac{1}{C_x}, \frac{1}{C_y} \right\}, \quad (3.24)$$

em que C_x e C_y podem ser calculadas pela equação (3.5) considerando os parâmetros do processo em fase $(\kappa_x, \mu_x/2, \hat{r}_x)$ para C_x e os parâmetros do processo em quadratura $(\kappa_y, \mu_y/2, \hat{r}_y)$ para C_y . Mais ainda, se a geração do processo $\kappa\text{-}\mu$ em fase ou em quadratura for da maneira descrita na subseção 3.3.1 tem-se que C_w é 100%, se for pelo método descrito na subseção 3.3.2, C_w é dado pela expressão (3.10) e se a geração for dada pelo método descrito na subseção 3.3.3, C_w é definido pela expressão (3.14). Além disso, se $\mu_w/2 \rightarrow 0$ e $\kappa_w \rightarrow \infty$, resultando em um processo $\kappa\text{-}\mu$ Extreme, C_w é dado pela expressão (3.22). O subscrito w pode representar tanto o processo em fase X , tanto em quadratura Y .

O gerador proposto, descrito no Algoritmo 5, é flexível e gera não apenas amostras $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$, mas também amostras das distribuições amplamente utilizadas na literatura. A relação entre os parâmetros da distribuição $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$ e os casos particulares exemplificada na Tabela 2.1 é utilizada para construção da Figura 3.8. A Figura 3.8 ilustra as FDPs das distribuições consolidadas, em que as linhas são as FDPs teóricas de cada distribuição [5–9, 12, 16, 17, 19] e as marcas são os pontos simulados utilizando o gerador de amostras $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$.

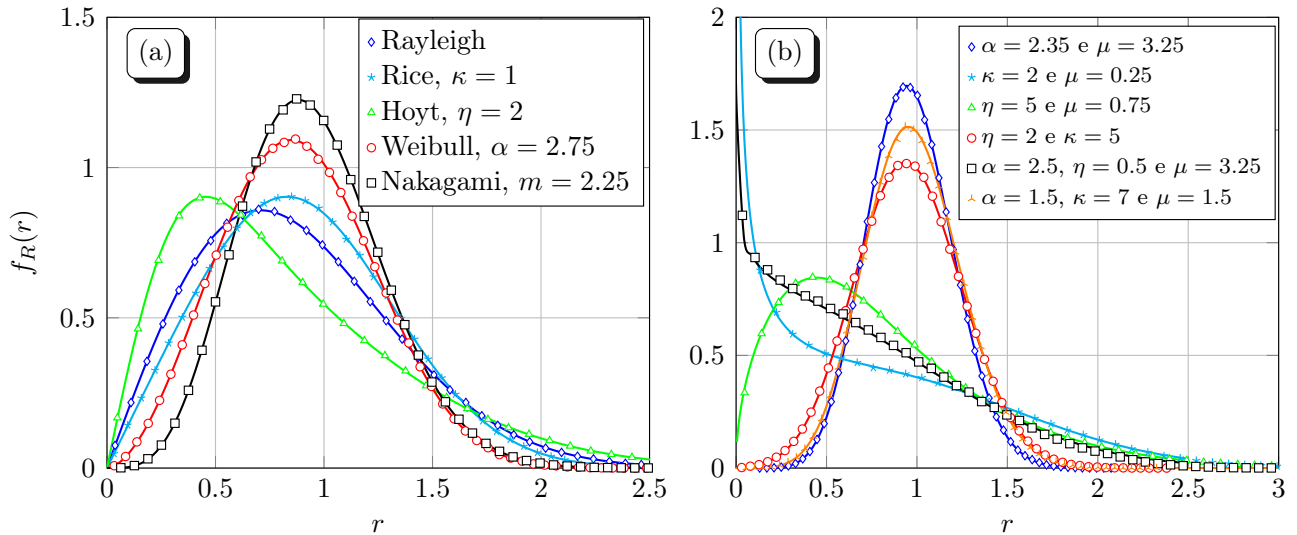


Figura 3.8: FDP das amostras dos casos particulares geradas pelo gerador $\alpha\text{-}\eta\text{-}\kappa\text{-}\mu$

3.6 Conclusões

Os geradores κ - μ para a situação de μ inteiro e múltiplo de $1/2$ e para $\mu > 0.5$ foram brevemente revisitados. Já os geradores κ - μ para $0 < \mu < 0.5$ e κ - μ Extreme foram propostos neste trabalho, deixando a geração de variáveis aleatórias κ - μ sem restrições. Além disso, os geradores κ - μ foram utilizados como base para o projeto de um gerador simples e eficiente de amostras α - η - κ - μ . A partir da abordagem proposta, um número enorme de distribuições específicas bem conhecidas na literatura pode ser gerado, comprovando a flexibilidade do método.

Capítulo 4

Aplicações em sistemas de comunicação

O canal de comunicação é um dos elementos em um sistema de transmissão sem fio que naturalmente afeta o desempenho em aplicações reais. Desta forma, o modelo de desvanecimento α - η - κ - μ , que é baseado em parâmetros físicos e leva em consideração os fenômenos em pequena escala atualmente conhecidos que influenciam no desvanecimento de curto prazo, precisa ser analisado em aplicações de sistemas de comunicações.

Neste capítulo serão apresentadas aplicações em sistemas de comunicação sem fio do algoritmo proposto para a geração de amostras com a distribuição α - η - κ - μ , a fim de demonstrar a sua grande utilidade. Serão fornecidos resultados teóricos e simulados sobre o desempenho em termos de taxa de erro de bits (*Bit Error Rate*, BER) da modulação com chaveamento na fase binária (*Binary Phase Shift Keying*, BPSK) na Seção 4.1, sobre o desempenho do sensoriamento espectral baseado na técnica de detecção de energia na Seção 4.2 e sobre a análise de sistemas com diversidade por meio da probabilidade de indisponibilidade (*outage*) nas técnicas de combinação na Seção 4.3.

4.1 Probabilidade de erro

Circuitos integrados digitais, *switches*, sistemas de transmissão e dispositivos de armazenamento são os responsáveis pelo alto crescimento do setor eletrônico atualmente. Torna-se necessário, então, avaliar o desempenho destas redes de telecomunicações e, em particular, analisar as margens de segurança disponíveis, explorando potenciais falhas que possam acabar conduzindo a uma degradação do desempenho do sistema. Tal análise é realizada pela BER que é a medida de qualidade fundamental de um enlace digital de telecomunicações e pode ser expressa como a relação entre o número de bits recebidos com erro e o número total de bits transmitidos. É utilizada para medir erros na recepção de dados que ocorrem por diversas razões como: indução eletromagnética, falhas de sin-

cronização entre o transmissor e o receptor, defeitos de componentes, ruído, entre outros fatores.

Neste trabalho, será analisada a taxa de erro de bits média (*Average Bit Error Rate*, ABER) da modulação BPSK, em canais modelados pela distribuição α - η - κ - μ com desvanecimento plano. É admitida a detecção coerente no receptor, para o qual o seguinte modelo de canal vetorial se aplica: a variável de decisão é $t = rd + v$, em que r representa o desvanecimento multiplicativo com $\mathbb{E}[R^2] = 1$, $d = -1$ representa o bit 0, $d = +1$ representa o bit 1 e v é o ruído aditivo Gaussiano branco (*Additive White Gaussian Noise*, AWGN) com média nula e variância $N_0/2$.

Um método analítico possível de ser empregado para determinar o desempenho do sistema de comunicação sem fio é avaliar a BER como uma função de uma relação sinal-ruído (RSR) fixa e, em seguida, calcular a média do resultado das variações de RSR sobre a FDP da distribuição que governa o desvanecimento da envoltória.

A ABER da modulação BPSK, em função da RSR γ , no canal AWGN é dado por

$$P_e(\gamma) = \frac{1}{2} \text{Erfc}(\sqrt{\gamma}), \quad (4.1)$$

em que $\gamma \triangleq R^2 E_b/N_0$ é a RSR instantânea por bit, E_b/N_0 é a relação entre a energia média por bit e a densidade espectral de potência unilateral do ruído, e $\text{Erfc}(\cdot)$ é a função erro complementar.

Desta forma, para os canais com desvanecimento plano, a ABER global é encontrada pela média de $P_e(\gamma)$ pela FDP em função de γ , ou seja,

$$\overline{\text{BER}} = \int_0^\infty P_e(\gamma) f_\Gamma(\gamma) d\gamma, \quad (4.2)$$

em que $f_\Gamma(\gamma)$ é a FDP da distribuição α - η - κ - μ em função de γ , para todo $\gamma \geq 0$. Um dos possíveis formatos para se obter $f_\Gamma(\gamma)$ é, a partir de (2.20), aplicando-se a transformação de variáveis $\Gamma = \bar{\gamma} R^2$, resultando em

$$f_\Gamma(\gamma) = \frac{\alpha \bar{\gamma}^{\frac{\alpha-2}{2}}}{2 \bar{\gamma}^\alpha} \int_0^{\left(\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}\right)^{\frac{\alpha}{2}}} f_X \left(\left(\frac{\gamma}{\bar{\gamma}} \right)^{\frac{\alpha}{2}} - y \right) f_Y(y) dy. \quad (4.3)$$

A integral, descrita em (4.2), pode ser avaliada numericamente em *softwares* como o Mathematica.

A variedade de possíveis cenários de desvanecimento para a distribuição α - η - κ - μ a serem explorados é imensa. Portanto, será ilustrado na próxima subseção apenas um pequeno conjunto.

4.1.1 Desempenho de sistemas em canais generalizados

As curvas de ABER para o canal de desvanecimento α - η - κ - μ são apresentadas na Figura 4.1. As partes (a), (b), (c) e (d) da Figura 4.1 mostram o desempenho em função da variação dos parâmetros α , η , κ e μ , respectivamente, mantendo $q = p = 1$ fixos. Além disso, foram traçadas curvas dos modelos convencionais para efeito de comparação, ou seja, α - μ em (a), η - μ em (b), η - κ em (c) e κ - μ em (d). Já nas partes (e) e (f), foram analisados o desempenho em função da variação dos parâmetros q e p , respectivamente, para dois conjuntos distintos dos parâmetros α , η , κ e μ fixos.

Os resultados teóricos, obtidos pela expressão (4.2), são representados pelas linhas contínuas ou tracejadas, enquanto as marcas são os pontos simulados, considerando o modelo de canal vetorial anteriormente apresentado. Para cada valor de RSR, foi estimado a probabilidade de ocorrência de 100 bits em erro.

Para as partes (a), (b), (c) e (d) da Figura 4.1, nota-se que o comportamento geral das curvas está de acordo com o esperado. Ou seja, quanto maiores os valores de α , κ e μ , melhor o desempenho do sistema. O oposto é verdadeiro em relação ao aumento de η . Além disso, é notório que os parâmetros adicionais encontrados no canal mais geral de desvanecimento α - η - κ - μ são decisivos para o desempenho da ABER. Mais especificamente, esses parâmetros adicionais são η e κ para α - μ , α e κ para η - μ , α e μ para η - κ e α e η para o κ - μ .

Os parâmetros q e p parecem não influenciar significativamente no desempenho, como mostra as partes (e) e (f) da Figura 4.1. Obviamente, para maiores valores de α , κ e μ mais determinístico o canal se torna, deixando-o menos vulnerável à variações. No entanto, mesmo para valores pequenos desses parâmetros, as curvas não parecem se distanciar. De fato, os parâmetros q e p parecem ter mais impacto na fase, o que não será avaliado neste trabalho. É possível encontrar uma relação dos parâmetros, para uma mesma envoltória, mas com fases diferentes. Isto foi mostrado em [47], independentemente do parâmetro p , a mesma envoltória Nakagami- m é obtida.

Em todos os casos observa-se um perfeito ajuste entre os resultados teóricos e simulados. Além disso, todos os casos particulares estão de acordo com os encontrados na literatura, por exemplo, em [28].

4.2 Sensoriamento espectral

Com o aumento exponencial da demanda por serviços de comunicações móveis, o espectro eletromagnético de radiofrequências tende a se tornar cada vez mais congesti-

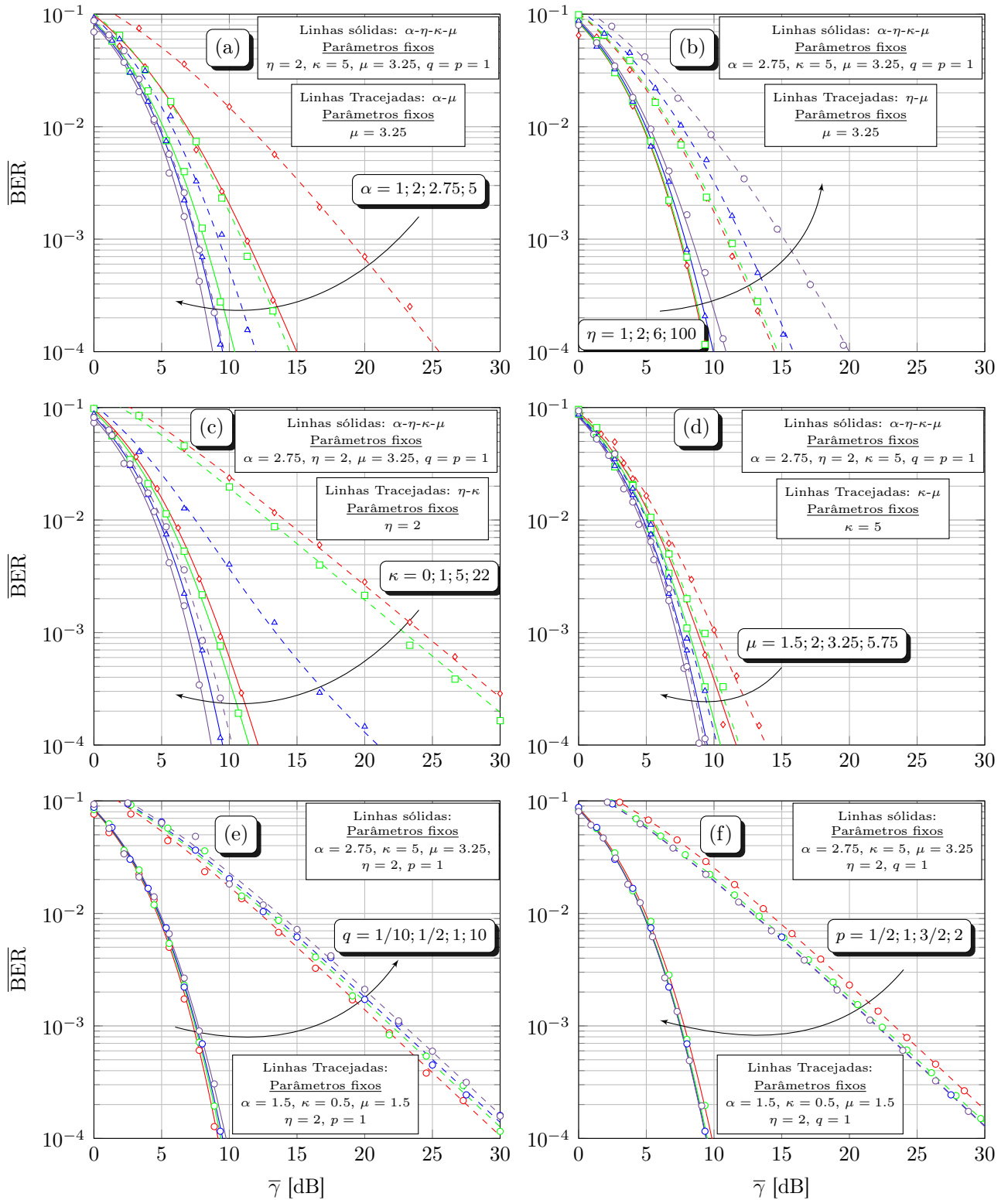


Figura 4.1: ABER para BPSK para o canal de desvanecimento α - η - κ - μ para diversos valores de parâmetros.

onado. As agências reguladoras têm utilizado a política de alocação fixa de banda, em que o recurso é alocado por tipo de serviço e os usuários adquirem o direito de explorar determinada banda. Essa política de gerenciamento resulta na subutilização do recurso, visto que o detentor do direito de utilizar determinada banda pode não o fazer em todo o tempo e em toda a área em que o serviço é oferecido. Como consequência, tem-se um cenário contraditório em que o recurso é ao mesmo tempo escasso e subutilizado, gerando um grande desafio para as futuras tecnologias de comunicações móveis, por exemplo a 5G. [60]

Nesse contexto, surge o conceito de rádio cognitivo (RC) [61] que propõe, entre outras funcionalidades, o uso oportunista do espectro. Para realizar essa tarefa, o RC realiza o sensoriamento espectral [61], que consiste em coletar amostras de um sinal em uma determinada largura de faixa para inferir sobre sua disponibilidade. Caso a banda em questão esteja sendo ocupada pelo detentor do direito de uso, chamado de usuário primário (UP), o RC deve procurar outra banda disponível ou limitar sua potência de transmissão a um nível de interferência aceitável pelo UP. Caso a banda analisada esteja ociosa, o RC a utiliza de forma oportunista.

Existe na literatura um grande número de técnicas de sensoriamento espectral para inferir sobre a disponibilidade do espectro. Neste trabalho será utilizada a técnica de sensoriamento por detecção de energia, devido à sua simplicidade. Na Subseção 4.2.1 o detector é abordado com mais detalhes e na Subseção 4.2.2 são mostradas maneiras de avaliar o desempenho do sensoriamento.

O canal de comunicação naturalmente afeta o desempenho do sensoriamento espectral. Desta forma, surge a necessidade de se investigar o desempenho do sensoriamento espectral por meio da técnica de detecção de energia para o canal de sensoriamento descrito pela envoltória do modelo α - η - κ - μ , mostrado na subseção 4.2.3.

4.2.1 Detector de energia

No contexto do sensoriamento espectral, dificilmente o RC terá informações *a priori* das características dos sinais a serem detectados. Para esses casos, o receptor pode ser implementado pelo detector de energia. O detector irá estimar a energia presente em uma faixa de frequências, durante um intervalo de observação, e irá comparar o resultado com um limiar pré-estabelecido que depende da potência do ruído na entrada do receptor. Caso o valor estimado esteja abaixo do limiar, considera-se o canal como livre, representando uma oportunidade de transmissão para o usuário secundário (US). Caso contrário, considera-se o canal como ocupado.

O modelo discreto no tempo para o teste de hipóteses associado ao sensoriamento

espectral pode ser escrito como:

$$y(n) = \begin{cases} v(n) & \text{sob hipótese } \mathcal{H}_0 \\ rx(n) + v(n) & \text{sob hipótese } \mathcal{H}_1. \end{cases} \quad (4.4)$$

Em (4.4), \mathcal{H}_0 denota a hipótese do canal estar livre e \mathcal{H}_1 denota a condição de canal ocupado, $y(n)$ é a n -ésima amostra, $n = 1, \dots, N$, do sinal recebido coletado pelo RC durante o intervalo de sensoriamento, $x(n)$ é uma amostra do sinal transmitido pelo UP, e r representa a envoltória do canal com desvanecimento, admitido aqui ser plano (*flat fading*) e lento durante o intervalo de sensoriamento. A variável $v(n)$ indica uma amostra do ruído AWGN de média nula e variância $\sigma_v^2 = N_0B$, medida em uma banda B com densidade espectral de potência unilateral N_0 , gerada na entrada do receptor do RC. Admite-se a correta estimação da potência do ruído pelo RC.

É importante ressaltar neste ponto que o sinal do UP a ser detectado $x(n)$ faz parte da conhecida classe de ‘sinais determinísticos desconhecidos’ (*unknown deterministic signals*), inicialmente analisada no contexto de sensoriamento espectral em um canal sem desvanecimento em [62] e largamente utilizada em trabalhos posteriores para a análise de desempenho em canais com desvanecimento [63, 64]. Neste modelo, a energia do sinal do UP a ser detectado deve ser determinística, embora desconhecida. Como exemplo, faz parte desta classe os sinais em banda-passante modulados por chaveamento na fase (*Phase Shift Keying*, PSK). Todos os símbolos desta constelação possuem a mesma energia, não existindo qualquer informação na amplitude do sinal. Obviamente outros tipos de sinais poderiam ser adotados neste trabalho, bastando apenas utilizar as corretas expressões de probabilidade de detecção já que é a única métrica influenciada pelo sinal do UP.

A partir do sinal recebido, a estatística de teste para um detector de energia pode ser calculada pela seguinte expressão

$$T = \frac{1}{\sigma_v^2} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2. \quad (4.5)$$

O número de amostras N relaciona-se com o intervalo de sensoriamento τ e a banda B via o parâmetro produto banda-tempo $u = \tau B$, resultando em $N = 2\tau B$ [63].

A RSR média segue a definição encontrada em [64], ou seja

$$\bar{\gamma} = \mathbb{E}[R^2] \frac{E_x}{N_0}, \quad (4.6)$$

sendo a energia média do sinal do UP durante o intervalo de sensoriamento dado por $E_x = \sum_{n=1}^N x(n)^2 / (2B)$ e $\mathbb{E}[R^2]$ é o segundo momento da envoltória do desvanecimento

no modelo α - η - κ - μ . Admitindo $\mathbb{E}[R^2] = 1$ e usando $N_0 = \sigma_v^2/B$, a RSR média pode ser simplificada para

$$\bar{\gamma} = \sum_{n=1}^N \frac{x(n)^2}{2\sigma_v^2}. \quad (4.7)$$

Se o sinal do UP tem potência $P_x = E_x/T = \sum_{n=1}^N x(n)^2/N$, a variância (potência) do ruído térmico pode ser determinada a partir da RSR média aplicando a relação

$$\sigma_v^2 = \frac{NP_x}{2\bar{\gamma}}. \quad (4.8)$$

4.2.2 ROC e AUC

O desempenho do sensoriamento é comumente medido por meio da probabilidade de detecção, $P_d = \Pr\{T > \lambda | \mathcal{H}_1\}$ e falso alarme, $P_{fa} = \Pr\{T > \lambda | \mathcal{H}_0\}$, em que T é a estatística de teste do detector de energia definida em (4.5) e λ é o limiar de decisão. Essas métricas de desempenho são fundamentais, já que a primeira avalia a probabilidade da correta detecção de um sinal desconhecido, estando este de fato presente na banda sensoriada, e a segunda corresponde à probabilidade de o detector decidir em favor da presença do UP, não estando este na banda sensoriada.

As probabilidades são usadas para a construção da curva característica de operação do receptor (*Receiver Operating Characteristic*, ROC). É um gráfico bidimensional dado pela P_{fa} versus P_d , à medida que o limiar λ é variado. O desempenho do sistema, analisado pela ROC, é superior à medida que a curva se aproxima do ponto (0,1).

Entretanto, neste trabalho é utilizada uma única figura de mérito, calculada a partir da ROC, que pode fornecer um melhor entendimento sobre a capacidade de detecção global do sensoriamento espectral. Essa medida é a área sob a curva ROC (*Area Under ROC Curve*, AUC), uma métrica alternativa que não leva em conta valores específicos de P_d e P_{fa} mas sim a área abaixo da ROC, ou seja

$$A(\gamma) = \int_0^1 P_d(\gamma, \lambda) dP_{fa}(\lambda) \quad (4.9)$$

em que γ é a RSR instantânea.

A AUC média é determinada tomando-se a média de $A(\gamma)$ sobre a FDP do sinal sob desvanecimento na potência, ou seja

$$\overline{\text{AUC}} = \int_0^\infty A(\gamma) f_\Gamma(\gamma) d\gamma, \quad (4.10)$$

em que $f_\Gamma(\gamma)$, neste trabalho, é a FDP da distribuição α - η - κ - μ em função de γ , descrita

na equação (4.3) para todo $\gamma \geq 0$. Essa integral pode ser avaliada numericamente em *softwares* como o Mathematica.

De forma geral, à medida que o limiar de decisão λ varia de ∞ a 0, P_{fa} e P_d variam de 0 a 1. A AUC varia de 0.5 a 1, sendo que mais próximo de 1 o desempenho do sensoriamento é melhor.

Diversos autores já avaliaram o desempenho, numérica ou analiticamente, do sensoriamento espectral da técnica de detecção de energia em termos da AUC, sob diversos tipos de canais [61, 65–68].

4.2.3 Desempenho do detector de energia em canais generalizados

Resultados de simulação do desempenho global do sensoriamento espectral de vários cenários serão analisados, para que se verifique a influência dos principais parâmetros que caracterizam o desvanecimento no modelo α - η - κ - μ , considerando também a influência da RSR.

O canal de sensoriamento é considerado lento e, portanto, é constante em um dado intervalo de sensoriamento, variando apenas entre um período e outro. O número de amostras coletadas em um dado intervalo de sensoriamento é $N = 20$. Dada a definição de RSR adotada em (4.6), ressalta-se que o aumento de N simplesmente resultará em uma degradação do desempenho global em termos de AUC conforme já reportado em [66]. Foram geradas 10^5 realizações por simulação de Monte Carlo do sensoriamento espectral para a estimação de cada valor de P_d e P_{fa} para a construção das ROCs, e ainda 100 AUCs instantâneas para o cálculo de \overline{AUC} . A atividade do UP foi simulada como uma variável aleatória de Bernoulli, com 50% do tempo ativo, para contabilizar as detecções e 50% do tempo inativo, para a contagem dos falsos alarmes.

Na Figura 4.2, são mostradas curvas de AUCs médias em função dos parâmetros α , η , κ , μ , p e q para diferentes valores de RSR. As linhas (contínua e tracejada) representam os resultados teóricos de (4.10) e os símbolos, os resultados simulados. Para efeito de comparação, também são traçadas curvas teóricas de alguns modelos convencionais: α - μ [61, Eqn. (48)], η - μ Formato 1 [61, Eqn. (41)], η - κ [61, Eqn. (27)] e κ - μ [61, Eqn. (29)].

De uma maneira geral, quanto maiores os valores de α , κ e μ , representados respectivamente nas partes (a), (c) e (d) da Figura 4.2, mais determinísticos os canais se tornam, resultando em uma melhoria no desempenho do sensoriamento, ou seja, um aumento da \overline{AUC} . Esta melhoria de desempenho estará limitada ao caso da avaliação de um sistema

sob efeito apenas de ruído térmico. Observando a parte (b) da Figura 4.2, o desempenho ótimo é atingido em torno de $\eta = 1$, e valores mínimos de $\overline{\text{AUC}}$ ocorrem quando $\eta \rightarrow 0$ e $\eta \rightarrow \infty$.

O desempenho global do sensoriamento espectral é mais sensível às variações do parâmetro α , seguido pelos parâmetros μ , κ e η . Os parâmetros de desbalanceamento q e p , representados nas partes (e) e (f) da Figura 4.2, não alteram a $\overline{\text{AUC}}$ de forma significativa.

Verifica-se de forma clara que a inclusão de parâmetros adicionais do modelo α - η - κ - μ impacta o desempenho do sistema de forma decisiva. Mais especificamente, a inclusão dos parâmetros κ e η no modelo α - μ ; α e κ no modelo η - μ ; α e μ no modelo η - κ ; e α e η no modelo κ - μ . Em todos esses casos, a diferença de desempenho entre o modelo α - η - κ - μ e o convencional é maior para maiores valores de RSR. De forma análoga, esta diferença de desempenho é mais acentuada para menores valores de α , κ e μ , tendendo-se a se anular para altos valores de α , κ e μ já que neste cenário os dois modelos tendem a se tornar determinísticos.

Na comparação dos modelos α - η - κ - μ e η - μ (Figura 4.2(b)), os desempenhos quando $\eta \rightarrow \infty$ são os mesmos quando $\eta \rightarrow 0$, consequência da simetria em torno de $\eta = 1$ [17].

Nas partes (e) e (f) da Figura 4.2 são representadas curvas para $\eta = 0.5$ e $\eta = 2$. Note a simetria das curvas de desempenho em torno de $q = 1$ e $p = 1$. De maneira geral, para um conjunto de parâmetros $(\alpha, \eta, \kappa, \mu, p, q)$ tem-se o mesmo desempenho para $(\alpha, 1/\eta, \kappa, \mu, p, 1/q)$ ou $(\alpha, 1/\eta, \kappa, \mu, 1/p, q)$.

4.3 Sistemas com diversidade

O efeito do desvanecimento resultante da propagação por múltiplos percursos é um dos principais motivos da degradação dos sinais recebidos. Em sistemas de comunicação sem fio, o desvanecimento pode ser minimizado, dentre outras técnicas, por meio da diversidade. A técnica de diversidade consiste em receber a mesma versão da informação transmitida por dois ou mais canais (conhecidos como ramos de diversidade) com desvanecimentos independentes ou correlacionados. O objetivo principal é explorar o fato de que a probabilidade de ocorrência simultânea de desvanecimento profundo em todos os L canais é pequena. Desta forma, o receptor irá obter mais informação sobre o sinal recebido. A princípio, pode-se utilizar da diversidade tanto na recepção quanto na transmissão. A diversidade é uma técnica largamente utilizada devido à sua simplicidade e por não implicar aumento de potência de transmissão.

Existem várias formas de se obter réplicas do mesmo sinal, dentre as quais destacam-se a diversidade temporal, em frequência e espacial. A diversidade temporal consiste em

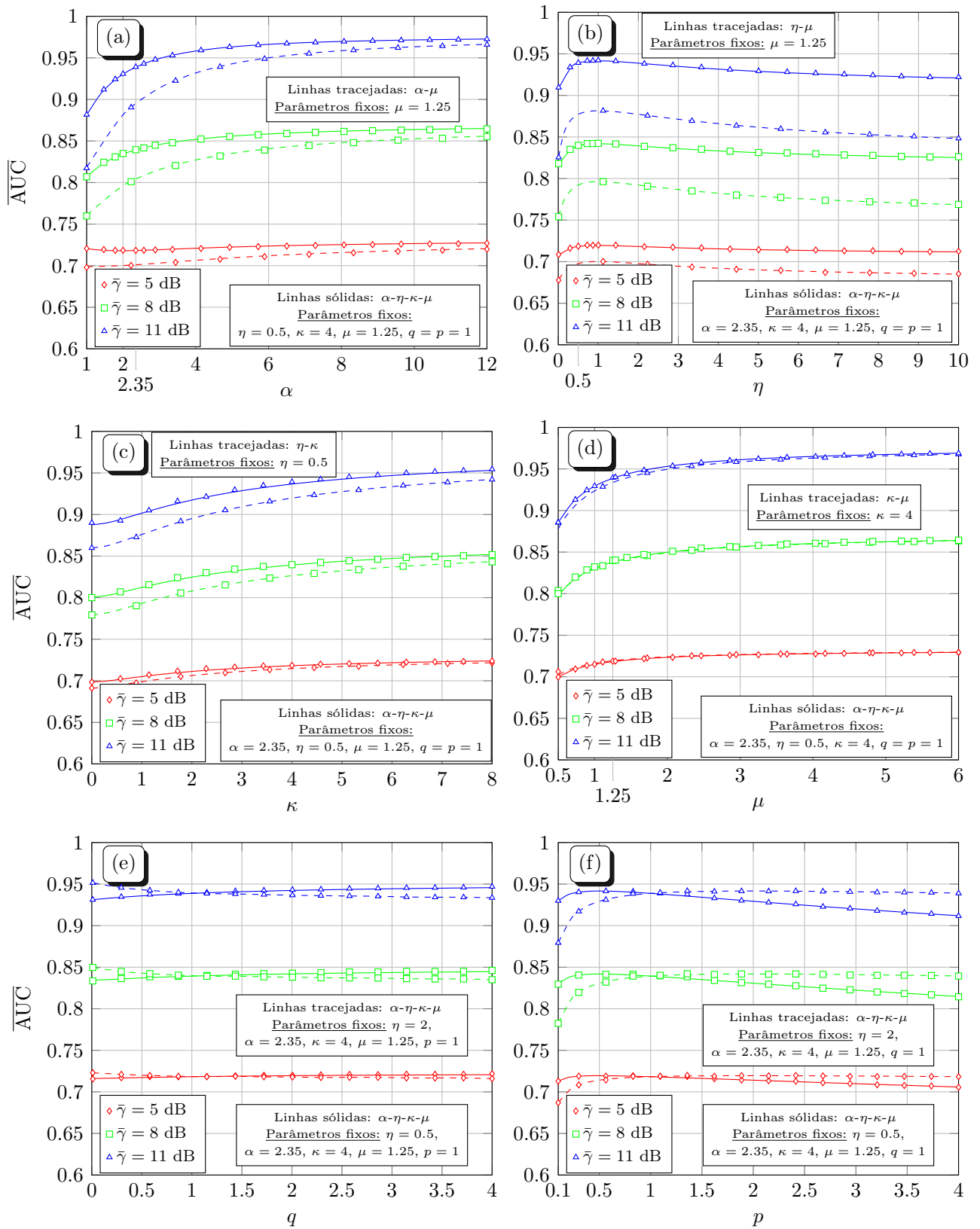


Figura 4.2: AUC do detector de energia em canais com desvanecimento α - η - κ - μ em função de diversos parâmetros de desvanecimento sob diferentes valores de RSR média.

transmitir ou receber a mesma informação em L instantes de tempo diferentes, sendo o espaçamento temporal entre as retransmissões maior que o tempo de coerência do canal. Na diversidade em frequência a mesma informação é transmitida ou recebida por L portadoras diferentes, em que o espaçamento em frequência deve ser maior que a banda de coerência do canal [69]. Ambas as técnicas citadas possuem baixa eficiência, já que utilizarão mais de uma vez dos recursos, tempo e frequência, para transmitir a mesma informação.

Neste contexto surge a diversidade espacial, em que a mesma informação é transmitida ou recebida ao mesmo tempo e na mesma portadora, utilizando múltiplas antenas. Pode-se usar múltiplas antenas na transmissão, recepção ou ambos. Preferencialmente, a distância entre as antenas deve ser tal que as diferentes componentes resultantes dos múltiplos percursos sejam estatisticamente independentes ou descorrelacionados [69].

A métrica primária para a análise de desempenho dos esquemas de diversidade em sistemas de comunicação sem fio é a probabilidade de indisponibilidade (*outage*) [70]. É definida como a probabilidade de que o sinal recebido seja inferior a um limiar de RSR estabelecido, γ , ou seja,

$$P_{\text{out}} = \Pr\{\Gamma < \gamma\}. \quad (4.11)$$

A P_{out} representa a FDC $F_{\Gamma}(\gamma)$ calculada em $\Gamma = \bar{\gamma}$ e será influenciada pela maneira que o sinal recebido será processado no receptor pelos L canais diferentes.

O processamento do sinal proveniente dos L canais irá depender de qual técnica de combinação é utilizada no receptor. As técnicas de diversidade espacial estão divididas em técnicas de seleção, que selecionam a melhor versão do sinal disponível na recepção, e em técnicas de combinação, que combinam os sinais disponíveis para melhorar as condições de recepção. A P_{out} será analisada pela técnica de seleção na subseção 4.3.1 e por duas técnicas de combinação nas subseções 4.3.2 e 4.3.3. Em todos os casos é considerado a diversidade na recepção e de ordem dois, ou seja, uma antena transmissora e duas antenas receptoras.

O canal de comunicação obviamente afetará o desempenho dos esquemas de diversidade em sistemas de comunicação sem fio. Portanto, na subseção 4.3.4, será investigado o desempenho da diversidade em canais α - η - κ - μ em cada um dos esquemas de combinação do sinal proveniente da técnica de diversidade espacial.

4.3.1 Combinação por seleção

Na técnica de combinação por seleção (*Selection Combining*, SC), o ramo de diversidade com o maior valor instantâneo de RSR é utilizado para a decisão de um símbolo.

Considerando a ordem de diversidade igual a dois, a RSR na saída é igual a [71]

$$\gamma = \max\{\gamma_1, \gamma_2\}, \quad (4.12)$$

em que γ_1 e γ_2 são as RSRs instantâneas nos ramos de diversidade.

Desta forma, a P_{out} é dada por

$$P_{\text{outSC}}(\gamma) = \int_0^\gamma \int_0^\gamma f_{\Gamma_1, \Gamma_2}(\gamma_1, \gamma_2) d\gamma_1 d\gamma_2, \quad (4.13)$$

em que $f_{\Gamma_1, \Gamma_2}(\gamma_1, \gamma_2)$ é a FDP conjunta resultante dos dois canais α - η - κ - μ dos ramos de diversidade. Como os canais são considerados independentes, tem-se que

$$f_{\Gamma_1, \Gamma_2}(\gamma_1, \gamma_2) = f_{\Gamma_1}(\gamma_1) \times f_{\Gamma_2}(\gamma_2), \quad (4.14)$$

em que $f_\Gamma(\gamma)$ é a FDP da distribuição α - η - κ - μ em função de γ , descrita na equação (4.3) para todo $\gamma \geq 0$.

Apesar da simplicidade da técnica SC, a desvantagem apresentada por este método é que sempre haverá informação descartada pelo seletor, ou seja, em um dado instante de observação, não se utiliza todas as réplicas dos sinais recebidos.

4.3.2 Combinação por razão máxima

Objetivando utilizar todas as versões do sinal disponível na recepção, surge o sistema de combinação por máxima razão (*Maximum Ratio Combining*, MRC). Neste método, os sinais recebidos são colocados em fase e apropriadamente amplificados para uma combinação ótima, e os sinais resultantes são adicionados. O valor da RSR na saída do combinador com dois ramos é dado por

$$\gamma = \gamma_1 + \gamma_2, \quad (4.15)$$

em que γ_1 e γ_2 são as RSR instantâneas nos ramos de diversidade.

Desta forma, a P_{out} é dada por [10]

$$P_{\text{outMRC}}(\gamma) = \int_0^\gamma \int_0^{\gamma-\gamma_2} f_{\Gamma_1, \Gamma_2}(\gamma_1, \gamma_2) d\gamma_1 d\gamma_2, \quad (4.16)$$

em que $f_{\Gamma_1, \Gamma_2}(\gamma_1, \gamma_2)$ é a FDP conjunta resultante dos dois canais α - η - κ - μ dos ramos de diversidade. Da mesma forma que no SC, os canais são considerados independentes e $f_{\Gamma_1, \Gamma_2}(\gamma_1, \gamma_2)$ é definida pela equação (4.14).

4.3.3 Combinação por ganho igual

Quando a estimativa da resposta impulsiva do canal não está disponível no receptor, o sistema de combinação por ganho igual (*Equal Gain Combining*, EGC) é utilizado. Nesta técnica os sinais recebidos são colocados em fase e apenas adicionados, considerando o ganho, para todos os ramos de diversidade, igual a um. O valor da RSR na saída do combinador com dois ramos é dado por

$$\gamma = \frac{\gamma_1 + \gamma_2}{\sqrt{2}}, \quad (4.17)$$

em que γ_1 e γ_2 são as RSR instantâneas nos ramos de diversidade.

Destá forma, a P_{out} é dada por [10]

$$P_{\text{outEGC}}(\gamma) = \int_0^{2\gamma} \int_0^{(\sqrt{2\gamma} - \sqrt{\gamma_2})^2} f_{\Gamma_1, \Gamma_2}(\gamma_1, \gamma_2) d\gamma_1 d\gamma_2, \quad (4.18)$$

em que $f_{\Gamma_1, \Gamma_2}(\gamma_1, \gamma_2)$ é a FDP conjunta resultante dos dois canais α - η - κ - μ dos ramos de diversidade. Da mesma forma que no SC e MRC, os canais são considerados independentes e $f_{\Gamma_1, \Gamma_2}(\gamma_1, \gamma_2)$ é definida pela equação (4.14).

4.3.4 Desempenho de sistemas com diversidade em canais generalizados

Resultados de simulação do desempenho das técnicas de diversidade SC, MRC e EGC, medido pela P_{out} , serão apresentados considerando o canal de desvanecimento α - η - κ - μ . Diversos cenários serão considerados para que se verifique a influência dos parâmetros.

A Figura 4.3 apresenta as curvas da P_{out} , para as técnicas SC, MRC e EGC, para o canal de desvanecimento α - η - κ - μ em função da RSR. As partes (a), (b), (c) e (d) da Figura 4.3 mostram o desempenho em função da variação dos parâmetros α , η , κ e μ , respectivamente, mantendo $q = p = 1$ fixos. Para efeito de comparação, foram traçadas curvas dos modelos convencionais, ou seja, α - μ em (a), η - μ em (b), η - κ em (c) e κ - μ em (d). Já nas partes (e) e (f), foram analisados o desempenho em função da variação dos parâmetros q e p da Figura 4.3, respectivamente, para dois conjuntos distintos dos parâmetros α , η , κ e μ fixos.

Os resultados teóricos, representados pelas linhas sólidas para o canal α - η - κ - μ ou tracejadas para os modelos convencionais, foram obtidos pelas expressões (4.13), (4.16) e (4.17) calculados numericamente pelo *software* Mathematica. As marcas são os pontos simulados. Em todos os casos são considerados a diversidade na recepção igual a dois.

Em termos de desempenho, à medida que o canal se torna mais determinístico, ou seja, quanto maiores os valores de α , κ e μ , representados respectivamente nas partes (a), (c) e (d) da Figura 4.3, resulta em uma melhoria no desempenho de todas as técnicas de diversidade, ou seja, um menor valor de P_{out} . O inverso ocorre com o aumento de η . Em todas as situações apresentadas nas partes (a), (b), (c) e (d) da Figura 4.3 a inclusão de novos parâmetros nos modelos de desvanecimento convencionais ocasiona uma melhoria no desempenho das técnicas de diversidade para mesmos valores de RSR. Já a variação dos parâmetros de desbalanceamento q e p , representados nas partes (e) e (f) da Figura 4.3, não alteram o desempenho das técnicas de diversidade de forma significativa. A diferença de desempenho nestes casos está relacionada aos diferentes valores de α , η , κ e μ .

Em relação às técnicas, a MRC apresenta melhor desempenho em todos os casos, uma vez que, além de considerar todas as informações presentes no receptor por meio da combinação, faz a correta estimação do canal. Na situação da variação dos parâmetros κ , μ e q , apresentados nas partes (c), (d) e (e) da Figura 4.3, a técnica SC resulta em um pior desempenho. Isso ocorre pois, nesta técnica, é selecionado o máximo valor de RSR instantâneo, descartando parte da informação presente no receptor. Para os casos da variação dos parâmetros α , η e p , apresentados nas partes (a), (b) e (f) da Figura 4.3, surpreendentemente a técnica EGC resulta em um pior desempenho. Nestes casos, apesar da EGC combinar as informações provenientes dos ramos de diversidade, considerar o ganho do canal unitário pode degradar o desempenho [72, 73].

4.4 Conclusões

Neste capítulo, objetivou-se mostrar a aplicabilidade do gerador de amostras proposto no Capítulo 3 e a flexibilidade da distribuição α - η - κ - μ por meio de aplicações em cenários reais de sistemas de comunicação sem fio. De forma geral, nos diversos cenários aqui investigados, demonstrou-se o significativo impacto da inclusão dos parâmetros de desvanecimento α , η , κ e μ na análise de desempenho dos sistemas em relação aos modelos de desvanecimento convencionais.

Observou-se também que quando os parâmetros físicos α , κ e μ têm maiores valores o desempenho dos sistemas é melhor. Isso ocorre pois, com o aumento destes parâmetros o canal se torna mais determinístico. Especificamente, no caso de α um maior valor resulta em uma menor variabilidade do canal decorrente ao aumento do expoente de envoltória do modelo, no caso de κ significa que o canal apresenta um sinal com potência de linha de visada mais intensa e no caso de μ resulta em um canal com um maior número de *clusters* de multipercurso. Já no caso do parâmetro η , o desempenho ótimo ocorre para $\eta = 1$, que

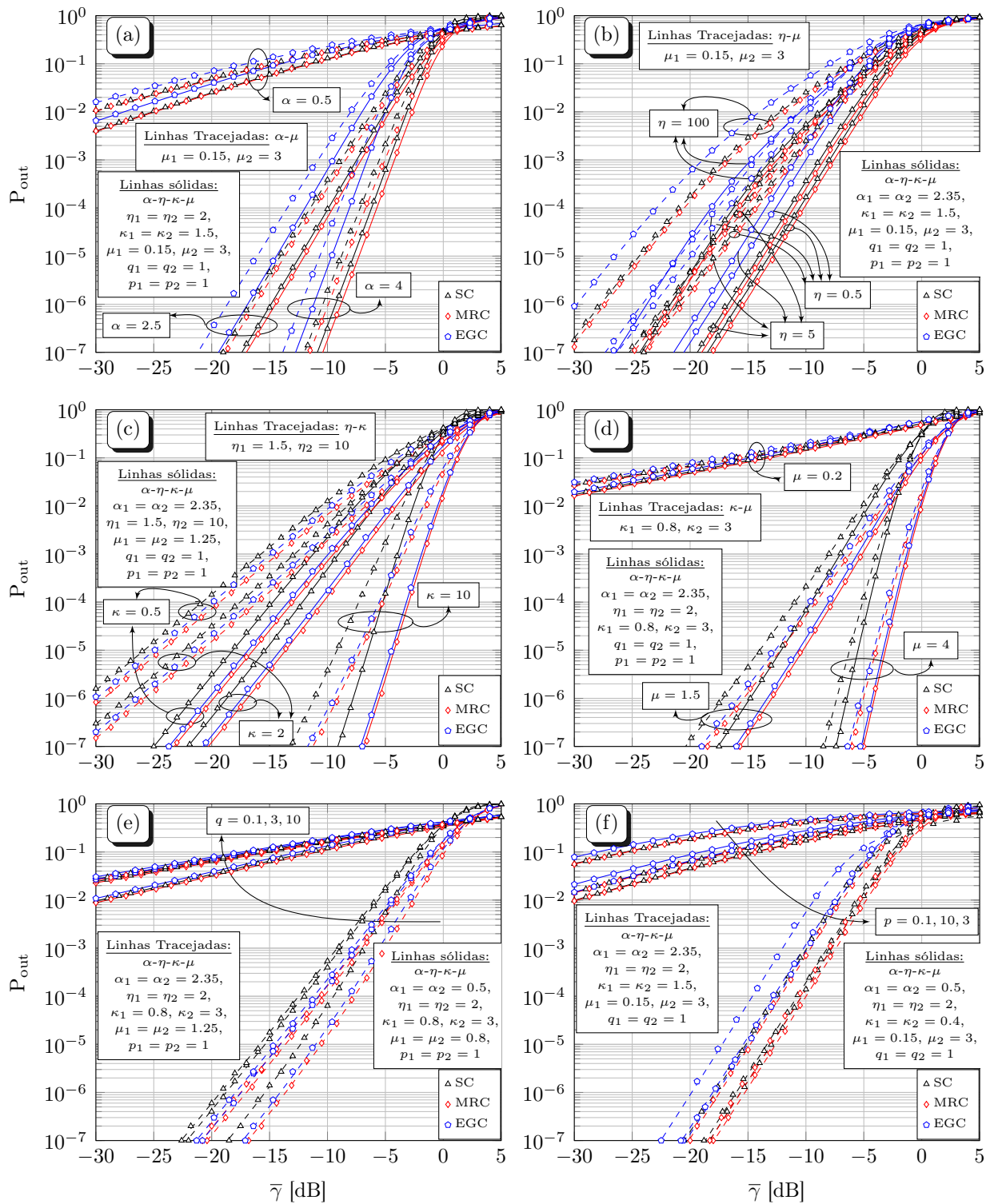


Figura 4.3: Técnicas de diversidade em canais com desvanecimento $\alpha-\eta-\kappa-\mu$ em função de diversos parâmetros.

significa que as componentes de onda espalhadas em fase e em quadratura apresentam o mesmo valor de potência.

Em contrapartida, os parâmetros de razão entre a potência da componente dominante e a potência do sinal espalhado de fase e quadratura (q) e o desbalanceamento de *clusterização* (p) possuem um menor impacto no desempenho global dos sistemas.

Capítulo 5

Conclusões e trabalhos futuros

5.1 Conclusões

O modelo α - η - κ - μ é provavelmente o modelo de desvanecimento mais geral e abrangente desenvolvido até hoje e compreende os modelos de desvanecimento consolidados na literatura. O questionamento que aparece, entretanto, diz respeito à necessidade de um modelo tão geral e sobre a dificuldade em aplicá-lo.

De forma inequívoca, qualquer teoria que tente unificar vários modelos de desvanecimento e que, eventualmente, origina novos, por si só, é sempre um tópico interessante a ser estudado. Portanto, mesmo que apenas para propósitos teóricos, um modelo geral de desvanecimento baseado em fenômenos físicos é interessante. Além disso, novos cenários de comunicação sem fio estão surgindo de forma abundante e os modelos de desvanecimento convencionais podem não conseguir representá-los de forma correta. O mais interessante, no entanto, é o fato de que não é necessário buscar cenários ditos atípicos para encontrar aplicabilidade para a distribuição proposta. Por exemplo, várias oportunidades, mesmo nas aplicações sem fio convencionais, a envoltória da FDP não é unimodal. E, é claro, dependendo da relação entre seus parâmetros, como visto na Figura 2.3, a não unimodalidade pode constituir uma das características da envoltória da FDP da distribuição α - η - κ - μ . Além disso, publicações recentes sobre novas aplicações de tecnologias sem fio mostram que a não unimodalidade da envoltória da FDP é uma característica bastante comum [74–76]. Claramente, a flexibilidade da distribuição α - η - κ - μ vem com o preço da sua complexidade.

Apesar da complexidade do desenvolvimento teórico da distribuição α - η - κ - μ , o gerador aqui proposto é simples e eficiente, além de ter alta aderência das amostras geradas com a distribuição teórica. O método proposto é baseado na definição de que a envoltória de uma variável aleatória com distribuição α - η - κ - μ , elevada à α -ésima potência, é a soma

de dois processos κ - μ independentes. Desta forma, toda a extensão da variação dos parâmetros da distribuição κ - μ é gerada por meio de métodos eficientes, também propostos nesta dissertação. Pelo método proposto, os modelos de desvanecimento consolidados na literatura são possíveis de serem gerados utilizando um algoritmo simples, com o correto ajuste dos parâmetros de desvanecimento.

O gerador de amostras α - η - κ - μ tem grande adequabilidade e flexibilidade quando utilizado em cenários de aplicações de sistemas de comunicação sem fio reais, como mostrado aqui pela probabilidade de erro, sensoriamento espectral e sistemas com diversidade. Devido ao maior grau de liberdade resultante da adição de novos parâmetros, é possível afirmar que o desempenho dos sistemas de comunicação pode ser avaliado de forma mais precisa, quando comparado com os modelos de desvanecimento convencionais que combinam menos parâmetros.

Espera-se que os resultados obtidos nesta dissertação possam contribuir no avanço do desenvolvimento teórico no estudo dos canais rádio-móvel. A modelagem abrangente e realista do canal de comunicação por meio da distribuição α - η - κ - μ e a utilização do gerador de amostras proposto em ambientes práticos, pode auxiliar no desenvolvimento de novos sistemas, produtos e tecnologias para a futura geração de redes sem fio, além de poder otimizar as redes já existentes.

5.2 Proposição para trabalhos futuros

Existem algumas sugestões para futuros trabalhos com objetivo de dar continuidade a esta dissertação. A primeira sugestão seria o estudo e análise do comportamento da fase da distribuição α - η - κ - μ . No contexto aqui descrito, foi considerado um correto sincronismo de fase e a análise foi focada na envoltória do modelo complexo. Dessa forma, a geração de amostras α - η - κ - μ considerando o canal complexo ainda não foi abordada.

Um segundo trabalho poderia ser voltado para a obtenção, mesmo que de forma aproximada, das estatísticas marginais da envoltória e da fase. A FDP conjunta de envoltória e fase da distribuição α - η - κ - μ está longe de ser simples. A envoltória e a fase para o caso geral são variáveis dependentes, em que as densidades marginais não puderam ser encontradas de forma fechada a partir da FDP conjunta de envoltória-fase, ou de forma semelhante, pelo modelo de desvanecimento complexo. Naturalmente, para os casos particulares conhecidos, isso é obtido. Espera-se, no entanto, que pode haver novos casos particulares, compreendendo cenários de desvanecimento ainda não explorados na literatura, para os quais essas estatísticas marginais podem ser encontradas na forma fechada.

Outra sugestão é a investigação da estimação dos parâmetros α , η , κ e μ . Se a

estimação dos parâmetros for feita usando formulações matemáticas, o processo de cálculo faz uso dos momentos da distribuição, conforme realizado para α - μ [16], κ - μ e η - μ [17]. Formas mais eficientes de estimar os parâmetros para estas distribuições, mas ainda se apossando do método baseado em momentos, foram usadas em [77, 78]. Portanto, os momentos devem ser estimados primeiro e também é uma questão em aberto para a distribuição em questão. Além disso, o estudo sobre o impacto da variação do ambiente de propagação nos valores dos parâmetros precisa ser melhor entendido.

Por fim, em [44] foram deduzidas em forma fechada as estatísticas de segunda ordem da distribuição α - η - κ - μ . A natureza dinâmica, variante no tempo, de um processo aleatório é caracterizada pelas estatísticas de segunda ordem bem como de ordens superiores. Dessa forma, obtém-se uma avaliação completa do efeito dinâmico do canal de desvanecimento sobre o desempenho dos sistemas de comunicação sem fio. Nessas situações, a partir de um conjunto de N amostras independentes geradas pelo algoritmo proposto, é possível produzir uma sequência correlacionada ordenando-as de forma apropriada. Entretanto, existem $N!$ possíveis arranjos de ordenações. Devido a essa comparação exaustiva, surge a necessidade de novos geradores que já produzam amostras correlacionadas.

Referências Bibliográficas

- [1] D. Tse and P. Viswanath, *Fundamentals of wireless communication*. Cambridge University press, 2005.
- [2] M. D. Yacoub, *Foundations of mobile radio engineering*. CRC press, 1993.
- [3] J. G. Proakis, *Digital communications*. McGraw-Hill, New York, 1995.
- [4] A. Burr, *Modulation and coding: for wireless communications*. Pearson Education, 2001.
- [5] L. Rayleigh, “On the resultant of a large number of vibrations of the same pitch and of arbitrary phase,” *The London, Edinburgh, and Dublin Philosph. Mag. and J. of Sci.*, vol. 10, no. 60, pp. 73–78, Aug. 1880.
- [6] R. S. Hoyt, “Probability functions for the modulus and angle of the normal complex variate,” *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 26, no. 2, pp. 318–359, Apr. 1947.
- [7] S. O. Rice, “Statistical properties of random noise currents,” *Select. Papers on Noise and Stochastic Process.*, 1954.
- [8] W. Weibull, “A statistical distribution function of wide applicability,” *J. Appl. Mech.*, vol. 18, pp. 290–293, 1951.
- [9] M. Nakagami, “The m -distribution - a general formula of intensity distribution of rapid fading,” *Stat. Methods in Radio Wave Propag.*, Jun. 1960.
- [10] M. D. Yacoub, C. R. C. M. da Silva, and J. E. V. Bautista, “Second-order statistics for diversity-combining techniques in Nakagami-fading channels,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 50, no. 6, pp. 1464–1470, Nov. 2001.
- [11] P. Beckmann, *Probability in communication engineering*. Harcourt, Brace & World, 1967.
- [12] M. D. Yacoub, G. Fraidenraich, H. B. Tercius, and F. C. Martins, “The symmetrical η - κ distribution: A general fading distribution,” *IEEE Trans. Broadcast.*, vol. 51, no. 4, pp. 504–511, Dec. 2005.

-
- [13] M. D. Yacoub, “The η - μ distribution: a general fading distribution,” in *Veh. Technol. Conf.*, vol. 2, Sep. 2000.
- [14] —, “The κ - μ distribution: a general fading distribution,” in *Veh. Technol. Conf.*, vol. 3, Oct. 2001.
- [15] —, “The α - μ distribution: a general fading distribution,” in *IEEE 13th Symp. on Personal, Indoor, and Mobile Radio Commun. (PIMRC)*, Sep. 2002.
- [16] —, “The α - μ distribution: A physical fading model for the Stacy distribution,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 56, no. 1, pp. 27–34, Jan. 2007.
- [17] —, “The κ - μ distribution and the η - μ distribution,” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 49, no. 1, pp. 68–81, Feb. 2007.
- [18] G. S. Rabelo and M. D. Yacoub, “The κ - μ Extreme distribution,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 59, no. 10, pp. 2776–2785, Oct. 2011.
- [19] G. Fraidenraich and M. D. Yacoub, “The α - η - μ and α - κ - μ fading distributions,” in *IEEE 9th Int. Symp. on Spread Spectrum Techniques and Applicat.*, Aug. 2006.
- [20] M. D. Yacoub, “The α - η - κ - μ fading model,” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 64, no. 8, pp. 3597–3610, Aug. 2016.
- [21] P. S. Bithas, N. C. Sagias, P. T. Mathiopoulos, G. K. Karagiannidis, and A. A. Rontogiannis, “On the performance analysis of digital communications over generalized-K fading channels,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 10, no. 5, pp. 353–355, May 2006.
- [22] G. K. Karagiannidis, N. C. Sagias, and P. T. Mathiopoulos, “N * Nakagami: A novel stochastic model for cascaded fading channels,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 55, no. 8, p. 1453, 2007.
- [23] V. A. Aalo, T. Piboongunon, and C. D. Iskander, “Bit-error rate of binary digital modulation schemes in generalized gamma fading channels,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 9, no. 2, pp. 139–141, Feb. 2005.
- [24] P. S. Bithas, “Weibull-gamma composite distribution: alternative multipath/shadowing fading model,” *Electron. Lett.*, vol. 45, no. 14, pp. 749–751, Jul. 2009.
- [25] P. C. Sofotasios and S. Freear, “The α - κ - μ /gamma distribution: A generalized non-linear multipath/shadowing fading model,” in *IEEE Ann. India Conf.*, Dec. 2011.
- [26] P. M. Shankar, “Error rates in generalized shadowed fading channels,” *Wireless Personal Commun.*, vol. 28, no. 3, pp. 233–238, Feb. 2004.

- [27] R. Cogliatti, R. A. A. de Souza, and M. D. Yacoub, “Practical, highly efficient algorithm for generating κ - μ and η - μ variates and a near-100% efficient algorithm for generating α - μ variates,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 16, no. 11, pp. 1768–1771, Nov. 2012.
- [28] R. A. A. de Souza, A. M. O. Ribeiro, and D. A. Guimarães, “On the efficient generation of α - κ - μ and α - η - μ white samples with applications,” *Int. J. of Antennas and Propag.*, 2006.
- [29] Q. M. Zhu, X. Y. Dang, D. Z. Xu, and X. M. Chen, “Highly efficient rejection method for generating Nakagami- m sequences,” *Electron. Lett.*, vol. 47, no. 19, pp. 1100–1101, Sep. 2011.
- [30] N. C. Beaulieu and C. Cheng, “Efficient Nakagami- m fading channel simulation,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 54, no. 2, pp. 413–424, Mar. 2005.
- [31] Q. Wu, D. W. Matolak, and I. Sen, “5-GHz-band vehicle-to-vehicle channels: Models for multiple values of channel bandwidth,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 59, no. 5, pp. 2620–2625, Feb. 2010.
- [32] P. Karadimas, E. D. Vagenas, and S. A. Kotsopoulos, “On the scatterers’ mobility and second order statistics of narrowband fixed outdoor wireless channels,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 9, no. 7, pp. 2119–2124, Jul. 2010.
- [33] P. K. Chong, S. E. Yoo, S. H. Kim, and D. Kim, “Wind-blown foliage and human-induced fading in ground-surface narrowband communications at 400 MHz,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 60, no. 4, pp. 1326–1336, Mar. 2011.
- [34] M. G. Doone, S. L. Cotton, and C. Oestges, “An experimental investigation into the impact of vehicular traffic on interpersonal wearable-to-wearable communications channels,” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 65, no. 10, pp. 5418–5430, Oct. 2017.
- [35] M. Abramowitz and I. A. Stegun, *Handbook of mathematical functions: with formulas, graphs, and mathematical tables*. Courier Corporation, 1965.
- [36] J. Marcum, “A statistical theory of target detection by pulsed radar,” *IRE Trans. on Inf. Theory*, vol. 6, no. 2, pp. 59–267, Apr. 1960.
- [37] J. Frolik, “A case for considering hyper-Rayleigh fading channels,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 6, no. 4, pp. 1235–1239, Apr. 2007.
- [38] G. D. Durgin, T. S. Rappaport, and D. A. Wolf, “New analytical models and probability density functions for fading in wireless communications,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 50, no. 6, pp. 1005–1015, Jul. 2002.

- [39] W. C. Jakes and D. C. Cox, *Microwave mobile communications*. Wiley-IEEE Press, 1994.
- [40] A. Papoulis and S. U. Pillai, *Probability, random variables, and stochastic processes*. Tata McGraw-Hill Education, 2002.
- [41] Ericsson, “More than 50 billion connected devices,” 2011. [Online]. Available: http://www.akos-rs.si/files/Telekomunikacije/Digitalna_agenda/Internetni_protokol_Ipv6/More-than-50-billion-connected-devices.pdf
- [42] J. G. Andrews, S. Buzzi, W. Choi, S. V. Hanly, A. Lozano, A. C. K. Soong, and J. C. Zhang, “What will 5G be?” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 32, no. 6, pp. 1065–1082, Jun. 2014.
- [43] X. Li, X. Chen, J. Zhang, Y. Liang, and Y. Liu, “Capacity analysis of α - η - κ - μ fading channels,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 21, no. 6, pp. 1449–1452, Jun. 2017.
- [44] A. A. dos Anjos, T. R. R. Marins, R. A. A. de Souza, and M. D. Yacoub, “Higher order statistics for the α - η - κ - μ fading model,” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 66, no. 6, pp. 3002–3016, Jun. 2018.
- [45] A. Mathur, Y. Ai, M. R. Bhatnagar, M. Cheffena, and T. Ohtsuki, “On physical layer security of α - η - κ - μ fading channels,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 22, no. 10, pp. 2168–2171, Oct. 2018.
- [46] A. Goswami and A. Kumar, “Performance analysis of multi-hop wireless communication systems over α - η - κ - μ channel,” *Physical Commun.*, 2018.
- [47] M. D. Yacoub, “Nakagami- m phase-envelope joint distribution: A new model,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 59, no. 3, pp. 1552–1557, Mar. 2010.
- [48] K. P. Peppas, “Sum of nonidentical squared κ - μ variates and applications in the performance analysis of diversity receivers,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 61, no. 1, pp. 413–419, Jan. 2012.
- [49] I. S. Gradshteyn and I. M. Ryzhik, *Table of integrals, series, and products*. Academic press, 2014.
- [50] J. E. Gentle, *Random number generation and Monte Carlo methods*. Springer Science & Business Media, 2006.
- [51] A. M. Law, W. D. Kelton, and W. D. Kelton, *Simulation modeling and analysis*. McGraw-Hill New York, 1991.
- [52] G. E. P. Box and M. E. Müller, “A note on the generation of random normal deviates,” *Ann. Math. Stat.*, vol. 29, pp. 610–611, 1958.

- [53] M. H. DeGroot and M. J. Schervish, *Probability and statistics*. Pearson Education, 2012.
- [54] A. Kolmogorov, “Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione,” *Inst. Ital. Attuari, Giorn.*, vol. 4, pp. 83–91, 1933.
- [55] N. Smirnov, “Table for estimating the goodness of fit of empirical distributions,” *The Ann. of Math. Stat.*, vol. 19, no. 2, pp. 279–281, 1948.
- [56] R. M. Dudley, *Statistics for Applications*. Springer, 2009.
- [57] —, *Uniform central limit theorems*. Cambridge university press, 2014.
- [58] J. F. M. Jr, “The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit,” *J. of the American Stat. Assoc.*, vol. 46, no. 253, pp. 68–78, 1951.
- [59] C. P. C. P. Robert, “Simulation of truncated normal variables,” *Stat. and Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 121–125, 1995.
- [60] F. C. Commission, “Report of the spectrum efficiency working group,” 2002. [Online]. Available: https://transition.fcc.gov/sptf/files/SEWGFfinalReport_1.pdf
- [61] P. C. Sofotasios, A. Bagheri, T. A. Tsiftsis, S. Freear, A. Shahzadi, and M. Valkama, “A comprehensive framework for spectrum sensing in non-linear and generalized fading conditions,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 66, no. 10, pp. 8615–8631, Oct. 2017.
- [62] H. Urkowitz, “Energy detection of unknown deterministic signals,” *Proc. IEEE*, vol. 55, no. 4, pp. 523–531, Apr. 1967.
- [63] F. F. Digham, M. S. Alouini, and M. K. Simon, “On the energy detection of unknown signals over fading channels,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 55, no. 1, pp. 21–24, Jan. 2007.
- [64] A. Ghasemi and E. S. Sousa, “Opportunistic spectrum access in fading channels through collaborative sensing,” *J. of Commun.*, vol. 2, no. 2, pp. 71–82, Mar. 2007.
- [65] F. von Glehn and U. S. Dias, “On the AUC analysis in cognitive radio networks over κ - μ fading channel with noise uncertainty,” in *Int. Telecom. Symp. (ITS)*, Aug. 2014.
- [66] S. Atapattu, C. Tellambura, and H. Jiang, “Analysis of area under the ROC curve of energy detection,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 9, no. 3, pp. 1216–1225, Mar. 2010.
- [67] A. Bagheri, P. C. Sofotasios, T. A. Tsiftsis, A. Shahzadi, S. Freear, and M. Valkama, “Area under ROC curve of energy detection over generalized fading channels,”

- in *IEEE 26th Annu. Int. Symp. on Personal, Indoor, and Mobile Radio Commun. (PIMRC)*, Aug. 2015.
- [68] S. Kumar, “Performance of ED based spectrum sensing over α - η - μ fading channel,” *Wireless Pers. Commun.*, Apr. 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s11277-018-5677-6>
- [69] R. A. A. de Souza, “Contribuições teóricas para o estudo de funções de distribuição correlacionadas em um canal sem fio,” Dissertação de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, 2009.
- [70] M. Schwartz, W. R. Bennett, and S. Stein, *Communication systems and techniques*. John Wiley & Sons, 1995.
- [71] G. K. Karagiannidis, D. A. Zogas, and S. A. Kotsopoulos, “On the multivariate Nakagami- m distribution with exponential correlation,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 51, no. 8, pp. 1240–1244, Aug. 2003.
- [72] G. K. Karagiannidis, D. A. Zogas, N. C. Sagias, S. A. Kotsopoulos, and G. S. Tombras, “Equal-gain and maximal-ratio combining over nonidentical weibull fading channels,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 4, no. 3, pp. 841–846, May 2005.
- [73] G. C. de Souza and R. A. A. de Souza, “On the simulation of outage probability for equal-gain and maximal-ratio receivers over κ - μ fading channels,” in *Int. Workshop on Telecommun. (IWT)*, Jun. 2015.
- [74] S. L. Cotton, “Human body shadowing in cellular device-to-device communications: Channel modeling using the shadowed κ - μ fading model,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 33, no. 1, pp. 111–119, Jan. 2015.
- [75] Y. Ibdah and Y. Ding, “Mobile-to-Mobile channel measurements at 1.85 GHz in suburban environments,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 63, no. 2, pp. 466–475, Feb. 2015.
- [76] D. W. Matolak, R. Sun, and P. Liu, “V2V channel characteristics and models for 5 GHz parking garage channels,” in *9th European Conf. on Antennas and Propag. (EuCAP)*, Apr. 2015.
- [77] J. Reig and L. Rubio, “On simple estimators of the α - μ fading distribution,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 59, no. 12, pp. 3254–3258, Dec. 2011.
- [78] A. M. O. Ribeiro and E. Conforti, “Asymptotically efficient moment-based estimator of the κ parameter for the κ - μ distribution,” *IEEE Antennas Wireless Propag. Lett.*, vol. 14, pp. 598–601, 2015.