



RIO

PUC

Dissertação de Mestrado

Modelo de perda de propagação devido à chuva em sistemas FSO em regiões tropicais

Mariângela da Silva Gomes

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro
Centro Técnico Científico
Departamento de Engenharia Elétrica

Rio de Janeiro, 14 de agosto de 2025



Pontifícia
Universidade
Católica do
Rio de Janeiro

Modelo de perda de propagação devido à chuva em sistemas FSO em regiões tropicais

Mariângela da Silva Gomes

Orientação: Professor Luiz Alencar da Silva Mello, D.Sc.

Coorientação: Clara Elizabeth Verdugo Muñoz, D.Sc.

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, do Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio.

Rio de Janeiro, 14 de agosto de 2025



Pontifícia
Universidade
Católica do
Rio de Janeiro

Modelo de perda de propagação devido à chuva em sistemas FSO em regiões tropicais

Mariângela da Silva Gomes

**Dissertação apresentada como requisito parcial para a
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica pelo
Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da PUC-
Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo:**

Professor Luiz Alencar da Silva Mello, D.Sc.

Orientador

Departamento de Engenharia Elétrica - PUC-Rio

Clara Elizabeth Verdugo Muñoz, D.Sc.

Co-Orientadora

Departamento de Engenharia Elétrica - PUC-Rio

Professor Glaucio Lopes Ramos, D.Sc.

Universidade Federal de São João del-Rei

Professor Pedro Vladmir Gonzalez Castellanos, D.Sc.

Universidade Federal Fluminense

Professor Carlos Vinicio Rodrigues Ron, D.Sc.

INMETRO

Rio de Janeiro, 14 de agosto de 2025



Pontifícia
Universidade
Católica do
Rio de Janeiro

Todos os direitos reservados. A reprodução, total ou parcial, do trabalho é proibida sem autorização da universidade, da autora e do orientador.

Mariângela da Silva Gomes

Oficial do Corpo de Engenheiros da Marinha do Brasil. Graduiu-se em Engenharia Elétrica, com ênfase em telecomunicações, pela Universidade Estácio de Sá em .

Ficha Catalográfica

Gomes, Mariângela da Silva

Modelo de perda de propagação devido à chuva em sistemas FSO em regiões tropicais / Mariângela da Silva Gomes; orientador: Luiz Alencar da Silva Mello; coorientador: Clara Elizabeth Verdugo Muñoz. – Rio de Janeiro: PUC-Rio, Departamento de Engenharia Elétrica, 2025.

83 f.: il. color. ; 30 cm

1. Dissertação (mestrado)- Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, 2025.

2.

Inclui bibliografia

3. Engenharia Elétrica – Teses. 2. Comunicações ópticas no espaço livre. 3. Atenuação por chuvas. 4. Visibilidade. I. Mello, Luiz Alencar da Silva. II. Verdugo Muñoz, Clara Elizabeth. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. IV. Título.

CDD: 621.3

Agradecimentos

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

Agradeço, primeiramente, à Deus por me permitir vencer um câncer, vencer o caos e viver.

Ao meu filho Davi, que é e sempre será meu combustível para enfrentar todas as dificuldades da vida.

Aos meus pais e aos meus irmãos que me incentivaram nos momentos difíceis e compreenderam a minha ausência enquanto eu me dedicava.

À instituição Marinha do Brasil pela oportunidade de aprimorar os meus conhecimentos profissionais.

Aos meus orientadores, pela paciência, orientação e incentivo ao longo deste processo.

Agradeço, por fim, a todos que me apoiaram durante a realização deste trabalho.

Resumo

Gomes, Mariângela da Silva; Mello, Luiz Alencar da Silva; Verdugo Muñoz, Clara Elizabeth. **Modelo de perda de propagação devido à chuva em sistemas FSO em regiões tropicais**. Rio de Janeiro, 2025. 83p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

A tecnologia de Óptica de Espaço Livre é uma solução viável para garantir altas taxas de dados e comunicação na última milha nas aplicações de comunicações sem fio. Torna-se uma excelente alternativa para ser utilizada em substituição, (ou pelo menos em conjunto) em algumas aplicações, aos tradicionais sistemas de radiofrequência. No entanto, condições climáticas adversas podem prejudicar significativamente o desempenho dos enlaces no canal de Óptica de Espaço Livre. Mecanismos de propagação afetados por efeitos atmosféricos que produzem atenuação, espalhamento e turbulência atmosférica, são responsáveis, principalmente, pela perda de potência do sinal óptico transmitido no espaço livre, e também os efeitos dispersivos, originados, principalmente, da cintilação do sinal óptico. Portanto, o desenvolvimento de modelos preditivos para o coeficiente de atenuação do enlace é fundamental para a disponibilidade do enlace FSO tornando-o confiável e resiliente, considerando as especificidades de regiões de clima tropical. A integração de sistemas híbridos de ondas milimétricas e de óptica no espaço livre pode aumentar a disponibilidade dos enlaces em diferentes condições climáticas, incorporando as características de propagação de cada tecnologia. Neste estudo é apresentado uma comparação abrangente entre seis algoritmos de regressão de aprendizado de máquina (ML) para estabelecer um modelo para o parâmetro visibilidade a partir de parâmetros meteorológicos macroscópicos medidos experimentalmente no aeroporto internacional do Galeão na cidade do Rio de Janeiro. O desempenho dos algoritmos de regressão foi comparado através do coeficiente de determinação (R^2) e raiz do erro quadrático médio (RMSE). Em outra linha de investigação, foi desenvolvido um modelo estatisticamente consistente para previsão da distribuição da atenuação a partir da representação da distribuição cumulativa complementar da visibilidade, considerando as características de uma região de clima tropical.

Palavras-chave

Comunicações ópticas no espaço livre; Atenuação por chuvas; Visibilidade.

Abstract

Gomes, Mariângela da Silva; Mello, Luiz Alencar da Silva (Advisor); Verdugo Muñoz, Clara Elizabeth (Co-Advisor). **Rain attenuation model for FSO Systems in Tropical Regions**. Rio de Janeiro, 2025. 83p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The technology of Free Space Optics is a viable solution to ensure high data rates and communication in the last mile of wireless communication applications. It becomes an excellent alternative to be used in replacement, (or at least in conjunction) in some applications, to traditional radio frequency systems. However, adverse weather conditions can significantly impair the performance of links in the Free Space Optics channel. Attenuation effects, scattering, and atmospheric turbulence are primarily responsible for the loss of power of the optical signal transmitted in free space, as well as dispersive effects, mainly arising from the scintillation of the optical signal. Therefore, the development of predictive models for the attenuation coefficient of the link is crucial for the availability of the FSO link, making it reliable and resilient, considering the specifics of tropical climate regions. The integration of hybrid systems of millimeter waves and free-space optics can increase the availability of links under different weather conditions, incorporating the propagation characteristics of each technology. This study presents a comprehensive comparison between six machine learning (ML) regression algorithms to establish a model for the visibility parameter based on experimentally measured macroscopic meteorological parameters at Galeão International Airport in the city of Rio de Janeiro. The performance of the regression algorithms was compared using the coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE). In another line of investigation, a statistically consistent model was developed for predicting the attenuation distribution based on the representation of the complementary cumulative distribution of visibility, considering the characteristics of a tropical climate region.

Keywords

Free space optics; Rain attenuation; Visibilit.

Sumário

1	Introdução	12
2	Revisão Bibliográfica	17
2.1	Efeitos climáticos em enlaces FSO	17
2.2	Turbulência atmosférica	20
2.2.1	Modelo Log-normal para o canal	22
2.2.2	Modelo Exponencial Negativa para o canal	22
2.2.3	Modelo Gamma-gamma para o canal	22
2.3	Modelo de canal FSO	24
2.4	Confiabilidade de enlaces FSO	29
2.5	Modelos de sistemas FSO em regiões tropicais	29
3	Dados de Longo Prazo de Visibilidade	34
3.1	Efeitos das condições meteorológicas na comunicação FSO	34
3.2	Considerações sobre visibilidade	35
3.3	Ocorrência de chuvas na Região Metropolitana do Rio de Janeiro	36
3.4	Conjunto de Dados meteorológicos	39
4	Modelos de perda de propagação devido à chuva	43
4.1	Modelos de perda de propagação devido à chuva	43
4.1.1	Modelo baseado na física microscópica	44
4.1.2	Modelo baseado na visibilidade	46
4.2	Modelos tradicionais para propagação de micro-ondas	47
4.2.1	Modelo da Rec. ITU-R P.530-18	47
4.2.2	Modelo Brasileiro	48
4.2.3	Estimativa de modelo usando a visibilidade	49
4.3	Comparação do modelo com dados experimentais	50
4.3.1	Dados experimentais	50
4.3.2	Atenuação devido à chuva	53
5	Modelo proposto para enlaces FSO	57
5.1	Modelo por aprendizado de máquina	57
5.1.1	Metodologia de aplicação dos dados	60
5.1.2	Resultados	61
5.2	Cálculo de estatísticas de atenuação devido ao efeito de visibilidade	62
5.2.1	Caracterização estatística do parâmetro visibilidade	62
5.2.2	Caracterização estatística para atenuação	64
6	Conclusões	71
A	Processo de Regressão Gaussiana	80
A.1	Fundamentos Matemáticos	80
A.2	Processos Gaussianos	81
A.3	Considerações Finais	82

Lista de figuras

Figura 1.1	Enlace FSO, (a) diagrama de bloco de uma aplicação e (b) exemplo de transceptor FSO [5].	13
Figura 1.2	Representação do espectro óptico, evidenciando as janelas de transmissão [4].	14
Figura 1.3	Aplicação de sistema FSO, adaptado de [8].	15
Figura 2.1	Função densidade de Probabilidade (fdp) Log-normal para turbulência [7].	23
Figura 2.2	Função densidade de Probabilidade (fdp) Exponencial Negativa para turbulência [7].	24
Figura 2.3	Função densidade de Probabilidade (fdp) Gamma-gamma para turbulência [7].	25
Figura 2.4	Estatísticas de irradiação e apropriado sumario das distribuições [7].	26
Figura 2.5	Atenuação específica devido ao espalhamento [7].	27
Figura 2.6	Atenuação específica devido à neblina: (a) modelo Kim e (b) modelo Kruse [7].	31
Figura 2.7	Atenuação específica devido: (a) neve úmida e (b) neve seca [7].	32
Figura 2.8	Atenuação específica devido à chuva [7].	33
Figura 3.1	Medidas de precipitação por estação: RX1Day (acima) e RX5Day (baixo) [17].	37
Figura 3.2	Distribuição espacial da média de precipitação na região metropolitana do Rio de Janeiro de 1970 a 2020 [17].	38
Figura 3.3	Gráfico boxplot da média de visibilidade nos meses na condição "CLEAR".	42
Figura 3.4	Gráfico boxplot da média de visibilidade nos meses na condição "RNMix".	42
Figura 4.1	Atenuação específica devido à chuva em função da taxa de precipitação para diferentes valores do parâmetro forma, (μ) [28].	45
Figura 4.2	CCDF da taxa de precipitação obtido com experimentos em Chilbolton, DBSG-3 ITU-R.	51
Figura 4.3	CCDF da taxa de precipitação obtido com experimentos em Chilbolton, CEDA e DBSG-3 ITU-R.	52
Figura 4.4	Comparação CCDFs da taxa de precipitação da CEDA e da DBSG-3 ITU-R.	53
Figura 4.5	CDF da visibilidade condicionada a chuva.	54
Figura 4.6	CCDF da atenuação devida à chuva, 37 GHz.	55
Figura 4.7	CCDF da atenuação devida à chuva, 57 GHz.	55
Figura 4.8	CCDF da atenuação devida à chuva, 97 GHz.	56
Figura 4.9	CCDF da atenuação devida à chuva, 137 GHz.	56

Figura 5.1	Métrica RMSE para os modelos de aprendizado de máquina.	62
Figura 5.2	Métrica R^2 para os modelos de aprendizado de máquina.	63
Figura 5.3	Gráfico de dispersão para os modelos de predição por aprendizado de máquina.	67
Figura 5.4	Comparação entre CDF de Visibilidade das distribuições de probabilidade e dados do repositório.	68
Figura 5.5	Erro entre o valor acumulado do parâmetro visibilidade medido e as curvas das distribuições em análise.	68
Figura 5.6	Comparação entre CDF de atenuação das distribuições de probabilidade e dados do repositório.	69
Figura 5.7	Erro entre o valor acumulado do parâmetro atenuação obtido e as curvas das distribuições em análise.	70
Figura 5.8	Comparação entre as CCDF de atenuação específica, em dB/km.	70

Lista de tabelas

Tabela 2.1	Partículas de Espalhamento Atmosférico [7].	20
Tabela 3.1	Filtros classificadores para diferentes efeitos atmosféricos [27].	41
Tabela 3.2	Percentual de ocorrência no local Rio de Janeiro.	41
Tabela 4.1	Valores recomendados de K para a relação $\gamma = K/V$ [31].	46
Tabela 4.2	Erro quadrático médio relativo (Relative MSE)	54
Tabela 5.1	RMSE dos valores de visibilidade	64
Tabela 5.2	RMSE dos valores para atenuação	65
Tabela 5.3	Coefficientes κ e α a partir do parâmetro μ da função distribuição gama para a DSD	65

Lista de Abreviaturas

CCDF – Função de Distribuição Cumulativa Complementar

CDF – Função de Distribuição Acumulada

CEDA – *Centre for Environmental Data Analysis*

DECEA – Departamento de Controle do Espaço Aéreo

DSD – *Drop Size Distribution*

DT – Árvore de Decisão

FSO – *Free Space Optics*

GPR – Processo de Regressão Gaussiana

ITU-R – *International Telecommunication Union - Recommendation*

KNL – Aproximação Kernel

LAN – *Local Area Network*

LRM – Regressão Linear Múltipla

MOR – *Meteorological Optical Range*

NN – Redes Neurais

RF – Rádio Frequência

SVM – Máquina de Vetores de Suporte

SYNOP – *Surface Synoptic Observations*

WMO – World Meteorological Organization

1

Introdução

A infraestrutura de telecomunicações exige redes de backbone robustas e soluções eficazes de acesso na última milha, essenciais para assegurar uma conectividade de alta taxa de tráfego e alta confiabilidade. Neste contexto, a tecnologia de comunicações Ópticas de Espaço Livre, em inglês Free Space Optics (FSO), apresenta-se como uma alternativa promissora para enfrentar os desafios de conectividade, particularmente em áreas urbanas densas ou em regiões onde a instalação de infraestrutura física é limitada (Seção introdução da referência) [1]. A comunicação FSO é uma tecnologia óptica que permite a transmissão de dados em um canal não guiado, utilizando lasers ou LEDs (diodos emissores de luz) como fontes de emissão. Diferentemente de cabos de fibra óptica — onde os pulsos de luz são confinados no interior de um filamento de vidro —, na FSO esses pulsos são propagados por meio de um feixe de luz estreito através da atmosfera [2].

A tecnologia FSO permite enlaces de comunicação óptica ponto a ponto com alta taxa de transmissão, comparável a cabos de fibra óptica, mas com a flexibilidade inerente aos sistemas sem fio. Como por exemplo facilidade de instalação, operação e manutenção, embora sujeita a desafios próprios das comunicações sem fio e outros (segurança, possibilidade de interferência). Apesar da fibra óptica seja reconhecida como a solução mais confiável para comunicações ópticas, os custos de implantação são significativamente elevados devido à necessidade de escavações e obras civis. Além disso, o tempo necessário para implantação pode ultrapassar semanas ou meses, o que representa um entrave para aplicações que demandam rápida disponibilidade [1].

Por outro lado, equipamentos para enlaces FSO terrestres, conforme mostrado na Figura 1.1, podem ser instalados em questão de dias, com custos operacionais reduzidos e praticamente sem impacto físico no ambiente urbano. De acordo com [3], um enlace FSO pode ser instalado e colocado em operação em um prazo de 2 a 3 dias, com um custo estimado entre um terço e um décimo do valor necessário para a implementação de uma conexão via cabos de fibra óptica.

Adicionalmente, os enlaces FSO também apresentam as seguintes vantagens: a flexibilidade de realocação, permitindo ajustes na topologia da rede

conforme as demandas evoluem, ausência de exigência de licenciamento ou tarifas para utilização do enlace, inexistência de riscos associados à radiação de RF e baixo consumo energético [2].

Embora a tecnologia FSO não seja recente e seja estudada desde a década de 1960, ainda existem lacunas relevantes na pesquisa sobre o tema [4]. Entre os principais desafios destacam-se: a previsão de desempenho de enlaces FSO terrestres sob condições atmosféricas específicas; a ausência de um modelo global para a perda de percurso (path loss) aplicável à fase de projeto; e a definição dos requisitos técnicos dos equipamentos necessários para a implementação de um enlace em um local específico [5].

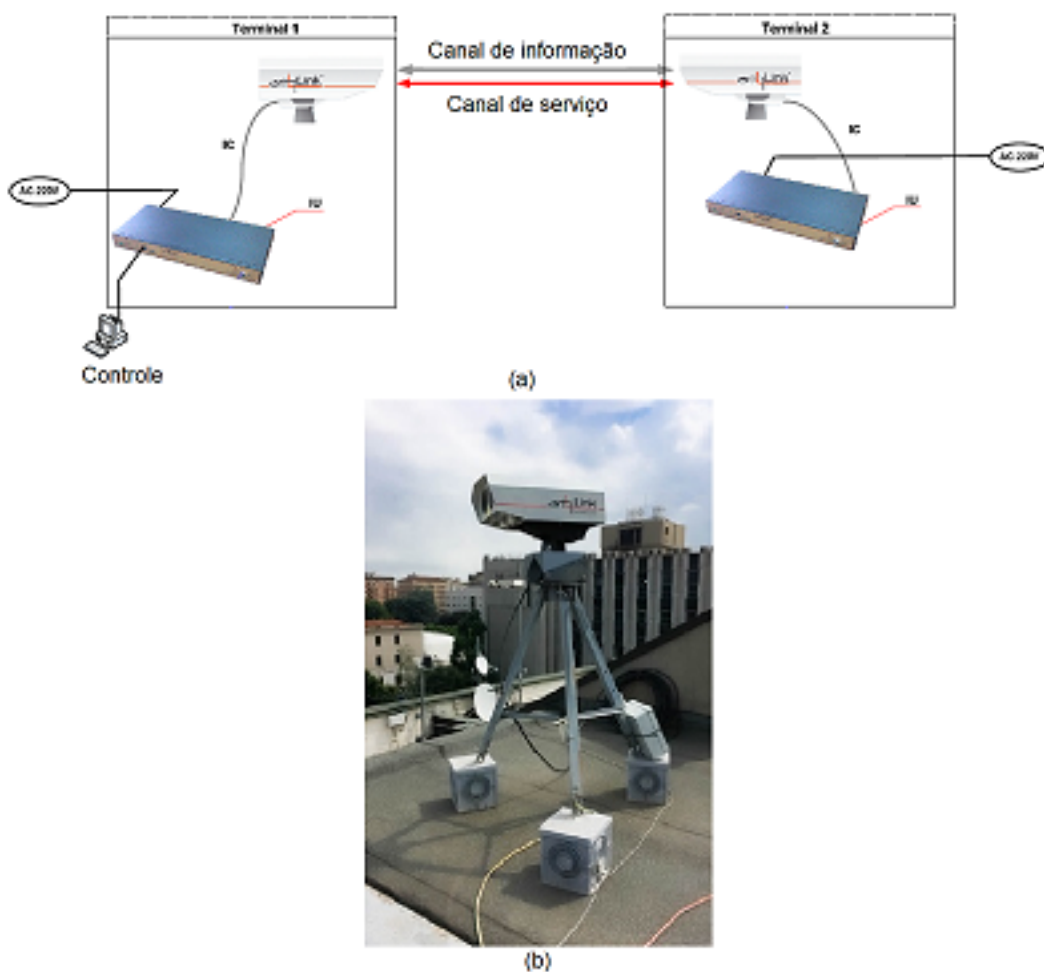


Figura 1.1: Enlace FSO, (a) diagrama de bloco de uma aplicação e (b) exemplo de transceptor FSO [5].

Quando comparado com enlaces de microondas e o uso do espectro eletromagnético, mostrado da Figura 1.2, a comunicação por FSO constitui uma alternativa à comunicação por RF (radiofrequência), sendo viabilizada pela transmissão de comprimentos de onda ópticos significativamente menores (na

faixa de 700 a 10.000 nm) em comparação aos comprimentos de onda maiores utilizados em RF. Esses comprimentos de onda menores, e, portanto, frequências mais elevadas, permitem taxas de transmissão de dados consideravelmente superiores às alcançadas por sistemas de RF [6].

Um sinal óptico operando em frequências na ordem de 10^{12} a 10^{16} Hz pode viabilizar uma largura de banda de até 2.000 THz, valor cerca de 10^5 vezes maior do que o disponível em sistemas de comunicação por RF. Além disso, a largura estreita do feixe do enlace FSO contribui para uma maior segurança na transmissão — dificultando a interceptação do sinal — e elimina a necessidade de licenciamento de espectro. Entretanto, existe a desvantagem associada ao uso de enlaces FSO, em comparação com enlaces RF, que é a atenuação variável e frequentemente elevada do sinal óptico em função das condições atmosféricas [6].

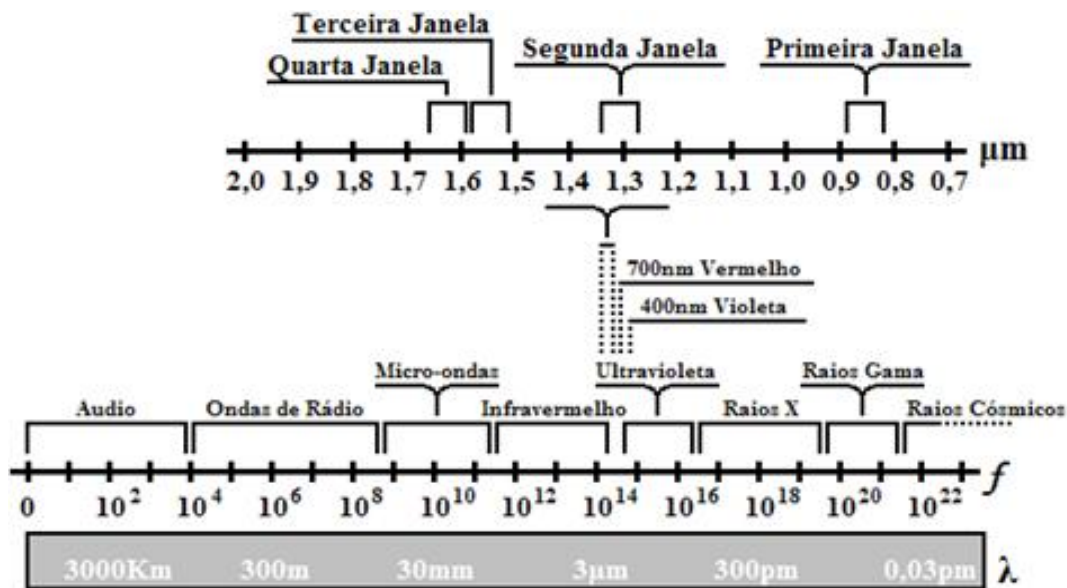


Figura 1.2: Representação do espectro óptico, evidenciando as janelas de transmissão [4].

Como exemplo de aplicação, conforme ilustrado na Figura 1.3, enlaces FSO podem ser implementados em solução de conectividade, substituindo enlaces com tecnologia de radiofrequência. Assim, enlaces FSO tornam-se uma excelente alternativa para emprego na infraestrutura de redes de telecomunicações móveis 5G ou superiores [7].

Com complexidade sistêmica mínima, os enlaces oferecem conectividade eficiente sob condições atmosféricas favoráveis. No entanto, apesar de seus diversos benefícios, a disponibilidade do enlace sob condições climáticas variáveis constitui uma preocupação significativa. Isso ocorre porque esses enlaces são

fortemente dependentes do clima, e a atenuação do sinal tende a aumentar em cenários meteorológicos adversos, o que compromete a eficiência do enlace [7].

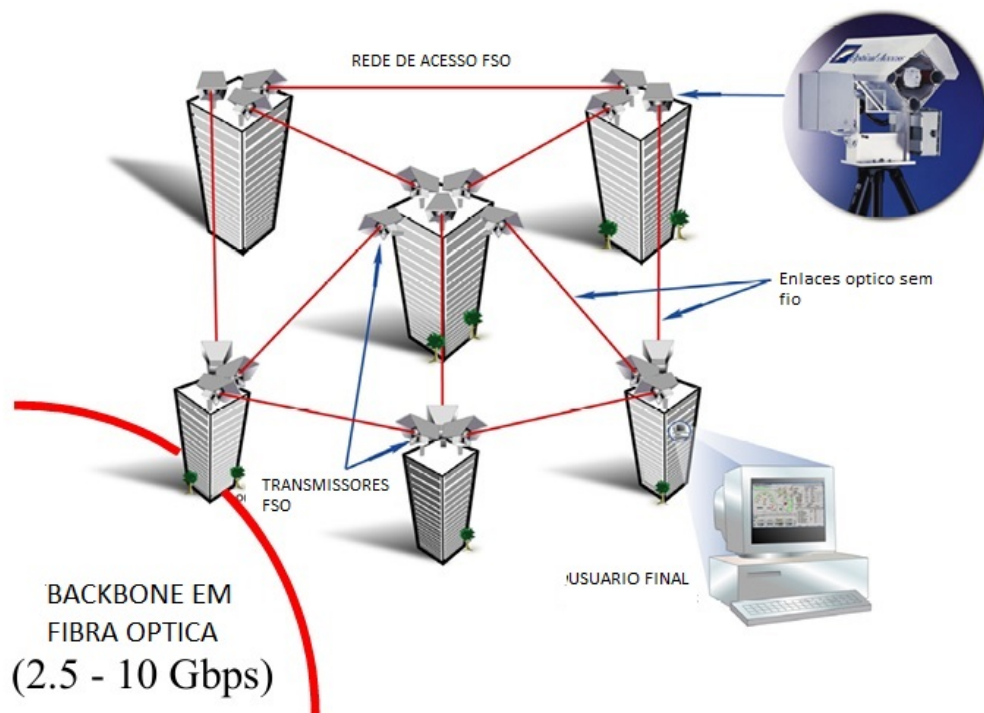


Figura 1.3: Aplicação de sistema FSO, adaptado de [8].

Atualmente, existem várias empresas que estão trabalhando no projeto e na fabricação de sistemas FSO como soluções de transmissão sem fio ao ar livre, como por exemplo: Canon (Japão), Cassidian (Alemanha), fSONA (Canadá), Taara (EUA), GeoDesy (Hungria), Laser ITC (Rússia), LightPointe Communications (EUA), MRV (EUA), Northern Hi-Tec (Reino Unido), Novasol (EUA), Omnitek (Turquia), Plaintree Systems (Canadá) e Wireless Excellence (Reino Unido) entre outros [9].

Apesar das inúmeras vantagens da comunicação FSO, essa tecnologia apresenta algumas desvantagens específicas. Para evitar a dispersão dos feixes ópticos do enlace, é necessário um alinhamento e apontamento extremamente precisos. Outro fator limitante relevante é a influência do meio de propagação do canal não guiado [10]. Mesmo em condições de céu claro, a turbulência atmosférica pode causar flutuações de intensidade no sinal óptico — conhecidas como cintilações —, que comprometem a estabilidade da comunicação [11]. A propagação de feixes laser através de partículas atmosféricas (nevoa, chuva, neve, entre outras) pode provocar atenuação profunda no sinal, resultando na interrupção do enlace, mesmo em enlaces terrestres de curta distância [7]. Condição de nevoeiro é particularmente prejudicial à propagação óptica: a

atenuação específica em condições de nevoeiro denso pode atingir até 300 dB/km, considerando uma visibilidade em torno de 50 metros [11].

Por outro lado, em regiões tropicais ou equatoriais no interior dos continentes, onde o nevoeiro é virtualmente inexistente, a chuva torna-se o principal fator atmosférico limitante quanto ao alcance e desempenho dos enlaces FSO. Dessa forma, torna-se fundamental a investigação detalhada dos impactos da chuva sobre os enlaces ópticos em espaço livre [11].

Como consequência, diversos modelos de propagação baseados no fenômeno da visibilidade foram desenvolvidos com o objetivo de prever os impactos da atenuação atmosférica nos enlaces FSO. Esses modelos, dependentes das condições de visibilidade, oferecem uma abordagem analítica para estimar a atenuação do sinal óptico.

Neste contexto, algumas regiões do Brasil, e mais especificamente a cidade do Rio de Janeiro, devido a seu clima tropical têm uma alta probabilidade de ocorrência de chuva quando comparado com os climas temperados. Assim, o estudo dos efeitos da chuva nos enlaces FSO no Rio de Janeiro e no Brasil é relevante para a previsão do desempenho de enlaces FSO em regiões tropicais.

Portanto, este trabalho tem como objetivo apresentar um modelo estatístico de atenuação devido aos efeitos climáticos em sistemas FSO que possa ser utilizado em regiões com climas tropicais, dividido em cinco partes. No Capítulo 2, por meio de um levantamento bibliográfico, será realizada uma análise dos modelos para o canal de comunicação dos sistemas FSO, considerando incidência dos efeitos climáticos, tais como nevoeiro e chuva. No Capítulo 3, serão analisados os dados de longo prazo de visibilidade disponíveis em diferentes locais na região de Rio de Janeiro, para estudar as possíveis variações devido ao microclima. No Capítulo 4, serão analisados os modelos de perda de propagação devido à chuva para sistemas FSO disponíveis na literatura, comparando-os com os modelos tradicionais para propagação de micro-ondas. No quinto Capítulo, será apresentado o modelo proposto de atenuação devido à chuva em enlaces FSO baseado tanto nos dados experimentais disponíveis na literatura quanto nas características microfísicas das partículas de chuva. No sexto e último Capítulo serão apresentadas as conclusões e propostas para futuros trabalhos.

2

Revisão Bibliográfica

Neste capítulo, por meio de um levantamento bibliográfico, será realizada uma análise dos modelos para o canal de comunicação dos sistemas FSO considerando incidência dos efeitos climáticos.

2.1

Efeitos climáticos em enlaces FSO

O desempenho de um enlace FSO depende principalmente dos efeitos climáticos e das características estruturais do local de instalação. Em geral, tais condições prejudicam ou reduzem a visibilidade, também afetam o desempenho do enlace FSO. Os fatores primários que afetam o desempenho incluem atenuação atmosférica, cintilação, alinhamento de edifícios, e obstruções na linha de visada. A atenuação atmosférica dos sistemas FSO é tipicamente dominada por neblina, mas também pode depender de nuvens baixas, chuva, neve, poeira e várias combinações de cada um [12].

O efeito da atenuação atmosférica no desempenho do enlace pode ser um grande impedimento para emprego da tecnologia FSO como provedor de serviços para usuários finais, pois em alguns casos, é difícil alcançar disponibilidade requerida. Em alguns casos, para garantir uma maior disponibilidade sem comprometer as taxas de dados, pode-se empregar um enlace na faixa de GHz em paralelo ao enlace FSO em uma configuração híbrida [7].

Condições atmosféricas diferentes dispersam e absorvem o sinal transmitido, resultando em uma atenuação significativa do sinal antes de alcançar o receptor. O principal requisito para estabelecer um enlace de comunicação terrestre FSO é preservar a linha de visada entre o transmissor e o receptor [7]. O alcance e a capacidade dos canais são severamente limitados devido à atenuação do sinal induzida por condições atmosféricas. A atenuação atmosférica em tempo claro varia de 0,2 dB/km em uma condição de dia ensolarado. Condições como neve forte e névoa densa e pesada, por outro lado, aumentam drasticamente a atenuação para aproximadamente 350 dB/km, limitando a capacidade do enlace [7].

Os feixes de FSO sofrem atenuação ao atravessar um canal atmosférico devido a absorção por gases e várias pequenas partículas. Esses atenuadores

atmosféricos incluem aerossóis, poeira, fumaça, chuva, neve, névoa, neblina e mais. Essas partículas podem causar um de dois fenômenos envolvidos na atenuação atmosférica: absorção e espalhamento. A combinação de espalhamento e absorção contribui para o valor total de atenuação atmosférica de um feixe óptico [6].

A absorção atmosférica ocorre devido a interação entre fótons e partículas dispersas, tanto líquidas quanto sólidas, presentes na atmosfera. Durante essas interações, parte dos fótons é extinta e sua energia é convertida em calor pelo meio. Esse é um fenômeno seletivo e dependente do comprimento de onda, ou seja, a eficiência da absorção varia conforme a frequência da radiação eletromagnética [10].

Os principais agentes responsáveis pela absorção atmosférica podem ser classificados em dois grupos. O primeiro, absorvedores moleculares: gases como oxigênio (O_2), ozônio (O_3), dióxido de carbono (CO_2), nitrogênio (N_2), hidrogênio (H_2) e vapor d'água (H_2O), naturalmente presentes na composição atmosférica. O segundo grupo são aerossóis que são partículas suspensas no ar, podendo estar em estado líquido (como névoa e vapor d'água) ou sólido (como poeira, fumaça, partículas vulcânicas e gotículas marinhas) [10].

A absorção causada por esses componentes resulta na atenuação do sinal óptico e afeta a disponibilidade do enlace FSO. A absorção por moléculas depende das características específicas de cada tipo de gás, como sua concentração e propriedades de rotação e vibração, que determinam o espectro de absorção [10]. Um aumento na pressão ou temperatura tenderá a aumentar o espectro de absorção, devido à excitação dos níveis de energia. As absorções moleculares, por meio das gotas de água, ozônio e gás carbônico, caracterizam-se por serem fortes em determinados comprimentos de ondas, dificultando a transmissão [13].

Dado seu comportamento seletivo, a atmosfera possui janelas espectrais de alta transmissividade, conhecidas como janelas de transmissão atmosférica, dentro das quais a radiação eletromagnética sofre perdas mínimas por absorção. Nessas faixas, a atenuação se deve predominantemente ao espalhamento, o que permite simplificar modelos ópticos [10]. Entre as faixas de menor absorção atmosférica destacam-se os intervalos entre 780 e 850 nm e 1520 e 1600 nm. Este último intervalo, além de oferecer baixa absorção molecular, apresenta alta potência emitida e segurança ocular, sendo amplamente utilizado em sistemas FSO. Em particular, os comprimentos de onda de 850 nm e 1550 nm são considerados ideais para aplicações comerciais, pois são pouco afetados pelos efeitos de absorção atmosférica [13].

O fenômeno do espalhamento ocorre quando o feixe óptico colide com

um dispersor. Essa interação provoca uma redistribuição da luz, resultando em desvio angular na direção de chegada do feixe. Durante esse processo, a energia óptica é redistribuída, podendo ocorrer com ou sem alteração no comprimento de onda [10].

A redistribuição da luz causa uma redução da intensidade do feixe à medida que este percorre distâncias maiores. O efeito de espalhamento é caracterizado pela relação entre o comprimento de onda do feixe de luz (λ) e o raio das partículas atmosféricas (r) presentes durante a propagação, como neblina ou aerossóis. Esta relação aqui indicada como x_0 [13]. Destacam-se três tipos de espalhamento: Rayleigh, Mie, and não seletivo (geométrico) [10].

O Espalhamento Rayleigh ($x_0 \ll 1$) ocorre quando o diâmetro das partículas dispersoras é muito menor que o comprimento de onda do feixe óptico. Também conhecido como espalhamento molecular, é caracterizado por ser altamente seletivo em relação ao comprimento de onda, com intensidade inversamente proporcional a λ^4 , conforme a Lei de Rayleigh. Isso implica que radiações de menor comprimento de onda, como ultravioleta e luz azul, sofrem espalhamento mais intenso. Este tipo de espalhamento é causado principalmente por moléculas de gases como O_2 e N_2 , sendo pouco relevante nas faixas de comprimento de onda utilizadas em comunicações ópticas no espaço livre [13].

O Espalhamento Mie ($x_0 \approx 1$) caracteriza-se quando o tamanho da partícula é comparável ao comprimento de onda da radiação incidente. É típico em condições atmosféricas com presença de neblina, fumaça, poeira e aerossóis. O espalhamento de Mie é menos seletivo que o de Rayleigh e atua sobre uma faixa mais ampla do espectro óptico. Por isso, tem maior impacto nos enlaces ópticos, especialmente em condições de visibilidade reduzida [13].

O Espalhamento Não Seletivo ($x_0 \gg 1$), também conhecido como espalhamento geométrico, ocorre quando as partículas são muito maiores que o comprimento de onda da radiação, como é o caso de gotas de chuva e cristais de gelo. Nessa condição, o espalhamento ocorre de forma uniforme sobre todos os comprimentos de onda, sendo não seletivo. Esse regime resulta em alta atenuação, comprometendo significativamente a propagação de sinais ópticos [10].

A Tabela 2.1 apresenta um resumo dos principais tipos de partículas atmosféricas responsáveis pelos diferentes regimes de espalhamento [7].

Tabela 2.1: Partículas de Espalhamento Atmosférico [7].

Tipo	raio da partícula (μm)	Processo de espalhamento
Moléculas de Ar	0,0001	Rayleigh
Partícula de neblina	0,01-1	Rayleigh – Mie
Gotículas de névoa	1-20	Mie – Não Seletivo
Chuva	100-10000	Não Seletivo
Neve	1000-5000	Não Seletivo
Granizo	5000-50000	Não Seletivo

2.2

Turbulência atmosférica

A turbulência atmosférica é um fenômeno aleatório resultante das variações de temperatura e pressão ao longo do enlace de propagação da radiação na atmosfera. Essas variações provocam a formação de células turbulentas com diferentes dimensões e índices de refração. Essas estruturas atuam como prismas ou lentes atmosféricas, induzindo interferência construtiva e destrutiva no feixe óptico propagado. Como consequência, ocorre uma redistribuição da energia do sinal, provocando flutuações aleatórias na intensidade e na fase do sinal recebido [14].

As variações de temperatura, vento e pressão do ar desencadeiam um fenômeno aleatório caracterizado por flutuações espaciais e temporais no índice de refração do ar. Essa condição resulta na formação de células turbulentas (*eddies*) ou partículas de ar. Tais turbulências atmosféricas provocam desvios no enlace de propagação óptico, afetando a direção e a forma do feixe transmitido. A intensidade da turbulência atmosférica depende de três fatores principais: pressão atmosférica e altitude, velocidade do vento e variação do índice de refração [10].

A turbulência atmosférica é quantificada por meio do coeficiente de estrutura do índice de refração, representado por C_n^2 . Este é o parâmetro mais relevante para a caracterização da intensidade da turbulência, sendo amplamente utilizado em modelagens de propagação óptica em meios atmosféricos. O valor de C_n^2 varia em função da localização geográfica, da altitude e do período do dia, refletindo as condições atmosféricas locais [10].

As variações na intensidade do sinal causadas por esse fenômeno são denominadas cintilação e são quantificadas por meio do índice de cintilação, definido como a variância normalizada das flutuações de intensidade [14].

O índice de cintilação é função do parâmetro estrutural do índice de re-

fração, C_n^2 . Este parâmetro determina a intensidade da turbulência na atmosfera. Para enlaces horizontais próximos ao solo, o valor de C_n^2 é praticamente constante, sendo que, em condições de turbulência fraca, seu valor típico é da ordem de $10^{17} m^{2/3}$, podendo atingir valores da ordem de $10^{13} m^{2/3}$ ou superiores em casos de turbulência intensa. Diversos modelos empíricos de C_n^2 têm sido propostos para estimar o perfil de turbulência, baseando-se em medições experimentais realizadas em diferentes localidades geográficas, horários, velocidades do vento, tipos de terreno, entre outros fatores [14].

Em condições atmosféricas caracterizadas por alta incidência solar e céu claro, observa-se uma degradação significativa no desempenho de sistemas de comunicação óptica sem fio, devido à ocorrência de cintilação atmosférica. Esse fenômeno, frequentemente associado ao chamado “ar quente”, resulta de variações térmicas que afetam a densidade do ar e, conseqüentemente, o índice de refração do meio atmosférico. A radiação solar aquece intensamente as camadas de ar próximas à superfície terrestre, tornando-as menos densas em comparação ao ar das camadas superiores. Como consequência, o ar mais quente tende a ascender, promovendo a mistura com o ar mais frio em altitudes elevadas [7].

Esse processo de convecção térmica dá origem a estruturas turbulentas conhecidas como vórtices ou células de ar, as quais apresentam tamanhos e temperaturas variáveis. Tais estruturas funcionam como prismas refrativos dinâmicos, introduzindo flutuações espaciais e temporais no índice de refração ao longo da trajetória de propagação do feixe óptico. Essas perturbações resultam em variações aleatórias na intensidade do sinal recebido, comprometendo a estabilidade e a confiabilidade dos enlaces ópticos em espaço livre, sobretudo em distâncias mais longas [7].

A turbulência atmosférica pode ser classificada em quatro regimes distintos: fraco, moderado, forte e saturado. Essa classificação baseia-se na magnitude das flutuações do índice de refração e na extensão do percurso ótico através da atmosfera. No entanto, dada a complexidade intrínseca do comportamento turbulento da atmosfera, não há, até o momento, um modelo teórico único que represente com precisão todos os regimes de turbulência [7].

Diante dessa limitação, a literatura técnica tem adotado três modelos estatísticos amplamente reconhecidos para descrever a variação da radiância em canais ópticos turbulentos. O modelo log-normal é geralmente utilizado para caracterizar o regime de turbulência fraca, enquanto o modelo gama-gama é empregado para representar o regime intermediário, que abrange desde condições fracas até fortes. Por fim, o modelo exponencial negativo tem sido aplicado à caracterização do regime de saturação, no qual as flutuações de

irradiância atingem níveis críticos [7].

2.2.1

Modelo Log-normal para o canal

Neste modelo a estatística da variação de irradiação segue uma distribuição log-normal. Um único evento de espalhamento de energia descreve este modelo que é mais adequado para ambientes com moderada turbulência. A função densidade de probabilidade (fdp) é calculada com base na equação (2-1):

$$p(I) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_I^2}} \frac{1}{I} \exp - \frac{(\ln \frac{I}{I_0} - E[I]^2)}{2\sigma_I^2}, I \geq 0 \quad (2-1)$$

onde σ_I^2 é a irradiação logarítmica para onda planas, I é o campo de irradiação e I_0 é a intensidade no espaço livre. A despolarização é mínima em severas condições de turbulência. Não se considera o espalhamento causada por circulações turbulentas. A Figura 2.1 representa a fdp para a distribuição log-normal em quatro diferentes valores de variância [7].

2.2.2

Modelo Exponencial Negativa para o canal

Este modelo é valido para regime saturado que apresentam espalhamento independente. A variação de irradiação segue a distribuição de Rayleigh que possui estatística com exponencial negativa que pode ser calculado utilizando a equação (2-2):

$$p(I) = \frac{1}{I_0} \exp(-\frac{I}{I_0}), I_0 \geq 0 \quad (2-2)$$

onde I_0 é a irradiação média recebida, $E[I]$. A Figura 2.2 representa a distribuição da fdp para o modelo de exponencial negativa considerando diferente valores de intensidade de campo no espaço livre [7].

2.2.3

Modelo Gamma-gamma para o canal

O espalhamento e a refração são consideradas neste modelo que considera todos os regimes de turbulência, de moderado para forte. Para o regime saturado, o modelo aproxima-se de uma distribuição de exponencial negativa.

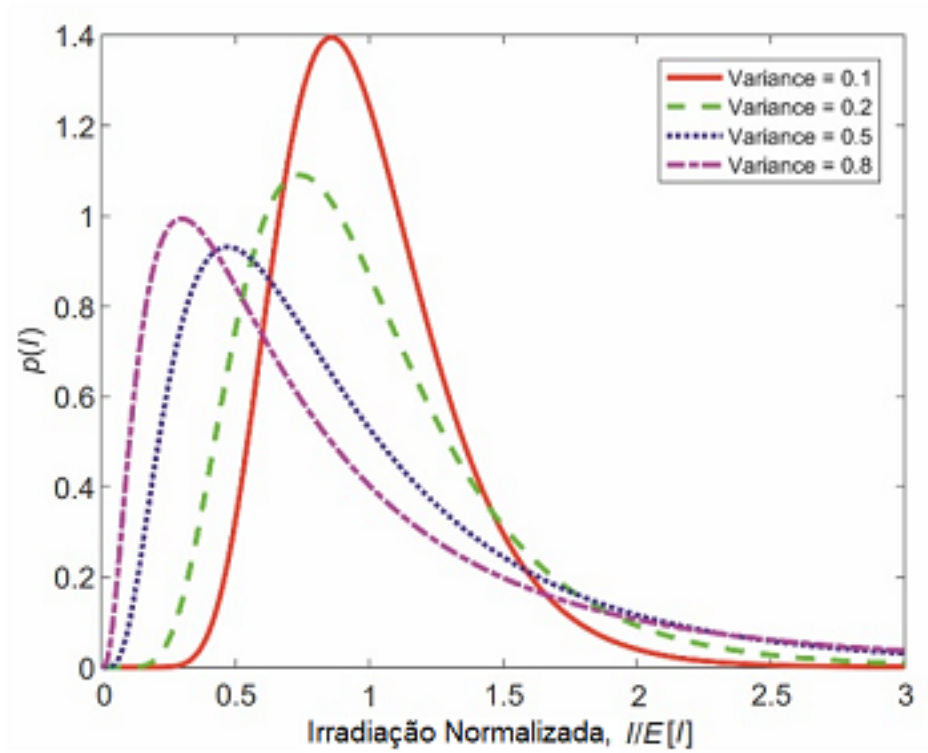


Figura 2.1: Função densidade de Probabilidade (fdp) Log-normal para turbulência [7].

A função de irradiação gamma-gamma é calculada de acordo com a equação (2-3):

$$p(I) = \frac{2(\alpha\beta)^{(\alpha+\beta)/2}}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} I^{((\alpha+\beta)/2)-1} K_{\alpha-\beta}(\sqrt{\alpha\beta}I), I \geq 0 \quad (2-3)$$

onde $K_n(\cdot)$ é uma função modificada de Bessel de segundo tipo de ordem n . Já $\Gamma(\cdot)$ representa a função gamma. O número efetivo do efeito de espalhamento é representado por α e β e está relacionado as condições atmosféricas de acordo com as equações (2-4) e (2-5) [7].

$$\alpha = \frac{1}{\exp\left(\frac{0,49\sigma_I^2}{(1+1,11\sigma_I^{\frac{12}{5}})^{\frac{7}{6}}}\right) - 1}, \quad (2-4)$$

$$\beta = \frac{1}{\exp\left(\frac{0,51\sigma_I^2}{(1+0,69\sigma_I^{\frac{12}{5}})^{\frac{5}{6}}}\right) - 1}, \quad (2-5)$$

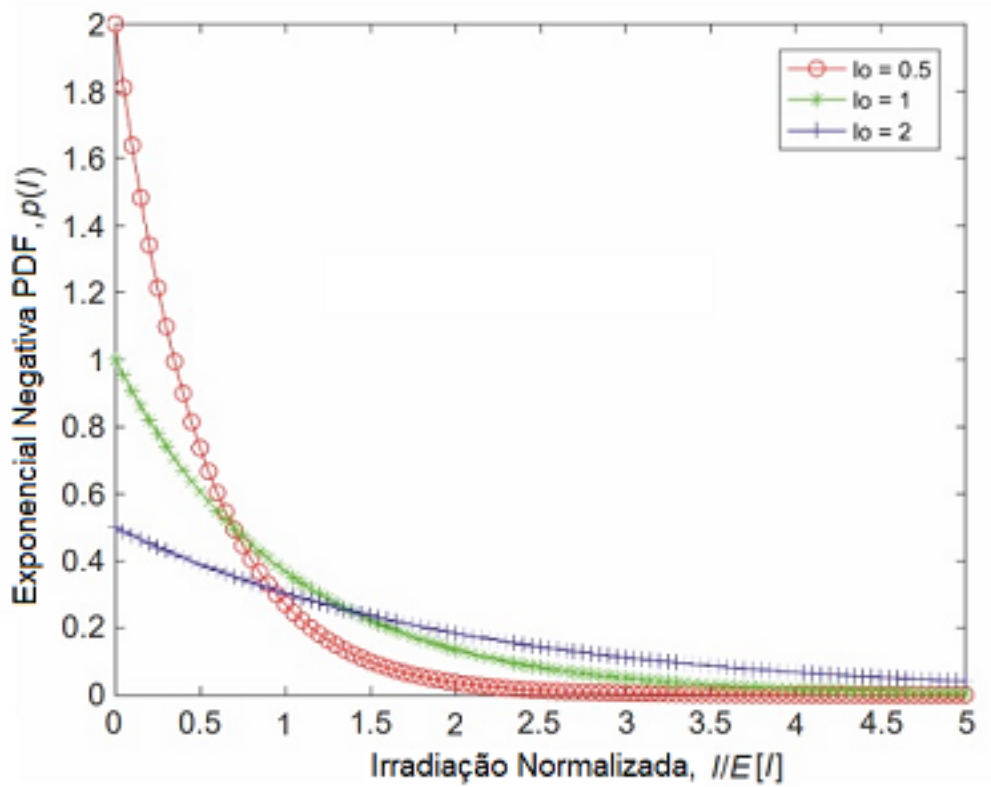


Figura 2.2: Função densidade de Probabilidade (fdp) Exponencial Negativa para turbulência [7].

onde σ_I^2 é a variância de Rytov. A Figura 2.3 representa a fdp gamma-gamma para o modelo de turbulência considerando os três regimes.

A Figura 2.4 resume a relação entre o índice de refração e a correspondente distribuição. A distribuição lognormal destaca-se pela simplicidade matemática, entretanto, a mesma é relevante para turbulência fraca. A distribuição exponencial negativa é aplicada somente em regime saturado. Apesar da sua complexidade matemática, o modelo Gamma-gamma, quando considerado em ambientes confinados, cobre uma larga escala de índice de refração. Portanto, o modelo Gamma-gamma pode ser considerado mais completo [7].

2.3

Modelo de canal FSO

O canal FSO pode ser caracterizado pela equação (2-6) [7] onde $y(t)$ é o sinal ótico recebido, $h(t)$ é o modelo do canal com turbulência, γ é a atenuação do canal (dB/km), $x(t)$ é o sinal ótico transmitido e $n(t)$ é o sinal ruído:

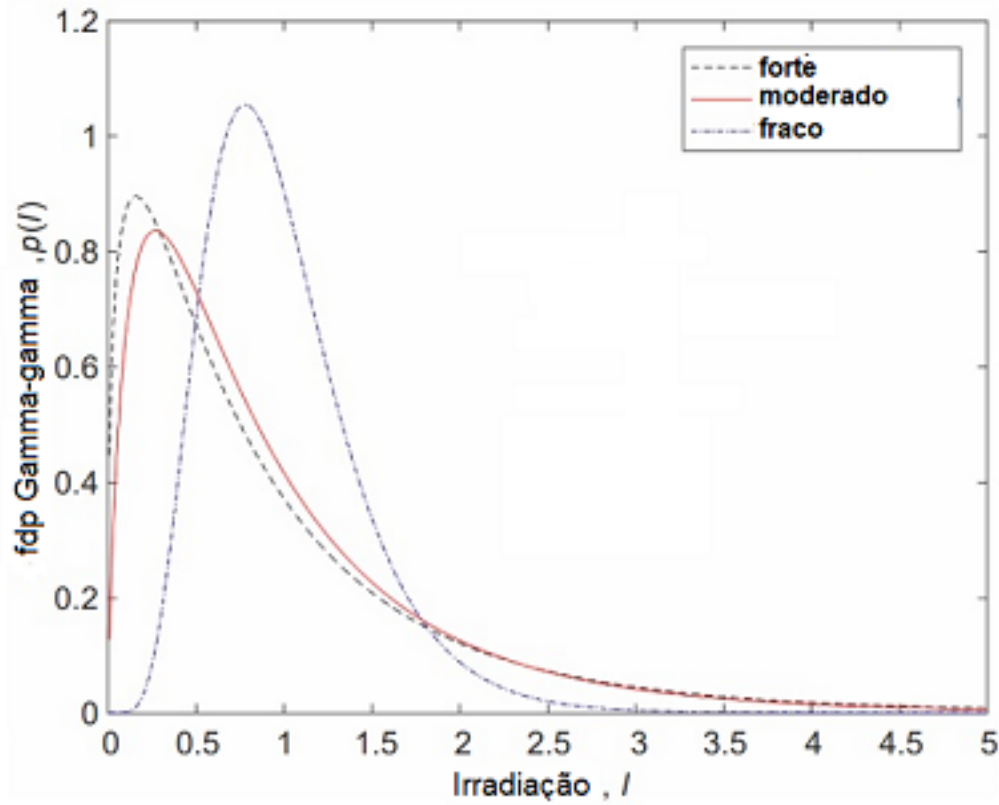


Figura 2.3: Função densidade de Probabilidade (fdp) Gamma-gamma para turbulência [7].

$$y(t) = \gamma[h(t)x(t)] + n(t) \quad (2-6)$$

De acordo com [8], a modelagem matemática da atenuação da luz através da atmosfera pode ser comumente descrita pela Lei de Beer (ou Lei de Lambert-Beer), que expressa a transmitância atmosférica ($\tau(R)$) da radiação eletromagnética em função da distância percorrida (R) sob influência de partículas e moléculas suspensas no ar [8].

Segundo a Lei de Beer, a transmitância da radiação pode ser descrita pela equação (2-7) [8]:

$$\tau(R) = \frac{P(R)}{P(0)} = e^{-\gamma R} \quad (2-7)$$

onde R é o comprimento (ou alcance) do enlace (m), $\tau(R)$ é a transmitância à distância R , $P(R)$ é a potência do laser à distância R , $P(0)$ é a potência do laser na fonte e γ é o coeficiente total de extinção ou atenuação es-

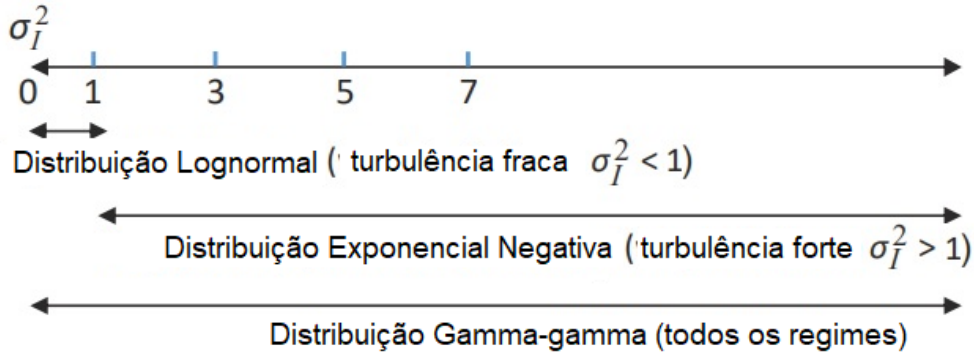


Figura 2.4: Estatísticas de irradiação e apropriado sumario das distribuições [7].

pecífica em dB/km , o qual representa a contribuição combinada dos processos de absorção e espalhamento.

Este coeficiente total, dependente do comprimento de onda (λ) pode ser decomposto conforme a equação (2-8) [7]:

$$\gamma(\lambda) = \alpha_m(\lambda) + \alpha_a(\lambda) + \beta_m(\lambda) + \beta_a(\lambda) \quad (2-8)$$

onde $\alpha_m(\lambda)$ e $\alpha_a(\lambda)$ representam, respectivamente, os coeficientes de absorção molecular e de absorção por aerossol, e $\beta_m(\lambda)$ e $\beta_a(\lambda)$ são os coeficientes de espalhamento molecular e de espalhamento por aerossol, respectivamente[7]. De acordo com [10], os termos $\beta_m(\lambda)$ e $\beta_a(\lambda)$ podem também corresponder ao espalhamento Rayleigh e ao espalhamento Mie, respectivamente.

Os sistemas ópticos analisados são projetados para operar nas janelas espectrais de 780–850 nm e 1520–1600 nm, também conhecidas como janelas de transmissão atmosférica [7]. Nos comprimentos de onda de interesse (780 nm e 1550 nm), a absorção molecular e por aerossóis, bem como o espalhamento molecular (Rayleigh), podem ser considerados desprezíveis. Isso se deve ao fato de que os aerossóis presentes na atmosfera possuem dimensões comparáveis ou superiores aos comprimentos de onda utilizados em sistemas FSO, tornando o espalhamento Mie o principal mecanismo de atenuação [8].

Assim, o coeficiente de atenuação pode ser aproximado por $\gamma(\lambda) \approx \beta_a(\lambda)$, destacando que a eficiência do espalhamento Mie atinge seu máximo para aerossóis com diâmetro da ordem do comprimento de onda da radiação incidente e torna-se praticamente independente deste à medida que o diâmetro das partículas aumenta [8]. Além disso, a eficiência do espalhamento Mie está

relacionada à visibilidade atmosférica (V), definida como a distância na qual a intensidade da luz é reduzida a 2% de seu valor inicial [15].

A Figura 2.5 mostra a atenuação específica devido ao processo de espalhamento em função da visibilidade para três comprimentos de onda [7]. Neste gráfico é possível verificar que a atenuação pelo espalhamento depende do comprimento de onda e constata-se que quanto maior o comprimento de onda menor será a atenuação para um mesmo valor de visibilidade.

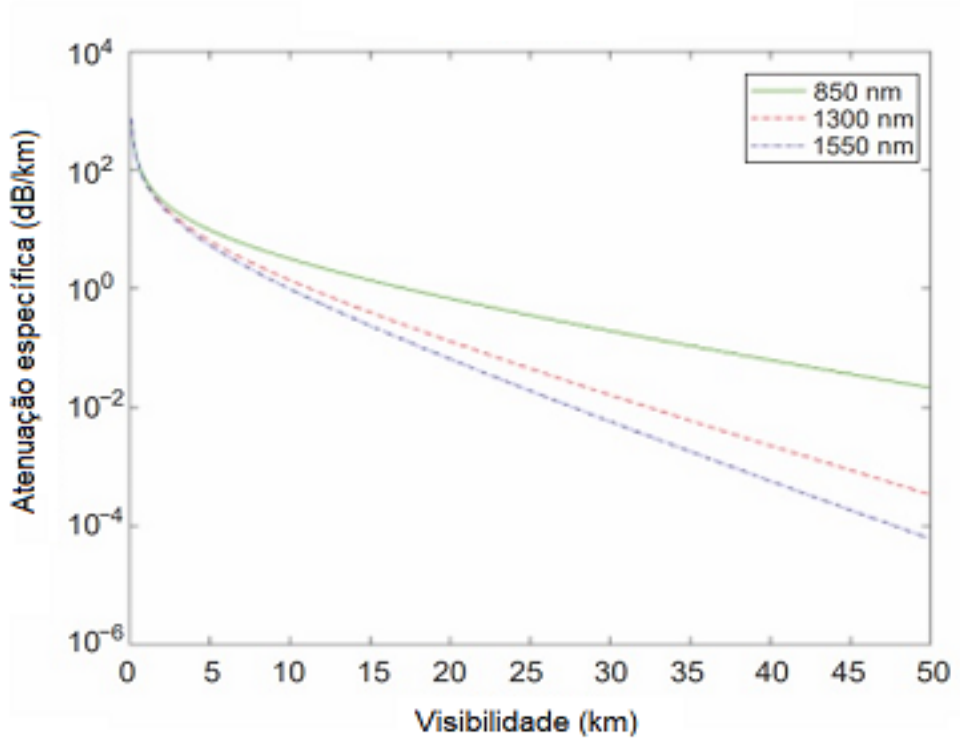


Figura 2.5: Atenuação específica devido ao espalhamento [7].

Portanto, no caso de neblina, pode-se representar o coeficiente de extinção ou atenuação específica associado ao espalhamento Mie por meio da equação (2-9) [13]:

$$\gamma(V) = \frac{3,91}{V} \left\{ \frac{\lambda}{550} \right\}^{-q} \quad (2-9)$$

De acordo com o modelo de Kim, o fator q da equação (2-9) pode assumir os seguintes valores [7]:

$$q = \begin{cases} 1,6 & \text{para } V > 50 \text{ km} \\ 1,3 & \text{para } 6 \text{ km} < V < 50 \text{ km} \\ 0,16V + 0,34 & \text{para } 1 \text{ km} < V < 6 \text{ km} \\ V - 0,5 & \text{para } 0,5 \text{ km} < V < 1 \text{ km} \\ 0 & \text{para } V < 0,5 \text{ km} \end{cases} \quad (2-10)$$

De acordo com o modelo de Kruse, o fator q da equação (2-9) pode assumir os seguintes valores [7]:

$$q = \begin{cases} 1,6 & \text{para } V > 50 \text{ km} \\ 1,3 & \text{para } 6 \text{ km} < V < 50 \text{ km} \\ 0,585V^{\frac{1}{3}} & \text{para } V < 6 \text{ km} \end{cases} \quad (2-11)$$

Como o comprimento de onda da partícula de neblina é da mesma ordem de grandeza de comprimento de onda de propagação, a atenuação devido à neblina torna-se a principal fator para a atenuação do sinal ótico [7]. A Figura 2.6 apresenta a atenuação na condição de neblina aplicando os modelos Kim e Kruse [7].

Na condição de neve, [7] aplica um modelo que apresenta na equação (2-12) a relação entre atenuação específica e a taxa de precipitação em mm/h:

$$\gamma_{neve} = aS^b \quad (2-12)$$

no caso de neve úmida, a equação (2-13):

$$a = 5,42 \times 10^{-5} + 5,4958776; b = 1,38 \quad (2-13)$$

no caso de neve seca, a equação (2-14):

$$a = 1,023 \times 10^{-4} + 3,7855466; b = 0,72 \quad (2-14)$$

Desta forma, conforme mostrado no gráfico da Figura 2.7 [7], a relação entre a atenuação e o comprimento de onda não se mostra determinante, apresentando o mesmo nível de atenuação para diferentes valores de comprimento

de onda nas mesmas condições de taxa de precipitação de neve.

Para a condição de chuva, [7] aplica a equação (2-15) com a seguinte relação entre a atenuação específica e a taxa de precipitação R em mm/h:

$$\gamma_{chuva} = 1,067R^{0,67} \quad (2-15)$$

No gráfico da Figura 2.8, obtido a partir da expressão 2-15 de [7], observa-se que a atenuação em função da taxa de precipitação apresenta a mesma taxa de crescimento semelhante ao comportamento na condição de neve, ou seja, quanto maior a taxa de precipitação maior será a atenuação.

2.4

Confiabilidade de enlaces FSO

Estudos estatísticos, como por exemplo em [16], podem identificar uma estimativa realista da disponibilidade de enlaces de dados FSO, através de uma análise de registros de visibilidade. De acordo com [16], os enlaces óticos disponíveis, geralmente, operam na faixa de 850 nm. Como a propagação da luz visível e dos feixes óticos utilizados em enlaces FSO é afetada de forma semelhante pelas condições atmosféricas, os registros de visibilidade de longo prazo tornam-se uma fonte valiosa para estimar a qualidade de serviço nesses sistemas. A disponibilidade de enlaces abrangendo distâncias de centenas de metros é influenciada principalmente por neblina e nuvens baixas. Aqueles enlaces abrangendo quilômetros são influenciados adicionalmente por fortes chuvas e neve, conforme identificado em medida realizadas na Europa.

Portanto, adaptações dos modelos utilizados em [16] podem ser empregados no estudo em conjunto com os dados disponíveis na cidade do Rio de Janeiro, como por exemplo, os levantamentos de chuva apresentados em [17]. Desta forma, pode ser possível identificar características de enlaces considerando as particularidades de regiões tropicais.

2.5

Modelos de sistemas FSO em regiões tropicais

Em [10], uma investigação de alguns modelos selecionados de Mie e de espalhamento não seletivo para comunicação FSO foi feita com base em dados atmosféricos disponíveis na Nigéria. Os modelos Kim e Kruse foram estabelecidos para a região temperada. Neste trabalho, os modelos foram examinados usando os dados de visibilidade do ano de 2008 a 2019. Os modelos foram examinados sob o limite de transmissão de 2% e 5% e sob

os comprimentos de onda 780nm, 850nm, 1100nm e 1550nm. Os resultados indicam maior atenuação em 780nm, corroborando o que está disponível na literatura. Os modelos Suriza et al [18], ITU-R (Carbonneau) [19] e Gailani et al [20] foram investigados utilizando os dados de intensidade de chuva. O modelo de Suriza et al indica uma atenuação reduzida em comparação aos outros dois modelos.

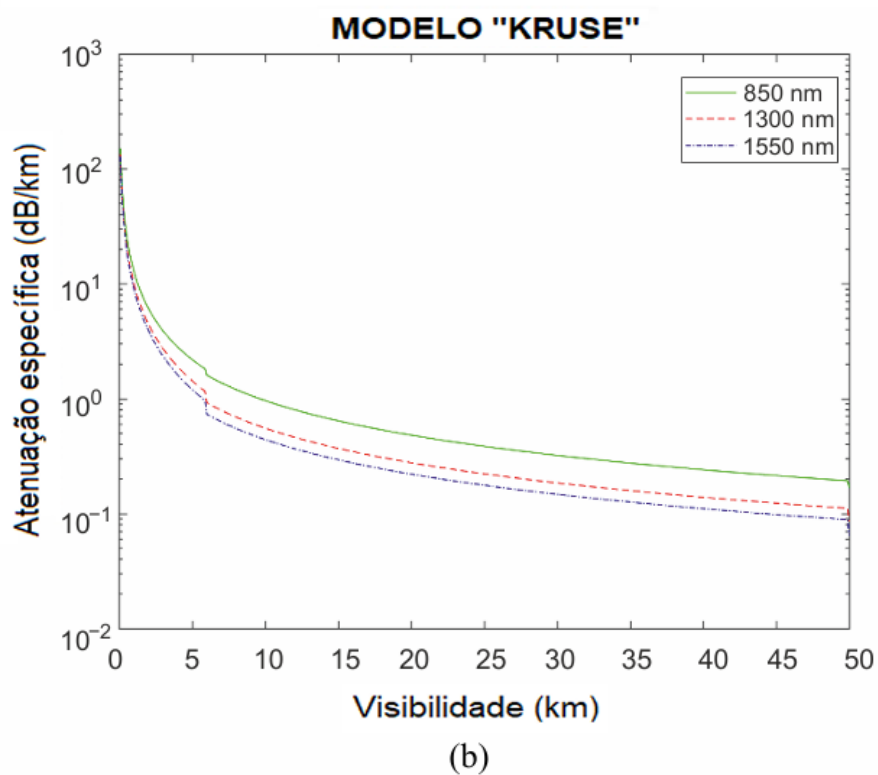
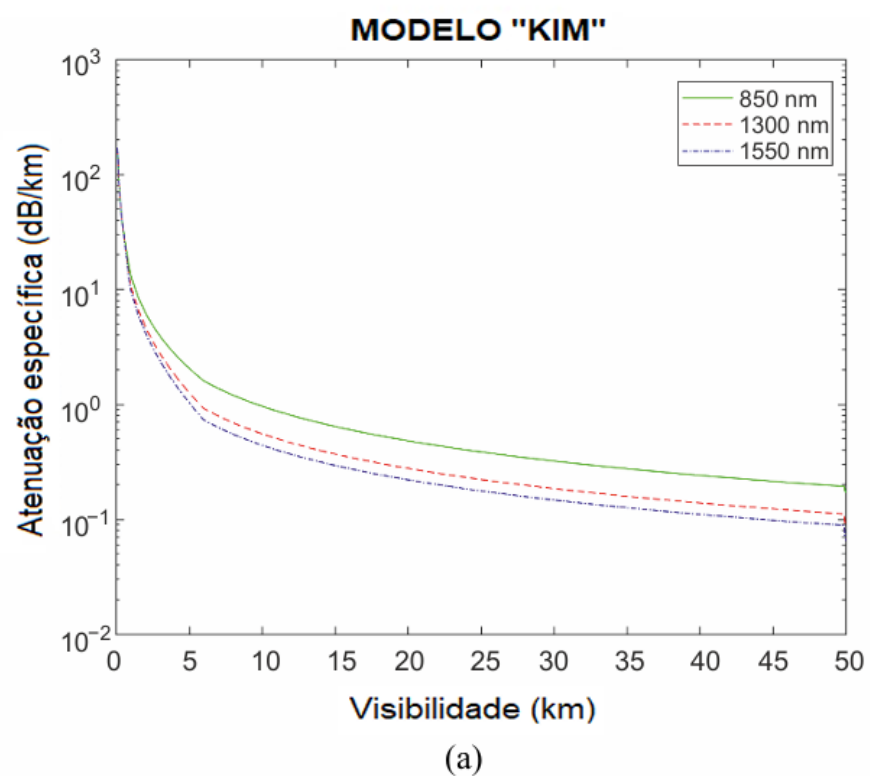


Figura 2.6: Atenuação específica devido à neblina: (a) modelo Kim e (b) modelo Kruse [7].

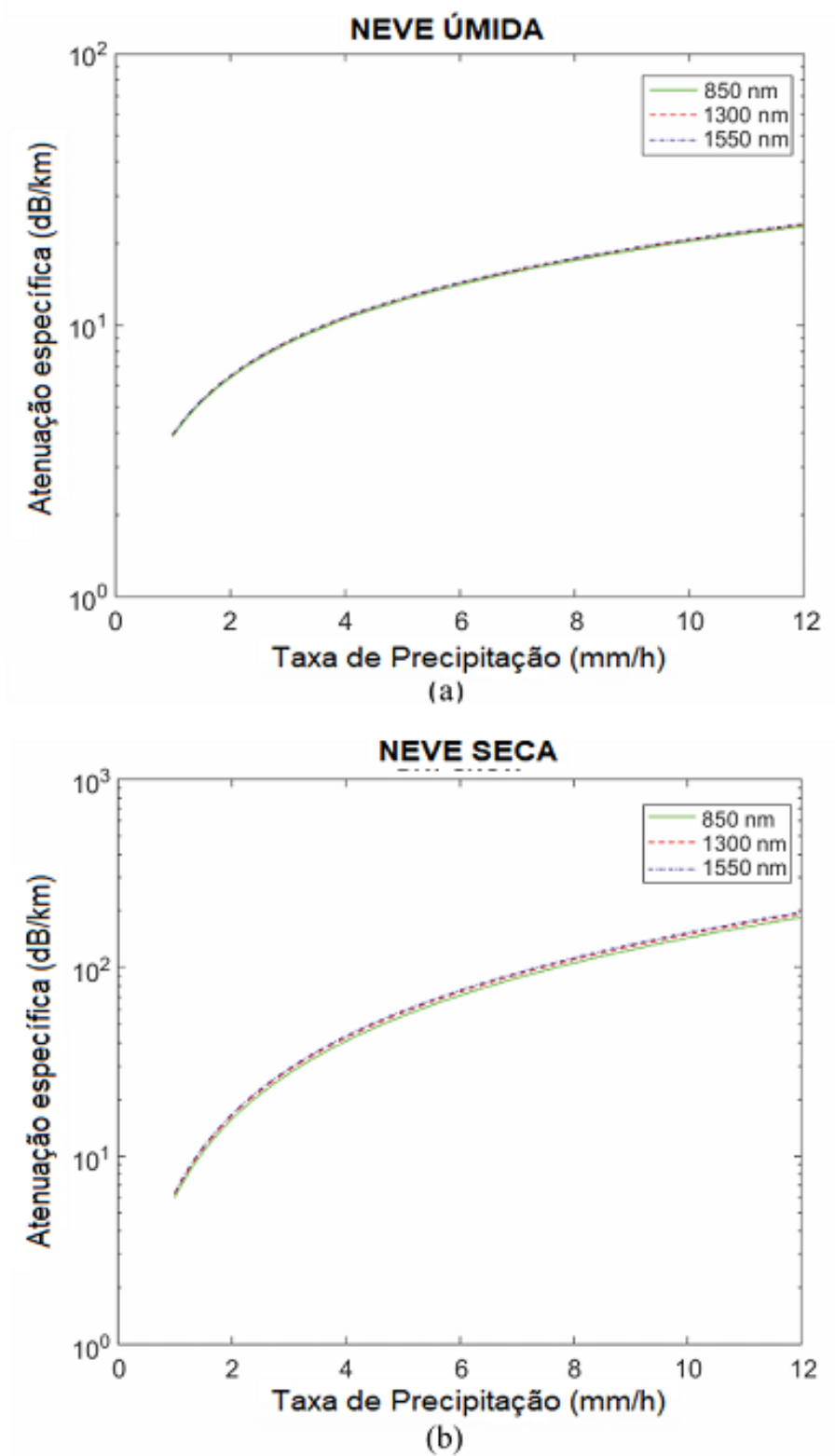


Figura 2.7: Atenuação específica devido: (a) neve úmida e (b) neve seca [7].

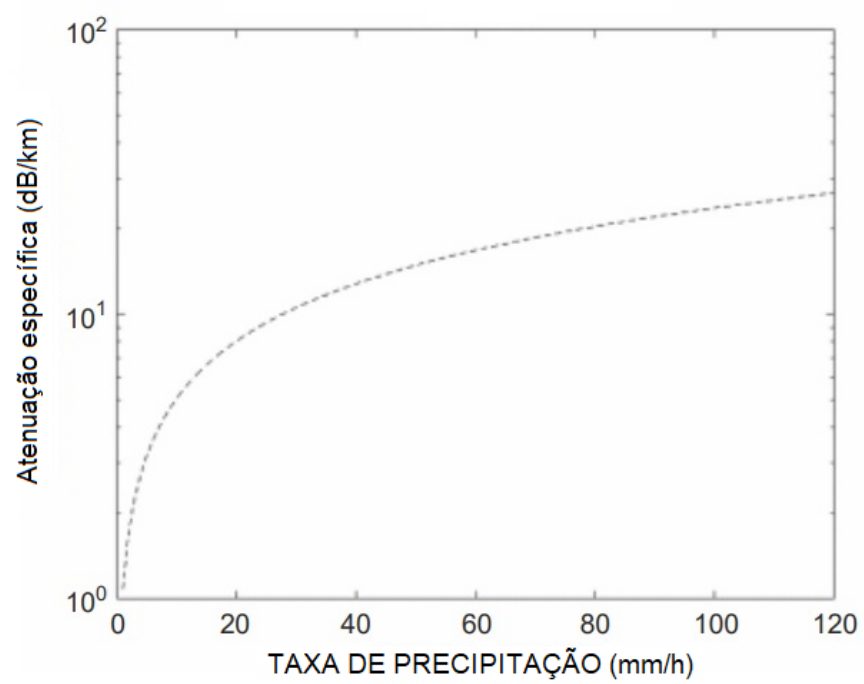


Figura 2.8: Atenuação específica devido à chuva [7].

3

Dados de Longo Prazo de Visibilidade

Neste capítulo, serão analisados os dados de visibilidade de longo prazo obtidos em diferentes localidades da região do Rio de Janeiro, com o objetivo de investigar as possíveis variações associadas às características do microclima local.

3.1

Efeitos das condições meteorológicas na comunicação FSO

As condições meteorológicas adversas, como nevoeiro, chuva, tempestades de areia, queda de neve, presença de nuvens baixas, bem como parâmetros ambientais diversos — incluindo variações de temperatura, índice de refração atmosférico, densidade do ar e concentração de partículas poluentes — exercem influência significativa sobre a visibilidade atmosférica. Tais fatores podem causar atenuações variáveis nos pulsos ópticos transmitidos por enlaces FSO, resultando na degradação da qualidade do sinal e, conseqüentemente, em comunicações menos confiáveis [21]. Dessa forma, é essencial que análises sistemáticas e de longo prazo sobre o impacto desses parâmetros sejam realizadas previamente à implementação e configuração de sistemas FSO.

Entre os fenômenos atmosféricos, o nevoeiro se destaca como o principal responsável pela deterioração do sinal, dado que o diâmetro das partículas de neblina é comparável ao comprimento de onda típico dos sinais ópticos utilizados (cerca de 550 nm). Essa correspondência de escala resulta em um elevado nível de atenuação, frequentemente superior ao causado por outros fatores meteorológicos [22].

A presença de nevoeiro pode reduzir significativamente o alcance efetivo do enlace, de modo que o receptor, posicionado fora da zona degradada, torna-se incapaz de detectar os pulsos ópticos transmitidos. Considerando, por exemplo, um alcance degradado de 300 metros e um coeficiente de atenuação característico do nevoeiro em torno de 100 dB/km, observa-se uma queda substancial no fator de qualidade (Q), indicando elevada perda de energia e rápida degradação do pulso óptico [22].

De maneira análoga, a chuva apresenta um impacto sobre a atenuação de pulsos ópticos, provocando o espalhamento não seletivo, uma vez que o

tamanho das gotas de chuva é significativamente superior ao comprimento de onda do sinal óptico. Por exemplo, uma taxa de precipitação de 25 mm/h, associada a uma atenuação específica de aproximadamente 6 dB/km — consideravelmente inferior ao valor atribuído ao nevoeiro — demonstra que o impacto da chuva no desempenho de enlaces FSO é substancialmente inferior àquele causado pela neblina [23].

No caso da neve, embora as partículas também sejam maiores que o comprimento de onda, o impacto na atenuação é ainda menor do que o da chuva. No entanto, em situações de precipitação intensa, a dispersão dos pulsos ópticos torna-se um fator relevante para a degradação do sinal, sendo necessário considerar a taxa de precipitação como um parâmetro crítico [23].

3.2

Considerações sobre visibilidade

A visibilidade, sob a perspectiva meteorológica, é definida como a capacidade de observação da dinâmica da atmosfera livre em função de uma distância específica, determinada pela evolução das condições meteorológicas, como vento, altitude, umidade relativa do ar, estabilidade atmosférica, turbulência, entre outros fatores [24].

Do ponto de vista operacional, especialmente na prática das observações atmosféricas, visibilidade é entendida como a maior distância, em uma determinada direção, na qual um observador é capaz de identificar, a olho nu, um objeto escuro e proeminente contra o horizonte durante o dia, ou, à noite, uma fonte de luz conhecida, de intensidade moderada e preferencialmente difusa [25].

Segundo a Organização Meteorológica Mundial (World Meteorological Organization – WMO), a visibilidade (V) é equivalente ao alcance óptico meteorológico (meteorological optical range – MOR) que é definido como o comprimento do percurso necessário para reduzir a irradiância (ou seja, a potência óptica por unidade de área) de um feixe perfeitamente colimado emitido por uma lâmpada incandescente a uma temperatura de 2700 K para 0,05 do valor na abertura do transmissor. [5].

O conceito de visibilidade é amplamente aplicado em contextos que demandam a caracterização das condições de propagação da radiação no espectro visível da atmosfera. Exemplos relevantes incluem sua utilização em sistemas de navegação visual em aeroportos, no gerenciamento de segurança em rodovias sob condições adversas (como neblina ou chuva), e no monitoramento ambiental da qualidade do ar em espaços abertos [25].

Assim como ocorre com a visão humana, a redução da visibilidade im-

pacta diretamente a eficiência e a disponibilidade dos sistemas de comunicação óptica em espaço livre (FSO). A heterogeneidade climática entre diferentes regiões implica variações significativas nas condições de visibilidade. Consequentemente, sistemas FSO operando na mesma faixa de distância podem apresentar desempenhos distintos a depender da localidade de instalação. Por exemplo, cidades com baixa frequência de precipitação e ocorrência esporádica de nevoeiros tendem a oferecer maior disponibilidade operacional para enlaces ópticos, em comparação com regiões sujeitas a eventos meteorológicos intensos ou recorrentes, como chuvas persistentes ou nevoeiros densos [25]. A análise estatística de dados climáticos permite identificar padrões temporais para a ocorrência de baixa visibilidade, os quais geralmente coincidem com estações específicas do ano ou faixas horárias características — como as primeiras horas da manhã, quando a formação de nevoeiros é mais comum. Em áreas litorâneas, esse fenômeno pode ocorrer na forma de nevoeiros costeiros (ou nevoeiros marítimos), enquanto em regiões de maior altitude é comum a incidência de nevoeiros de encosta ou de radiação [25].

Nesse contexto, para que a tecnologia FSO se consolide como uma alternativa viável de transmissão óptica em ambientes urbanos e metropolitanos, torna-se fundamental a identificação de zonas críticas para a sua instalação. No presente estudo, essa análise é direcionada à região metropolitana do Rio de Janeiro, com especial atenção à distribuição espacial da precipitação pluviométrica, considerando que a ocorrência de chuvas se configura como um dos principais fatores limitantes para a visibilidade atmosférica e, portanto, para o desempenho de enlaces FSO.

3.3

Ocorrência de chuvas na Região Metropolitana do Rio de Janeiro

O estudo apresentado por [17] tem como foco a caracterização da dinâmica pluviométrica da Região Metropolitana do Rio de Janeiro, com ênfase na análise da variabilidade espacial e temporal da precipitação, bem como na identificação de eventos extremos. Os resultados indicam que a complexidade associada aos episódios de precipitação extrema não se limita a fatores exclusivamente atmosféricos de natureza física, mas também está intrinsecamente relacionada a aspectos geográficos. Assim, o estudo destaca a importância de considerar fatores morfológicos e topográficos como elementos determinantes na modulação espacial das chuvas na região.

A análise realizada por [17] baseia-se em dados de precipitação provenientes de 48 estações pluviométricas distribuídas pelas cidades do Rio de Janeiro, Duque de Caxias, São João de Meriti, Nova Iguaçu, Seropédica, Cachoeiras de

Macacu, Magé, Guapimirim e Petrópolis. A partir dessas informações, foram estabelecidas dois conjuntos de dados: uma de longa duração, compreendendo o período de 1970 a 2019, com dados de oito estações; e uma série mais recente, entre os anos de 2008 e 2019, contendo dados de 40 estações. Os registros foram organizados com base em dois indicadores: a precipitação máxima em 24 horas (RX1day) e a precipitação máxima acumulada em cinco dias consecutivos (RX5day), conforme ilustrado na Figura 3.1.

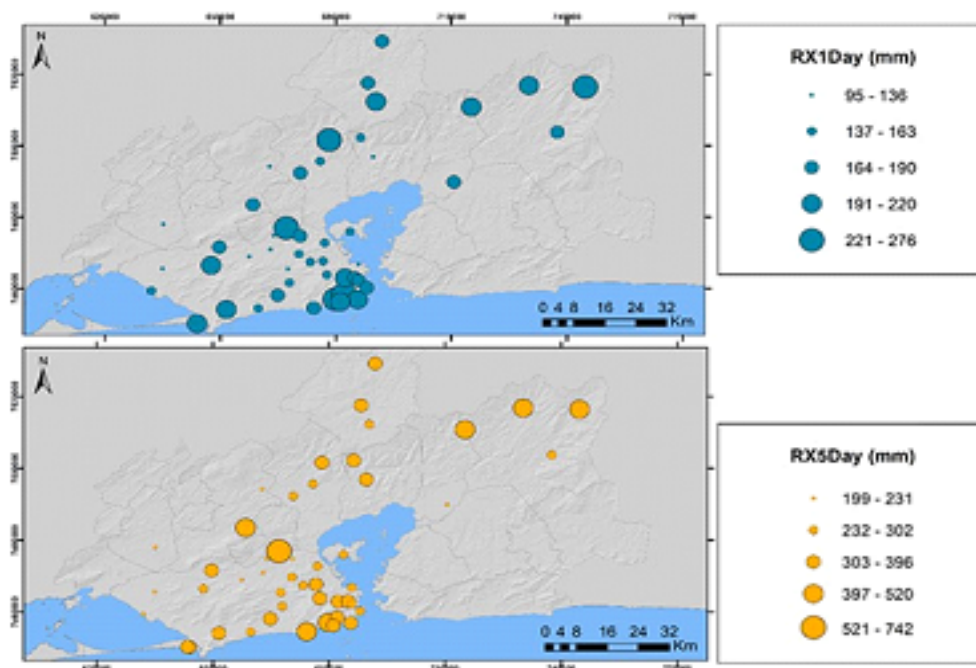


Figura 3.1: Medidas de precipitação por estação: RX1Day (acima) e RX5Day (baixo) [17].

Geograficamente, o estudo evidenciou que os maiores índices médios de precipitação ocorrem nas vertentes de barlavento da Escarpa Serrana e nos maciços costeiros, especialmente sob influência dos ventos provenientes do quadrante sul [17]. Essa dinâmica é favorecida pela configuração costeira da região metropolitana, que propicia a incursão de umidade vinda do oceano, potencializada pela ação de brisas marítimas e sistemas frontais [2]. Os efeitos dessa configuração são mais intensos no Leste Metropolitano, onde a média anual de precipitação varia entre 1.250 mm e 2.600 mm, e na cidade do Rio de Janeiro, particularmente nas encostas de barlavento da Pedra Branca e dos Maciços da Tijuca, cujos valores médios oscilam entre 1.200 mm e 1.800 mm, conforme mostrado na Figura 3.2.

Em contrapartida, nas áreas de várzea situadas a sotavento das elevações

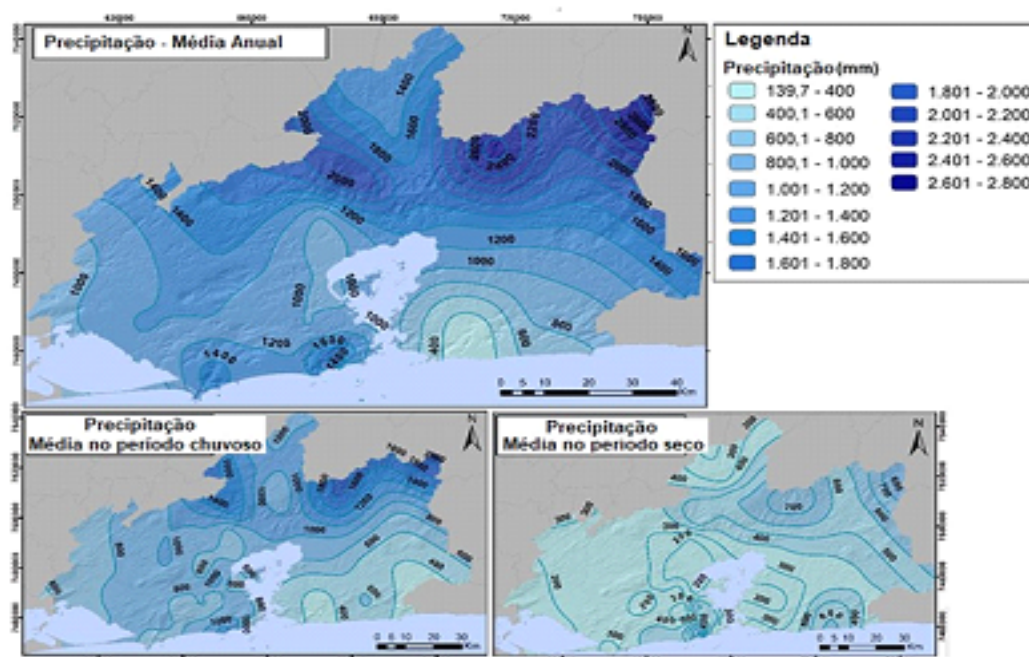


Figura 3.2: Distribuição espacial da média de precipitação na região metropolitana do Rio de Janeiro de 1970 a 2020 [17].

topográficas, observa-se uma redução significativa dos volumes pluviométricos, resultado do efeito de sombra de chuva. Destacam-se, nesse sentido, conforme mostrado na 3.2, as planícies de Guanabara e Sepetiba, com precipitação anual variando entre 900 mm e 1.200 mm, sendo que as menores médias — inferiores a 1.000 mm — foram registradas nas estações da Penha e Piedade, ambas localizadas no município do Rio de Janeiro.

Com relação à variabilidade espacial, [17] conclui que fatores como altitude, orientação das encostas e proximidade do nível do mar são determinantes na distribuição regional da precipitação. Regiões de barlavento, situadas em altitudes elevadas — como escarpas montanhosas e maciços costeiros ou interiores — concentram os maiores volumes de precipitação e os eventos extremos mais intensos. Já as regiões de sotavento e áreas mais baixas apresentam índices significativamente inferiores.

Além disso, o estudo destaca a influência de sistemas atmosféricos de escala sinótica e mesoescala, como as massas de ar, frentes frias, a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), a Massa de Ar Equatorial Continental, as linhas de instabilidade associadas às frentes frias e o anticiclone subtropical do Atlântico Sul. Esses sistemas exercem papel fundamental na determinação da sazonalidade climática da região e, quando interagem com os fatores

geográficos locais, resultam em padrões complexos de variabilidade espaço-temporal da precipitação [24].

A partir da análise sazonal, [17] identifica duas estações bem definidas na região: a estação chuvosa, compreendida entre os meses de novembro e abril — responsável por aproximadamente 71% do volume pluviométrico anual —, e a estação seca, de maio a outubro, que representa os 29% restantes. Janeiro é o mês mais chuvoso, concentrando 14,2% da precipitação anual, seguido por março (13,2%) e dezembro (12,7%). A partir de abril, inicia-se um período de transição, caracterizado pela redução da atividade dos sistemas atmosféricos responsáveis pela precipitação, notadamente devido ao enfraquecimento do Anticiclone Polar, o que marca o início da estação menos chuvosa. Nessa fase, os volumes mensais são consideravelmente menores, com destaque para os meses de julho e agosto, que respondem por apenas 3,8% e 3,2% da precipitação anual, respectivamente.

Com base nesses dados, [17] fornece subsídios para o mapeamento da taxa de precipitação em distintos pontos da Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Essa informação é particularmente relevante para estudos sobre visibilidade atmosférica, uma vez que a precipitação — especialmente na forma de chuva intensa — é um dos principais fatores limitantes para a propagação de sinais ópticos em sistemas FSO, podendo comprometer a disponibilidade e a confiabilidade desses enlaces.

Com base nos dados avaliados e na análise de [25], é possível mapear a taxa de precipitação em diferentes locais na região metropolitana do Rio de Janeiro. Tal informação pode apoiar na caracterização da visibilidade na região em estudo.

3.4

Conjunto de Dados meteorológicos

Medições de visibilidade de longo prazo encontram-se disponíveis em diversos repositórios meteorológicos ao redor do mundo, sendo amplamente utilizadas em estudos sobre propagação atmosférica e comunicação óptica em espaço livre (FSO). Por exemplo, conforme apresentado em [5], dados meteorológicos foram obtidos a partir de diferentes fontes, como o repositório da Universidade de Wyoming e a National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), nos Estados Unidos; o Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA), no Brasil; e o Centre for Environmental Data Analysis (CEDA), no Reino Unido.

A adequada implementação e o planejamento de redes FSO dependem diretamente da compreensão prévia das condições atmosféricas locais. Dessa

forma, a mitigação de distúrbios causados por fenômenos meteorológicos pode ser viabilizada por meio do dimensionamento criterioso dos enlaces ópticos. Entre os fatores ambientais críticos a serem considerados na avaliação do desempenho de enlaces FSO, destacam-se parâmetros como visibilidade, precipitação, neblina e turbulência atmosférica.

Neste estudo, utilizam-se dados extraídos do repositório da Universidade de Wyoming, que disponibiliza um conjunto abrangente de dados meteorológicos de superfície, coletados por mais de 1.000 estações meteorológicas, em sua maioria instaladas em aeroportos distribuídos globalmente [26]. As variáveis meteorológicas observadas incluem: temperatura do ar, umidade relativa, velocidade e direção do vento, pressão atmosférica e visibilidade. Complementarmente, são também registrados dados qualitativos, como a classificação das nuvens e as observações sinóticas de superfície (códigos Surface Synoptic Observations - SYNOP), os quais seguem uma codificação padronizada internacionalmente para descrever condições climáticas observadas por estações meteorológicas, sejam estas automatizadas ou operadas manualmente [27].

As observações estão disponíveis com resolução temporal horária. Para este estudo, o parâmetro de interesse é a visibilidade registrada a cada hora, especificamente nas condições em que os códigos SYNOP indicam ocorrência de chuva (código “RNMix”). A visibilidade é registrada com variação de 0 a 10 km, em incrementos de 0,1 km. A série histórica analisada compreende o período de 25 anos, entre 1997 e 2021.

A Tabela 3.1 apresenta a codificação SYNOP utilizada para classificação das condições atmosféricas. Para a análise local, selecionou-se a cidade do Rio de Janeiro, Brasil, caracterizada por clima tropical, no qual a precipitação representa um fator limitante significativo à operação de sistemas FSO.

A Tabela 3.2 resume a porcentagem de ocorrência de chuva e neblina na estação analisada, com base nos códigos SYNOP. Verifica-se que, embora a frequência de ocorrência de chuva e neblina seja similar, a chuva contribui de forma mais significativa para a redução da visibilidade.

A partir dos dados meteorológicos disponibilizados, foi possível identificar o comportamento sazonal da visibilidade média mensal ao longo dos 25 anos de análise. Conforme ilustra o gráfico boxplot da Figura 3.3, nas condições de tempo claro (código “CLEAR”), a visibilidade apresenta mediana próxima de 10 km em praticamente todos os meses do ano. Por outro lado, nas condições de chuva (“RNMix”), observa-se uma queda acentuada nos valores medianos de visibilidade, principalmente no período de abril a novembro, cuja mediana atinge aproximadamente 6 km, conforme demonstrado na Figura 3.4. No entanto, destaca-se que, mesmo sob condições de chuva, foram registradas

Tabela 3.1: Filtros classificadores para diferentes efeitos atmosféricos [27].

Item	Efeito atmosférico	Sigla
1	Neblina	FOG
2	Neblina mais chuva	FGRN
3	Neblina mais neve	FGSN
4	Partículas suspensas de água	SW
5	Somente chuva ou chuvisco ou tempestade	RAIN
6	Chuva ou chuvisco ou tempestade com mistura de todas as situações envolvendo chuva (neve e granizo)	RNAll
7	Chuva ou chuvisco ou tempestade e também todas as possibilidades de efeitos misturados (casos 5 ou 6)	RNMix
8	Neve	SNOW
9	Granizo	HAIL
10	Fumaça	HAZE
11	Areia	SA
12	Outros	OTHER
13	Condições não identificadas anteriormente	UC

Tabela 3.2: Percentual de ocorrência no local Rio de Janeiro.

Local	Chuva [%]	Neblina [%]	Claro [%]	Outros [%]
Rio de Janeiro	6,15	5,7	87,11	1,04

medições com visibilidade de até 10 km, evidenciando a variabilidade do fenômeno.

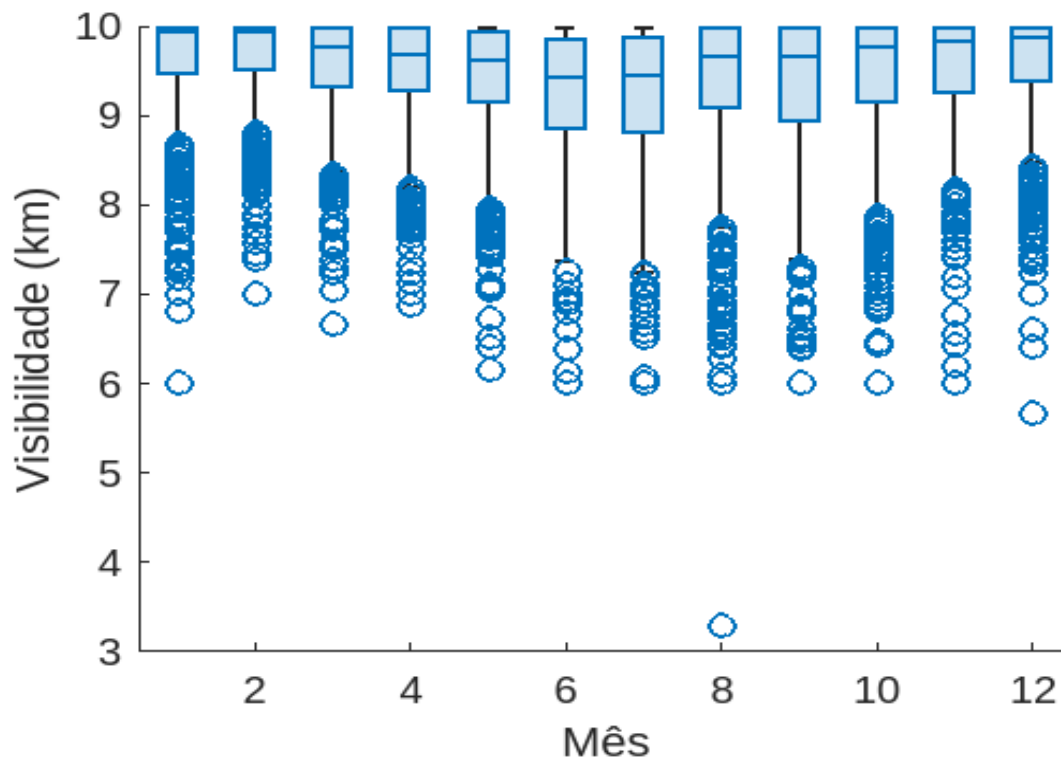


Figura 3.3: Gráfico boxplot da média de visibilidade nos meses na condição "CLEAR".

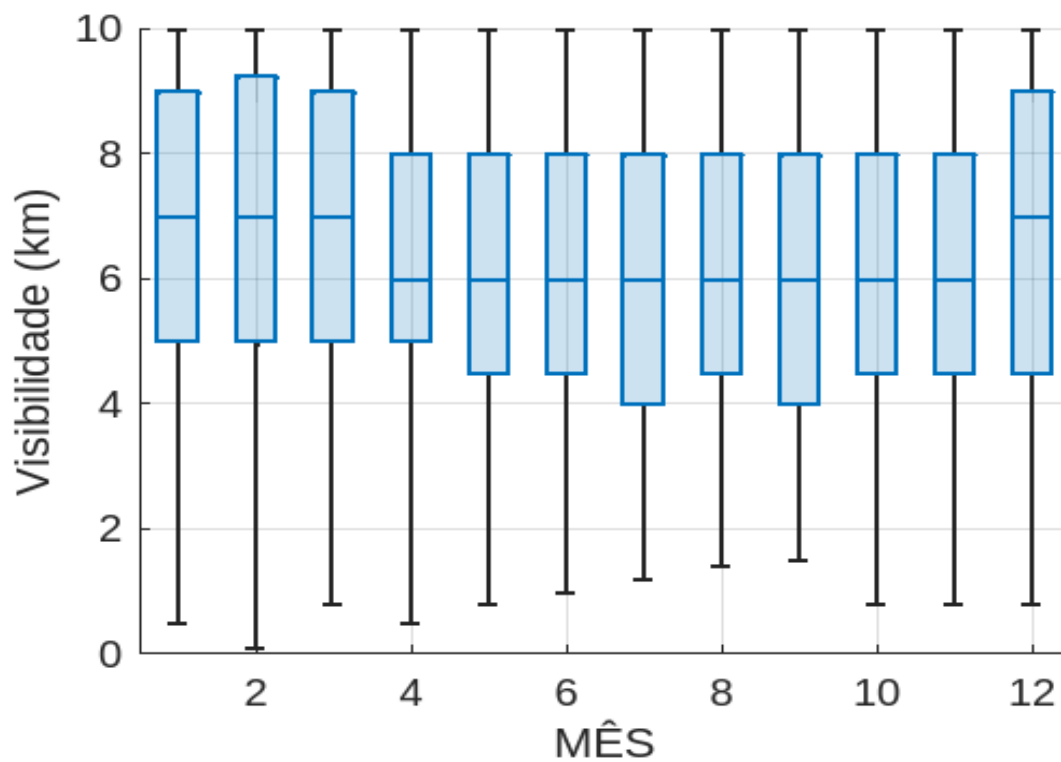


Figura 3.4: Gráfico boxplot da média de visibilidade nos meses na condição "RNMix".

4

Modelos de perda de propagação devido à chuva

De acordo com [28], diversos modelos têm sido propostos na literatura com o objetivo de estimar a atenuação causada pela chuva em sistemas de micro-ondas. Como exemplo, destaca-se o modelo apresentado na Recomendação ITU-R P.530-18, aplicável à faixa de frequência de 1 a 100 GHz [29].

Embora o principal foco nas frequências ópticas seja a atenuação provocada pela presença de neblina — conforme exemplificado pelos modelos descritos em [8], [30] e [31] —, há regiões em que a ocorrência de nevoeiro é estatisticamente irrelevante quando comparada a outros fatores atenuantes, como a precipitação, especialmente em zonas equatoriais [32].

A literatura apresenta diversos trabalhos que propõem modelos para estimar a atenuação provocada pela chuva em frequências ópticas [28], incluindo estudos que realizam validações experimentais. Por exemplo, os autores em [1] comparam os valores de atenuação estimados por modelos com dados empíricos obtidos em uma região tropical ao longo de um ano. No entanto, observa-se ainda a ausência de um modelo global bem consolidado que represente, de forma precisa, a atenuação da chuva em sistemas ópticos. Nesse contexto, este trabalho propõe-se a analisar os modelos de perda de propagação por chuva disponíveis na literatura para sistemas de comunicações ópticas em espaço livre (FSO), bem como avaliar a aplicabilidade de modelos tradicionais desenvolvidos para micro-ondas, adaptados às frequências ópticas conforme as modificações sugeridas em [5].

4.1

Modelos de perda de propagação devido à chuva

Em [28], são discutidos dois modelos distintos para estimar a atenuação provocada pela chuva em frequências ópticas. O primeiro baseia-se na física microscópica da precipitação, abordagem esta amplamente explorada na literatura especializada em propagação de micro-ondas. O segundo modelo adota uma formulação mais simples, fundamentada na definição de visibilidade, partindo do princípio de que a atenuação causada pela chuva é, em grande medida, insensível ao comprimento de onda, desde a faixa do visível até o infravermelho próximo do espectro óptico.

4.1.1

Modelo baseado na física microscópica

A atenuação provocada pela chuva é influenciada por diversos fatores, tais como a frequência de propagação, a polarização da onda (no caso das micro-ondas) e a Distribuição do Tamanho das Gotas (DSD - Drop Size Distribution), ou seja, aspectos ligados à física microscópica da precipitação. A relação entre a atenuação específica (geralmente expressa em dB/km) e a taxa de precipitação (em mm/h) pode ser adequadamente modelada pela equação (4-1) do tipo lei de potência:

$$\gamma_R = \kappa R^\alpha \quad (4-1)$$

onde os coeficientes κ e α são dependentes da frequência, da polarização e das características microfísicas das gotas de chuva. A Recomendação ITU-R P.838-3 [33] fornece expressões empíricas para esses coeficientes em função da frequência e polarização, aplicáveis até 1000 GHz.

Em princípio, a atenuação específica γ_R pode ser calculada a partir da DSD, assumindo-se dispersão simples, conforme a equação (4-2):

$$\gamma_R = 4,343 \times 10^{-3} \int_{D_1}^{D_2} C_{ext}(\lambda, D) N(D) dD \quad (4-2)$$

em que $N(D)$ representa a DSD, ou seja, o número de gotas de chuva por unidade de volume e por intervalo de diâmetro, e $C_{ext}(\lambda, D)$ é a seção transversal de extinção de uma gota de diâmetro D , calculada para o comprimento de onda λ . Assumindo gotas esféricas, a seção de extinção pode ser razoavelmente estimada, nas janelas de transmissão óptica em espaço livre (FSO), por meio do teorema do limite óptico, conforme apresentado em [28].

A abordagem microscópica foi empregada em [11] para determinar os parâmetros κ e α em comprimentos de onda ópticos. Os autores utilizaram uma função Gamma para modelar a DSD, variando o parâmetro de forma μ entre -3 e 7. Com base nisso, calcularam γ_R para diferentes valores da taxa de precipitação R e ajustaram os pares γ_R, R utilizando a equação do teorema do limite óptico, para cada configuração de DSD. Devido ao fato de que o diâmetro típico das gotas é consideravelmente maior que o comprimento de onda, os resultados obtidos demonstraram ser praticamente independentes do comprimento de onda, sendo, portanto, aplicáveis às janelas típicas de transmissão FSO no infravermelho próximo: 0,780–0,850 μm (350–380 THz) e

1,520–1,600 μm (192–197 THz).

A Figura 4.1 ilustra as curvas de atenuação específica da chuva em função da taxa de precipitação para cada configuração de DSD. Observa-se que a atenuação é altamente sensível à forma da DSD: por exemplo, para uma taxa de precipitação de aproximadamente 100 mm/h, γ_R pode variar de cerca de 10 dB/km (para $\mu = -3$) a mais de 45 dB/km (para $\mu = 7$). De fato, a dependência de γ_R com a DSD é mais acentuada no espectro óptico do que na faixa de micro-ondas [28].

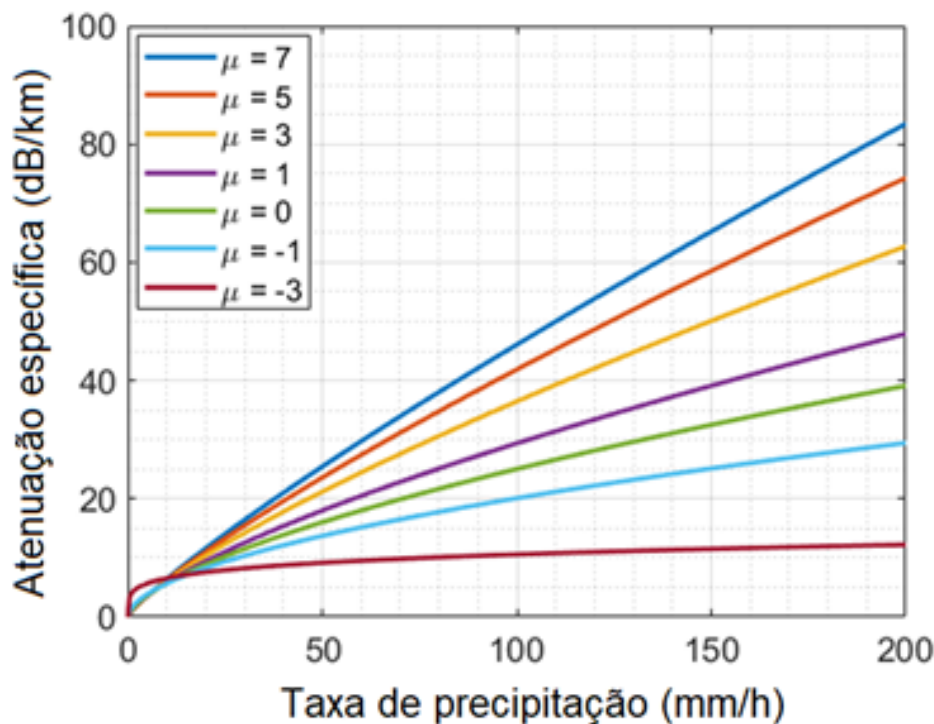


Figura 4.1: Atenuação específica devido à chuva em função da taxa de precipitação para diferentes valores do parâmetro forma, (μ) [28].

Contudo, a aplicação da abordagem microscópica depende do conhecimento preciso da DSD. Medições diretas podem ser obtidas por meio de sensores especializados, como disdrômetros a laser de alta resolução, disdrômetros de vídeo 2D ou câmeras CCD (Charge-Coupled Device) de alta definição. Entretanto, tais equipamentos são de custo elevado e não integram os sistemas meteorológicos convencionais, o que resulta na ausência de um mapeamento global da DSD [28].

Os estudos analisados também indicam que partículas de chuva de dimensões muito reduzidas — frequentemente não contempladas em modelos analíticos de DSD — podem afetar significativamente a visibilidade, contribu-

indo para uma atenuação adicional do sinal, especialmente em comprimentos de onda ópticos [28].

4.1.2

Modelo baseado na visibilidade

Segundo a Organização Meteorológica Mundial (World Meteorological Organization – WMO), o conceito de visibilidade (V) é definido como o Alcance Óptico Meteorológico (Meteorological Optical Range – MOR). Esse parâmetro corresponde à distância atmosférica necessária para reduzir a irradiância — isto é, a densidade de potência óptica de um feixe perfeitamente colimado — no comprimento de onda visível central ($\lambda = 0,550\mu m$) a 5% de seu valor original no transmissor. A relação entre visibilidade e atenuação da luz visível pode ser expressa pela equação (4-3) [5]:

$$\gamma = \frac{-4,34 \ln(T)}{V} = \frac{13}{V} \quad (4-3)$$

onde γ representa o coeficiente de extinção em dB/km, V é a visibilidade em quilômetros, e $T = 0,05$ corresponde ao limiar de redução de irradiância adotado na definição do MOR.

Apesar dos sensores automáticos de visibilidade modernos normalmente fornecerem diretamente o valor de MOR, a medição da visibilidade ainda pode ser realizada visualmente, por observadores humanos. Na prática, emprega-se a expressão geral $\gamma = K/V$, onde o coeficiente K varia de 9,6 a 17 [31], dependendo do método de medição, conforme indicado em resumo na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Valores recomendados de K para a relação $\gamma = K/V$ [31].

K	Método de Medição	Incerteza
9,6	Observação visual da fonte de luz à noite	40%
11,3	Observação visual de um objeto negro contra a horizonte durante o dia	22%
13	Medição instrumental de MOR para $T = 0,05$ no fator $-4,34 \ln(T)$	5-20%
17	Medição instrumental de MOR para $T = 0,02$ no fator $-4,34 \ln(T)$	5-20%

Considerando que a atenuação causada pela chuva pode ser assumida como praticamente independente do comprimento de onda até, pelo menos, o

infravermelho próximo, este modelo torna-se aplicável à estimativa da atenuação da chuva a partir de dados de visibilidade durante eventos pluviométricos [28].

De acordo com [28], o modelo estatístico de atenuação baseado na visibilidade opera da seguinte forma: primeiramente, determina-se a Função de Distribuição Acumulada (CDF) da visibilidade em uma determinada localidade, condicionada à ocorrência de chuva. Para isso, cada amostra de visibilidade é classificada como chuvosa com base nos códigos SYNOP, que representam observações meteorológicas registradas sob condições de chuva.

Com o objetivo de isolar o componente de atenuação devido exclusivamente à chuva, os valores de visibilidade registrados em condições não chuvosas são considerados como representando visibilidade ideal, sendo, portanto, atribuídos como $V = +\infty$. A partir da CDF de visibilidade condicionada, obtém-se a Função de Distribuição Cumulativa Complementar (CCDF) da atenuação específica da chuva, utilizando a relação funcional entre visibilidade e coeficiente de extinção, assumindo que os dados de visibilidade seguem rigorosamente a definição estabelecida para o MOR [28].

4.2

Modelos tradicionais para propagação de micro-ondas

Conforme identificado por [5], existem diferentes modelos de previsão de atenuação de chuva aplicáveis a enlaces terrestres de micro-ondas com as estatísticas de precipitação obtidas, serão apresentados a seguir: o modelo ITU-R P.530-18 [29] e o modelo brasileiro [34]. Conforme apresentado por [5], tais modelos podem ser modificados para serem aplicados em frequências ópticas.

4.2.1

Modelo da Rec. ITU-R P.530-18

A Recomendação ITU-R P.530-18 [29] apresenta o modelo de propagação para o planejamento de sistemas de rádio terrestres com linha de visada. O método de previsão de chuva desta recomendação baseia-se em um modelo simplificado para as variações temporais e espaciais aleatórias do campo de chuva que causa a atenuação. Esta recomendação fornece uma técnica para estimar estatísticas de atenuação de chuva a longo prazo, assumindo que uma célula equivalente de taxa de precipitação uniforme pode representar o efeito da precipitação não uniforme ao longo do caminho de propagação. A célula de chuva equivalente pode interceptar o caminho em qualquer posição com igual probabilidade. O procedimento de previsão proposto é válido mundialmente

para frequências até 100 GHz e percursos de até 60 km de comprimento [29]. Para obter a atenuação devido à chuva, seguimos o procedimento:

1. Obter a taxa de precipitação $R_{0,01}$ excedida por 0,01% do tempo (com um tempo de integração de 1 min);
2. Calcular a atenuação específica, γ_R (dB/km) para a frequência, polarização e taxa de precipitação de interesse, usando a Recomendação ITU-R P.838-3 [25];
3. Calcular o comprimento efetivo do enlace, L_{eff} , do enlace, multiplicando o comprimento real L por um fator de distância r que depende do comprimento do enlace, da frequência de propagação e da taxa de chuva, a expressão encontra-se na referência [12];
4. Estimar a atenuação do caminho excedida por 0,01% do tempo, dada pela equação (4-4), em dB:

$$A_{0,01} = \gamma_R L_{eff} = \gamma_R L_r \quad (4-4)$$

A atenuação excedida para $0,01\% \leq p \leq 1\%$ pode ser deduzida da lei de potência na equação (4-5), onde C_1, C_2 e C_3 dependem da frequência:

$$A_p = A_{0,01} C_1 p^{-(C_2 + C_3 \log(p))} \quad (4-5)$$

4.2.2

Modelo Brasileiro

Uma limitação do atual modelo ITU-R consiste na atenuação ser prevista apenas considerando a taxa de precipitação excedida em 0,01% do tempo [5]. A partir desse parâmetro, uma função de extrapolação é utilizada para obter outras porcentagens de tempo. Consequentemente, dois locais diferentes podem apresentar as mesmas distribuições de atenuação se os valores locais de índice pluviométrico excedidos por 0,01% do tempo forem iguais, desconsiderando o comportamento do índice pluviométrico para outros percentuais de tempo.

O modelo brasileiro, proposto por Silva Mello et al. em [34], é um método de previsão semi-empírico que utiliza a distribuição completa da taxa de precipitação para prever a distribuição de atenuação. Também introduz o conceito de taxa efetiva de precipitação para evitar inconsistências e manter a

mesma expressão geral para o comprimento efetivo do enlace como no modelo ITU-R. A taxa efetiva de precipitação refere-se à contribuição de uma chuva homogênea com comprimento igual ao comprimento efetivo do enlace [35].

As etapas para estimar a atenuação por chuva são as seguintes [5]:

1. Calcular o comprimento do percurso efetivo (equivalente ao percurso com chuva homogênea) com a equação (4-6), onde L_0 é dado na equação (4-7).

$$L_{eff} = \frac{1}{1 + \frac{L}{L_0}} L \quad (4-6)$$

$$L_0 = 119R^{-0,244} \quad (4-7)$$

2. Obter a taxa de precipitação efetiva de acordo com a equação (4-8):

$$R_{eff} = 1,763R^{0,753 + \frac{0,197}{L}} \quad (4-8)$$

3. A atenuação da chuva ultrapassada por $P(\%)$ do tempo, $A(P)$, é obtida por meio da equação (4-9):

$$A(P) = \gamma_R L_{eff} = \kappa R_{eff}^\alpha L_{eff} \quad (4-9)$$

4.2.3

Estimativa de modelo usando a visibilidade

A ocorrência de chuva afeta diretamente a visibilidade. Especificamente, [36], relaciona, usando casos de estudo, a atenuação devido à chuva em enlaces de ondas milimétricas (mmWave) com medidas de visibilidade condicionada à chuva.

Na contribuição [37], avalia-se a partir de estatísticas da visibilidade condicionada à ocorrência de chuva é possível estimar a atenuação devido à chuva nas ondas milimétricas. As estatísticas de visibilidade são convertidas em atenuação pela equação (4-10):

$$\gamma = a \frac{K}{V} \quad (4-10)$$

onde V é a visibilidade em km. Observa-se em [36] que a expressão para estabelecer a atenuação para ondas milimétricas obedece à relação linear na equação (4-10). O coeficiente linear a foi identificado entre 1,5 e 2,6 dependendo do local em análise para um caso de estudo de um evento específico de atenuação devido à chuva na Itália. É importante ressaltar que o estudo [37] analisa a possibilidade de calcular a atenuação devido à chuva para as ondas milimétricas tendo como entrada estatísticas de visibilidade não apenas casos de estudo individuais. O valor de K depende do método usado para medir a visibilidade. Na análise [37], utiliza-se $K = 13$, que corresponde a medições instrumentais do MOR [27].

Assumindo que a chuva é homogênea ao longo do enlace, e, portanto, a redução de visibilidade causada pela presença de chuva apresenta iguais características espaciais, a atenuação devido à chuva a partir da visibilidade condicionada à chuva, A_V , pode ser calculada pela equação (4-11):

$$A_V = \gamma L \quad (4-11)$$

onde γ , calculada na equação ((4-10)), está em dB/km e L é o comprimento do enlace em km.

Ao aplicar essa metodologia para enlaces de ondas milimétricas, assumimos que a atenuação causada pela chuva em ondas milimétricas pode ser estimada de maneira semelhante à atenuação em enlaces FSO, considerando a proporcionalidade entre visibilidade e atenuação. Esta abordagem é particularmente útil em cenários onde dados de visibilidade são mais facilmente acessíveis do que medições diretas de intensidade de chuva.

4.3

Comparação do modelo com dados experimentais

Em [37], o resultado da comparação dos modelos de atenuação descritos com os dados medidos oriundos de repositórios disponíveis.

4.3.1

Dados experimentais

Os dados utilizados [37] empregados na comparação são oriundos do DBSG-3 (Study Group 3 Data Bank [38]) ITU-R, especificamente para a localidade de Chibolton-RU, conforme seguintes dados:

- Latitude: 51,13°.
- Longitude: 358,56°.

- Altitude: 84 m.
- Distancia Medida: 0,5 km.
- Frequências: 37, 57, 97 e 137 GHz.

A Figura 4.2 apresenta as funções de distribuição cumulativa complementar (CCDF) para a taxa de precipitação, com base em dados medidos oriundos do banco de dados DBSG-3 ITU-R [38]. Os quatro enlaces de ondas milimétricas localizados em Chilbolton foram medidos em períodos diferentes, resultando em quatro estatísticas distintas da precipitação.

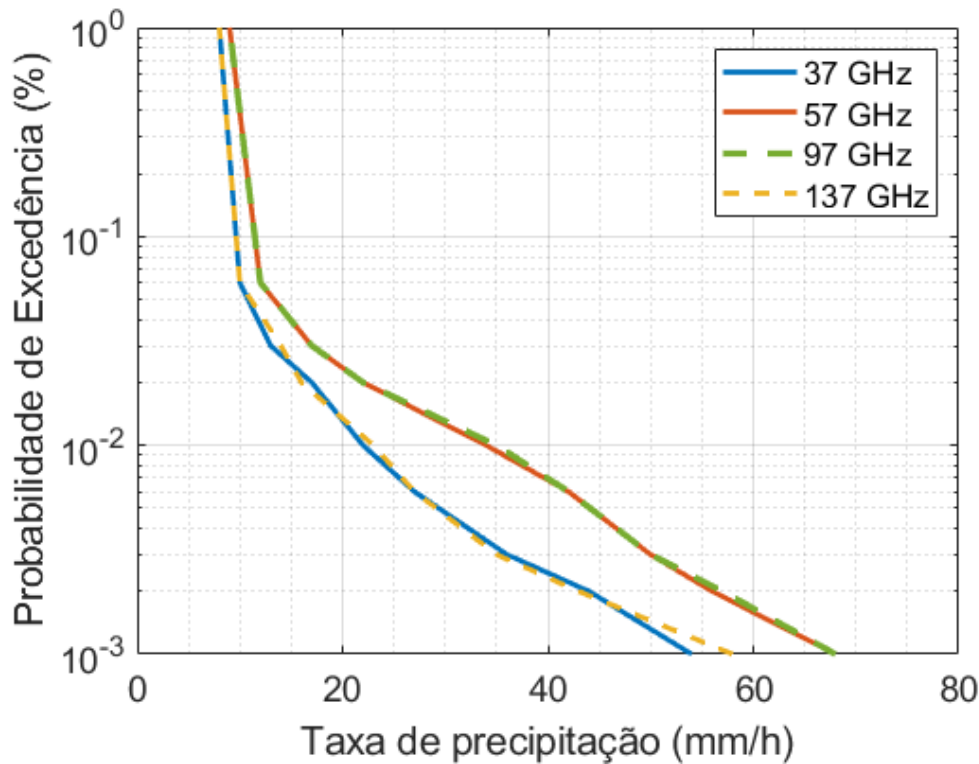


Figura 4.2: CCDF da taxa de precipitação obtido com experimentos em Chilbolton, DBSG-3 ITU-R.

Com o propósito de encontrar medidas de visibilidade no local do experimento e obter estatísticas úteis para aplicar o modelo, utilizam-se os dados de taxa de precipitação obtidos do repositório do CEDA (Centre for Environmental Data Analysis), que abrange o período de 2011 a 2020. A idéia é comparar as estatísticas das duas bases de dados e identificar, no CEDA, os valores mais próximos aos do DBSG-3 ITU-R, já que o CEDA possui medições de visibilidade nos mesmos períodos em que há medições de taxa de precipitação.

A Figura 4.3 apresenta as estatísticas anuais de taxa de precipitação para 2018 e 2019, anos em que as estatísticas estão mais próximas às do DBSG-3

ITU-R. Como mostrado no gráfico de dispersão na Figura 4.4, para valores baixos da taxa de precipitação ($R \leq 30$ mm/h), a estatística da base de dados CEDA de 2018 e 2019 representam bem as medidas do experimento em Chilbolton. No entanto, é necessário tomar cuidado quando a taxa de precipitação aumenta ($R > 40$ mm/h) pois os dados do CEDA apresentam valores maiores. Em termos do erro relativo do CCDF da taxa de chuva entre os dados em Chilbolton e os dados do CEDA, observamos que no experimento com 97 GHz (ou 137 GHz) e os dados da CEDA em 2019 (ou 2018, quando comparado com 137 GHz), o erro é aproximadamente 15% quanto todo o intervalo de precipitação é considerado. No caso de baixa precipitação, o erro cai para menos de 1%.

Desta forma, decidiu-se aplicar as estatísticas de visibilidade condicionadas à chuva dos anos 2018 e 2019 da base de dados da CEDA, como apresentado na Figura 4.5.

No caso do modelo baseado em visibilidade o valor do coeficiente a varia entre 0,1 e 0,2 dependendo da frequência do enlace. O valor foi obtido mediante a otimização que visa reduzir o erro entre o modelo e a medida disponível.

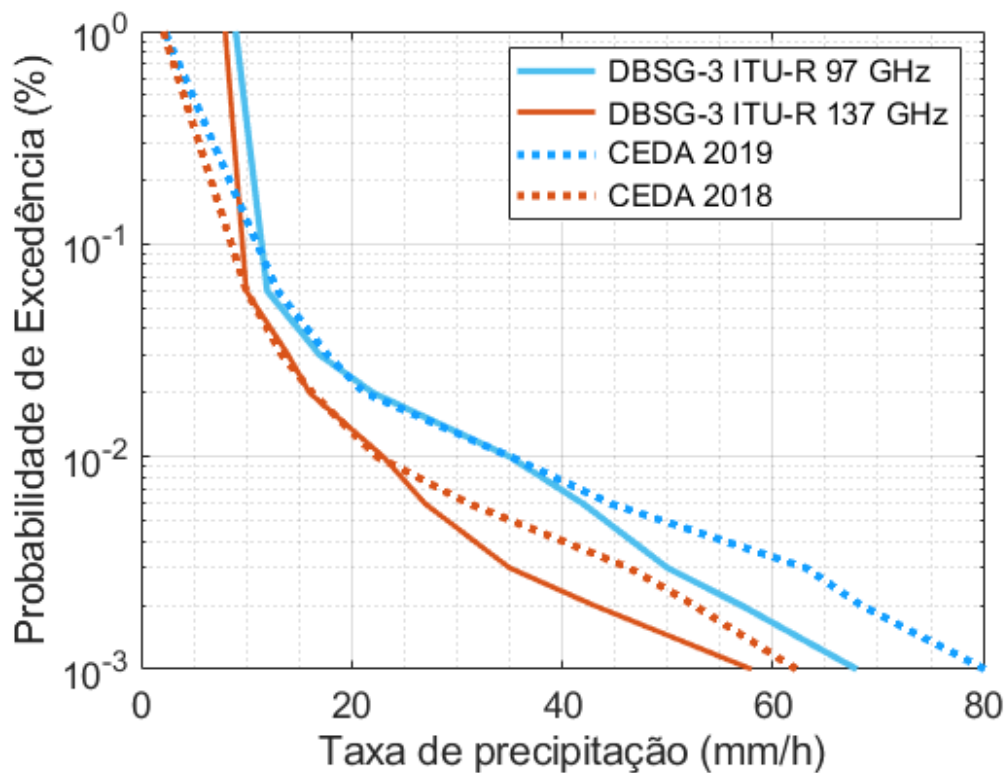


Figura 4.3: CCDF da taxa de precipitação obtido com experimentos em Chilbolton, CEDA e DBSG-3 ITU-R.

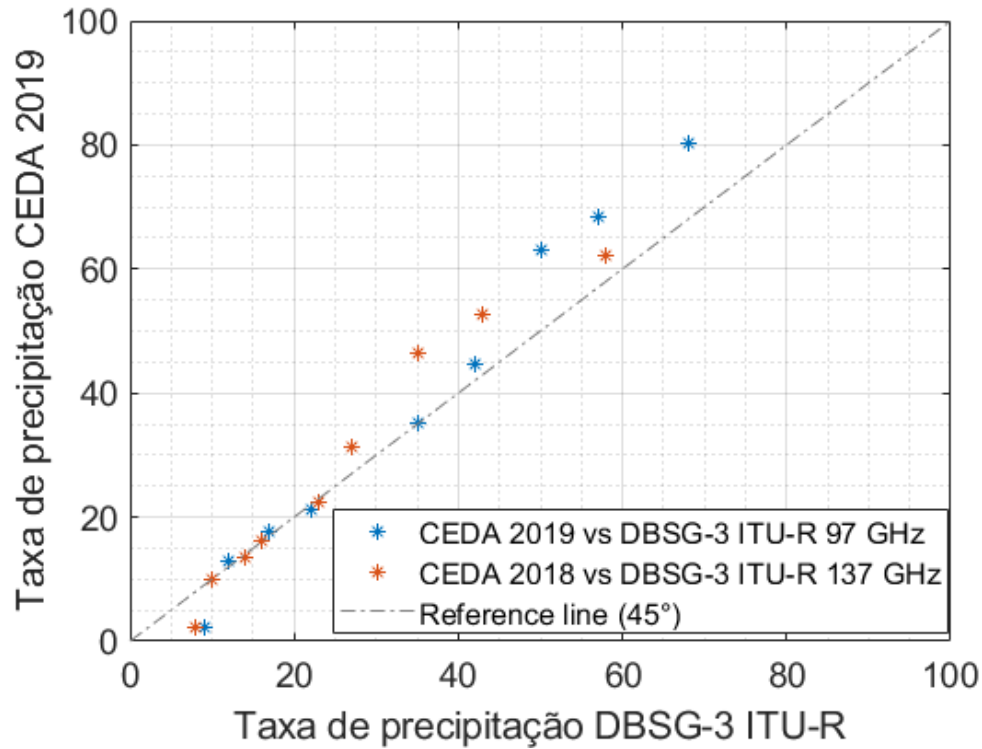


Figura 4.4: Comparação CCDFs da taxa de precipitação da CEDA e da DBSG-3 ITU-R.

4.3.2

Atenuação devido à chuva

A atenuação devido à chuva em relação à visibilidade (A_V) é calculada em [37] considerando os métodos descritos anteriormente usando como dado de entrada, a taxa de precipitação para o caso do modelo da ITU-R 530-18 e a visibilidade para o modelo de visibilidade. Especificamente, para o caso do modelo baseado na visibilidade emprega-se as duas curvas de CDF de visibilidade apresentadas na subseção anterior, mostradas na Figura 4.5. As Figuras 4.6, 4.7, 4.8 e 4.9 apresentam a comparação dos dois modelos descritos com as medidas experimentais obtidas da base de dados.

A Tabela 4.2 apresenta os valores do erro quadrático médio relativo para cada frequência e para cada um dos modelos analisados. Os menores erros foram encontrados nas frequências de 57 GHz e 137 GHz, utilizando o modelo baseado nas estatísticas de visibilidade. Para as frequências de 37 GHz e 97 GHz, o modelo ITU-R P.530-18 apresentou os menores erros. O pior desempenho do modelo baseado na visibilidade foi observado na frequência de 97 GHz.

A discrepância de 12,8% no erro quadrático médio relativo na frequência de 97 GHz decorre da falta de dados simultâneos de visibilidade e chuva

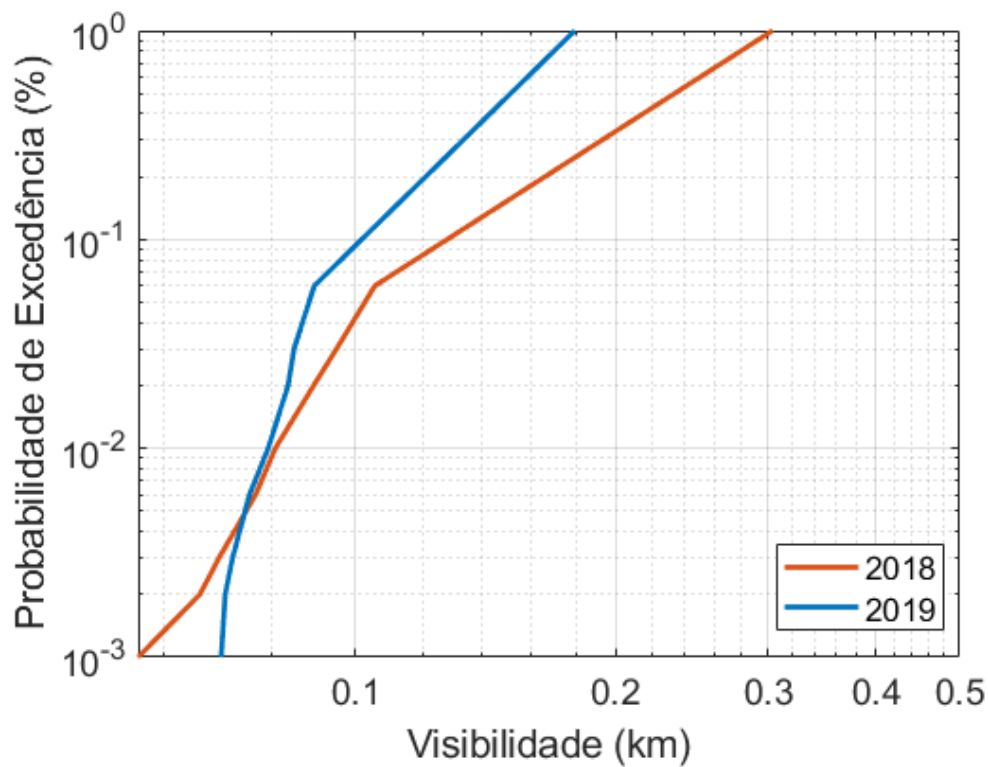


Figura 4.5: CDF da visibilidade condicionada a chuva.

Tabela 4.2: Erro quadrático médio relativo (Relative MSE)

Frequência	ITU-R 530-18	A_V
37 GHz	0,11%	1,40 %
57 GHz	2,15%	1.63 %
97 GHz	1,19 %	12,8 %
137 GHz	5,59 %	1,42%

no local do experimento, forçando o uso de métodos alternativos que reduziram a precisão. Dados concorrentes poderiam melhorar significativamente a modelagem [37].

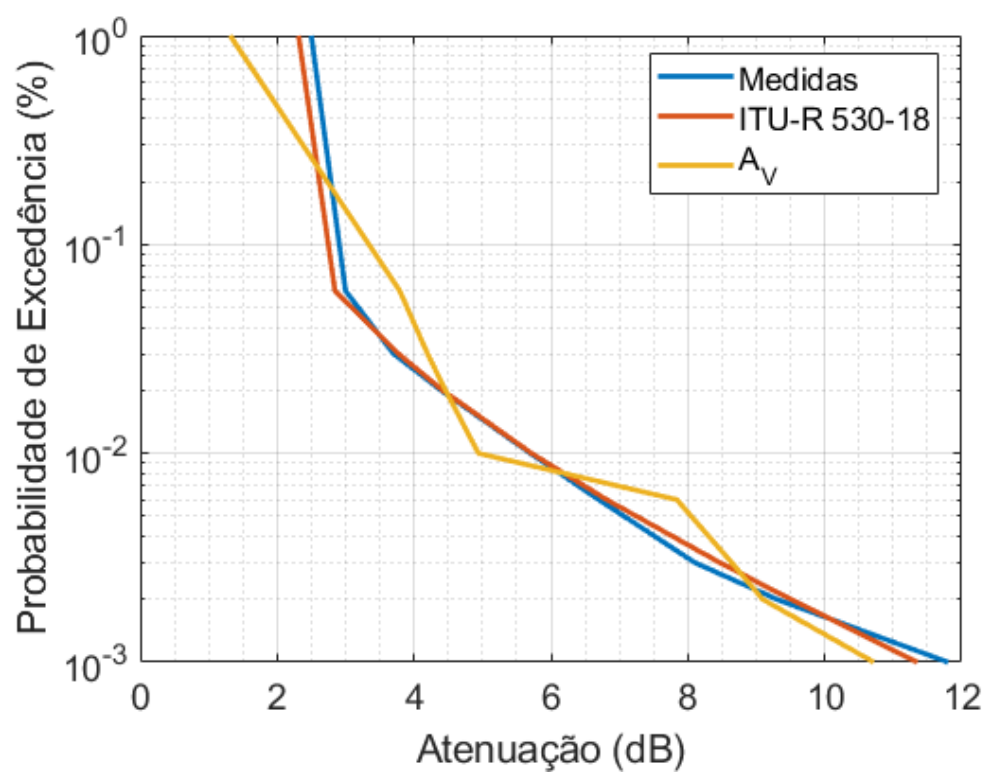


Figura 4.6: CCDF da atenuação devida à chuva, 37 GHz.

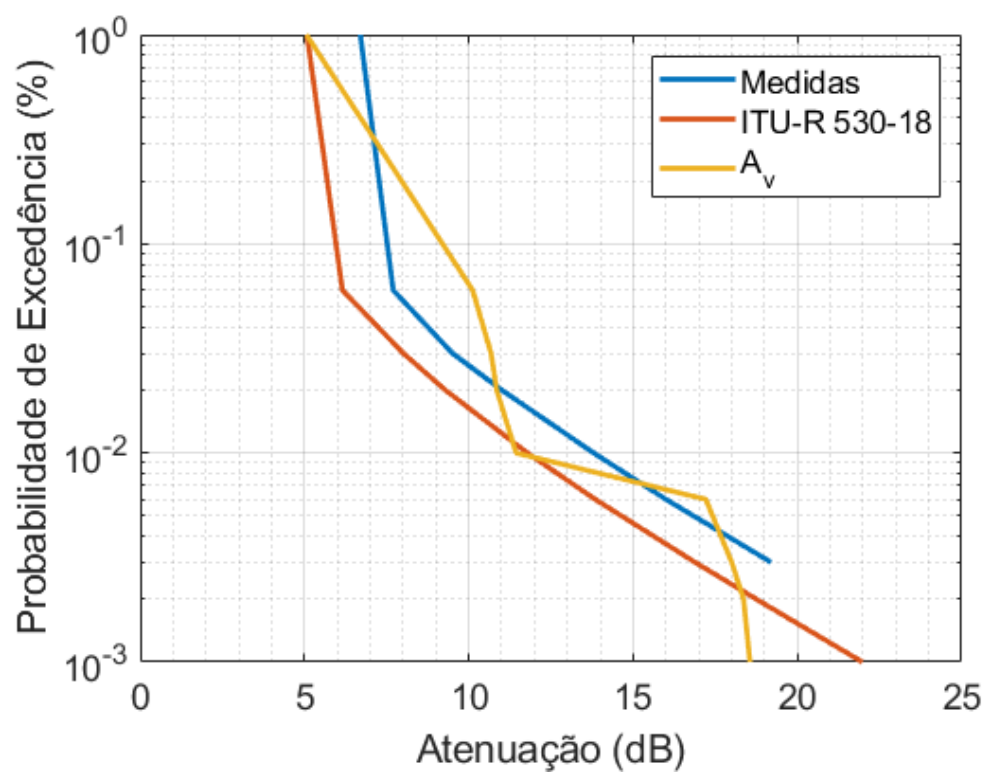


Figura 4.7: CCDF da atenuação devida à chuva, 57 GHz.

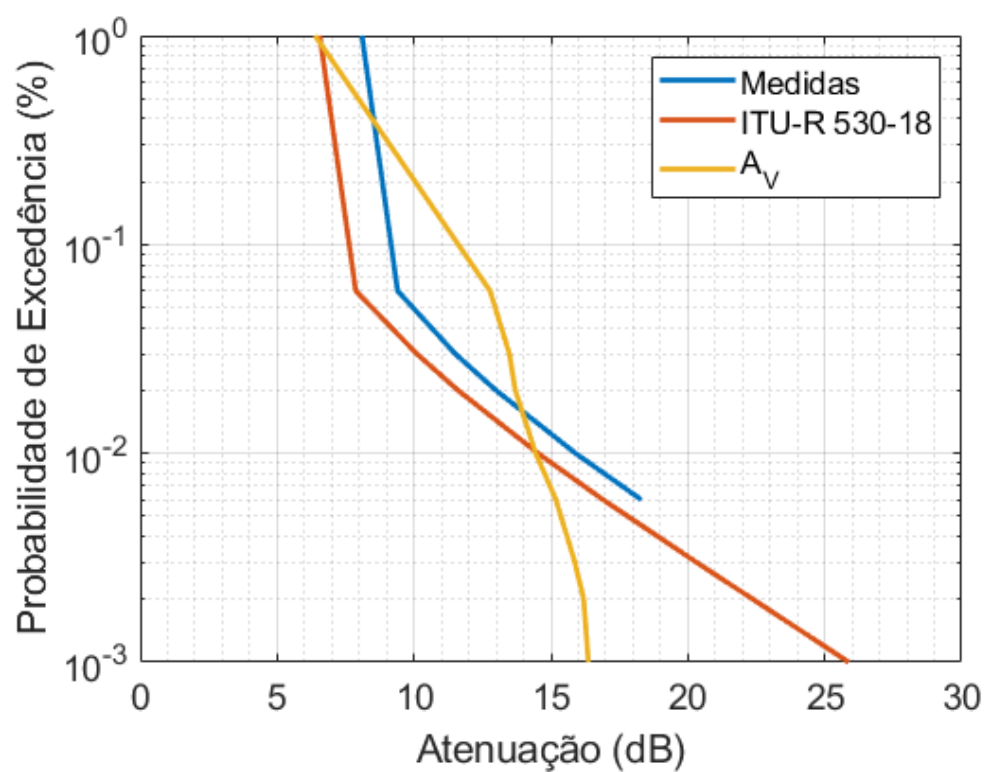


Figura 4.8: CCDF da atenuação devida à chuva, 97 GHz.

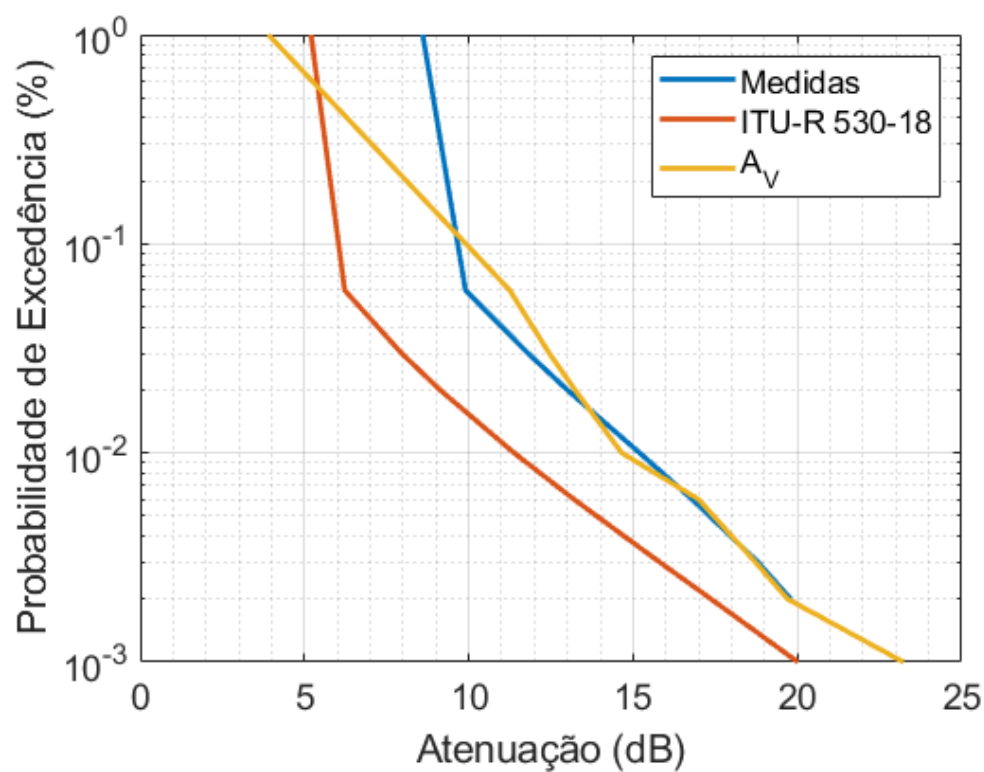


Figura 4.9: CCDF da atenuação devida à chuva, 137 GHz.

5

Modelo proposto para enlaces FSO

Neste capítulo será proposto um modelo de atenuação devido à chuva em enlaces FSO baseado tanto nos dados experimentais disponíveis na literatura quanto nas características microfísicas das partículas de chuva proposto de atenuação devido à chuva em enlaces FSO.

Conforme estabelecido como trabalho futuro em [5], este capítulo enfoca em propor um modelo para visibilidade usando medições atmosféricas de entrada como umidade relativa, pressão e temperatura de uma estação de coleta de dados com características de clima tropical. Para tal, empregam-se algoritmos de aprendizado de máquina que podem prever a visibilidade usando uma percentagem dos dados disponíveis como o conjunto de treinamento e o restante para avaliar o modelo. Além disso, caracterizar o parâmetro visibilidade, por meio de uma distribuição de probabilidade, é outra abordagem utilizada para estabelecer um modelo.

A melhor compressão das condições atmosféricas que causam baixa visibilidade nas medições de superfície contribui no desenvolvimento do modelo empírico que relaciona visibilidade e coeficiente de atenuação considerando as características atmosféricas. Assim, a classificação climática do local e a probabilidade de ocorrência de chuva são levadas em consideração.

5.1

Modelo por aprendizado de máquina

Aprendizado de Máquina é a técnica que utiliza algoritmos para analisar e interpretar dados a fim de tirar conclusões ou prever eventos futuros — como detecção de fraudes e previsão do tempo. A máquina é "treinada" usando grandes quantidades de dados e métodos que lhe permitem aprender como realizar o trabalho, em oposição à prática de codificação manual de software com um conjunto específico de instruções para realizar uma determinada atividade [39].

Trabalhos em [40, 41] destacam-se pelo emprego do aprendizado de máquina aplicado na comunicação óptica, envolvendo uma ampla gama de ferramentas que permitem a interpretação e a compreensão de dados por meio de um algoritmo treinado, qualificado como supervisionado e não supervisio-

nado que são as duas principais categorias de algoritmos de aprendizado de máquina.

A análise dos dados foi desenvolvida utilizando a ferramenta “regression leaner” do pacote de software Matlab. Dentre os algoritmos disponíveis, seis deles apresentaram melhor resultado na análise de modelagem de regressão, sendo os seguintes: Árvore de Decisão (DT), Regressão Linear Múltipla (LRM), Processo de Regressão Guassiano (GPR), Máquina de Vetores de Suporte (SVM), Aproximação Kernel (KNL) e Redes Neurais (NN). A análise realizada consistiu em apresentar e comparar o desempenho de cada uma modelagem da visibilidade. De modo que cada algoritmo de aprendizado de máquina foi ajustado para alcançar a melhor precisão.

O modelo de Árvore de Decisão (DT) é construído como uma estrutura de árvore. Elaborado a partir de um nó raiz utilizando indução de cima para baixo, e envolve dividir e fracionar o conjunto de dados em subconjuntos menores que contêm amostras semelhantes (homogêneas). As partições das amostras são realizadas encontrando o atributo que retorna o maior ganho de informação. A entropia é usada para calcular a homogeneidade de uma amostra em cada nó da árvore. Além disso, o modelo de regressão DT apresenta um desempenho muito bom quando há uma relação não linear e complexa entre as variáveis dependentes e independentes [42].

A Regressão Linear Múltipla (LRM) é uma abordagem que modela a relação entre variáveis independentes e uma variável dependente ajustando uma equação linear. Para o conjunto de dados de unidades estatísticas, o modelo de regressão linear assume que a relação entre o vetor de regressores ($\hat{y}$) e a variável dependente (x_i) é linear. Essa relação é modelada com uma variável de erro aleatório (e) que adiciona ruído à relação linear. O melhor ajuste é calculado minimizando a soma dos erros quadrados. Este modelo assume a relação dada pela equação (5-1) [42]:

$$\hat{y} = B_0 + B_1x_1 + B_2x_2 + \dots + B_px_p + e \quad (5-1)$$

onde B_0 denota o valor de y quando todas as variáveis independentes, $x_1, x_2, \dots, x_p$ são iguais a zero, e $B_1, B_2, \dots, B_p$ são os coeficientes de regressão estimados.

A Regressão por Processo Gaussiano (GPR) é uma técnica de regressão não paramétrica poderosa e flexível, utilizada em aprendizado de máquina e estatística. É particularmente útil ao lidar com problemas que envolvem dados contínuos, onde a relação entre as variáveis de entrada e a saída não é expli-

tamente conhecida ou pode ser complexa. O GPR é uma abordagem bayesiana que pode modelar a certeza nas previsões, tornando-se uma ferramenta valiosa para diversas aplicações, incluindo otimização, previsão de séries temporais, entre outras. O GPR é baseado no conceito de um processo gaussiano, que é uma coleção de variáveis aleatórias, com uma distribuição gaussiana conjunta. A inferência estatística com Processos Gaussianos permite a extração de informações significativas a partir de dados observados. Através de técnicas como a maximização da verossimilhança, é possível estimar os parâmetros do modelo, como a média e a covariância [43].

O modelo de Máquina de Vetores de Suporte (SVM) pode ser usado tanto para problemas de classificação quanto de regressão. É um algoritmo de aprendizado supervisionado. Funciona no conceito de cálculo de margem. Neste algoritmo, cada item de dados é plotado como um ponto em um espaço n -dimensional (onde n é o número de características que temos em nosso conjunto de dados). O valor de cada característica é o valor da coordenada correspondente. Ele classifica os dados em diferentes classes encontrando uma linha (hiperplano) que separa os conjuntos de dados de treinamento em classes [39].

A Aproximação Kernel (KNL) é um algoritmo utilizado em aprendizado de máquina e estatística que visa simplificar a computação de funções de kernel. A Aproximação Kernel funciona ao substituir a função de kernel original por uma representação mais simples que aproxima o comportamento da função em um espaço de alta dimensão. Isso é feito através de técnicas como a Aproximação de Feature Map, onde os dados são projetados em um espaço de características de menor dimensão, permitindo que transformações sejam realizadas de forma mais eficiente, reduzindo o custo computacional e o tempo de processamento. Enquanto métodos como regressão linear e árvores de decisão podem ser limitados em sua capacidade de capturar relações não lineares, a Aproximação de Kernel permite que essas relações sejam modeladas de maneira mais eficaz. Isso torna a técnica especialmente valiosa em cenários onde a complexidade dos dados é alta e as interações entre variáveis são difíceis de modelar [44].

Redes Neurais (NN) contém L camadas de neurônios artificiais interconectados. Cada “neurônio” calcula uma soma ponderada de suas entradas e aplica uma função de ativação não linear à soma para produzir sua saída. A camada de entrada ($l = 1$) possui P entradas para receber o vetor preditor x . A excitação se propaga através das camadas intermediárias ($l < L$) até atingir a camada de saída ($l = L$). A última camada calcula a resposta $\hat{y}$, mapeando a entrada para a saída. O processo de treinamento da rede neural artificial

consiste em ajustar os pesos das camadas para minimizar a função de perda. A partir da última camada, para cada “neurônio”, calcula-se o erro entre a saída desejada e a saída obtida, ajustando-se os parâmetros (pesos) usando a direção do gradiente de descida. Os erros são propagados de volta pela rede até a primeira camada. A atualização é repetida até que algum critério de parada seja atendido, como por exemplo o número de iterações predefinidas ou parada antecipada [45].

5.1.1

Metodologia de aplicação dos dados

Conforme descrito no capítulo 3, o conjunto de dados utilizado para este trabalho foi obtido no repositório da Universidade do Wyoming [26] com informações meteorológicas da Estação de medidas no Aeroporto Internacional do Galeão, geograficamente, localizado na latitude 22,82°S e longitude 43,25°W, entre os anos de 1997 e 2021.

Assim, a variável alvo (dependente) é a visibilidade mínima, em km. Os parâmetros utilizados como variáveis independentes são os seguintes:

- Pressão atmosférica (atm);
- Temperatura (°C);
- Ponto de orvalho (°C);
- Umidade relativa (%);
- Velocidade do vento (m/s).

De acordo com [42], no pré-processamento dos conjuntos de dados, as médias diárias foram calculadas para cada um desses parâmetros e os valores ausentes do conjunto de dados foram substituídos por valores medianos para um mês específico em que o valor do conjunto de dados estava ausente. Para testar o desempenho dos diferentes modelos utilizados, empregou-se setenta por cento (70%) do conjunto de dados para treinamento, enquanto trinta por cento (30%) para teste e validação.

Medidas são usadas para definir o grau de desempenho dos modelos em comparação uns com os outros na previsão da visibilidade, utilizando o conjunto de teste como entradas. Aplica-se a raiz do erro quadrático médio (RMSE), que representa a raiz quadrada da variância, e o coeficiente de determinação, R^2 , que é um número entre 0 e 1 que mede o quanto um modelo estatístico prevê um resultado. Valores mais baixos para RMSE e valores mais altos para R^2 indicam um desempenho preditivo melhor [42]. As duas métricas são ambas apresentadas pelas equações (5-2) e (5-3):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5-2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{RMSE^2}{SST} \quad (5-3)$$

onde n é o o número de amostras, y_i é o valor real da variável, $\hat{y}_i$ é o valor previsto da variável que é estabelecido pelo modelo de aprendizado de máquina e SST é o somatório dos quadrados e dados pela equação (5-4):

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_y)^2 \quad (5-4)$$

onde μ_y é a média das amostras da variável.

5.1.2 Resultados

A Figura 5.1 ilustra uma comparação desses modelos em termos do valor de RMSE, enquanto a Figura 5.2 é apresentada uma comparação entre os modelos em termos de valores de R^2 . A partir dessas duas Figuras, observa-se que os modelos de regressão apresentam valores de métricas similares, mas o algoritmo de Árvore de Decisão (DT) apresenta os piores resultados onde R^2 é igual a 0,26523 e o RMSE é cerca de 1,6823. Também verifica-se que o modelo de Regressão Linear Múltipla (MLR) com RMSE igual a 1,6658 e R^2 de 0,27954, não captura todas as variáveis independentes, e não pode ser usado para estimar o parâmetro visibilidade devido ao fato de que alguns dados podem não atender às pressuposições de linearidade entre a variável dependente e as variáveis independentes. Um exemplo desta condição, é o fato de não ser utilizado o parâmetro direção do vento, limitado de 0 a 360 graus, pois não guarda uma relação linear com a variável dependente (visibilidade).

Também pode ser visto que tanto os modelos de regressão SVM quanto NN forneceram resultados robustos em termos das métricas RMSE e R^2 , como exibido nas Figuras 5.1 e 5.2, respectivamente. O menor valor de RMSE foi alcançado pelo modelo de regressão GPR, que foi igual a 1,6228 com R^2 igual a 0,3163. Enquanto o modelo KNL apresentou segundo melhor rendimento com valor de RMSE de 1,6337 e R^2 com valor de 0,30705. Em função dos resultados satisfatórios para o modelo GPR, o anexo apresenta maior detalhamento teórico sobre esse processo de regressão.

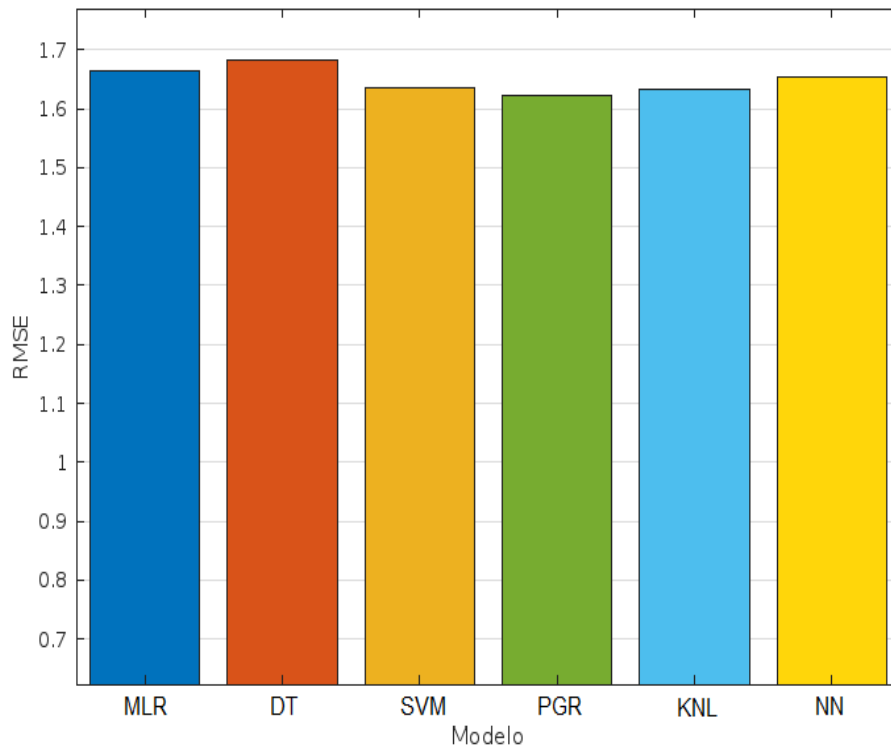


Figura 5.1: Métrica RMSE para os modelos de aprendizado de máquina.

Por fim, a Figura 5.3 apresentam os respectivos gráficos de dispersão comparando o valor real observado e a predição de visibilidade para cada algoritmo.

5.2

Cálculo de estatísticas de atenuação devido ao efeito de visibilidade

Conforme descrito no capítulo 3, a partir dos dados meteorológicos oriundos de [26], obtidos no local aeroporto do Galeão, serão geradas as distribuições de atenuação usando os modelos de atenuação selecionados com estatísticas meteorológicas como entrada. Considerando o parâmetro visibilidade na condição de chuva como a entrada relevante para identificar uma variável aleatória com uma distribuição de probabilidade compatível.

5.2.1

Caracterização estatística do parâmetro visibilidade

O cálculo tem como objetivo identificar qual é o erro entre os dados observados e os dados estatísticos. A seguir enumera-se os passos a serem executados nos dados para obter o resultado desejado:

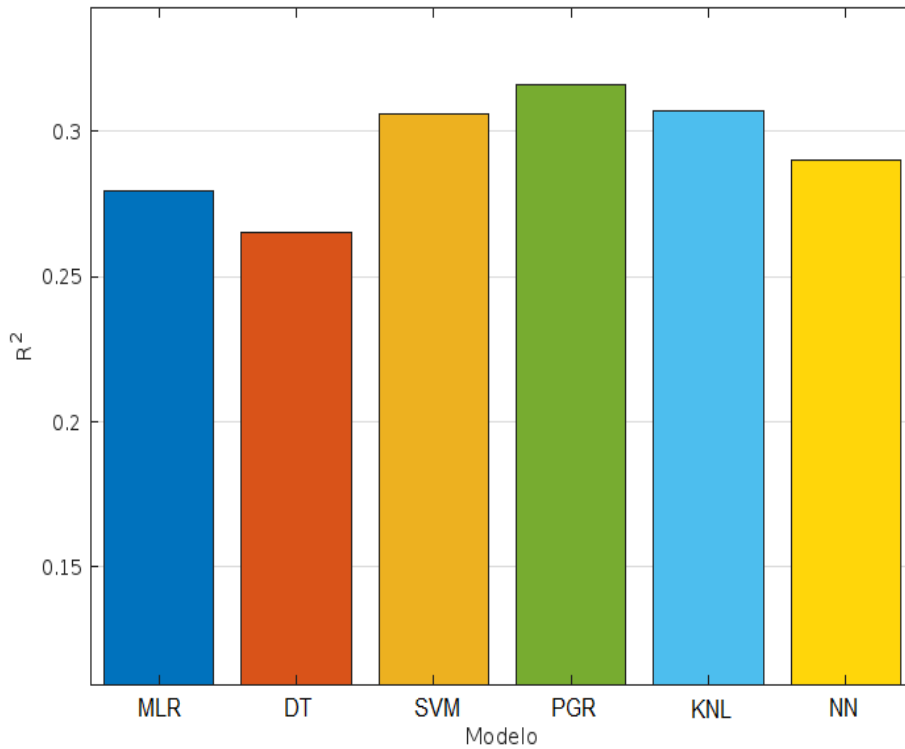


Figura 5.2: Métrica R^2 para os modelos de aprendizado de máquina.

1. Selecionar o conjunto de dados pertencentes ao repositório com o qual pretende-se comparar com as distribuições “Gamma”, “Rayleigh” e “Kernel”. Os dados estão saturados em um limite de 10 km;
2. Traçar o gráfico CDF de cada conjunto de dados (Figura 5.4);
3. Definir o mesmo eixo Y (o eixo de probabilidade vai de 0 a 100%) e interpole o Eixo X (valor de visibilidade) dos CDFs em análise;
4. Identificar a diferença entre os novos CDFs, mas agora eles terão mesmo eixo Y e eixo X diferente, obtendo-se o RMSE em função da visibilidade.

Analisando o gráfico da Figura 5.4 pode-se identificar a diferença visível entre as curvas CDF das distribuições escolhidas e os valores obtidos no repositório que podem ser traduzidas em diferentes valores de erro médio quadrático (RMSE). Cada RMSE está resumido na Tabela 5.1. Os melhores resultados obtidos vinculam-se à distribuição Gamma e Kernel comparado com o repositório. A distribuição Rayleigh pode ser considerada com alto valor de RMSE. O gráfico mostrado na Figura 5.5 apresenta o erro residual entre o valor acumulado da visibilidade e a curva CDF das três distribuições em análise, confirmando o maior erro para a distribuição Rayleigh.

Tabela 5.1: RMSE dos valores de visibilidade

Distribuição	RMSE (km)
Rayleigh	0,0692
Gamma	0,0281
Kernel	0,0313

5.2.2

Caracterização estatística para atenuação

O procedimento de caracterização estatística também pode ser implementado para atenuação devido à visibilidade. A atenuação é a principal fonte de deficiências em enlaces FSO. Sendo capazes de detectá-lo, também poderemos estudar sua variabilidade em relação aos dados do repositório. O procedimento é bastante semelhante ao anterior enumerado:

1. Selecionar o conjunto de dados pertencentes ao repositório com o qual intenciona-se comparar.
2. Transformar a visibilidade em atenuação conforme modelo estabelecido para a relação com fator $K = 13$ [5].
3. Empregar para comparação as distribuições “Gamma”, “Rayleigh” e “Kernel”, considerando os dados estão saturados em um limite de 10 km.
4. Traçar os CDFs de cada distribuição e o conjunto de dados (Figura 5.6).
5. Definir o mesmo eixo Y (o eixo de probabilidade vai de 0 a 100%) interpolando o Eixo X (valor de atenuação) dos CDFs envolvidos.
6. Fazer a diferença entre os novos CDFs, com o mesmo eixo Y e eixo X diferente, obtendo assim o RMSE em função da Atenuação.

O gráfico mostrado na Figura 5.7 apresenta os valores de erro entre a estatística de atenuação e as curvas das distribuições em análise. Os resultados estão resumidos na Tabela 5.2. De acordo com os resultados obtidos em termos de atenuação encontra-se uma semelhança nos conjuntos de dados da distribuição Kernel e Gamma. Assim, em termos de atenuação e visibilidade pode-se concluir que a distribuição Kernel é a mais indicada para representar as estatísticas do conjunto de dados utilizados.

Conforme abordado anteriormente, a dependência da atenuação específica (geralmente expressa em dB/km) na taxa de precipitação (mm/h) é bem

Tabela 5.2: RMSE dos valores para atenuação

Distribuição	RMSE (dB/km)
Rayleigh	0,0974
Gamma	0,0606
Kernel	0,0353

ajustada por uma relação de lei de potência, conforme equação (5-5), onde dependem da frequência e polarização, bem como da física microscópica das gotas de chuva. Os valores dos coeficientes da lei de potência são apresentados na Tabela 5.2 identificados pela parametro μ associado à Distribuição do Tamanho das Gotas (DSD) [5].

$$\gamma = \kappa R^\alpha \quad (5-5)$$

Tabela 5.3: Coeficientes κ e α a partir do parâmetro μ da função distribuição gama para a DSD

Parâmetro de forma μ	κ	α
-3	4,0684	0,2077
-2	2,2838	0,4050
-1	1,5921	0,5506
0	1,2924	0,6436
1	1,1394	0,7057
2	1,0505	0,7497
3	0,9938	0,7823
4	0,9551	0,8074
5	0,9273	0,8273
6	0,9065	0,8435
7	0,8905	0,8569
8	0,8779	0,8682

A partir da distribuição estatística da taxa de precipitação, em mm/h, na cidade do Rio de Janeiro obtida através do modelo Rec. ITU-R P.837-7 [46], é possível identificar valores de atenuação em enlaces FSO considerando a relação de potência entre atenuação e taxa de precipitação e os valores dos coeficientes κ e α .

Conforme mostrado no gráfico da Figura 5.8, as funções de distribuição cumulativa complementar (CCDF) da atenuação específica da chuva obtido a partir da visibilidade e da caracterização estatística da distribuição Kernel são comparadas com as CCDF correspondentes obtidas através da abordagem microfísica, considerando os valores limitantes para o parâmetro de forma, ou seja, μ igual a -3, 0, 3 e 6.

Identifica-se que os valores obtidos pela distribuição Kernel aproxima-se dos valores obtidos com as medições e ambos estão próximos do modelo com parâmetro em μ igual a -3. Ressaltando que as medidas de visibilidade disponível no repositório não identificam a taxa de precipitação na condição de chuva observada.

Cabe observar que na plotagem do gráfico da Figura 5.8 os dados de atenuação específica são obtidos através da relação $13/V$, onde V é o parâmetro visibilidade, dado em km. Portanto, a atenuação específica foi determinada indiretamente a partir dos dados medidos de visibilidade, ou seja, a atenuação é indicada no gráfico como " $\gamma = 13/V$ ". Em um trabalho futuro, uma campanha de medidas da atenuação específica poderá ser realizada no local de interesse de modo a permitir uma comparação entre os dados do modelo proposto e os valores medidos de atenuação específica.

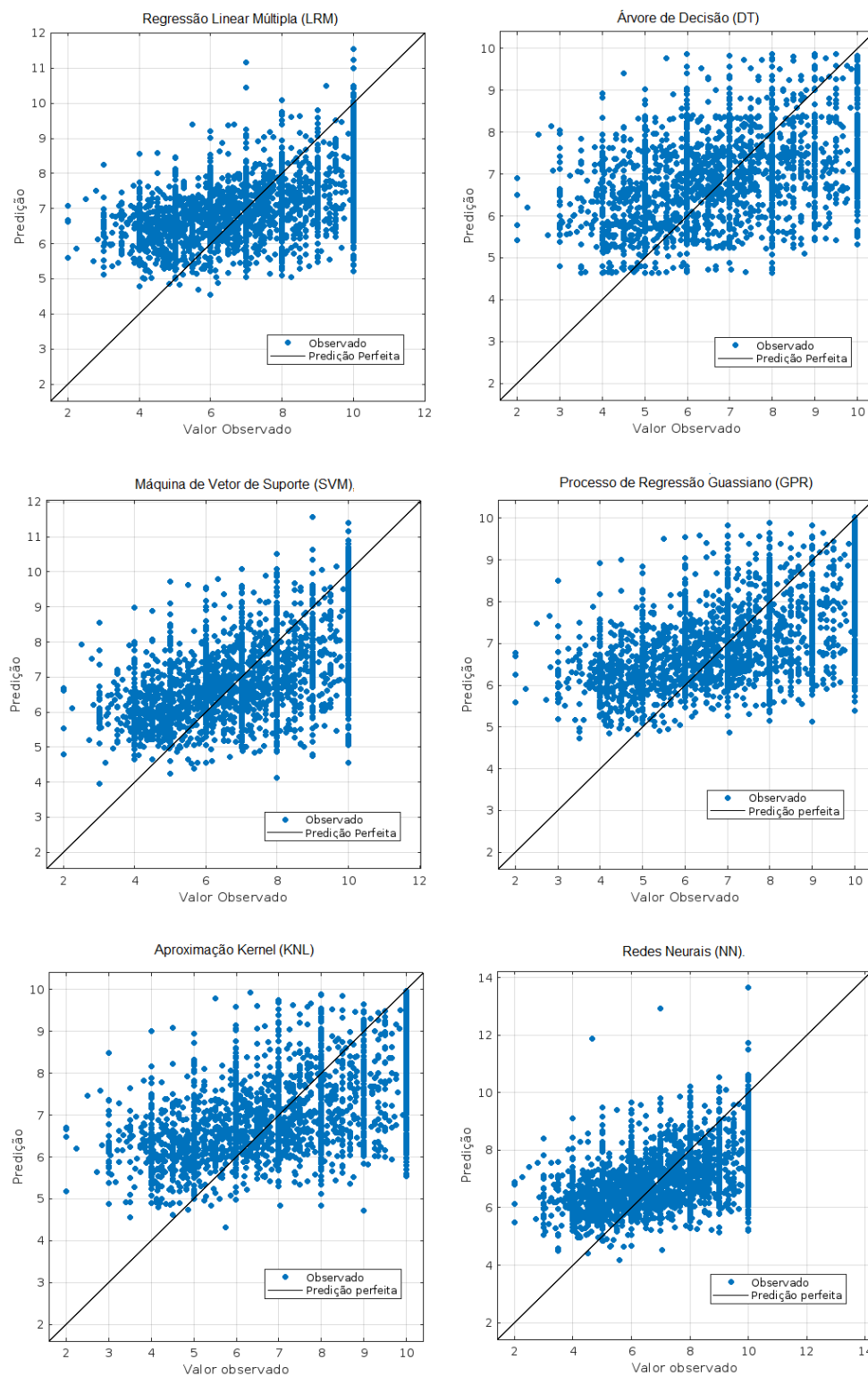


Figura 5.3: Gráfico de dispersão para os modelos de predição por aprendizado de máquina.

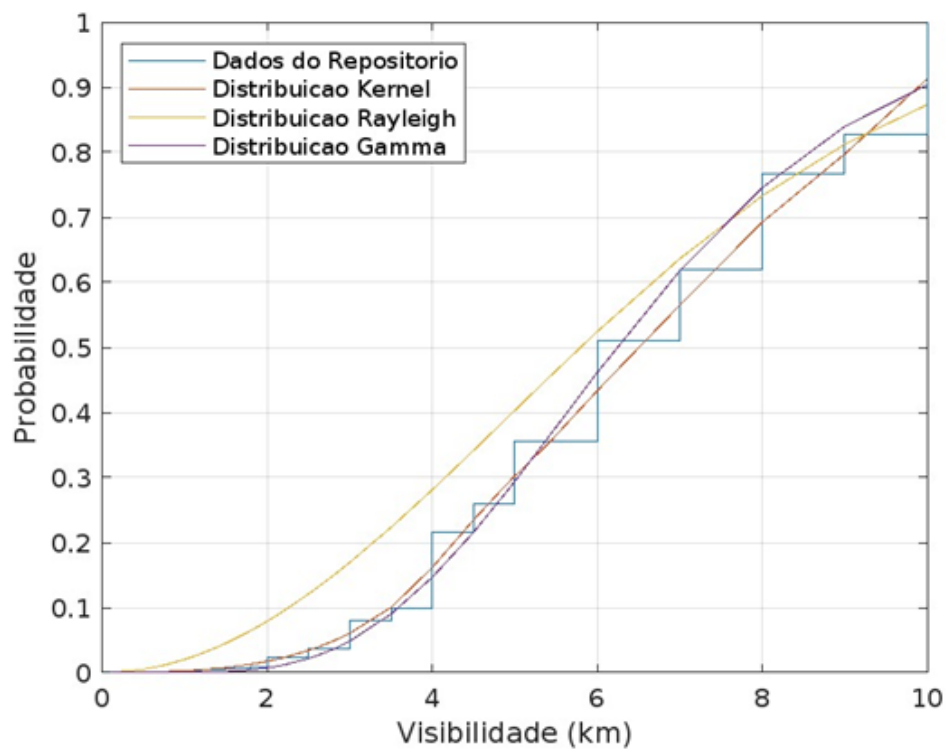


Figura 5.4: Comparação entre CDF de Visibilidade das distribuições de probabilidade e dados do repositório.

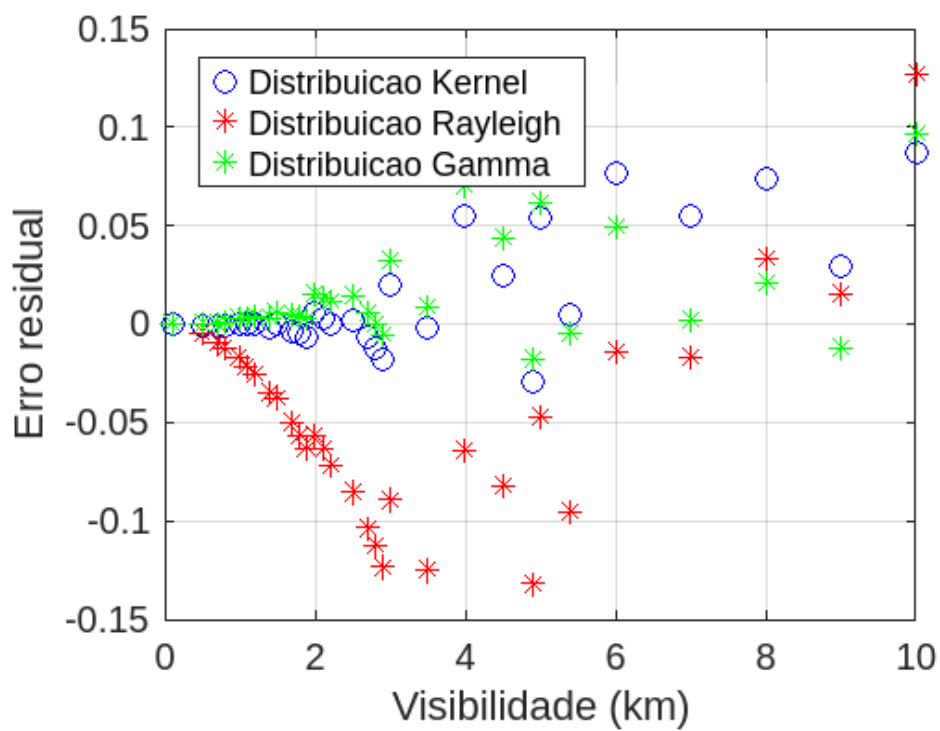


Figura 5.5: Erro entre o valor acumulado do parâmetro visibilidade medido e as curvas das distribuições em análise.

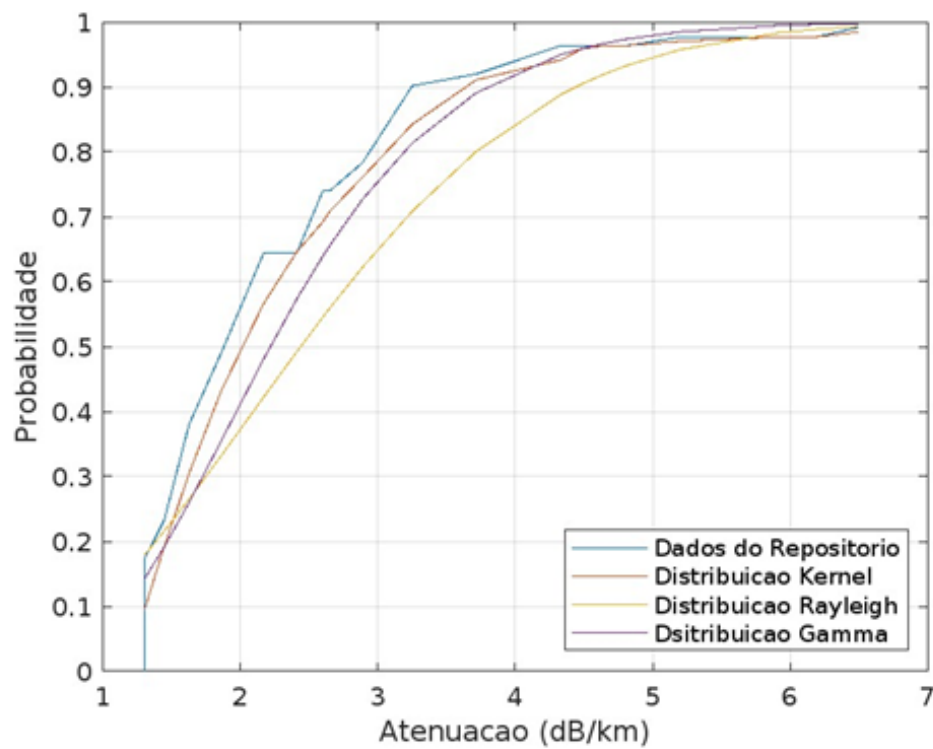


Figura 5.6: Comparação entre CDF de atenuação das distribuições de probabilidade e dados do repositório.

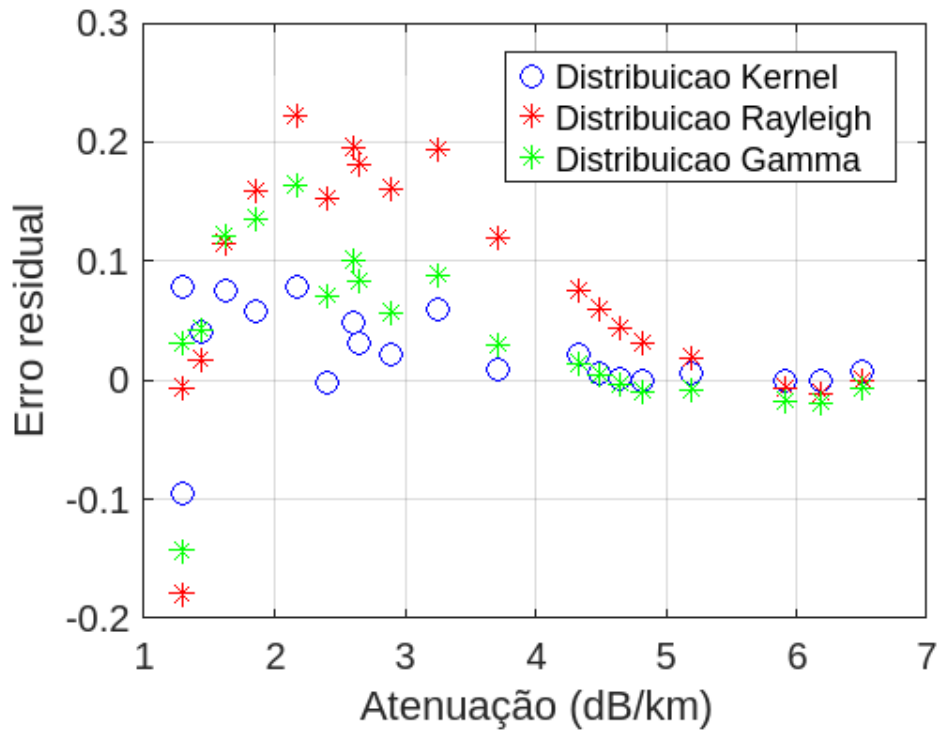


Figura 5.7: Erro entre o valor acumulado do parâmetro atenuação obtido e as curvas das distribuições em análise.

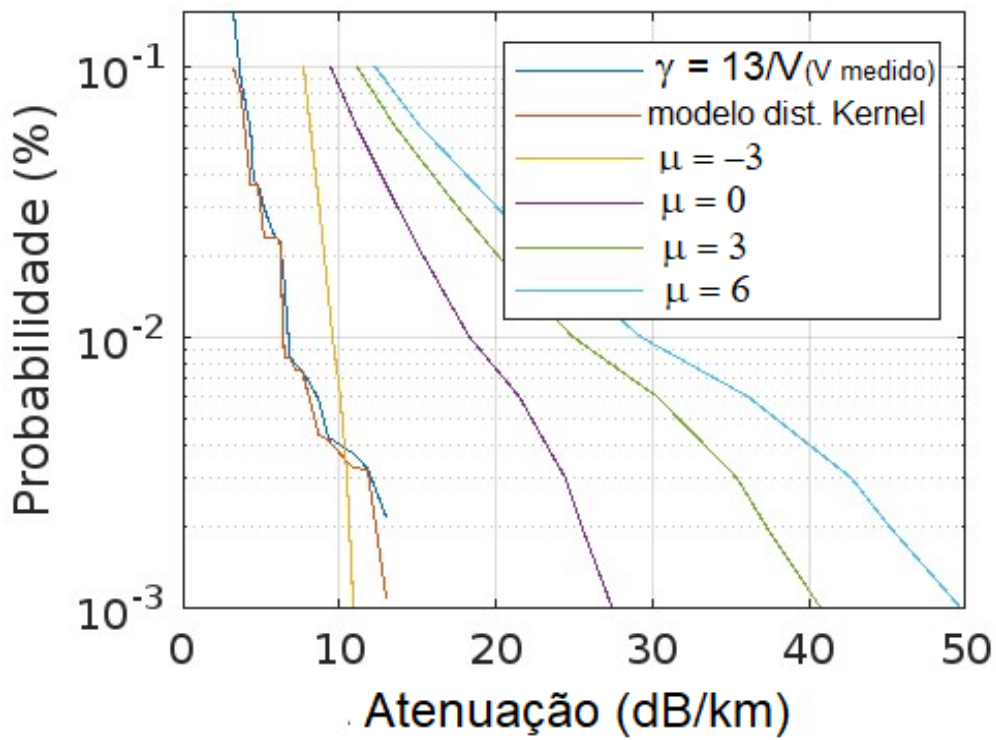


Figura 5.8: Comparação entre as CCDF de atenuação específica, em dB/km.

6

Conclusões

Como solução tecnológica para a primeira milha, a comunicação óptica no espaço livre (FSO) pode ser uma opção de alta taxa de transmissão. Em função da capacidade de prover altas taxas, FSO tem um grande potencial de tornar-se uma solução nesse nicho de mercado. Conforme abordado, estudos apontam os pontos fortes e as deficiências destacando os avanços atuais de última geração e as características essenciais dos enlaces.

A tecnologia FSO possui pouco tempo de implementação comercial nas grandes cidades, comparando com sistemas de RF ou de microondas já sedimentados no mercado. Além disso, muitos usuários preferem utilizar os sistemas em microondas devido a que tem uma certa familiaridade com o uso, e com as taxas de transmissão. Parte desta familiaridade implica também na aceitação das normas e regulamentações, além do conhecimento da disponibilidade do enlace. Pode-se identificar que FSO é uma tecnologia que complementa adequadamente bem as redes de microondas considerando que modelos híbridos podem ser explorados.

Como referência, para caracterização do modelo de canal FSO, foram abordados os modelos de espalhamento Mie e Geométrico podendo também expandir o emprego de outro modelos de modo que os conjuntos de dados atmosféricos, disponíveis para a cidade do Rio de Janeiro, possam ser utilizados na identificação do modelo de atenuação devida à chuva em enlaces FSO. Os modelos propostos por outros pesquisadores, baseados na distribuição do tamanho das gotas de chuva também foram objetos de análise para comparação.

A óptica de espaço livre é severamente afetada pela chuva e é um desafio projetar um enlace FSO confiável em regiões tropicais. Neste estudo, foi selecionado o Rio de Janeiro, Brasil, para local de análise, de condições climáticas com características de clima tropical onde a chuva é um prejuízo significativo para a operação de enlaces FSO. Portanto, recomenda-se estudar os efeitos da chuva com mais detalhes para projetar enlaces FSO em climas tropicais. A Tabela 2 elenca a percentagem de ocorrência de chuva e neblina para o local selecionado, conforme códigos SYNOP. Além disso apresenta, majoritariamente, situação de ocorrência de condição atmosférica clara. No Rio

de Janeiro, embora a ocorrência de neblina e chuva são semelhantes, esta última é responsável por parte significativa dos casos em que a visibilidade é reduzida. A visibilidade é o parâmetro mais crítico que determina a disponibilidade do enlace FSO.

Pelo fato, da visibilidade ser alta ao longo do ano, de acordo com os principais dados coletados, não parece que a visibilidade seja uma barreira significativa nas ligações de FSO. De acordo com os resultados da pesquisa, a chance de atenuação por chuva aumenta entre os meses de abril e agosto. Pelo fato das medidas utilizadas na análise apontarem uma condição majoritariamente clara com visibilidade elevada ao longo do ano, indica que a cidade do Rio de Janeiro é um sítio favorável para aplicações FSO.

O impacto da chuva no sistema de comunicação FSO em regiões tropicais é apresentada. O resultado mostra que a chuva no ambiente da cidade do Rio de Janeiro pode afetar o parâmetro visibilidade e em consequência a transmissão do sinal FSO, especialmente em condições de chuva forte ou intensa. Foi verificado que, no geral, um sistema de comunicação FSO proposto é capaz de suportar a atenuação das condições climáticas chuvosas.

Este trabalho mostrou que a aplicação, em enlaces de ondas milimétricas, do modelo de atenuação considerando a visibilidade condicionada à chuva mostra-se próximo ao modelo de atenuação Rec. ITU-R P.530-18 e aos valores medidos nas frequências de 37, 57 e 137 GHz. Especificamente, os resultados mostram que a metodologia baseada em visibilidade pode ser eficaz, especialmente nas frequências de 57 GHz e 137 GHz, destacando o potencial do modelo em condições favoráveis. Por outro lado, para a frequência de 97 GHz, tal proximidade não se mostra presente, sugerindo que a falta de dados simultâneos de visibilidade e chuva pode ter comprometido a precisão do modelo nessa frequência.

As medidas feitas em longo prazo, obtidas no aeroporto internacional do Galeão, na cidade do Rio de Janeiro, forneceram uma maior precisão nos valores de visibilidade, dando uma projeção futura do seu comportamento. Com isso, diferentes modelos de aprendizado de máquina foram aplicados para prever a visibilidade vinculada à enlaces FSO sob condições climáticas específicas. Analisando os resultados, constatou-se que os modelos DT e MLR não são os mais indicados para prever a visibilidade. Além disso, os modelos SVM, NN e KNL demonstraram uma estimativa ótima do parâmetro visibilidade. No entanto, o modelo PGR funcionaria melhor em tempo real e pode ser considerado um componente útil a ser integrado nas ferramentas de decisão do projeto da rede para otimizar a predição do parâmetro visibilidade considerando os demais parâmetros meteorológicos como variáveis de entrada.

Nesta análise foram utilizados para comparação dos modelos os resultados da RMSE e de R^2 .

Do ponto de vista de caracterização estatística para o parâmetro em análise foi encontrado um modelo de função que descreve aproximadamente o evento visibilidade e atenuação do canal com base na distribuição de probabilidade "Kernel" que pode ser utilizada para representar a descrição desta atenuação por conta da visibilidade na ocorrência de chuva na cidade do Rio de Janeiro de clima tropical.

Como trabalho futuro sugere-se uma análise de previsibilidade do parâmetro visibilidade por efeitos provocados por agentes não-naturais, como os sistemas de ar condicionado, e os efeitos poluidores, provocado pelas indústrias e por veículos motorizados. Estes dados podem auxiliar na determinação de modelos estatisticamente consistentes e determinação das áreas onde um enlace FSO seria prejudicado em maior ou menor grau.

Sugere-se também, como trabalho futuro, estudar o comportamento de longo prazo de um enlace híbrido FSO/mmWave experimental por um período considerável (anos) para obter estatísticas confiáveis sobre a disponibilidade do enlace híbrido. Além de analisar a implementação econômica de enlaces terrestres híbridos FSO/mmWave para soluções de backhaul no contexto de redes 5G e além.

Referências bibliográficas

- [1] AHMAD ZABIDI, SURIZA; ISLAM, MD; AL-KHATEEB, WAJDI; NAJI, AHMED. “Analysis of Rain Effects on Terrestrial Free Space Optics based on Data Measured in Tropical Climate”. Em: *IJUM Engineering Journal* 12 (jan. de 2012). DOI: 10.31436/iiumej.v12i5.232.
- [2] DERECHYNSKI, CLAUDINE; SILVA, JULIANA; OLIVEIRA, DE; CHRISTIANE, E; MACHADO, OSÓRIO. “Climatologia da precipitação no município do Rio de Janeiro”. Em: *Revista Brasileira De Meteorologia* 24 (mar. de 2009). DOI: 10.1590/S0102-77862009000100003.
- [3] Mark W. Steege. “Free-Space Optics: A Viable, Secure Last-Mile Solution?” Em: 2019. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:216637400>.
- [4] VILELA, DÊNIO; DOS SANTOS, JORGE; BRANDÃO, LUIZ; BREDÁ, MATEUS. *Estudo da Viabilidade de Comunicações Ópticas no Espaço Aberto – I*. <https://www.teleco.com.br/tutoriais/tutorialfsoeab1/default.asp> [Acessado em: 10/05/2025]. 2016.
- [5] VERDUGO MUÑOZ, CLARA ELIZABETH. “Fog and rain attenuation models for the design of FSO links in 5G+”. Tese (doutorado). Rio de Janeiro: Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2022.
- [6] J. L. Green, Bryan W. Welch e Rob Manning. “Optical Communication Link Atmospheric Attenuation Model”. Em: 2019. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:260738113>.
- [7] LAKSHMI PRIYA, ISANAKA; MEENAKSHI, MURUGAPPA. “Hybrid FSO/mmWave wireless system: A plausible solution for 5G backhaul applications”. Em: *Opto-Electronics Review* 30.3 (2022), e141950. DOI: 10.24425/opelre.2022.141950. URL: http://journals.pan.pl/Content/123842/PDF/OPELRE_2022_30_3_I_L_Priya.pdf.
- [8] KIM, ISAAC; MCARTHUR, BRUCE; KOREVAAR, ERIC. “Comparison of laser beam propagation at 785 nm and 1550 nm in fog and haze for optical wireless communications”. Em: *Proc. SPIE* 4214 (fev. de 2001). DOI: 10.1117/12.417512.

- [9] KHALIGHI, MOHAMMAD-ALI; UYSAL, MURAT. “Survey on Free Space Optical Communication: A Communication Theory Perspective”. Em: *IEEE Communications Surveys and Tutorials* 16 (nov. de 2014), pp. 2231–2258. DOI: 10.1109/COMST.2014.2329501.
- [10] OLAJIDE, IBUKUNOLUWA; OYETUNJI, SAMSON; OLASOJI, YE-KEEN; POPOOLA, WASIU; IJAZ, MUHAMMAD. “Investigative analysis of selected FSO models with varying wavelengths for tropical weather”. Em: *ITEGAM-JETIA* 9.40 (2023), pp. 10–17. DOI: 10.5935/jetia.v9i40.850. URL: <https://itegam-jetia.org/journal/index.php/jetia/article/view/850>.
- [11] KORAI, UMAIR AHMED; LUINI, L.; NEBULONI, ROBERTO. “Model for the Prediction of Rain Attenuation Affecting Free Space Optical Links”. Em: *Electronics* 7 (dez. de 2018). DOI: 10.3390/electronics7120407.
- [12] Scott Bloom et al. “Understanding the performance of free-space optics (Invited)”. Em: *J. Opt. Netw.* 2.6 (2003), pp. 178–200. DOI: 10.1364/JON.2.000178. URL: <https://opg.optica.org/jon/abstract.cfm?URI=jon-2-6-178>.
- [13] Vanessa Farias, Rossana Cruz e Paulo Lins Júnior. “Comunicações Ópticas no Espaço Livre: Visão Geral dos Efeitos Atmosféricos”. Em: *Revista de Tecnologia da Informação e Comunicação* 4 (out. de 2014), pp. 40–46. DOI: 10.12721/2237-5112.v04n02a06.
- [14] Hemani Kaushal e Georges Kaddoum. “Optical Communication in Space: Challenges and Mitigation Techniques”. Em: *IEEE Communications Surveys and Tutorials* 19.1 (2017), pp. 57–96. DOI: 10.1109/COMST.2016.2603518.
- [15] GHASSEMLOOY, Z.; POPOOLA, W.; RAJBHANDARI, S. *Optical Wireless Communications: System and Channel Modelling with MATLAB®, Second Edition*. CRC Press, 2019. ISBN: 9781351647779. URL: <https://books.google.com.br/books?id=FX2UDwAAQBAJ>.
- [16] KOLKA, ZDENEK; WILFERT, OTAKAR; BIOLKOVA, VIERA. “Reliability of Digital FSO Links in Europe”. Em: (jan. de 2007).
- [17] LIMA, SOFIA; ARMOND, NÚBIA. “Rainfall in Metropolitan Region of Rio de Janeiro: characterization, extreme events, and trends”. Em: *Sociedade Natureza* 34 (out. de 2022). DOI: 10.14393/SN-v34-2022-64770x.

- [18] Suriza Ahmad Zabidi et al. “Proposed parameters of specific rain attenuation prediction for Free Space Optics link operating in tropical region”. Em: *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 94 (mar. de 2013), pp. 93–99. DOI: 10.1016/j.jastp.2012.11.008.
- [19] ITU-R. *Prediction methods required for the design of terrestrial free-space optical links*. Recommendation P.1814. Geneva: International Telecommunication Union, 2007.
- [20] Samir Al-Gailani et al. “Determination of rain attenuation parameters for free space optical link in tropical rain”. Em: *Optik - International Journal for Light and Electron Optics* 125 (fev. de 2014), 1575–1578. DOI: 10.1016/j.ijleo.2013.10.018.
- [21] MOHAMMED, NAZMI; EL-WAKEEL, AMR; ALY, MOUSTAFA. “Pointing Error in FSO Link under Different Weather Conditions”. Em: *International Journal of Video Image Processing and Network Security IJVIPNS-IJENS* 12 (fev. de 2012), p. 6.
- [22] MOHAMMED, NAZMI; EL-WAKEEL, AMR; ALY, MOUSTAFA. “Performance Evaluation of FSO Link Under NRZ-RZ Line Codes, Different Weather Conditions and Receiver Types in the Presence of Pointing Errors”. Em: *The Open Electrical Electronic Engineering Journal* 12 (dez. de 2012), p. 28. DOI: 10.2174/1874129001206010028.
- [23] SHAH, SHAHNAWAZ; MUGHAL, SAMREEN; HIRA, NEELUM; BHATTI, M.I; KAZI, HAMEEDULLAH. “Visibility statistics based unavailability events estimation of FSO link due to fog in four cities of Pakistan”. Em: dez. de 2013, pp. 1–5. ISBN: 978-1-4799-3457-7. DOI: 10.1109/ICET.2013.6743505.
- [24] NIMER, E. *Climatologia do Brasil*. Fundacao IBGE. SUPREN. Recursos Naturais e Meio Ambiente. Superintendência de Recursos Naturais e Meio Ambiente SUPREN, 1979. URL: https://books.google.com.br/books?id=aHU_AAAAYAAJ.
- [25] COLVERO, CLAITON PEREIRA. “Análise experimental de sistemas de comunicações ópticas no espaço livre em diferentes comprimentos de onda”. Tese (doutorado). Rio de Janeiro: Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2005.
- [26] UNIVERSITY OF WYOMING. *University of Wyoming repository*. Acesso em: setembro de 2024. 2024. URL: <http://weather.uwyo.edu/surface/>.

- [27] WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION (WMO). *Guide to the meteorological instruments and methods of observation*. Acesso em: setembro de 2024. 2018.
- [28] VERDUGO, ELIZABETH; DA SILVA MELLO, LUIZ; COLVERO, CLAITON; NEBULONI, ROBERTO. “Estimation of Rain Attenuation in FSO Links based on Visibility Measurements”. Em: mar. de 2023, pp. 1–5. DOI: 10.23919/EuCAP57121.2023.10133748.
- [29] ITU-R. *Propagation data and prediction methods required for the design of terrestrial line-of-sight systems*. Recommendation 530-18. Geneva: International Telecommunication Union, 1996.
- [30] GRABNER, MARTIN AND KVICERA, VACLAV. “The wavelength dependent model of extinction in fog and haze for free space optical communication”. Em: *Optics Express* 19 (fev. de 2011), pp. 3379–3386. DOI: 10.1364/OE.19.003379.
- [31] NEBULONI, ROBERTO; VERDUGO, ELIZABETH. “FSO Path Loss Model Based on the Visibility”. Em: *IEEE Photonics Journal* 14 (fev. de 2022), p. 7318609. DOI: 10.1109/JPHOT.2022.3152728.
- [32] SMITH, D. E.; OLIVER, JOHN E. “Tropical and equatorial climates”. Em: 1987. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:126594892>.
- [33] ITU-R. *Specific attenuation model for rain for use in prediction methods*. Recommendation 838-3. Geneva: International Telecommunication Union, 2005.
- [34] DA SILVA MELLO, LUIZ; PONTES, M.S; SOUZA, R.M.; PEREZ GARCÍA, NELSON. “Prediction of rain attenuation in terrestrial links using full rainfall rate distribution”. Em: *Electronics Letters* 43 (fev. de 2007), pp. 1442 –1443. DOI: 10.1049/el:20072410.
- [35] PONTES, M.S; DA SILVA MELLO, LUIZ; SOUZA, RODOLFO. “Modeling of effective rainfall rate and rain attenuation in terrestrial links in the tropics”. Em: (jan. de 2007). DOI: 10.1109/ICICS.2007.4449846.
- [36] VERDUGO, ELIZABETH; LUINI, L.; RIVA, CHE; DA SILVA MELLO, LUIZ; RESTEGHINI, L.; LOMBARDI, RENATO; MILANI, A.; NEBULONI, ROBERTO. “Rain Attenuation at mmWave and Optical Bands from Visibility and Rainfall Intensity Measurements”. Em: mar. de 2024, pp. 1–5. DOI: 10.23919/EuCAP60739.2024.10501033.

- [37] VERDUGO, ELIZABETH; GOMES, MARIÂNGELA; DA SILVA MELLO, LUIZ. “Atenuação Devido à Chuva nas Ondas Milimétricas usando Visibilidade: Validação Experimental Preliminar”. Em: *Anais do 21º Simpósio Brasileiro de Micro-ondas e Optoeletrônica - SBMO* (set. de 2024), pp. 387 –391.
- [38] ITU-R. *Databank DBSG3*. Acesso em: setembro de 2024. 2024. URL: <http://www.itu.int/pub/R-SOFT-SG3/en>.
- [39] Jafar Alzubi, Anand Nayyar e Akshi Kumar. “Machine Learning from Theory to Algorithms: An Overview”. Em: *Journal of Physics: Conference Series* 1142.1 (2018), p. 012012. DOI: 10.1088/1742-6596/1142/1/012012.
- [40] O. B. Aborisade et al. “Machine Learning-Based Prediction of Path Attenuation Coefficient for Terrestrial FSO Link: Northern Cape, South Africa”. Em: *Proceedings of the 8th URSI-NG Annual Conference (URSI-NG 2024)*. Atlantis Press, 2025, pp. 199–212. ISBN: 978-94-6463-644-4. DOI: 10.2991/978-94-6463-644-4_20. URL: https://doi.org/10.2991/978-94-6463-644-4_20.
- [41] Olabamidele Kolawole, Modisa Mosalaosi e Thomas Afullo. “Visibility Modeling and Prediction for Free Space Optical Communication Systems for South Africa”. Em: *International Journal on Communications Antenna and Propagation (IRECAP)* 10 (jun. de 2020), p. 161. DOI: 10.15866/irecap.v10i3.18008.
- [42] Amal A. Algedir e Taissir Y. Elganimi. “Machine Learning Models for Predicting the Quality Factor of FSO Systems with Multiple Transceivers”. Em: *2020 2nd Global Power, Energy and Communication Conference (GPECOM)*. 2020, pp. 308–311. DOI: 10.1109/GPECOM49333.2020.9247939.
- [43] Jie Wang. *An Intuitive Tutorial to Gaussian Process Regression*. Set. de 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2009.10862.
- [44] Julian Büchel et al. *Kernel Approximation using Analog In-Memory Computing*. 2024. arXiv: 2411.03375 [cs.LG]. URL: <https://arxiv.org/abs/2411.03375>.
- [45] Yoiz Nuñez et al. “Path-Loss Prediction of Millimeter-wave using Machine Learning Techniques”. Em: nov. de 2022, pp. 1–6. DOI: 10.1109/LATINCOM56090.2022.10000523.

- [46] ITU-R. *Characteristics of precipitation for propagation modelling*. Recommendation 837-7. Geneva: International Telecommunication Union, 2017.

A

Processo de Regressão Gaussiana

Com base em [43], este anexo tem como objetivo apresentar o Processo de Regressão Gaussiana (GPR) de maneira clara e acessível, alinhando rigor matemático com uma abordagem didática. O trabalho de [43] visa justamente tornar o GPR compreensível para um público amplo, incluindo aqueles com pouca familiaridade prévia com aprendizado de máquina ou estatística avançada.

O GPR constitui um modelo fundamental no escopo do aprendizado de máquina supervisionado probabilístico, sendo amplamente empregado em tarefas de regressão e, em menor grau, em classificação. Seu diferencial reside na capacidade de incorporar conhecimento prévio por meio de funções kernel, ao mesmo tempo em que fornece estimativas explícitas de incerteza associadas às previsões.

Apesar de suas vantagens, o GPR pode apresentar uma curva de aprendizado acentuada, sobretudo para profissionais de áreas distintas da ciência da computação ou estatística, dada a sua dependência de conceitos matemáticos sofisticados, como distribuições normais multivariadas, modelos não paramétricos e kernels [43].

A.1

Fundamentos Matemáticos

Para a compreensão do GPR, é essencial dominar alguns conceitos fundamentais: a distribuição normal (ou Gaussiana), sua extensão multivariada, os fundamentos das funções kernel, modelos não paramétricos e a noção de probabilidade condicional.

A regressão tem por objetivo estimar uma função que represente adequadamente os dados observados, permitindo, assim, a predição de valores futuros. No contexto do GPR, não se escolhe uma única função determinística. Em vez disso, define-se uma distribuição probabilística sobre um espaço infinito de funções possíveis. Essa abordagem permite incorporar incertezas e conhecimento prévio de forma elegante e sistemática.

A.2

Processos Gaussianos

O GPR modela uma função latente $\mathbf{f}$ a partir de um conjunto de observações D extraídas de uma função real desconhecida. Diferentemente de métodos tradicionais de regressão não linear, que produzem uma única função ajustada, o GPR considera um espaço de funções compatíveis com os dados, ponderadas por sua plausibilidade segundo uma distribuição Gaussiana multivariada.

A suposição central é que qualquer subconjunto finito dessas funções segue uma distribuição normal multivariada. Em outras palavras, assume-se como distribuição prévia uma Gaussiana multivariada definida sobre os valores da função $\mathbf{f}$ nos pontos de entrada $\mathbf{X}$, antes da observação de quaisquer dados.

Com a incorporação de novas evidências, essa distribuição prévia é atualizada, resultando em uma distribuição posterior. Esse processo de atualização é iterativo: a distribuição posterior obtida após cada observação passa a atuar como nova prévia em etapas subsequentes.

Um processo Gaussiano, portanto, define uma distribuição de probabilidade sobre funções possíveis que se ajustam a um conjunto de dados. A partir dele, é possível derivar:

A função média, que representa a predição pontual mais provável (máxima verossimilhança);

A função variância, que quantifica a incerteza associada a cada predição.

Algumas características fundamentais do modelo incluem:

- A atualização contínua da distribuição prévia com a chegada de novos dados;
- A propriedade de que qualquer subconjunto finito de pontos segue uma distribuição Gaussiana;
- A utilização da média da distribuição posterior como preditor da função regressora.

A distribuição sobre os valores da função $\mathbf{f}$ nos pontos $\mathbf{X}$ é modelada por:

$$P(\mathbf{f} \mid \mathbf{X}) = \mathcal{N}(\mathbf{f} \mid \mu, \mathbf{K}) \quad (\text{A-1})$$

onde $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n]$ são os pontos de entrada, $\mathbf{f} = [f(\mathbf{x}_1), \dots, f(\mathbf{x}_n)]$ são os valores da função latente, $\mu = [m(\mathbf{x}_1), \dots, m(\mathbf{x}_n)]$ é a função média, e $K_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ compõe a matriz de covariância definida pela função kernel.

Na ausência de informações prévias específicas, assume-se comumente que a função média é nula, ou seja, $m(\mathbf{X}) = 0$, hipótese válida quando os dados foram previamente normalizados.

O comportamento das funções geradas pelo processo é determinado pela matriz de covariância $\mathbf{K}$. Caso o kernel considere dois pontos de entrada $\mathbf{x}_i$ e $\mathbf{x}_j$ como semelhantes, espera-se que os respectivos valores $f(\mathbf{x}_i)$ e $f(\mathbf{x}_j)$ também sejam próximos.

Para realizar predições em novos pontos $\mathbf{X}_*$, define-se a seguinte distribuição conjunta entre os dados observados $\mathbf{f}$ e os valores a serem preditos $\mathbf{f}_*$:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{f} \\ \mathbf{f}_* \end{bmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} m(\mathbf{X}) \\ m(\mathbf{X}_*) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \mathbf{K} & \mathbf{K}_* \\ \mathbf{K}_*^T & \mathbf{K}_{**} \end{bmatrix} \right) \quad (\text{A-2})$$

com $\mathbf{K} = K(\mathbf{X}, \mathbf{X})$, $\mathbf{K}_* = K(\mathbf{X}, \mathbf{X}_*)$ e $\mathbf{K}_{**} = K(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}_*)$. Neste modelo, considera-se $m(\mathbf{X}) = m(\mathbf{X}_*) = 0$.

Para fins de predição, o interesse recai sobre a distribuição condicional $P(\mathbf{f}_* | \mathbf{f}, \mathbf{X}, \mathbf{X}_*)$, que pode ser derivada da distribuição conjunta (Eq. A-2) por meio das propriedades da distribuição normal multivariada [43].

Em aplicações práticas, as observações disponíveis geralmente contêm ruído, sendo modeladas como $y = f(x) + \varepsilon$, onde $\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_n^2)$ representa um ruído Gaussiano i.i.d. com variância σ_n^2 .

Dessa forma, a matriz de covariância observada passa a ser $\text{cov}(y) = \mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I}$ e a distribuição conjunta dos dados ruidosos y e dos valores futuros $\mathbf{f}_*$ torna-se:

$$\begin{pmatrix} y \\ \mathbf{f}_* \end{pmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\mathbf{0}, \begin{bmatrix} \mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I} & \mathbf{K}_* \\ \mathbf{K}_*^T & \mathbf{K}_{**} \end{bmatrix} \right) \quad (\text{A-3})$$

A partir dessa distribuição conjunta, é possível derivar as equações preditivas do GPR considerando o ruído nas observações. Importante destacar que a incerteza associada às predições depende exclusivamente dos pontos de entrada $\mathbf{X}$ e $\mathbf{X}_*$, sendo independente das saídas y — uma característica fundamental da distribuição Gaussiana.

A.3

Considerações Finais

O Processo de Regressão Gaussiana constitui um modelo probabilístico robusto, capaz de realizar previsões pontuais acompanhadas de medidas de

incerteza. O modelo incorpora conhecimento prévio sobre a estrutura da função por meio de funções kernel, oferecendo flexibilidade e precisão em diversas aplicações.

A abordagem apresentada neste anexo corresponde ao modelo padrão de GPR, o qual, apesar de sua eficácia, apresenta duas limitações principais:

- A complexidade computacional de ordem $O(N^3)$, em que N representa o número de observações, dificultando a escalabilidade para grandes volumes de dados;
- O consumo de memória cresce quadraticamente com o tamanho do conjunto de dados.

Devido a essas restrições, o GPR tradicional torna-se inviável em cenários com grandes bases de dados. Para contornar esse problema, são utilizados métodos baseados em Processos Gaussianos Esparsos, que reduzem a complexidade computacional mantendo boa acurácia preditiva [43].