Universidade Federal do Rio de Janeiro Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia



Programa de Engenharia de Sistemas e Computação

COS868 - Probabilidade e Estatística para Aprendizado de Máquina

Profa. Dra. Rosa M. Leão (PESC/COPPE/UFRJ)

Projeto do Curso

Luiz Henrique Souza Caldas email: lhscaldas@cos.ufrj.br

31 de dezembro de 2024

Conteúdo

1	Intro		3
	1.1	Objetivo	3
	1.2 N	Metodologia	3
	1.3	Códigos	3
		Análise Exploratória dos Dados	
	1.5 F	Pré-processamento	4
2	Estat	ísticas Gerais	5
	2.1 N	Medidas Descritivas	5
	2.2 V	Visualizações Gráficas	5
	2.3 A	Análise dos Resultados	7
3	Estat	ísticas por Horário	9
		Medidas Descritivas	Ĉ
		Visualizações Gráficas	
		Análise dos Resultados	
4	Carao	cterizando os Horários com Maior Valor de Tráfego	16
		Passo 1: Seleção dos Horários	16
		Passo 2: Histogramas dos Dados	
		Passo 3: Estimativa de Parâmetros via MLE	
		Passo 4: Gráficos de Densidade	
		Passo 5: Probability Plots	
		Passo 6: QQ Plots	
		Análise dos Resultados	
5	Análi	se da Correlação entre as Taxas de <i>Upload</i> e <i>Download</i> para os Horários	
			24
		Cálculo do Coeficiente de Correlação	24
		Gráficos de Dispersão	
		Análise dos Resultados	
		Análise dos Resultados	
6	Comp	paração dos Dados Gerados pelos Dispositivos Smart-TV e Chromecast	26
	-		26
			26
			28
7	Concl	lução	30

1 Introdução

1.1 Objetivo

O objetivo deste trabalho é realizar uma análise de um conjunto de dados reais fornecidos por um provedor de Internet de médio porte, avaliando as taxas de *upload* e *download* de dispositivos domésticos, especificamente *Smart-TVs* e *Chromecasts*, com base na teoria aprendida em classe, destacando a importância de uma análise crítica dos resultados obtidos.

1.2 Metodologia

A metodologia adotada neste projeto baseia-se em conceitos teóricos e práticos apresentados em sala de aula, sendo utilizados dois livros principais como referência: Probability, Random Processes, and Statistical Analysis: Applications to Communications, Signal Processing, Queueing Theory and Mathematical Finance de Hisashi Kobayashi, Brian L. Mark e William Turin [1], e Introduction to Probability, Statistics, and Random Processes de H. Pishro-Nik [2]. Algumas referenciais adicionais também foram utilizadas e serão citadas ao longo do relatório.

1.3 Códigos

Os códigos utilizados em todas as etapas deste projeto estão disponíveis no repositório do GitHub: https://github.com/lhscaldas/Projeto_Probabilidade_e_Estatistica

1.4 Análise Exploratória dos Dados

A análise exploratória foi realizada para compreender as características principais dos dados obtidos dos dispositivos *Smart-TV* e *Chromecast*. Os resultados estão detalhados abaixo:

• Primeiras linhas dos dados:

- Smart-TV:

	device_id		date_hour	bytes_up	bytes_down
0	77209603	2021-11-22	15:23:00	132932.983607	2.818140e+06
1	77209603	2021-11-22	15:24:00	115770.491803	2.264410e+06
2	77209603	2021-11-22	15:25:00	114030.032787	2.309270e+06
3	77209603	2021-11-22	15:26:00	97170.622951	2.006544e+06
4	77209603	2021-11-22	15:27:00	39569.573770	8.061440e+05

- Chromecast:

	device_id		${\tt date_hour}$	bytes_up	bytes_down
0	66161985	2021-09-06	00:01:00	2987.016393	49185.704918
1	66161985	2021-09-06	00:02:00	685.935484	328.258065
2	66161985	2021-09-06	00:03:00	4493.901639	37914.064516
3	66161985	2021-09-06	00:04:00	776.133333	229.200000

4 66161985 2021-09-06 00:05:00 3081.311475 51656.800000

• Dimensões dos dados:

- Smart-TV: (4417903, 4) - Chromecast: (1620529, 4)

• Dados faltantes:

- Smart-TV: Nenhum valor faltante em device_id, date_hour, bytes_up, bytes_down.
- Chromecast: Nenhum valor faltante em device_id, date_hour, bytes_up, bytes_down.

• Valores zero:

- -Smart-TV: bytes_up = 1.803.853, bytes_down = 1.978.337.
- Chromecast: bytes_up = 6.057, bytes_down = 4.099.

• Valores negativos:

- Smart-TV: Nenhum valor negativo em bytes_up ou bytes_down.
- Chromecast: Nenhum valor negativo em bytes_up ou bytes_down.

1.5 Pré-processamento

O pré-processamento foi realizado para preparar os dados dos dispositivos *Smart-TV* e *Chromecast* para análises posteriores. As etapas realizadas são descritas a seguir:

- Carregamento dos dados: Os dados foram lidos a partir dos arquivos dataset_smart-tv.csv e dataset_chromecast.csv.
- Correção de valores zero: Como as colunas bytes_up e bytes_down apresentavam valores zero, foi aplicado um *shift* de +1 a todos os valores dessas colunas para evitar problemas no cálculo do logaritmo.
- Reescalonamento dos dados: Os valores das colunas bytes_up e bytes_down foram transformados para a escala logarítmica na base 10 (log10), devido à grande variação na ordem de grandeza desses valores.
- Ordenação temporal: Os dados foram ordenados pela coluna date_hour para garantir a consistência temporal nas análises subsequentes.
- Salvamento dos dados processados: Os datasets resultantes podem ser salvos como arquivos CSV (smart_preprocessado.csv e chrome_preprocessado.csv) para uso posterior.

Essa etapa garante que os dados estejam limpos, reescalonados e organizados, facilitando análises estatísticas e a geração de gráficos. Além disso, a transformação logarítmica reduz a influência de valores extremos, melhorando a interpretação dos resultados.

2 Estatísticas Gerais

Nesta seção, são apresentadas as estatísticas gerais dos dados coletados para os dispositivos *Smart-TV* e *Chromecast*. As análises incluem cálculos de medidas descritivas, como média, variância e desvio padrão, além de representações gráficas através de histogramas, boxplots e funções de distribuição empírica (ECDF).

2.1 Medidas Descritivas

As medidas descritivas para as taxas de *upload* e *download* (em escala logarítmica base 10) estão resumidas na Tabela 1.

Dispositivo	Tipo de Tráfego	Média	Variância	Desvio Padrão
Smart-TV	Upload	2.16	4.11	2.03
Smart-TV	Download	2.35	6.72	2.59
Chrome cast	Upload	3.35	0.46	0.68
Chromecast	Download	3.80	1.66	1.29

Tabela 1: Medidas descritivas das taxas de upload e download.

2.2 Visualizações Gráficas

Para compreender melhor a distribuição dos dados, são utilizadas as seguintes representações gráficas:

- **Histogramas:** As distribuições das taxas de *upload* e *download* para cada dispositivo estão representadas nos histogramas da Figura 1.
- **Boxplots:** A Figura 2 mostra os boxplots comparando as taxas de *upload* e *download* entre *Smart-TV* e *Chromecast*.
- ECDF: As funções de distribuição empírica, exibidas na Figura 3, demonstram a probabilidade acumulada para cada valor das taxas.

Para a construção dos histogramas, o número de bins foi calculado utilizando o método de Sturges:

$$k = 1 + \log_2(n),\tag{1}$$

onde n é o número total de amostras. Este método busca otimizar a visualização dos dados ao balancear granularidade e clareza.

O número de bins calculado para cada dispositivo é o seguinte:

- *Smart-TV*: k = 24 bins.
- Chromecast: k = 22 bins.

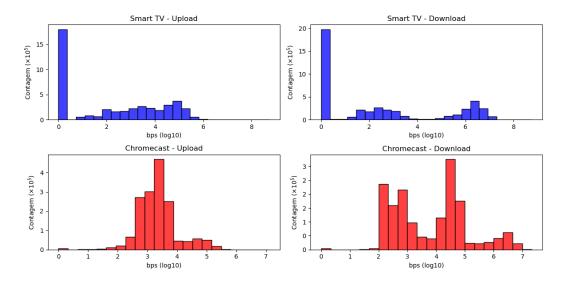


Figura 1: Histogramas das taxas de upload e download para Smart-TV e Chromecast.

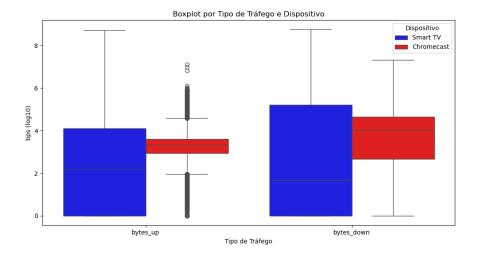


Figura 2: Boxplots das taxas de upload e download para Smart-TV e Chromecast.

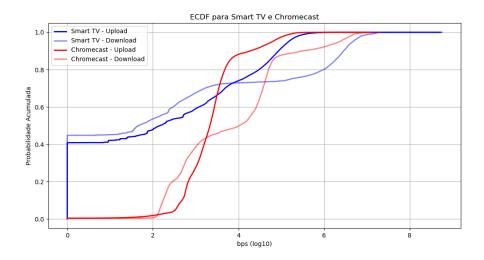


Figura 3: Funções de Distribuição Empírica (ECDF) das taxas de upload e download.

As visualizações gráficas fornecem informações importantes para o provedor de serviços ao identificar padrões de tráfego específicos de cada dispositivo. Por exemplo, histogramas permitem entender a distribuição predominante de dados, enquanto os boxplots destacam possíveis valores atípicos que podem impactar negativamente a rede. Essas análises auxiliam na definição de prioridades no gerenciamento do tráfego de rede, garantindo uma melhor alocação de recursos para dispositivos com padrões mais variáveis.

2.3 Análise dos Resultados

Os resultados destacam diferenças importantes nas características das taxas de upload e download entre os dispositivos Smart-TV e Chromecast, com implicações práticas significativas para o provedor de serviços de Internet.

Smart-TV: As taxas de *upload* e *download* da *Smart-TV* apresentam médias similares e variâncias relativamente altas, refletindo maior dispersão dos dados. A alta concentração de valores baixos, especialmente iguais a zero, é evidenciada pela primeira barra dominante nos histogramas (Figura 1) e pela ECDF inicial, que ultrapassa 0.4 devido aos valores nulos. O boxplot (Figura 2) confirma a ausência de outliers, indicando que o tráfego da *Smart-TV* é caracterizado por períodos de inatividade alternados com picos de alta demanda.

Chromecast: O Chromecast apresenta padrões diferentes, com taxas de upload e download mais consistentes e desvios padrão menores. Embora a taxa de download não tenha outliers, a taxa de upload exibe diversos picos e vales, refletidos nos boxplots. A ECDF mostra um crescimento rápido após 10² bps, indicando concentração em valores intermediários e reforçando o comportamento mais estável do dispositivo.

Comparação Geral: Enquanto a *Smart-TV* alterna entre inatividade e fluxos intensos, o *Chromecast* mantém tráfego mais constante, mas com picos significativos no *upload*. Essas diferenças sugerem abordagens específicas para otimização da rede: adaptar a alocação de recursos às demandas variáveis da *Smart-TV* e conter os picos do *Chromecast*, priorizando a estabilidade.

Implicações Práticas: Os padrões observados podem ajudar o provedor de serviços a otimizar sua infraestrutura. Para a *Smart-TV*, estratégias adaptativas para lidar com períodos de alta

demanda podem reduzir a sobrecarga durante picos. Já para o *Chromecast*, sistemas de contenção que lidem com os picos de *upload* podem evitar saturação da rede. A implementação dessas políticas pode melhorar a eficiência operacional e a qualidade da experiência (QoE) do usuário final.

3 Estatísticas por Horário

Nesta seção, apresentamos as estatísticas por horário, independente do dia, dos dados coletados para os dispositivos *Smart-TV* e *Chromecast*. As análises incluem cálculos de medidas descritivas, como média, variância e desvio padrão, além da representação gráficas através de boxplots.

3.1 Medidas Descritivas

A Tabela 2 exibe as estatísticas por horário para as taxas de *upload* e *download* dos dispositivos Smart-TV e Chromecast. As estatísticas incluem a média, variância e desvio padrão para cada hora do dia, separadas por tipo de dispositivo e tipo de tráfego.

Tabela 2: Estatísticas por Horário para Smart-TV e Chromecast

Hora	Dispositivo	Tráfego	Média	Variância	Desvio Padrão
0	Smart- TV	Upload	1.89	4.16	2.04
0	Smart- TV	Download	2.10	6.89	2.62
0	Chrome cast	Upload	3.43	0.63	0.79
0	Chrome cast	Download	3.95	2.06	1.44
1	Smart- TV	Upload	1.47	3.76	1.94
1	Smart- TV	Download	1.60	6.05	2.46
1	Chrome cast	Upload	3.32	0.48	0.69
1	Chrome cast	Download	3.78	1.74	1.32
2	Smart- TV	Upload	1.15	3.15	1.78
2	Smart- TV	Download	1.23	4.96	2.23
2	Chrome cast	Upload	3.24	0.34	0.58
2	Chrome cast	Download	3.69	1.46	1.21
3	Smart- TV	Upload	0.89	2.46	1.57
3	Smart- TV	Download	0.90	3.63	1.90
3	Chrome cast	Upload	3.20	0.31	0.55
3	Chrome cast	Download	3.64	1.41	1.19
4	Smart- TV	Upload	0.77	2.06	1.43
4	Smart- TV	Download	0.74	2.89	1.70
4	Chrome cast	Upload	3.18	0.31	0.56
4	Chrome cast	Download	3.62	1.41	1.19
5	Smart- TV	Upload	0.88	2.35	1.53
5	Smart- TV	Download	0.89	3.52	1.88
5	Chrome cast	Upload	3.16	0.29	0.54
5	Chrome cast	Download	3.57	1.38	1.17
6	Smart- TV	Upload	1.02	2.64	1.62
6	Smart- TV	Download	1.07	4.00	2.00
6	Chrome cast	Upload	3.16	0.30	0.55
6	Chrome cast	Download	3.57	1.37	1.17
7	Smart- TV	Upload	1.20	3.00	1.73
7	Smart- TV	Download	1.24	4.40	2.10

Hora	Dispositivo	Tipo	Média	Variância	Desvio Padrão
7	Chrome cast	Upload	3.20	0.34	0.58
7	Chromecast	Download	3.62	1.43	1.19
8	Smart- TV	Upload	1.39	3.53	1.88
8	Smart- TV	Download	1.48	5.32	2.31
8	Chrome cast	Upload	3.24	0.39	0.62
8	Chromecast	Download	3.65	1.49	1.22
9	Smart- TV	Upload	1.72	3.97	1.99
9	Smart- TV	Download	1.87	6.25	2.50
9	Chromecast	Upload	3.29	0.40	0.63
9	Chromecast	Download	3.70	1.51	1.23
10	Smart-TV	Upload	2.02	4.24	2.06
10	Smart- TV	Download	2.23	6.88	2.62
10	Chromecast	Upload	3.30	0.41	0.64
10	Chromecast	Download	3.71	1.52	1.23
11	Smart- TV	Upload	2.27	4.27	2.07
11	Smart- TV	Download	2.53	7.06	2.66
11	Chromecast	Upload	3.32	0.41	0.64
11	Chromecast	Download	3.74	1.51	1.23
12	Smart- TV	Upload	2.47	4.16	2.04
12	Smart- TV	Download	2.78	7.04	2.65
12	Chromecast	Upload	3.35	0.40	0.64
12	Chromecast	Download	3.78	1.54	1.24
13	Smart-TV	Upload	2.49	4.14	2.03
13	Smart- TV	Download	2.78	7.00	2.65
13	Chromecast	Upload	3.35	0.43	0.65
13	Chromecast	Download	3.79	1.59	1.26
14	Smart-TV	Upload	2.56	4.22	2.05
14	Smart- TV	Download	2.88	7.24	2.69
14	Chromecast	Upload	3.36	0.43	0.65
14	Chromecast	Download	3.80	1.58	1.26
15	Smart- TV	Upload	2.61	4.12	2.03
15	Smart- TV	Download	2.92	7.16	2.68
15	Chromecast	Upload	3.38	0.44	0.66
15	Chromecast	Download	3.83	1.62	1.27
16	Smart-TV	Upload	2.62	3.87	1.97
16	Smart-TV	Download	2.88	6.76	2.60
16	Chromecast	Upload	3.40	0.48	0.69
16	Chromecast	Download	3.87	1.71	1.31
17	Smart-TV	Upload	2.74	3.59	1.90
17	Smart-TV	Download	2.96	6.42	2.53
17	Chromecast	Upload	3.41	0.50	0.70
17	Chromecast	Download	3.88	1.73	1.32
18	Smart-TV	Upload	2.95	3.35	1.83

Hora	Dispositivo	Tipo	Média	Variância	Desvio Padrão
18	Smart- TV	Download	3.19	6.24	2.50
18	Chromecast	Upload	3.40	0.47	0.69
18	Chromecast	Download	3.86	1.66	1.29
19	Smart-TV	Upload	3.05	3.28	1.81
19	Smart- TV	Download	3.32	6.29	2.51
19	Chromecast	Upload	3.42	0.48	0.70
19	Chromecast	Download	3.85	1.66	1.29
20	Smart- TV	Upload	3.12	3.17	1.78
20	Smart- TV	Download	3.40	6.20	2.49
20	Chromecast	Upload	3.47	0.49	0.70
20	Chromecast	Download	3.92	1.75	1.32
21	Smart- TV	Upload	3.10	3.13	1.77
21	Smart- TV	Download	3.37	6.13	2.47
21	Chromecast	Upload	3.49	0.54	0.74
21	Chromecast	Download	3.97	1.86	1.36
22	Smart- TV	Upload	2.84	3.46	1.86
22	Smart- TV	Download	3.06	6.29	2.51
22	Chromecast	Upload	3.52	0.60	0.77
22	Chromecast	Download	4.04	1.97	1.40
23	Smart-TV	Upload	2.37	3.94	1.98
23	Smart- TV	Download	2.59	6.65	2.58
23	Chromecast	Upload	3.51	0.69	0.83
23	Chromecast	Download	4.05	2.16	1.47

3.2 Visualizações Gráficas

Para melhorar a visualização da Tabela 2, os dados foram plotados nos 4 gráficos contidos na Figura 4.

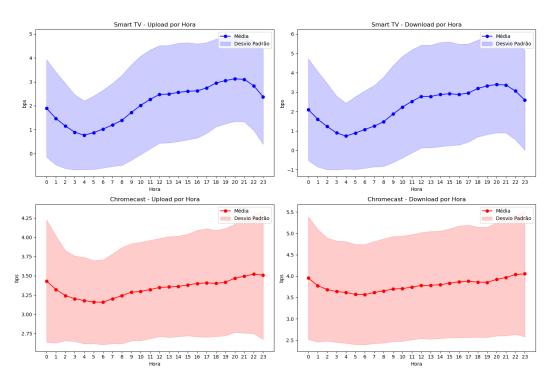


Figura 4: Gráficos das estatísticas por horário para Smart-TV e Chromecast

Além disso, foram gerados boxplots para cada hora do dia, separados por tipo de dispositivo e tipo de tráfego. As Figuras 5 e 6 exibem os boxplots das taxas de *upload* e *download* para o dispositivo *Smart-TV*, respectivamente. Já as Figuras 7 e 8 mostram os boxplots das taxas de *upload* e *download* para o dispositivo *Chromecast*, respectivamente.

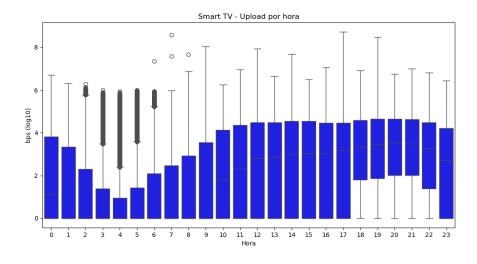


Figura 5: Boxplot das taxas de upload para Smart-TV

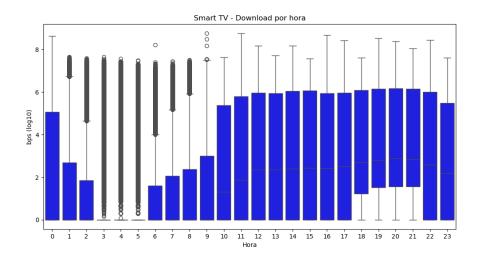


Figura 6: Boxplot das taxas de download para Smart-TV

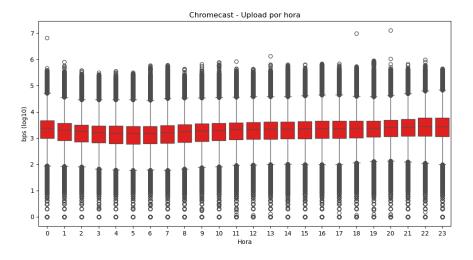


Figura 7: Boxplot das taxas de upload para Chromecast

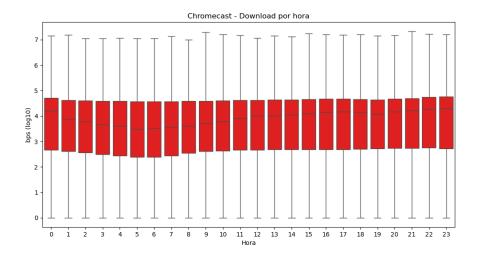


Figura 8: Boxplot das taxas de download para Chromecast

3.3 Análise dos Resultados

A partir da Tabela 2 (e, consequentemente, da Figura 4) e dos boxplots das figuras 5, 6, 7 e 8, podemos tirar algumas conclusões importantes sobre o comportamento das taxas de *upload* e download para os dispositivos Smart-TV e Chromecast ao longo das 24 horas do dia:

• Smart-TV:

- As taxas de download e upload variam ao longo do dia, com uma tendência de aumento nas horas da tarde e noite.
- A média das taxas de download e upload é geralmente menor durante a madrugada e aumenta gradualmente até atingir picos durante a noite (20h tanto para download quanto para upload).

• Chromecast:

- As taxas de download e upload para o Chromecast são consistentemente mais altas do que para a Smart-TV, especialmente durante as horas da tarde e noite.
- A média das taxas de download e upload é relativamente estável ao longo do dia, em comparação com a Smart-TV.
- Os picos de média ocorrem durante a noite (23h para download e 22h para upload), indicando um uso mais intenso da rede nesses horários.
- A variância e o desvio padrão das taxas de download e upload são menores para o Chromecast, indicando uma utilização mais consistente da rede.

Essas observações sugerem que o uso da rede para a Smart-TV é mais variável e depende mais do horário do dia, enquanto o Chromecast apresenta um uso mais constante. Isso pode ser devido a diferentes padrões de uso dos dispositivos, onde a Smart-TV pode ser mais utilizada

para atividades que demandam maior largura de banda em horários específicos, como streaming de vídeos em alta definição durante a tarde e noite.

Os horários de pico identificados (20h para a *Smart-TV*, e 22h e 23h para o *Chromecast*) possuem implicações diretas para o planejamento da rede pelo provedor de serviços. Durante esses períodos, a alocação de recursos deve ser priorizada para atender às demandas intensas de tráfego, garantindo que os dispositivos possam manter a qualidade de experiência do usuário mesmo sob condições de alta utilização.

A maior variabilidade no uso da *Smart-TV* ao longo do dia, especialmente com picos durante a noite, sugere a necessidade de estratégias adaptativas de gerenciamento de tráfego. Por outro lado, o padrão mais estável do *Chromecast*, mesmo nos horários de pico, pode permitir que o provedor aloque recursos de forma mais eficiente, concentrando-se em dispositivos com comportamento mais imprevisível.

A menor variância nas taxas de *upload* e *download* do *Chromecast* indica uma utilização mais consistente da rede ao longo do dia. Esse padrão estável pode ser explorado pelo provedor para garantir recursos contínuos para o *Chromecast*, enquanto adapta a infraestrutura para lidar com os padrões mais voláteis da *Smart-TV*.

Com base nos padrões identificados, ajustar a largura de banda nos horários de pico é essencial para evitar gargalos que possam comprometer a experiência do usuário. Para a *Smart-TV*, otimizações nos períodos de alta demanda, como durante o streaming noturno, podem reduzir interrupções. Já para o *Chromecast*, manter um fluxo constante de recursos pode evitar problemas mesmo em horários de pico, devido à estabilidade de seu uso.

4 Caracterizando os Horários com Maior Valor de Tráfego

Nesta seção, os horários com maior valor médio das taxas de upload e download para cada tipo de dispositivo, Smart TV e Chromecast, foram analisados seguindo os passos descritos.

4.1 Passo 1: Seleção dos Horários

A partir dos gráficos de médias por hora apresentados Figura 4, os horários com maior valor médio para cada taxa e dispositivo foram identificados:

• Smart TV:

- dataset 1: composto pelo horário com maior média de upload (20:00).
- dataset 2: composto pelo horário com maior média de download (20:00).

• Chromecast:

- dataset 3: composto pelo horário com maior média de upload (22:00).
- dataset 4: composto pelo horário com maior média de download (23:00).

4.2 Passo 2: Histogramas dos Dados

Histogramas foram gerados para cada um dos 4 datasets criados no Passo 1. O método de Sturges (Equação 1) foi utilizado para determinar o número adequado de bins, obtendo-se os seguintes valores:

- Dataset 1(Smart TV Upload): 19 bins
- Dataset 2(Smart TV Download): 19 bins
- Dataset 3(Chromecast Upload): 20 bins
- Dataset 4(Chromecast Download): 20 bins

Esses histogramas destacam os padrões de distribuição das taxas de upload e download para os horários selecionados, conforme ilustrado na Figura 9.

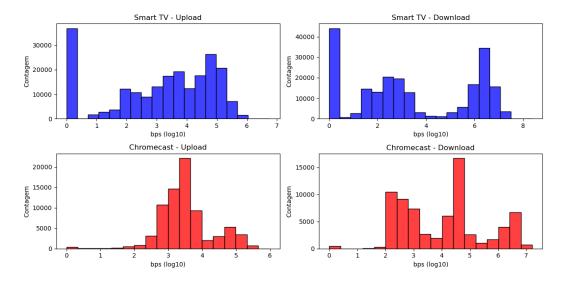


Figura 9: Histogramas das taxas de upload e download para os horários selecionados.

4.3 Passo 3: Estimativa de Parâmetros via MLE

Os parâmetros das distribuições Gaussiana e Gamma foram estimados utilizando o método de Máxima Verossimilhança (*Maximum Likelihood Estimation* - MLE) para os quatro conjuntos de dados. Esses valores foram aplicados na modelagem das distribuições, permitindo uma análise comparativa com os dados observados.

O MLE consiste em determinar os parâmetros que maximizam a função de verossimilhança, que mede a probabilidade dos dados observados para um conjunto de parâmetros. Para simplificar os cálculos, o logaritmo da verossimilhança (log-likelihood) é utilizado. A derivada da log-likelihood é igualada a zero para encontrar os estimadores de máxima verossimilhança dos parâmetros.

As funções de densidade de probabilidade para as distribuições Gaussiana e Gamma são definidas como:

• Gaussiana:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$
 (2)

onde μ é a média e σ^2 é a variância da distribuição.

• Gamma:

$$f(x) = \frac{\beta^{\alpha} x^{\alpha - 1} e^{-x/\beta}}{\Gamma(\alpha)}$$
 (3)

onde α é o parâmetro de forma, β é o parâmetro de escala, e $\Gamma(\alpha)$ é a função Gamma, definida como $\int_0^\infty x^{\alpha-1}e^{-x}dx$.

Para a distribuição Gaussiana, as estimativas dos parâmetros são obtidas de forma direta:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i, \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \hat{\mu})^2$$
(4)

No caso da distribuição Gamma, a estimação dos parâmetros α (forma) e β (escala) pelo MLE não possui soluções analíticas simples e geralmente requer métodos numéricos iterativos. O parâmetro α é frequentemente estimado utilizando o método de Newton-Raphson aplicado à função de log-verossimilhança, enquanto β pode ser estimado a partir de α e da média amostral \bar{x} [3]:

$$\hat{\beta} = \frac{\bar{x}}{\hat{\alpha}} \tag{5}$$

Para realizar essas estimativas, foi utilizado o método gamma.fit da biblioteca scipy.stats do Python. Este método aplica o MLE de forma eficiente, empregando algoritmos de otimização numérica para determinar os parâmetros que melhor se ajustam aos dados observados. Além dos parâmetros de forma (α) e escala (β) , o método também estima o parâmetro de localização (loc), que desloca a distribuição Gamma ao longo do eixo x. Esse deslocamento é essencial quando os dados incluem valores iguais a zero (o que é o caso, como mostrado na Seção 1.4), já que a função de densidade de probabilidade (PDF) da distribuição Gamma é indefinida para x=0 quando loc=0. Com loc>0, a PDF é modificada para começar em x=loc, tornando possível ajustar a distribuição mesmo em presença de valores nulos ou muito baixos. A utilização desse parâmetro garante que a modelagem estatística permaneça válida e consistente com as características dos dados.

Os resultados das estimativas de parâmetros via MLE para as distribuições Gaussiana e Gamma são apresentados na Tabela 3.

Dataset	$\hat{oldsymbol{\mu}}$	$\hat{\sigma}^2$	\hat{lpha}	$\hat{oldsymbol{eta}}$	loc
Dataset 1 (Smart TV - Upload)	3.2243	3.1687	214.6171	0.1245	-23.4982
Dataset 2 (Smart TV - Download)	3.4961	6.2013	883.8791	0.0838	-70.5760
Dataset 3 (Chromecast - Upload)	3.6215	0.5957	3078.6394	0.0139	-39.2307
Dataset 4 (Chromecast - Download)	4.1527	2.1594	27.1301	0.2832	-3.5314

Tabela 3: Resultados das estimativas de parâmetros via MLE

Além disso, as log-likelihoods e likelihoods para as distribuições Gaussiana e Gamma são apresentadas na Tabela 4. As log-likelihoods foram calculadas primeiro, para evitar erros de underflow ao calcular as likelihoods, substituindo a multiplicação de valores muito pequenos pela soma de seus logaritmos naturais.

Tabela 4: Likelihoods (L) e Log-likelihoods $(\log[L])$ para os Datasets

Dataset	$\log[L]$ Gaussiana	L Gaussiana	$\log[L]$ Gamma	L Gamma
Dataset 1 (Smart TV - Upload)	-424282	0	-427222	0
Dataset 2 (Smart TV - Download)	-495658	0	-495518	0
Dataset 3 (Chromecast - Upload)	-89011	0	-89015	0
Dataset 4 (Chromecast - Download)	-129603	0	-128993	0

Os valores nulos das *likelihoods* indicam que as distribuições propostas (Gaussiana e Gamma) não são adequadas para modelar os dados observados. Isso será visualizado melhor na próxima seção, onde os histogramas dos dados e as funções de densidade parametrizadas serão comparados.

4.4 Passo 4: Gráficos de Densidade

Gráficos contendo o histograma dos dados e as funções de densidade Gaussiana e Gamma, parametrizadas pelos valores obtidos no Passo 3, foram gerados utilizando o método pdf das classes scipy.stats.norm e scipy.stats.gamma do Python. Esses gráficos permitem uma comparação visual da aderência de cada distribuição aos dados reais e estão disponíveis na Figura 10.

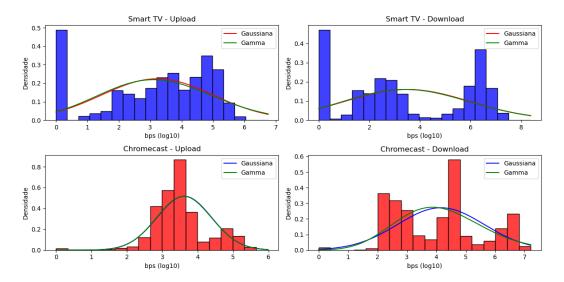


Figura 10: Histogramas dos dados e funções de densidade parametrizadas para as distribuições Gaussiana e Gamma.

Observando a figura, é possível notar que nenhuma das distribuições propostas (Gaussiana e Gamma) se ajusta bem aos dados observados. Os histogramas sugerem que os dados não seguem uma distribuição normal e nem gamma, o que pode ser um dos motivos para a má aderência das distribuições propostas. A tabela de *likelihoods* também indica que as distribuições propostas não são adequadas para modelar os dados, já que as *log-likelihoods* são muito negativas, acarretando em *likelihoods* nulas.

Uma sugestão seria utilizar uma mistura de distribuições para representar os dados, da seguinte forma:

- Dataset 1 (Smart TV Upload): Mistura de uma Gaussiana e uma Gamma.
- Dataset 2 (Smart TV Download): Mistura de três Gaussianas.
- Dataset 3 (Chromecast Upload): Mistura de duas Gaussianas.
- Dataset 4 (Chromecast Download): Mistura de uma Gaussiana e duas Gammas.

Outra abordagem seria estimar a distribuição empírica dos dados, sem a necessidade de assumir uma distribuição paramétrica específica. Isso poderia ser feito utilizando métodos não paramétricos, como o estimador de densidade de Kernel (em inglês, Kernel Density Estimator - KDE), que não requer a especificação de uma forma funcional para a distribuição dos dados. Utilizando o parametro KDE da biblioteca seaborn do Python, é possível estimar a distribuição empírica dos dados, como mostrado na Figura 11.

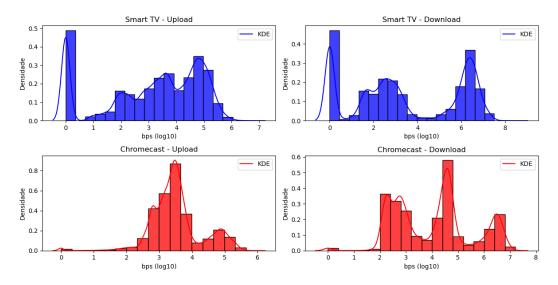


Figura 11: Histogramas dos dados e estimativas de densidade empírica utilizando KDE.

4.5 Passo 5: Probability Plots

Probability Plots foram criados para comparar os dados reais com as distribuições parametrizadas (Gaussiana e Gamma), utilizando o método probplot da biblioteca scipy.stats do Python.

No total, 8 gráficos foram gerados, permitindo avaliar a adequação das distribuições propostas aos dados. Essas gráficos podem ser observados nas Figuras 12 e 13.

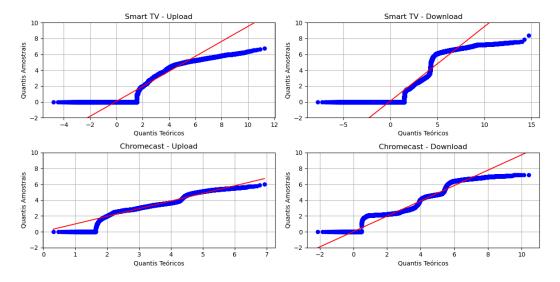


Figura 12: Probability Plots para as distribuições Gaussiana.

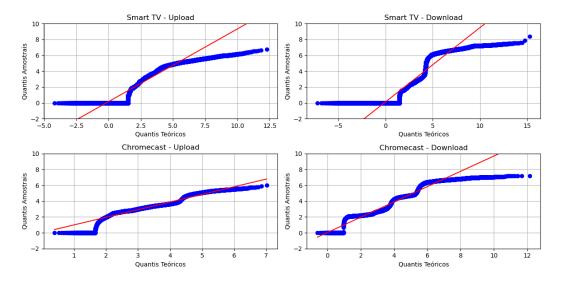


Figura 13: Probability Plots para as distribuições Gamma.

A avaliação dos probability plots revela que a distribuição Gaussiana apresenta um ajuste insatisfatório para todos os datasets analisados. Em todos os casos, observa-se que os pontos se distanciam consideravelmente da linha reta nas regiões extremas, com aproximação parcial na região central. No entanto, mesmo nessa aproximação, os pontos oscilam de forma significativa em torno da linha, indicando inconsistências no ajuste. A Gaussiana não consegue capturar a assimetria dos dados nem modelar adequadamente a alta concentração de valores baixos ou iguais a zero, como observado nas taxas de upload e download da Smart TV e do Chromecast.

A distribuição Gamma, apesar de ser mais flexível, também apresentou resultados insatisfatórios. Assim como a Gaussiana, os probability plots mostram que a Gamma se distancia excessivamente da linha reta nos valores extremos e, embora se aproxime dela nos valores centrais, essa aproximação é marcada por oscilações significativas. Mesmo com o uso do parâmetro de deslocamento (loc) para lidar com os valores nulos, a distribuição Gamma não foi capaz de capturar a alta densidade de valores próximos de zero nem os padrões de dispersão observados. Dessa forma, ambas as distribuições falham em modelar adequadamente os dados analisados. adequada que a Gaussiana para os dados analisados.

4.6 Passo 6: QQ Plots

Foram gerados QQ Plots para comparar os dados de upload e download entre os dispositivos Smart TV e Chromecast, considerando os horários de maior tráfego identificados nos passos anteriores. Os conjuntos de dados da Smart TV (datasets 1 e 3) são os maiores, enquanto os do Chromecast (datasets 2 e 4) são os menores. A interpolação foi implementada utilizando a função numpy.interp, que aplica a seguinte fórmula básica de interpolação linear:

$$y = y_1 + \frac{(x - x_1)(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)},$$

onde x representa os quantis do menor conjunto de dados (Chromecast), x_1 e x_2 são quantis do maior conjunto (Smart TV) que cercam x, e y_1 e y_2 são os valores correspondentes no maior

conjunto. Esse procedimento garante que os quantis dos dois conjuntos sejam comparados de forma consistente, ajustando o conjunto maior (Smart TV) para alinhar-se ao conjunto menor (Chromecast).

Os QQ Plots comparando as taxas de upload dos dispositivos Smart TV (dataset 1) e Chromecast (dataset 3), e as taxas de download dos dispositivos Smart TV (dataset 2) e Chromecast (dataset 4) são apresentados na Figura 14.

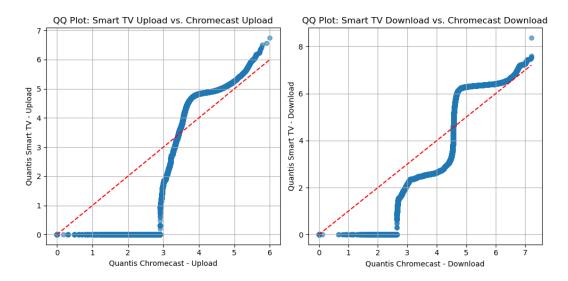


Figura 14: QQ Plots para os horários de maior tráfego dos dispositivos Smart TV e Chromecast.

Os QQ Plots indicam diferenças marcantes entre os padrões de tráfego da Smart TV e do Chromecast para upload e download. Na região inicial, observa-se uma linha horizontal paralela ao eixo dos quantis do Chromecast, indicando que, enquanto a Smart TV possui muitos valores nulos (x=0), Chromecast apresenta valores positivos não nulos. Esse comportamento reflete uma discrepância significativa na forma como os dois dispositivos tratam os valores iniciais.

Na região central dos gráficos, os pontos continuam desalinhados em relação à linha de referência (y = x), evidenciando que as distribuições dos dois dispositivos possuem padrões distintos. A variabilidade na Smart TV é mais ampla, o que contribui para a diferença estrutural entre os conjuntos. Esse desalinhamento é consistente tanto para upload quanto para download.

Nas caudas superiores, os pontos mostram que os valores da Smart TV são significativamente maiores do que os do Chromecast. Isso sugere que a Smart TV possui uma maior proporção de valores extremos, indicando uma maior variabilidade e dispersão dos dados. Essa diferença é mais acentuada para o download, onde a Smart TV apresenta valores mais altos do que o Chromecast.

4.7 Análise dos Resultados

Com base nos resultados, as seguintes questões foram avaliadas:

1. Quais foram os horários escolhidos para cada dataset? Os horários escolhidos foram baseados nos gráficos de médias por hora (Figura 4). Para a Smart TV, o horário de 20:00 foi escolhido para o upload (Dataset 1) e download (Dataset 2). Para o Chromecast, 22:00 foi selecionado para o upload (Dataset 3) e 23:00 para o download (Dataset 4). Esses horários

- correspondem aos períodos de maior utilização dos dispositivos, fornecendo ao provedor uma visão clara dos horários críticos para planejamento de capacidade.
- 2. O que foi observado a partir dos histogramas? Os histogramas (Figura 9) mostraram que a Smart TV apresenta uma alta concentração de valores próximos de zero, evidenciada pela barra inicial muito maior que as demais. No Chromecast, a distribuição é mais uniforme, com maior densidade em valores intermediários. Essa diferença reflete padrões de uso distintos: a Smart TV possui períodos de baixa atividade alternados com picos intensos, enquanto o Chromecast mantém um comportamento mais estável, com picos menos frequentes e mais controlados.
- 3. Quais diferenças e/ou similaridades foram identificadas entre os datasets 1, 2, 3 e 4? As taxas de upload e download da Smart TV (Datasets 1 e 2) possuem maior concentração em valores baixos e variabilidade mais acentuada, enquanto as do Chromecast (Datasets 3 e 4) apresentam maior uniformidade. Além disso, os picos de tráfego no Chromecast são mais previsíveis e ocorrem em valores intermediários. Essa diferenciação pode ser usada pelo provedor para personalizar estratégias de alocação de largura de banda para cada dispositivo.
- 4. É possível caracterizar os datasets por uma variável aleatória conhecida na literatura? Se não, por quê? Não. Apesar das tentativas de ajuste com as distribuições Gaussiana e Gamma, ambas se mostraram inadequadas para modelar os dados. Isso é evidente tanto pelos *Probability Plots* quanto pelos valores muito negativos das *log-likelihoods* (Tabela 4). As características observadas, como alta concentração de valores próximos a zero e padrões assimétricos, não correspondem a distribuições paramétricas conhecidas, indicando a necessidade de alternativas, como misturas de distribuições ou abordagens não paramétricas.
- 5. O que foi observado a partir dos gráficos QQ Plot e Probability Plot? Os QQ Plots (Figura 14) mostram desalinhamentos significativos entre os quantis da Smart TV e do Chromecast, especialmente nas regiões de cauda, onde a Smart TV apresenta maior variabilidade. Nos Probability Plots (Figuras 12 e 13), as distribuições propostas (Gaussiana e Gamma) falham em capturar os padrões observados, particularmente na concentração inicial de valores baixos e na dispersão dos valores intermediários.

Adicionalmente, as análises destacam a importância de compreender os padrões de tráfego para otimizar a alocação de recursos. Por exemplo, a alta variabilidade observada na Smart TV exige soluções adaptativas que priorizem horários de pico e períodos de uso intensivo, como o streaming noturno. Já o comportamento mais uniforme do Chromecast permite alocações consistentes de largura de banda, mas os picos eventuais no upload demandam atenção especial para evitar gargalos.

Com base nessas observações, recomenda-se que o provedor implemente um sistema de monitoramento dinâmico para identificar padrões específicos de tráfego e ajustar a largura de banda em tempo real, garantindo eficiência operacional e qualidade de experiência para os usuários finais.

5 Análise da Correlação entre as Taxas de *Upload* e *Down-load* para os Horários com o Maior Valor de Tráfego

Nesta seção, foi analisada a relação entre as taxas de *upload* e *download* para os horários de maior tráfego identificados previamente. Para isso, foram calculados os coeficientes de correlação amostral e gerados gráficos de dispersão (*scatter plots*) comparando as taxas de *upload* e *download* para os dispositivos *Smart-TV* e *Chromecast*.

5.1 Cálculo do Coeficiente de Correlação

O coeficiente de correlação de Pearson foi calculado para cada dispositivo, utilizando o método corr da biblioteca pandas do Python. O coeficiente de correlação varia de -1 a 1, onde valores próximos de 1 indicam uma correlação positiva forte, valores próximos de -1 indicam uma correlação negativa forte e valores próximos de 0 indicam ausência de correlação.

considerando os datasets correspondentes aos horários selecionados:

- Smart-TV: Comparação entre o Dataset 1 (Upload) e o Dataset 2 (Download).
- Chromecast: Comparação entre o Dataset 3 (Upload) e o Dataset 4 (Download).

Os valores dos coeficientes de correlação para cada dispositivo são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5: Coeficientes de correlação amostral entre as taxas de upload e download.

Dispositivo	Coeficiente de Correlação	
Smart- TV	0.9156	
Chrome cast	0.2248	

5.2 Gráficos de Dispersão

Os gráficos de dispersão foram gerados para ilustrar a relação entre as taxas de *upload* e download para os dois dispositivos. Esses gráficos estão apresentados na Figura 15.

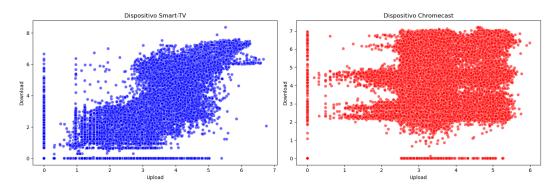


Figura 15: Gráficos de dispersão entre as taxas de *upload* e *download* para os dispositivos *Smart-TV* e *Chromecast*.

5.3 Análise dos Resultados

Os resultados apresentados demonstram padrões distintos na relação entre as taxas de *upload* e download para os dispositivos Smart-TV e Chromecast.

Para a *Smart-TV*, o coeficiente de correlação de 0.9156 indica uma forte relação positiva entre as taxas de *upload* e *download*. Esse comportamento é evidenciado no gráfico de dispersão (Figura 15), onde os pontos formam um padrão alinhado, sugerindo que aumentos em uma taxa estão fortemente associados a aumentos na outra. A concentração dos pontos reflete também a homogeneidade dos dados durante o horário analisado, reforçando a sincronização entre os *datasets* 1 e 2, uma vez que os horários de maior tráfego coincidem (20h para ambos).

Por outro lado, o *Chromecast* apresentou um coeficiente de correlação de 0.2248, indicando uma relação positiva fraca entre as taxas de *upload* e *download*. No gráfico de dispersão, os pontos estão significativamente mais espalhados, sugerindo uma menor dependência entre as duas taxas. Esse comportamento pode ser atribuído à falta de sincronização entre os horários analisados nos *datasets* 3 e 4 (22 e 23h, respectivamente), o que resulta em padrões de tráfego menos alinhados.

5.4 Análise dos Resultados

Os resultados apresentados demonstram padrões distintos na relação entre as taxas de upload e download para os dispositivos Smart-TV e Chromecast.

Para a Smart-TV, o coeficiente de correlação de 0.9156 reflete uma relação positiva forte entre as taxas de upload e download. Esse comportamento é evidenciado no gráfico de dispersão (Figura 15), onde os pontos se alinham de forma consistente, sugerindo que aumentos em uma taxa estão fortemente associados a aumentos na outra. Essa relação linear clara é favorecida pela coincidência nos horários analisados (20h para ambos os datasets), indicando sincronização nos padrões de tráfego. Essa forte correlação é importante para o provedor, pois permite otimizar recursos simultaneamente para upload e download em horários de pico.

Por outro lado, o *Chromecast* apresentou um coeficiente de correlação de 0.2248, indicando uma relação positiva fraca entre as taxas. No gráfico de dispersão, os pontos aparecem significativamente mais espalhados, refletindo menor dependência entre *upload* e *download*. Esse comportamento pode ser atribuído ao desalinhamento entre os horários analisados (22h para *upload* e 23h para *download*), o que diminui a sincronização entre os padrões de tráfego. Essa diferença entre os dispositivos sugere que, para o *Chromecast*, a alocação de recursos deve ser feita de forma independente para cada taxa.

É importante notar que a correlação de Pearson utilizada mede apenas relações lineares. Embora a *Smart-TV* apresente uma correlação alta, e o *Chromecast*, uma correlação baixa, outros padrões de dependência não lineares podem estar presentes e não foram capturados nesta análise. Estudos futuros podem considerar métodos como correlações não paramétricas ou análises de causalidade para uma compreensão mais abrangente.

Esses resultados possuem implicações práticas significativas. Para a *Smart-TV*, estratégias de gerenciamento de tráfego podem se beneficiar de uma abordagem integrada para *upload* e *download*, especialmente em horários de pico. Para o *Chromecast*, a menor correlação sugere a necessidade de monitoramento e alocação de recursos separados para cada tipo de tráfego. Além disso, a sincronização dos horários analisados pode ser explorada em estudos futuros para aumentar a precisão e relevância das análises de correlação.

6 Comparação dos Dados Gerados pelos Dispositivos Smart-TV e Chromecast

Nesta seção, busca-se avaliar se os padrões de tráfego de *upload* e *download* para os dispositivos Smart-TV e Chromecast diferem significativamente, considerando os horários de maior tráfego identificados previamente. Para isso, utilizou-se o método stats.chi2_contingency da biblioteca scipy.stats do Python, que realiza o teste de independência baseado na estatística qui-quadrado ou no G-test.

6.1 Método Utilizado

O stats.chi2_contingency recebe como entrada uma matriz de contingência contendo as frequências observadas para cada bin dos histogramas das amostras a serem comparadas [4]. O número de bins foi determinado utilizando o critério de Sturges, garantindo que os intervalos sejam consistentes entre as amostras.

O método calcula os valores esperados com base nas margens da matriz de contingência. A fórmula utilizada para calcular o valor esperado E_{ij} para a célula i, j é:

$$E_{ij} = \frac{R_i \cdot C_j}{N},$$

onde:

- R_i é a soma dos valores na linha i (margem da linha).
- C_j é a soma dos valores na coluna j (margem da coluna).
- N é a soma total de todos os valores na matriz de contingência.

Esses valores esperados representam as frequências que seriam observadas se as distribuições das duas amostras fossem iguais. O ${\tt stats.chi2_contingency}$ então utiliza a seguinte fórmula para calcular a estatística G do G-test:

$$G = 2\sum_{i,j} O_{ij} \ln \left(\frac{O_{ij}}{E_{ij}} \right),\,$$

onde O_{ij} são os valores observados e E_{ij} são os valores esperados para cada bin.

Com a estatística G, calcula-se o p-valor a partir da distribuição qui-quadrado com graus de liberdade df = (número de linhas - 1)(número de colunas - 1). O p-valor indica a probabilidade de que as diferenças entre os valores observados e esperados sejam devidas ao acaso.

6.2 Resultados

- Dataset 1 (Smart-TV Upload) vs. Dataset 3 (Chromecast Upload).
- Dataset 2 (Smart-TV Download) vs. Dataset 4 (Chromecast Download).

Na Seção 4.2 o resultado do método de Sturges para os datasets 1 e 2 foi de 19 bins e para os datasets 3 e 4 foi de 20 bins. Foi decidido então utilizar 19 bins para todos os pares de datasets para garantir a consistência entre as comparações. Os valores observados e esperados para cada bin em cada par de datasets são apresentados nas tabelas 6 e 7.

Tabela 6: Parâmetros do *G-test* para o par de *datasets* 1 e 3.

Bin	Limites do Bin	Valores Observados (O_{ij})	Valores Esperados (E_{ij})
1	[0.0, 0.3553]	36962, 399	27452.42, 9908.58
2	(0.3553, 0.7107]	12, 32	32.33, 11.67
3	(0.7107, 1.0660]	1727, 53	1307.92, 472.08
4	(1.0660, 1.4213]	2787, 134	2146.32, 774.68
5	(1.4213, 1.7766]	3659, 315	2920.05, 1053.95
6	(1.7766, 2.1320]	12192, 742	9503.75, 3430.25
7	(2.1320, 2.4873]	10704, 1209	8753.53, 3159.47
8	(2.4873, 2.8426]	8954, 8631	12921.25, 4663.75
9	(2.8426, 3.1979]	13078, 12830	19036.89, 6871.11
10	(3.1979, 3.5533]	17528, 22123	29135.08, 10515.92
11	(3.5533, 3.9086]	19331, 14698	25004.10, 9024.90
12	(3.9086, 4.2639]	12325, 2738	11068.11, 3994.89
13	(4.2639, 4.6193]	17571, 2915	15052.87, 5433.13
14	(4.6193, 4.9746]	26351, 5482	23390.51, 8442.49
15	(4.9746, 5.3299]	20653, 3715	17905.32, 6462.68
16	(5.3299, 5.6852]	7106, 711	5743.84, 2073.16
17	(5.6852, 6.0406]	1531, 11	1133.04, 408.96
18	(6.0406, 6.3959]	126, 0	92.58, 33.42
19	(6.3959, 6.7512]	11, 0	8.08, 2.92

Tabela 7: Parâmetros do *G-test* para o par de *datasets* 2 e 4.

Bin	Limites do Bin	Valores Observados (O_{ij})	Valores Esperados (E_{ij})
1	[0.0, 0.3553]	36962, 705	28153.06, 9513.94
2	(0.3553, 0.7107]	12, 19	23.17, 7.83
3	(0.7107, 1.0660]	1727, 72	1344.61, 454.39
4	(1.0660, 1.4213]	2787, 146	2192.18, 740.82
5	(1.4213, 1.7766]	3659, 345	2992.67, 1011.33
6	(1.7766, 2.1320]	12192, 777	9693.29, 3275.71
7	(2.1320, 2.4873]	10704, 1220	8912.23, 3011.77
8	(2.4873, 2.8426]	8954, 8750	13232.32, 4471.68
9	(2.8426, 3.1979]	13078, 11792	18588.33, 6281.67
10	(3.1979, 3.5533]	17528, 20816	28659.06, 9684.94
11	(3.5533, 3.9086]	19331, 11781	23253.72, 7858.28
12	(3.9086, 4.2639]	12325, 1896	10629.05, 3591.95
13	(4.2639, 4.6193]	17571, 3318	15612.85, 5276.15
14	(4.6193, 4.9746]	26351, 5722	23971.99, 8101.01
15	(4.9746, 5.3299]	20653, 3957	18394.00, 6216.00
16	(5.3299, 5.6852]	7106, 532	5708.79, 1929.21
17	(5.6852, 6.0406]	1531, 0	1144.30, 386.70
18	(6.0406, 6.3959]	126, 0	94.17, 31.83
19	(6.3959, 6.7512]	11, 0	8.22, 2.78

Os valores esperados foram calculados para cada bin com base nas frequências marginais das duas amostras, garantindo que os tamanhos diferentes dos datasets não influenciassem os resultados de forma desproporcional. A Tabela 8 apresenta os resultados do *G-test*.

Tabela 8: Resultados do *G-test* para os pares de *datasets*.

Par de <i>Datasets</i>	Estatística G	p-valor
Dataset 1 vs. Dataset 3	65744.54	0.0000
Dataset 2 vs. Dataset 4	58395.64	0.0000

6.3 Análise dos Resultados

Os resultados do G-test, apresentados nas Tabelas 6, 7 e 8, revelam diferenças significativas entre os padrões de tráfego dos dispositivos Smart-TV e Chromecast. A estatística G para ambos os pares de datasets (1 vs. 3 e 2 vs. 4) apresentou valores extremamente altos (65744.54 e 58395.64, respectivamente), acompanhados de p-valores próximos de zero. Esses resultados indicam que as distribuições das taxas de upload e download entre os dispositivos diferem significativamente.

Uma análise detalhada dos valores observados (O_{ij}) e esperados (E_{ij}) em cada bin revela que as maiores discrepâncias ocorrem nos bins iniciais e nas faixas intermediárias de maior densidade ([2.4873, 4.2639]) para o par $Dataset\ 1\ (Smart-TV\ -\ Upload)$ e $Dataset\ 3\ (Chromecast\ -\ Upload)$. No bin inicial $([0.0, 0.3553],\ i=1)$, observa-se uma alta concentração de valores próximos de zero na $Smart-TV\ (j=1)$, com $O_{11}=36962$ e $E_{11}=27452.42$. Para o $Chromecast\ (j=3)$, os valores

observados e esperados são $O_{13} = 399$ e $E_{13} = 9908.58$, respectivamente, refletindo diferenças significativas no comportamento de tráfego entre os dispositivos.

Nas faixas intermediárias, especialmente nos bins que abrangem [2.4873, 4.2639] (i = 8, 9, 10), as discrepâncias permanecem evidentes. No bin i = 8 ([2.4873, 2.8426]), os valores observados para a Smart-TV (j = 1) e Chromecast (j = 3) são $O_{81} = 8954$ e $O_{83} = 8631$, enquanto os valores esperados são $E_{81} = 12921.25$ e $E_{83} = 4663.75$, evidenciando um maior tráfego para o Chromecast nessa faixa. Comportamentos semelhantes são observados nos bins i = 9 e i = 10.

A análise para o par *Dataset 2 (Smart-TV - Download)* e *Dataset 4 (Chromecast - Download)* segue um padrão semelhante, conforme mostrado na Tabela 7. Os bins iniciais ([0.0, 0.3553]) e as faixas intermediárias de maior densidade ([2.4873, 4.2639]) também apresentam discrepâncias significativas entre os valores observados e esperados, indicando comportamentos distintos entre os dispositivos para essas faixas de tráfego.

O G-test confirma diferenças substanciais nos padrões de tráfego entre os dispositivos. A Smart-TV apresenta uma alta concentração de valores baixos, enquanto o Chromecast mostra uma densidade maior em faixas intermediárias. Essas discrepâncias refletem a natureza distinta de uso e comportamento de tráfego dos dois dispositivos, como já observado nas análises anteriores.

Essas discrepâncias indicam diferenças fundamentais no uso e comportamento de tráfego entre os dispositivos. A alta concentração de valores baixos para a *Smart-TV* pode ser um reflexo de períodos de inatividade intercalados com picos de tráfego em momentos específicos. Já o *Chromecast* apresenta um padrão mais consistente, com uma maior densidade de tráfego em faixas intermediárias, sugerindo um uso mais uniforme.

Os resultados têm implicações diretas para o gerenciamento de rede. A maior densidade de tráfego do *Chromecast* em faixas intermediárias pode demandar estratégias de alocação de largura de banda que priorizem dispositivos de uso contínuo. Por outro lado, a alta variabilidade da *Smart-TV*, com valores baixos seguidos por picos, pode exigir políticas de priorização adaptativa para garantir uma boa experiência do usuário, especialmente durante os horários de maior tráfego. Estudar mais profundamente os cenários de uso específicos desses dispositivos pode ajudar a refinar essas estratégias.

7 Conclusão

Este estudo analisou as taxas de *upload* e *download* de dispositivos domésticos *Smart-TV* e *Chromecast*, utilizando métodos estatísticos e técnicas de visualização de dados para compreender padrões de tráfego e diferenças comportamentais entre os dispositivos. As análises revelaram *insights* relevantes para a gestão de rede por provedores de serviços.

Inicialmente, foram apresentadas estatísticas gerais que evidenciaram diferenças significativas na variabilidade e nos padrões de tráfego. A *Smart-TV* demonstrou uma maior dispersão e concentração em valores baixos, enquanto o *Chromecast* apresentou um uso mais consistente, embora com picos e vales ocasionais no *upload*. Essas observações destacam diferentes características operacionais entre os dispositivos, refletindo diferentes padrões de uso.

Na análise por horário, identificaram-se padrões de uso distintos. A *Smart-TV* apresentou picos de tráfego à noite, enquanto o *Chromecast* mostrou um uso mais estável ao longo do dia, com picos nos horários de maior atividade. Esses padrões sugerem que os dispositivos têm propósitos de uso diferentes, o que influencia diretamente suas demandas de rede, reforçando a necessidade de estratégias adaptativas para otimizar a alocação de recursos em horários de maior demanda.

A caracterização dos horários de maior tráfego revelou que nem as distribuições Gaussiana nem Gamma foram adequadas para modelar os dados. Os *Probability Plots* evidenciaram discrepâncias significativas entre os dados empíricos e as distribuições teóricas analisadas, especialmente nas regiões extremas dos dados. Alternativas, como misturas de distribuições ou métodos não paramétricos, foram sugeridas para representar melhor os padrões observados. Além disso, o *QQ-Plot* destacou diferenças importantes entre as taxas de *upload* e *download* ao comparar estas taxas entre os dois dispositivos analisados, indicando que seguem distribuições distintas.

A análise de correlação destacou uma forte relação positiva entre upload e download na Smart-TV, mas uma correlação mais fraca no Chromecast, possivelmente devido à falta de sincronização nos horários de maior tráfego. Por fim, a comparação dos dispositivos, utilizando o G-test, revelou diferenças significativas nos padrões de tráfego, com a Smart-TV concentrando valores baixos e o Chromecast apresentando densidade em faixas intermediárias.

Esses resultados fornecem subsídios valiosos para o provedor de serviços. Estratégias como a priorização de recursos em horários de pico para a *Smart-TV* e o ajuste fino de alocação para o uso estável do *Chromecast* podem melhorar a experiência do usuário. Investigações futuras podem explorar dispositivos adicionais ou variáveis contextuais, como qualidade de serviço ou tipos de aplicação, para ampliar a compreensão dos padrões de tráfego e refinar ainda mais as estratégias de gestão de rede.

Referências

- [1] KOBAYASHI, H.; MARK, B. L.; TURIN, W. Probability, Random Processes, and Statistical Analysis: Applications to Communications, Signal Processing, Queueing Theory and Mathematical Finance. [S.l.]: Cambridge University Press, 2011.
- [2] PISHRO-NIK, Η. IntroductiontoProbability, Statistics, andRandomPro-LLC, 2014. **ISBN** 9780990637202. cesses.Kappa Research, Disponível em: https://books.google.com.br/books?id=3yq_oQEACAAJ.
- [3] MINKA, T. P. Estimating a Gamma distribution. [S.l.], 2002. Disponível em: https://tminka.github.io/papers/minka-gamma.pdf>.
- [4] SciPy Developers. *scipy.stats.chi2_contingency*. 2024. Accessed: 2024-12-31. Disponível em: https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.stats.chi2_contingency.html.