

## **Previsão de enchentes na região da Amazônia legal**

**Gabriela Scofield**  
**Luiz Felipe Siqueira**  
**Nathan Hazan**  
**Oliver Hoerde**

### **1. Introdução**

#### **1.1 Motivação**

A Amazônia Legal é uma região de vital importância tanto para o equilíbrio climático global quanto para a biodiversidade, mas enfrenta desafios socioambientais críticos, como o desmatamento e eventos climáticos extremos. Dentre essas, as enchentes têm se tornado cada vez mais frequentes e intensas, impactando negativamente comunidades ribeirinhas, infraestruturas urbanas e a economia local.

O projeto surgiu então no contexto do tema “Amazonizar”. O conceito de "Amazonizar" propõe uma nova forma de desenvolvimento sustentável para a Amazônia, integrando saberes locais, tecnologia e preservação ambiental [PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO, 2023].

Em particular, este projeto busca criar um modelo de previsão de enchentes com base em dados hidrológicos, climáticos e de desmatamento, contribuindo para a prevenção de desastres.

Essa iniciativa se insere no contexto mais amplo da bioeconomia e da valorização da floresta, propondo o uso da ciência de dados como uma ferramenta para promover uma convivência harmônica entre sociedade e natureza. Ao prever enchentes de forma mais eficiente, o projeto oferece suporte à gestão pública, à população vulnerável e a iniciativas que dependem do equilíbrio ambiental, mostrando-se altamente relevante no cenário de mudanças climáticas e de busca por soluções sustentáveis.

Além do mais, a transição para fontes de energia renovável é um dos pilares para enfrentar as mudanças climáticas e promover o desenvolvimento sustentável. Dentro desse cenário, a Amazônia desempenha um papel estratégico. Além de ser um dos maiores reservatórios de biodiversidade e carbono do planeta, a região abriga grande potencial para a geração de energia limpa, seja por meio de biomassa, energia solar ou centrais hidrelétricas com menor impacto ambiental. Desta forma, ao fornecer a estrutura necessária para realizar previsões de enchentes, podemos oferecer informações estratégicas para o planejamento de infraestruturas mais resilientes, incluindo as voltadas à produção e distribuição de energia renovável, se inserindo também no quadro de energias renováveis.

## 1.2 Questão de Pesquisa

Como a previsão de enchentes pode ajudar a planejar melhor a infraestrutura de energia renovável, evitando danos às instalações e orientando a expansão de fontes de energia de forma sustentável na Amazônia Legal?

Essa questão guia o projeto “Amazonizar”, ao propor a integração de ciência de dados e variáveis ambientais para antecipar desastres naturais que afetam diretamente a implementação de sistemas energéticos sustentáveis, como centrais hidrelétricas, bioenergia e energia solar. O objetivo é entender se a criação de um modelo de previsão de enchentes pode se tornar uma aliada estratégica no fortalecimento da bioeconomia, na valorização da floresta e na segurança das comunidades locais.

## 1.3 Cliente a Ser Atendido

O principal público-alvo do projeto “Amazonizar” são gestores públicos, pesquisadores, comunidades locais e organizações socioambientais atuantes na região da Amazônia Legal. Esses agentes enfrentam desafios recorrentes relacionados à ocorrência de enchentes, que impactam diretamente a segurança da população, a infraestrutura básica e o planejamento de iniciativas sustentáveis, como projetos de energia renovável.

Gestores municipais e estaduais poderão utilizar os resultados do modelo de previsão para antecipar eventos críticos, aprimorar a tomada de decisões em tempo real e estruturar políticas públicas mais eficazes, especialmente nas áreas de meio ambiente, defesa civil e energia. Já as comunidades locais, incluindo populações ribeirinhas e indígenas, se beneficiam de forma indireta ao terem seus territórios e modos de vida mais protegidos frente a desastres naturais.

Além disso, o projeto oferece subsídios técnicos para pesquisadores e organizações da sociedade civil que atuam na promoção da bioeconomia (visto que o fluxo fluvial é intenso na região), do uso responsável dos recursos naturais, e da valorização da floresta.

## 1.4 Objetivo

O objetivo é desenvolver um modelo de previsão de enchentes para municípios da Amazônia Legal. Esse modelo fará uso de dados ambientais, hidrológicos, climáticos e de desmatamento, com o intuito de apoiar o planejamento territorial, a prevenção de desastres e o fortalecimento de iniciativas sustentáveis, incluindo projetos de energia renovável e bioeconomia.

Objetivos específicos:

- Coletar, integrar e tratar dados públicos sobre precipitação, vazão dos rios, desmatamento e variáveis climáticas relevantes da região amazônica.

- Identificar padrões e correlações entre os fatores ambientais e a ocorrência de enchentes em diferentes municípios.
- Construir modelos preditivos baseados em ciência de dados capazes de antecipar eventos extremos com base em séries temporais e variáveis locais.
- Contribuir para o planejamento de infraestrutura resiliente e para o desenvolvimento de soluções energéticas renováveis compatíveis com a realidade amazônica.

#### Resultados esperados:

- Um modelo funcional de previsão de enchentes aplicável a diferentes municípios da Amazônia Legal.
- Informações que subsidiem políticas públicas mais eficazes no combate a desastres naturais.
- Apoio à expansão de projetos sustentáveis e de energia renovável na região, ao oferecer dados estratégicos sobre riscos hidrológicos.
- Fortalecimento da bioeconomia local por meio da proteção de áreas produtivas e da valorização da floresta.

#### 1.5 Expectativa de Resultados

Espera-se que o projeto gere um modelo preditivo eficaz para antecipar enchentes nos municípios da Amazônia Legal, com base na análise de variáveis ambientais, climáticas e de desmatamento. Com isso, será possível oferecer uma ferramenta de apoio à tomada de decisão em nível local e regional, promovendo a adaptação das políticas públicas às realidades ambientais da região.

Entre os principais *insights* esperados estão:

- A identificação de padrões climáticos e hidrológicos associados a eventos extremos, o que pode revelar áreas de maior vulnerabilidade.
- A constatação de que diferentes municípios apresentam dinâmicas distintas entre desmatamento, chuva e vazão, o que reforça a necessidade de modelos regionais personalizados.
- O fornecimento de subsídios técnicos para o planejamento de infraestruturas de energia renovável mais resilientes, especialmente em regiões suscetíveis à inundações.

Além disso, o projeto pode contribuir significativamente para o conhecimento na área de energia renovável ao demonstrar como ferramentas de *machine learning* aplicadas à previsão de desastres naturais podem fortalecer a viabilidade e a segurança de iniciativas sustentáveis, como: centrais hidrelétricas, sistemas solares e bioenergia na Amazônia.

## 2. Obtenção e Tratamento dos Dados

### 2.1 Justificativa para a Escolha dos Dados/Atributos

As enchentes na Amazônia Legal são um fenômeno recorrente e complexo, causadas principalmente pela combinação entre chuvas intensas e prolongadas e alterações no uso do solo. A região é naturalmente propícia à ocorrência de inundações sazonais, especialmente nos períodos de cheia dos rios, entre os meses de fevereiro e maio. No entanto, estudos recentes apontam que esses eventos estão se intensificando em frequência, duração e severidade, como consequência direta das mudanças climáticas e do desmatamento.

Segundo dados da ANA (Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico), entre 2000 e 2020, eventos extremos como as grandes enchentes de 2009, 2012 e 2021 afetaram centenas de milhares de pessoas em cidades como Manaus, Rio Branco e Porto Velho, gerando prejuízos socioeconômicos e sanitários significativos. A cheia histórica do Rio Negro em 2021, por exemplo, foi a maior em mais de 100 anos de monitoramento, com o rio atingindo 30 metros de altura [ANA, 2021].

Além dos fatores climáticos, o desmatamento altera o ciclo hidrológico, reduzindo a infiltração da água no solo, aumentando o escoamento superficial e, consequentemente, a vazão dos rios em períodos de chuva. Isso cria um cenário onde chuvas intensas, que antes seriam parcialmente absorvidas pelo solo e pela vegetação, passam a escoar rapidamente, provocando inundações súbitas e destrutivas.

Para explicar melhor a correlação entre os atributos e as enchentes, podemos citar o exemplo do ocorrido no Rio Grande do Sul, em setembro de 2023. Uma combinação de chuvas excepcionais e solo encharcado levou à pior enchente da história recente do estado. Segundo o INMET, em apenas 5 dias, algumas cidades registraram mais de 300 mm de chuva, o equivalente ao volume esperado para o mês inteiro [INMET, 2023]. Isso prova uma inevitável correlação entre chuvas e enchentes.

Com isso, os atributos escolhidos refletem os principais fatores que influenciam a dinâmica hidrológica da região.

Os dados selecionados incluem:

- Precipitação (dados pluviométricos – ANA/INMET): variável central para entender a origem das enchentes, já que chuvas intensas em curto período são a principal causa desses eventos.
- Vazão dos rios (dados hidrológicos – ANA): essencial para avaliar a resposta dos rios à chuva, considerando o tempo de escoamento e o histórico de cheia das bacias.
- Temperatura, radiação solar, umidade e pressão atmosférica (dados climáticos – INMET): ajudam a entender o contexto climático em que ocorrem os eventos extremos,

além de contribuir para a modelagem preditiva multivariada.

- Dados de desmatamento (TerraBrasilis/MapBiomas): o desmatamento altera o regime hídrico local, reduzindo a capacidade de absorção da água pelo solo e aumentando o risco de enchentes. Além disso, é um fator crítico para avaliar o impacto humano no ecossistema. Segundo o MapBiomas, a Amazônia perdeu mais de 17% de sua cobertura original até 2022, o que impacta diretamente o equilíbrio do ciclo da água.

Esses atributos foram priorizados em detrimento de outros por apresentarem alta disponibilidade histórica, cobertura geográfica ampla e conexão direta com o fenômeno estudado. Além disso, são dados públicos e confiáveis, o que reforça a reprodutibilidade e transparência do modelo.

Ao integrar essas variáveis, o projeto busca captar a complexidade da ocorrência de enchentes na região, oferecendo uma base sólida para previsões mais precisas.

## 2.2 Fontes dos Dados

Os dados utilizados no projeto foram obtidos exclusivamente de fontes públicas, confiáveis e amplamente reconhecidas pela comunidade científica e por órgãos governamentais. A escolha dessas fontes visou garantir a qualidade, abrangência geográfica e a consistência temporal necessária para a construção de um modelo robusto de previsão de enchentes na Amazônia Legal.

As informações hidrológicas e pluviométricas, fundamentais para a análise da dinâmica das cheias, foram extraídas do sistema HidroWeb, mantido pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA). Essa plataforma disponibiliza séries temporais diárias e mensais de vazão e precipitação de estações distribuídas por todo o território brasileiro, incluindo regiões remotas da Amazônia, que podem ser retiradas via API. Os dados da ANA são amplamente utilizados em estudos acadêmicos, planos de bacia e políticas públicas de gestão de recursos hídricos, sendo validados tecnicamente por especialistas da área, fazendo deles altamente confiáveis.

Os dados climáticos, como temperatura do ar, umidade relativa, pressão atmosférica, radiação solar e velocidade do vento, foram obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), por meio do seu banco de dados meteorológicos (BDMEP). Essas informações são fornecidas por estações automáticas e convencionais espalhadas pelo país, com atualizações frequentes e cobertura de longa data, sendo essenciais para a caracterização do contexto atmosférico em que ocorrem os eventos extremos.

No que diz respeito ao desmatamento e uso da terra, foram utilizados dados do Projeto MapBiomas, em parceria com o sistema TerraBrasilis, desenvolvido pelo Instituto Nacional de

Pesquisas Espaciais (INPE). Esses dados oferecem séries anuais de alta resolução sobre a cobertura vegetal e alterações no uso do solo desde 1985, permitindo o monitoramento preciso da degradação florestal em escala municipal. Por sua metodologia consolidada e transparência científica, o MapBiomas é uma das principais referências em estudos sobre a Amazônia e mudanças ambientais no Brasil.

## 2.3 Procedimentos de Limpeza/Transformação/Redução

Após a coleta dos dados brutos, foi necessário realizar uma série de etapas de pré-processamento para garantir a qualidade e a consistência dos dados utilizados no modelo de previsão de enchentes. Desta forma, é possível encontrar a extração dos dados via API da Hidroweb no repositório *modelo-previsao-enchente* [SCOFIELD, 2025]. No repositório de *modelo-previsao-enchentes* [SCOFIELD, 2025] é possível encontrar as funções de pré-processamento e extração. Por fim, no repositório *previsao-enchentes-amazonia* [HOERDE, SCOFIELD e SIQUEIRA, 2025] estão contidos todos os códigos e dados do projeto de forma localizada.

O primeiro processo consistiu no pré-processamento dos dados extraídos via API. A obtenção desses dados junto à plataforma HidroWeb da ANA exigiu uma série de etapas técnicas. Inicialmente, foi necessário realizar a autenticação por meio da geração de um token, utilizando credenciais fornecidas pela própria agência. Em seguida, realizou-se a busca pelos códigos das estações hidrológicas pertencentes aos estados que compõem a Amazônia Legal. Como o objetivo era obter informações de precipitação e vazão, foi preciso filtrar as estações conforme seu tipo (pluviométricas e fluviométricas).

A extração foi realizada para o período de 1991 a 2024, e cada requisição foi feita individualmente por código de estação e por município. Os dados retornados pela API apresentavam um formato não estruturado, com colunas separadas para cada dia do mês, totalizando até 31 colunas por registro mensal. Foi, portanto, necessário transformar esses dados para o formato “*long*”, no qual cada linha representa um único registro diário. Assim, tanto para os dados de chuva quanto de vazão, obteve-se um formato padronizado contendo três colunas: valor observado (chuva ou vazão), data da medição e código da estação.

Por fim, os *dataframes* gerados individualmente para cada código de estação foram concatenados, permitindo a formação de um dataframe único por estado, já pronto para etapas posteriores de limpeza e integração.

	data	vazao	estacao
0	2024-03-01	1871.33090	12650000
1	2024-03-02	2131.55300	12650000
2	2024-03-03	2227.32860	12650000
3	2024-03-04	2281.16430	12650000
4	2024-03-05	2190.41380	12650000
5	2024-03-06	1652.10630	12650000
6	2024-03-07	1298.46610	12650000
7	2024-03-08	1306.45630	12650000

Tabela 1 : Trecho do dataframe de dados de vazão extraídos via API Hidroweb

Como se pode ver por um trecho do *dataframe* final de vazão, ainda foi necessário seguir outras etapas de pré-processamento.

Para melhor facilitar a integração entre os outros dataframes, começamos separando a coluna de data em 3, uma para dia, mês e ano. Esse processo foi feito para todos os *dataframes* inclusos no projeto. Em seguida, precisamos entender a que esse código de estação corresponde. Assim, foi feito um *merge* com a tabela de códigos de estação, obtendo então uma nova coluna de município e UF. Essa tabela com os códigos de estação também foi extraída via API Hidroweb.

O que se diz a respeito do pré-processamento de todos os dados em geral, iniciamos com a padronização de nomes de colunas, formatos de data e tipos de dados. Diversas fontes apresentavam estruturas heterogêneas, exigindo a harmonização de variáveis e a conversão de dados para tipos adequados (por exemplo, conversão de strings para datetime ou float).

Em seguida, foram aplicados os tratamentos de valores ausentes nos dados de vazão, precipitação, desmatamento e variáveis climáticas. Como os dados trabalhados possuem granularidade diária, adotou-se uma estratégia hierárquica de preenchimento com base em médias agregadas. Inicialmente, os valores ausentes foram preenchidos utilizando a média da respectiva coluna para o mesmo mês e município. Caso não houvesse dados suficientes naquele mês para realizar a imputação, utilizou-se a média anual daquele município. Persistindo a ausência de dados representativos a nível municipal, o preenchimento foi realizado com base na média estadual.

Durante o processo de pré-processamento, diferentes estratégias foram aplicadas para tratar as particularidades de cada conjunto de dados. No caso do *dataframe* climático, as colunas referentes à hora da medição foram descartadas, por não serem relevantes para a granularidade desejada. Em seguida, os dados horários foram agrupados por média diária, resultando em um



dataset climatológico diário por município, mais adequado à integração com os dados de vazão e precipitação.

Com relação aos dados de desmatamento, havia inicialmente dois dataframes distintos: um proveniente do TerraBrasilis (INPE) e outro da plataforma DataZoom. Após a união dos dados climáticos, pluviométricos e de vazão em um único dataframe consolidado por município e data, foi realizada a mesclagem dos dados de desmatamento. As colunas com dados ausentes no dataframe do TerraBrasilis foram preenchidas com as informações equivalentes do DataZoom, garantindo maior cobertura espacial. Como ambos os conjuntos apresentavam dados anuais, foi necessário realizar uma distribuição proporcional diária, convertendo os valores totais de desmatamento por ano em uma média diária uniforme ao longo do respectivo ano.

Além disso, para os casos em que dados de precipitação extraídos via API da HidroWeb estavam ausentes ou incompletos, foram utilizados dados complementares do INMET, previamente tratados e organizados na mesma estrutura temporal. Isso garantiu maior robustez ao modelo e evitou perdas significativas de cobertura temporal ou espacial.

Todos esses procedimentos contribuíram para a construção de um dataset limpo, balanceado e apto a alimentar algoritmos de previsão baseados em aprendizado supervisionado, respeitando tanto a robustez estatística quanto a realidade socioambiental da Amazônia Legal.

## 2.4 Tamanho da Base Final

Inicialmente, a base de dados consolidada continha informações de todos os municípios da Amazônia Legal, totalizando centenas de milhares de registros. No entanto, após uma análise exploratória mais aprofundada, identificou-se uma alta variabilidade espacial nos padrões hidrológicos e climáticos entre os municípios, especialmente na relação entre chuva e vazão. Essa heterogeneidade geográfica comprometeria a eficácia de um modelo único e generalizado para toda a região.

Diante disso, optou-se por estruturar a análise por município, permitindo a construção de modelos individualizados que consideram as particularidades locais. Para essa etapa inicial, foram selecionados três municípios de estados distintos da Amazônia Legal, com o objetivo de avaliar se o modelo seria capaz de se adaptar corretamente a diferentes realidades geográficas e climáticas. Essa abordagem permitiu testar a robustez do modelo frente a diferentes combinações de variáveis ambientais.

Com a separação dos dados por município, a base final de cada um apresenta 24 colunas, incluindo variáveis como data, precipitação, vazão, desmatamento e atributos climáticos derivados. O número de linhas varia de acordo com a série histórica disponível para cada localidade, podendo alcançar mais de 12.000 registros diários (equivalente a mais de 30 anos de dados). Por exemplo, a base de dados final para o município de Manaus possui 12022 linhas.



Essa estrutura modular possibilita a replicação do processo para qualquer município da Amazônia Legal, mantendo a flexibilidade analítica e respeitando as diferenças hidrológicas regionais.

## 2.5 Dicionário de Dados

Na tabela abaixo, pode-se ler um dicionário de dados, onde temos para cada variável o nome, o tipo de dado, uma descrição do significado e a unidade de medida, se aplicável.

Variável	Tipo	Descrição	Unidade de Medida
dia	inteiro	Dia do registro da observação	valor entre 1 e 31
mês	inteiro	Mês do registro da observação	valor entre 1 e 12
ano	inteiro	Ano do registro da observação	ano com quatro dígitos
município	texto	Nome do município ao qual pertencem os dados	—
uf	texto	Unidade federativa (estado) referente à origem geográfica original dos dados	—
areakm	float	Área desmatada no município no respectivo dia (média diária do valor anual)	km <sup>2</sup>
vazao	float	Volume de água escoado no rio em determinado dia	m <sup>3</sup> /s (metros cúbicos por segundo)
pressao_nivel_estacao_mb	float	Pressão atmosférica ao nível da estação	mbar (milibares)
pressao_max_ant_mb	float	Pressão máxima na hora anterior	mbar
pressao_min_ant_mb	float	Pressão mínima na hora anterior	mbar
radiacao_global_kj_m2	float	Radiação solar global acumulada no dia	kJ/m <sup>2</sup>
temperatura_bulbo_seco_c	float	Temperatura do ar medida pelo bulbo seco	°C
temperatura_orvalho_c	float	Temperatura do ponto de orvalho	°C

temperatura_max_ant_c	float	Temperatura máxima registrada na hora anterior	°C
temperatura_min_ant_c	float	Temperatura mínima registrada na hora anterior	°C
orvalho_max_ant_c	float	Ponto de orvalho máximo na hora anterior	°C
orvalho_min_ant_c	float	Ponto de orvalho mínimo na hora anterior	°C
umidade_max_ant_pct	float	Umidade relativa do ar máxima na hora anterior	%
umidade_min_ant_pct	float	Umidade relativa do ar mínima na hora anterior	%
umidade_ar_pct	float	Umidade relativa do ar média no dia	%
vento_direcao_graus	float	Direção do vento	graus (0° a 360°)
vento_rajada_max_ms	float	Velocidade da rajada de vento mais forte registrada	m/s
vento_velocidade_ms	float	Velocidade média do vento	m/s
chuva_final	float	Precipitação total registrada no dia	mm

Tabela 2: Dicionário das variáveis presentes no dataset

### 3. Análise Exploratória dos Dados

#### 3.1 Estatísticas Descritivas

Como estamos trabalhando individualmente por município, vamos trazer estatísticas descritivas para as variáveis em apenas um dos municípios. Como exemplo, pegamos o município de Manaus.

	ano	mes	dia	chuva_final	vazao	areakm	pressao_nivel_estacao_mb	pressao_max_ant_mb	pressao_min_ant_mb	radiacao_global_kj_m2	temperatura_bulbo_seco_c
count	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000
mean	2007.013891	6.460988	15.728747	0.268014	126911.020746	0.124689	1004.139306	1004.572751	1003.840700	1210.765191	28.592236
std	9.590313	3.449050	8.800095	0.702046	40198.340769	0.335354	1.771716	1.813383	1.697107	420.955002	1.742863
min	1991.000000	1.000000	1.000000	0.000000	45847.793000	0.028104	990.825000	991.383333	989.608333	0.000000	21.091667
25%	1999.000000	3.000000	8.000000	0.000000	92636.350000	0.042103	1003.470105	1003.883333	1003.166667	908.793029	27.754167
50%	2007.000000	6.000000	16.000000	0.156492	124381.232000	0.069477	1004.287639	1004.707014	1004.023403	1291.296528	27.908333
75%	2015.000000	9.000000	23.000000	0.211944	157972.940000	0.088687	1004.708992	1005.130686	1004.415385	1478.250000	29.685133
max	2024.000000	12.000000	31.000000	40.800000	221909.250000	2.014484	1026.871429	1030.057143	1025.514286	3665.000000	35.542857
mediana	2007.000000	6.000000	16.000000	0.156492	124381.232000	0.069477	1004.287639	1004.707014	1004.023403	1291.296528	27.908333
variancia	91.974102	11.895949	77.441681	0.492868	1615906600.608900	0.112462	3.138978	3.288358	2.880173	177203.114105	3.037572
desvio_padrao	9.590313	3.449050	8.800095	0.702046	40198.340769	0.335354	1.771716	1.813383	1.697107	420.955002	1.742863

Tabela 3: Primeira parte da tabela descritiva de Manaus

	temperatura_orvalho_c	temperatura_max_ant_c	temperatura_min_ant_c	orvalho_max_ant_c	orvalho_min_ant_c	umidade_max_ant_pct	umidade_min_ant_pct	umidade_ar_pct	vento_direcao_graus	vento_rajada_max_ms	vento_velocidade_ms
count	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000
mean	23.000328	29.218165	27.871972	23.622469	22.410287	77.222288	69.942504	73.315830	135.383304	4.426441	1.565805
std	1.110339	1.759117	1.645269	1.061218	1.141696	9.008614	9.139540	9.320165	41.140586	0.791005	0.420210
min	14.383333	21.458333	20.825000	15.858333	12.983333	40.250000	33.333333	36.250000	23.400000	1.050000	0.150000
25%	22.472727	28.431111	27.057847	23.028637	21.905195	72.225694	64.760417	67.795139	105.000000	4.000000	1.310556
50%	23.425000	28.538462	27.200000	24.028869	22.875000	80.384615	73.083333	76.500000	148.666667	4.408750	1.408333
75%	23.679931	30.308970	28.955950	24.258333	23.040347	83.220139	74.943750	79.170139	149.581944	4.723077	1.800000
max	26.116667	36.300000	35.128571	27.200000	25.800000	100.000000	99.000000	99.600000	355.000000	16.850000	3.700000
mediana	23.425000	28.538462	27.200000	24.028869	22.875000	80.384615	73.083333	76.500000	148.666667	4.408750	1.408333
variancia	1.232852	3.094493	2.706910	1.126184	1.303470	81.155131	83.531184	86.865470	1692.547779	0.625689	0.176576
desvio_padrao	1.110339	1.759117	1.645269	1.061218	1.141696	9.008614	9.139540	9.320165	41.140586	0.791005	0.420210

Tabela 4: Segunda parte da tabela descritiva de Manaus

	ano	mes	dia	chuva_final	vazao	areakm
count	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000	12022.000000
mean	2007.013891	6.460988	15.728747	0.268014	126911.020746	0.124689
std	9.590313	3.449050	8.800095	0.702046	40198.340769	0.335354
min	1991.000000	1.000000	1.000000	0.000000	45847.793000	0.028104
25%	1999.000000	3.000000	8.000000	0.000000	92636.350000	0.042103
50%	2007.000000	6.000000	16.000000	0.156492	124381.232000	0.069477
75%	2015.000000	9.000000	23.000000	0.211944	157972.940000	0.088687
max	2024.000000	12.000000	31.000000	40.800000	221909.250000	2.014484
mediana	2007.000000	6.000000	16.000000	0.156492	124381.232000	0.069477
variancia	91.974102	11.895949	77.441681	0.492868	1615906600.608900	0.112462
desvio_padrao	9.590313	3.449050	8.800095	0.702046	40198.340769	0.335354

Tabela 5: Tabela descritiva das principais variáveis para o município de Manaus

A partir da imagem da tabela 4, podemos fazer as seguintes conclusões a respeito das principais variáveis:

- Chuva: o desvio padrão é alto (0.70) em relação à média. Isso indica presença de chuvas extremas, com muitos dias de pouca ou nenhuma chuva e alguns dias de alta precipitação (distribuição assimétrica à direita). Logo, podemos dizer que a variável é assimétrica (muitos zeros ou valores baixos com picos), comum em regiões tropicais.
- Vazão: a distribuição é relativamente simétrica, com mediana próxima da média, mas com alta variância, indicando uma sensibilidade a eventos extremos de cheia ou seca
- Área de desmatamento: A variável parece constante por município, variando pouco (mínimo: 0.028, máximo: 2.014). Pode ser considerada uma variável estática, não trazendo muita informação ao modelo.

### 3.2 Visualizações de Distribuição

Por haverem muitos atributos no conjunto de dados, apresentamos a seguir as visualizações das principais variáveis para a análise hidrológica e ambiental, sendo elas: chuva, vazão e área de desmatamento. As visualizações foram feitas para dois municípios representativos da Amazônia Legal: Manaus (AM) e Rio Branco (AC).

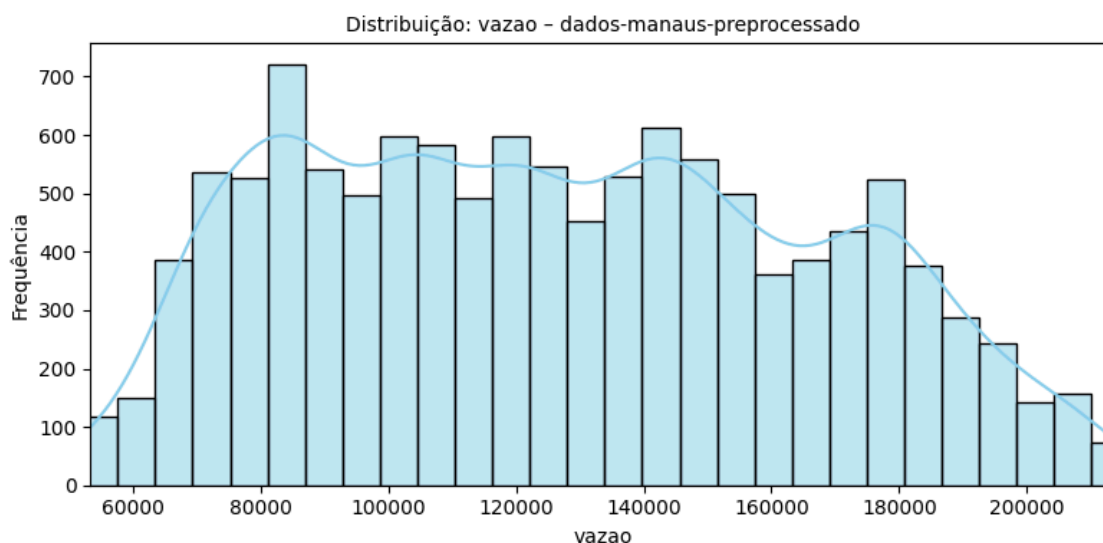


Gráfico 1 : Distribuição de frequência dos dados de vazão em Manaus

No gráfico 1 de distribuição da vazão em Manaus, podemos observar que a vazão em Manaus apresenta uma ampla dispersão, com predominância de valores entre 100.000 e 180.000 m³/s (ou valores equivalentes, dependendo da unidade usada). A cauda longa à direita indica a ocorrência de eventos de cheia. A curva de densidade mostra que, apesar da presença de outliers, há uma distribuição relativamente estável ao redor da média.

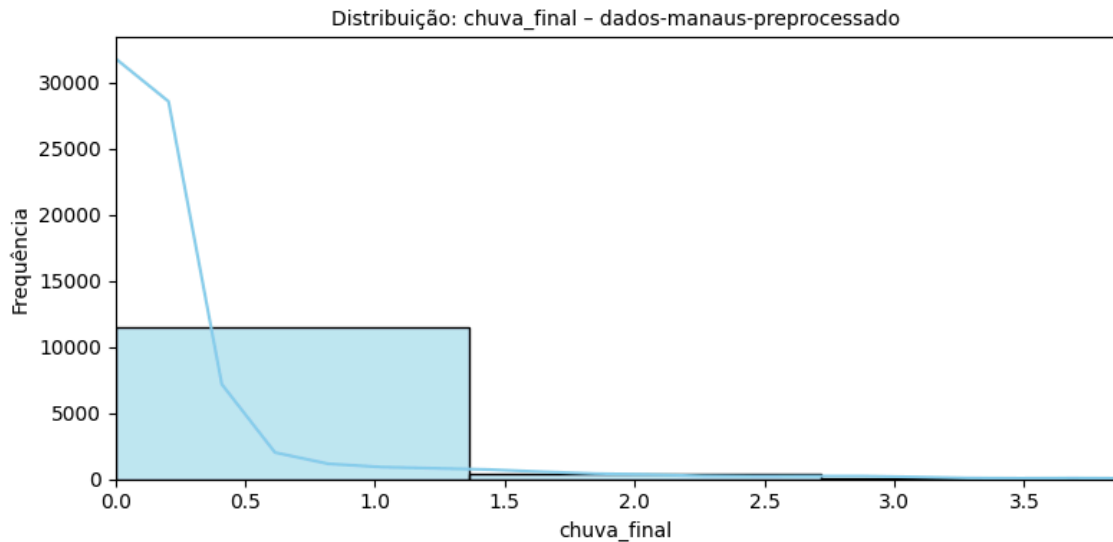


Gráfico 2 : Distribuição de frequência dos dados de chuva em Manaus

No gráfico 2 de distribuição da chuva em Manaus, é possível concluir que a variável de chuva em Manaus é altamente assimétrica, com muitos dias sem chuva ou com baixa precipitação (0 a 0.5 mm/dia). Pode-se observar também que existem eventos extremos, com precipitações acima de 3 mm, evidenciando a ocorrência de chuvas intensas e localizadas. Essa distribuição é característica de climas equatoriais úmidos.

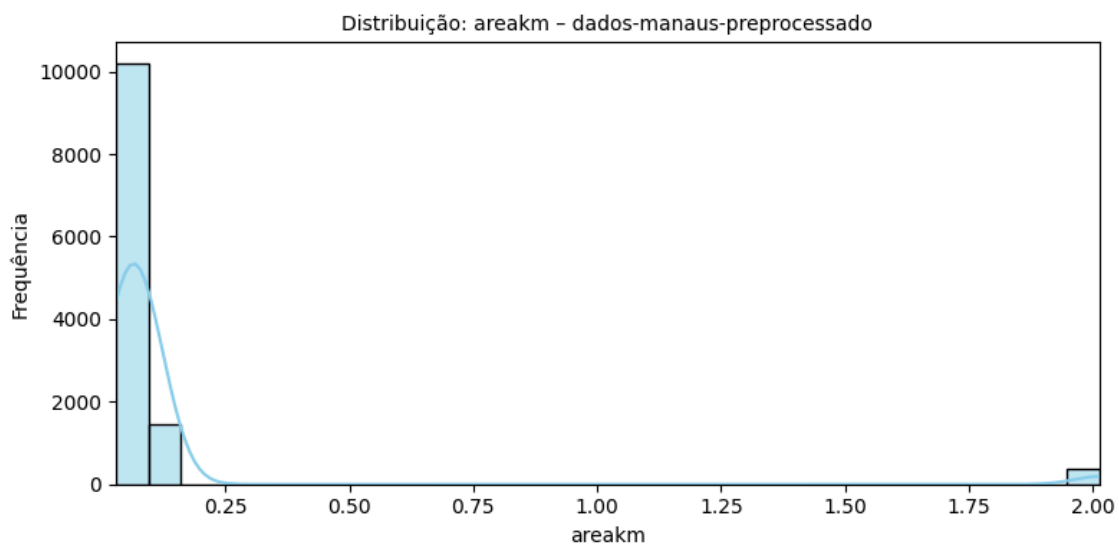


Gráfico 3 : Distribuição de frequência dos dados de área de desmatamento em Manaus

No gráfico 3 de distribuição da área de desmatamento em Manaus, A área de desmatamento apresenta um pico muito forte em valores baixos, com raros eventos de grande magnitude. Essa assimetria sugere que, na maioria dos dias, o impacto do desmatamento é pequeno, mas com alguns eventos extremos que podem ter grande impacto hidrológico.

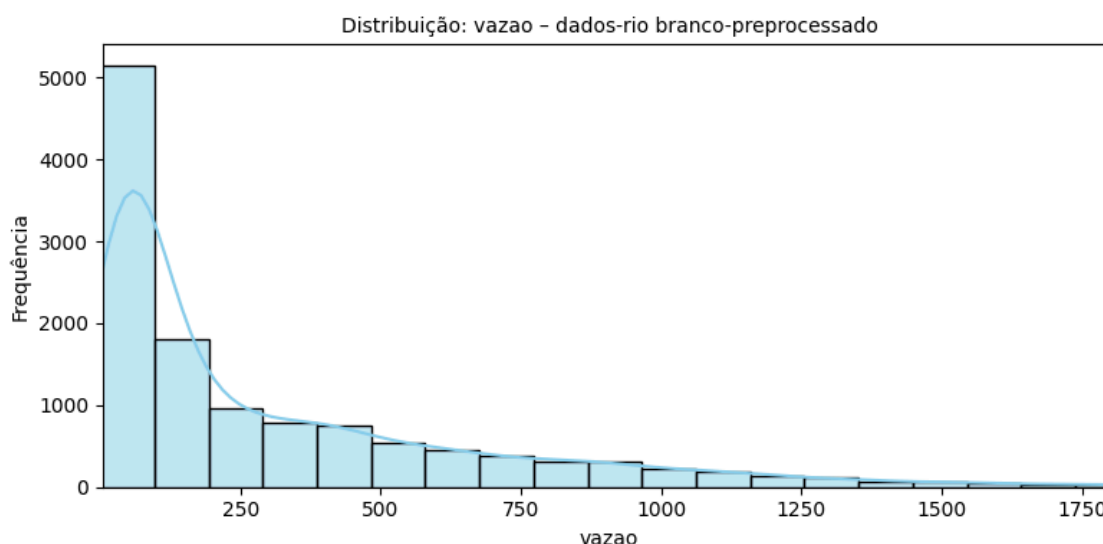


Gráfico 4 : Distribuição de frequência dos dados de vazão em Rio Branco

No gráfico 4 de distribuição da vazão em Rio Branco a vazão é visivelmente menor do que em Manaus. A maior parte dos valores está abaixo de 1000 m<sup>3</sup>/s, e o gráfico apresenta um padrão semelhante ao de Manaus, porém com menor amplitude. Isso indica um sistema hídrico de menor porte ou menor volume de drenagem.

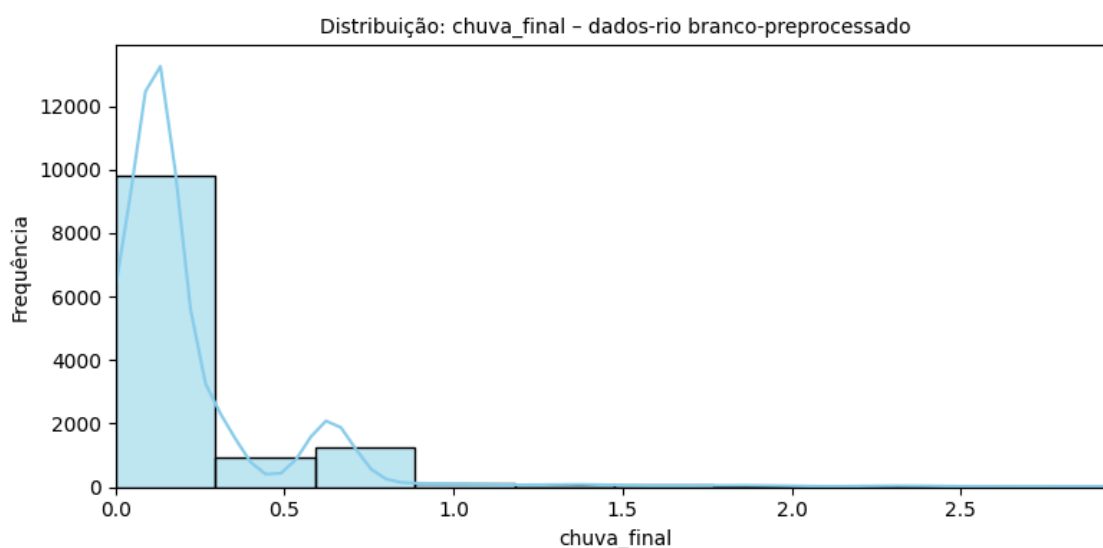


Gráfico 5 : Distribuição de frequência dos dados de chuva em Rio Branco

No gráfico 5 de distribuição da chuva em Rio Branco, a distribuição da chuva também é assimétrica, mas com valores ainda menores do que os observados em Manaus. Há menor ocorrência de chuvas intensas, e os picos são mais baixos, sugerindo um regime pluviométrico menos intenso.

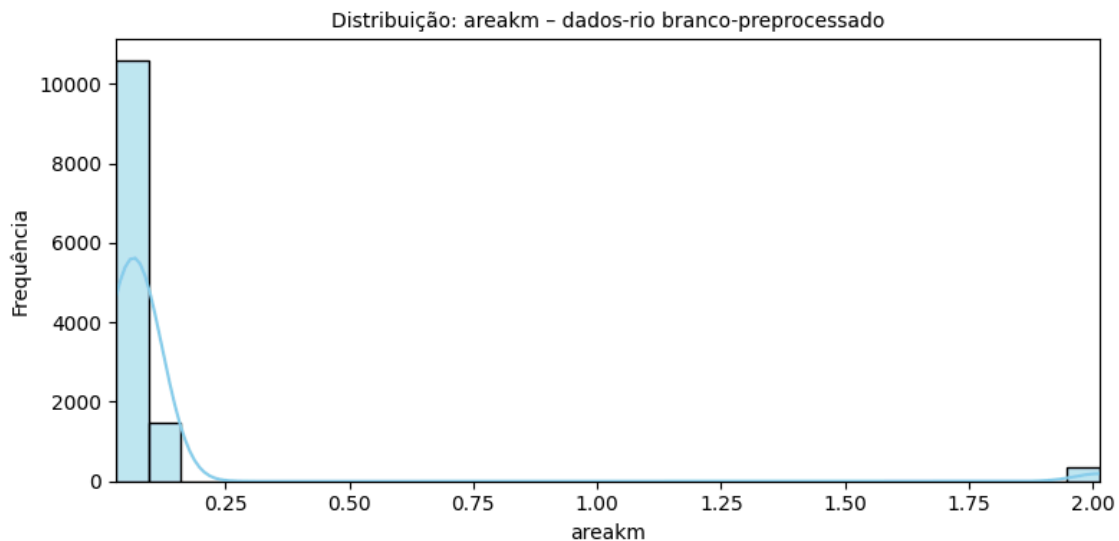


Gráfico 6 : Distribuição de frequência dos dados de área de desmatamento em Rio Branco

Por fim, no gráfico 6 de distribuição da área de desmatamento em Rio Branco vemos um comportamento semelhante ao de Manaus: muitos valores baixos com poucos eventos extremos. Isso reforça o padrão de que o desmatamento ocorre de forma pontual e concentrada, embora possa causar grandes impactos locais.

A partir da análise conjunta dos gráficos, é possível identificar um padrão coerente entre chuva e vazão: Em Manaus, há maior volume de chuvas e, conseqüentemente, maiores valores de vazão. Já em Rio Branco, tanto os índices pluviométricos quanto a vazão média são mais baixos. Isso sugere uma correlação positiva entre precipitação e vazão, ainda que essa relação possa variar em intensidade de acordo com a geografia, uso do solo e características da bacia hidrográfica. A distribuição das variáveis reforça a necessidade de aplicar transformações ou técnicas robustas antes da modelagem, devido à presença de outliers e forte assimetria.



### 3.3 Análise de Correlação

Para investigar relações entre as variáveis numéricas do conjunto de dados, foram construídas matrizes de correlação utilizando o coeficiente de Spearman, uma medida não paramétrica apropriada para detectar relações, mesmo que não lineares. Os resultados foram visualizados por meio de heatmaps (ou então Matriz de Correlação), que destacam tanto a força quanto a direção das correlações.

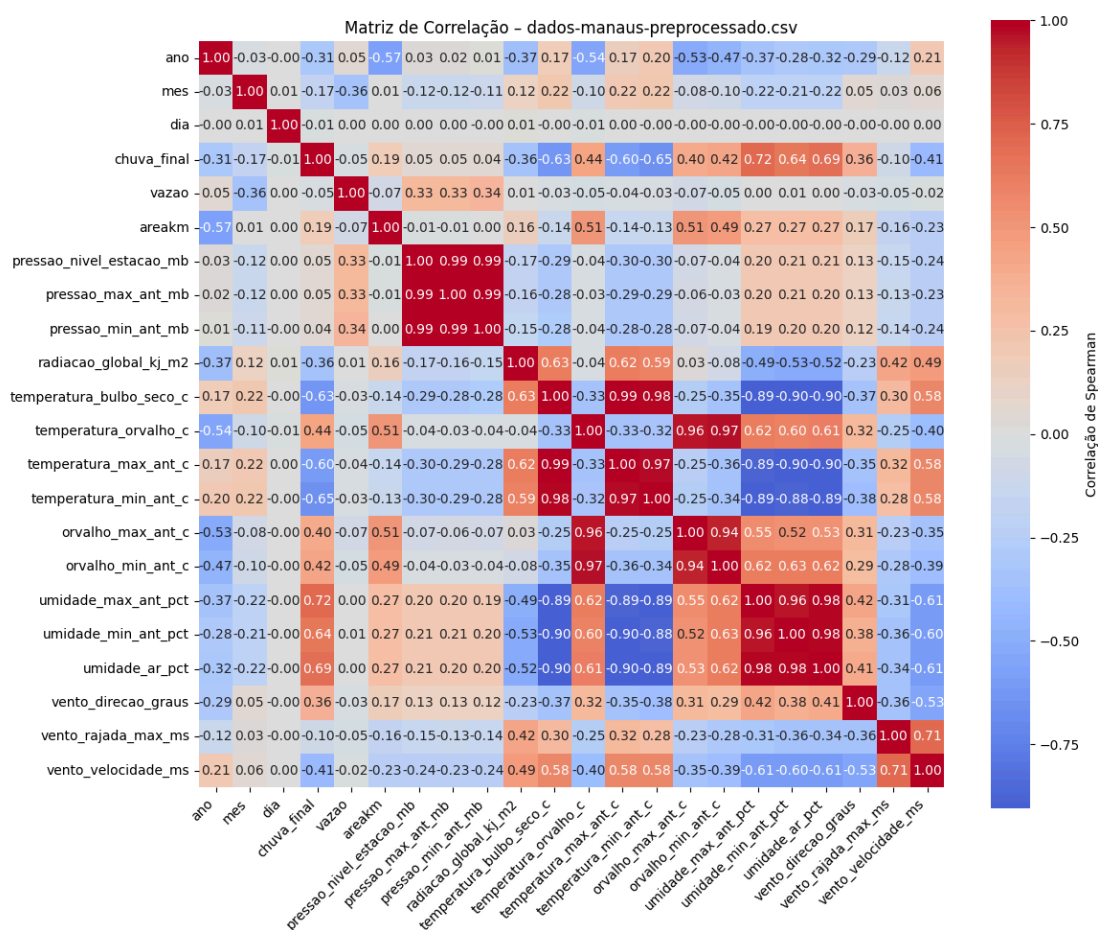


Gráfico 7: Matriz de correlação entre todos os atributos de Manaus

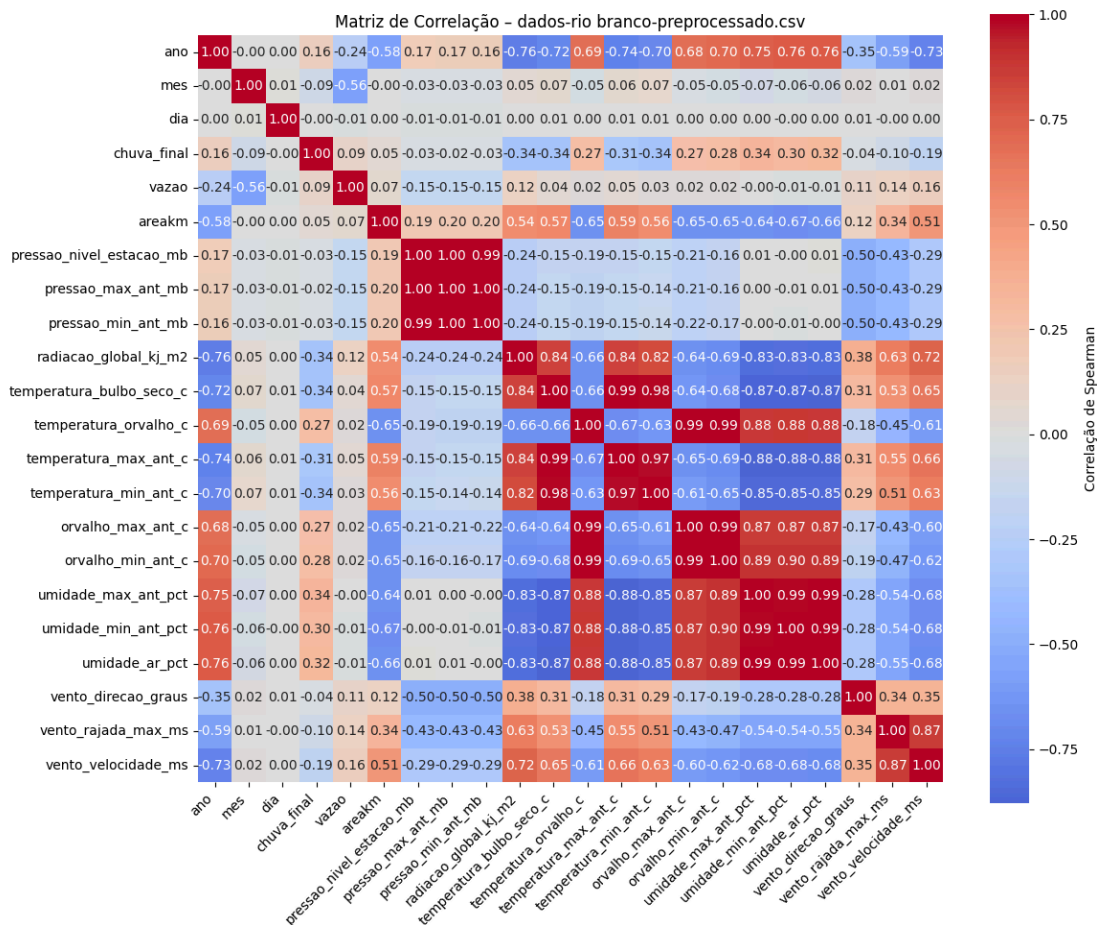


Gráfico 8: Matriz de correlação entre todos os atributos de Rio Branco

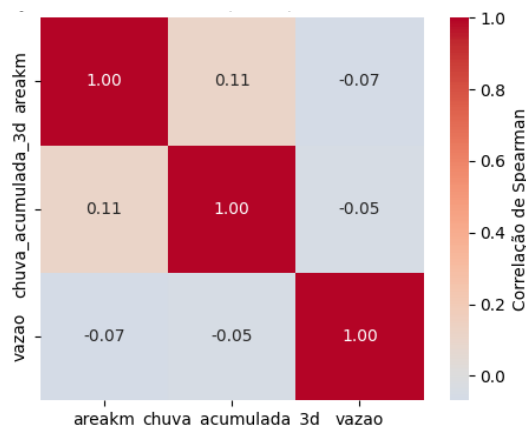


Gráfico 9: Matriz de correlação entre as variáveis de área de desmatamento, chuva acumulada de 3 dias e vazão de Manaus

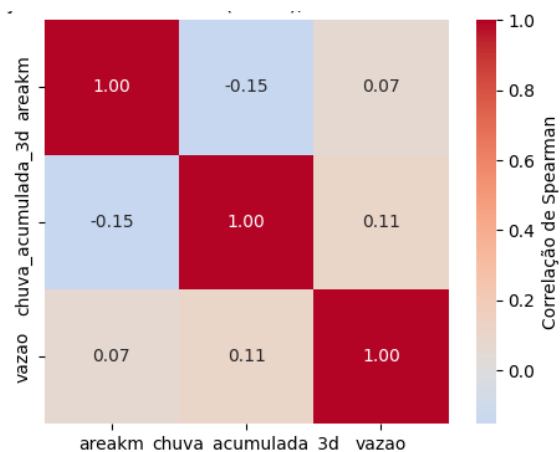


Gráfico 10: Matriz de correlação entre as variáveis de área de desmatamento, chuva acumulada de 3 dias e vazão de Rio Branco

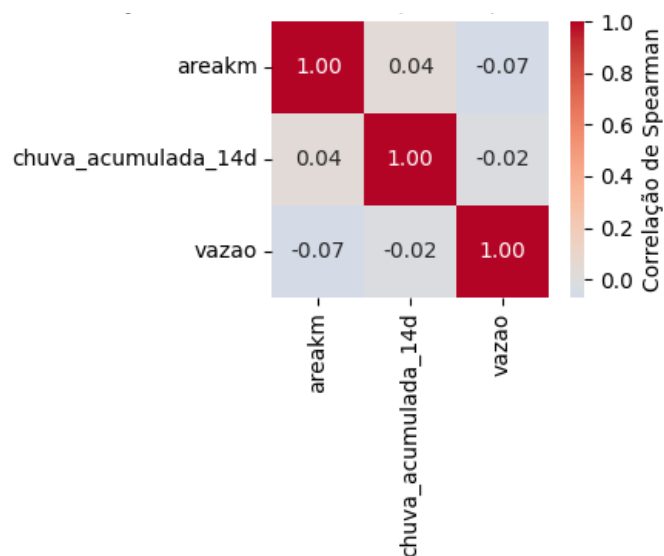


Gráfico 11: Matriz de correlação entre as variáveis de área de desmatamento, chuva acumulada de 14 dias e vazão de Manaus

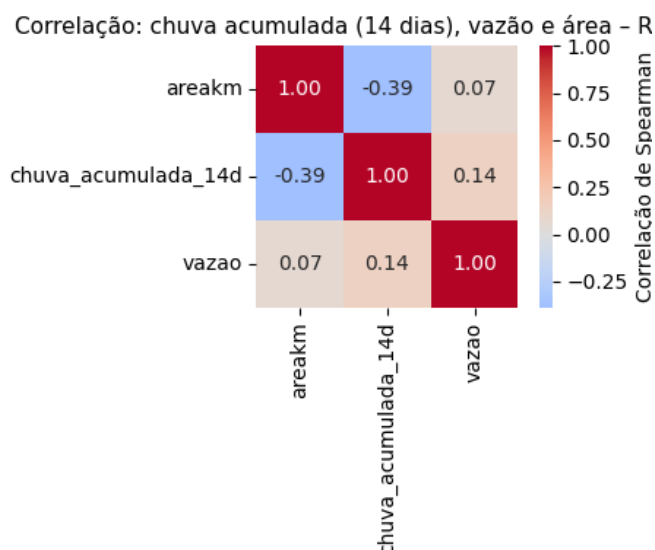


Gráfico 12: Matriz de correlação entre as variáveis de área de desmatamento, chuva acumulada de 14 dias e vazão de Rio Branco

A matriz de correlação de Spearman para o município de Manaus revela diversos padrões consistentes com o comportamento climático da região. Dentre os principais pontos, observa-se uma correlação muito fraca entre chuva e vazão ( $\rho \approx -0.05$ ), indicando que a resposta da vazão à precipitação diária não é imediata. Destaca-se ainda a forte correlação negativa entre “temperatura\_bulbo\_seco\_c” e “umidade\_max\_ant\_pct” ( $\rho \approx -0.85$ ), revelando a relação inversa entre temperatura e umidade do ar. Variáveis de pressão atmosférica, como “pressao\_max\_ant\_mb” e “pressao\_min\_ant\_mb”, apresentaram correlação extremamente elevada entre si ( $\rho > 0.99$ ), indicando redundância potencial na modelagem.

De forma análoga, o município de Rio Branco também apresenta uma forte correlação negativa entre temperatura e umidade ( $\rho \approx -0.88$ ). Contudo, a correlação entre chuva e vazão foi inferior ( $\rho \approx 0.16$ ), o que pode refletir diferenças hidrológicas, tempo de resposta da bacia, ou mesmo qualidade e localização das estações de medição. A variável “areakm” apresenta correlação positiva com vazão ( $\rho \approx 0.51$ ), o que pode indicar que maiores áreas desmatadas estão associadas a maiores volumes de vazão, possivelmente devido à redução da cobertura vegetal, que diminui a infiltração e aumenta o escoamento superficial.

Foram testadas janelas de chuva acumulada de 3 dias para investigar o efeito de precipitação antecedente sobre a vazão. Em Manaus (Gráfico 9), a correlação entre “chuva\_acumulada\_3d” e vazao permaneceu muito baixa ( $\rho \approx -0.05$ ), sugerindo que uma janela curta não é suficiente para capturar a resposta hidrológica da bacia. Em Rio Branco (Gráfico 10), a correlação foi um pouco maior ( $\rho \approx 0.11$ ), ainda que modesta.

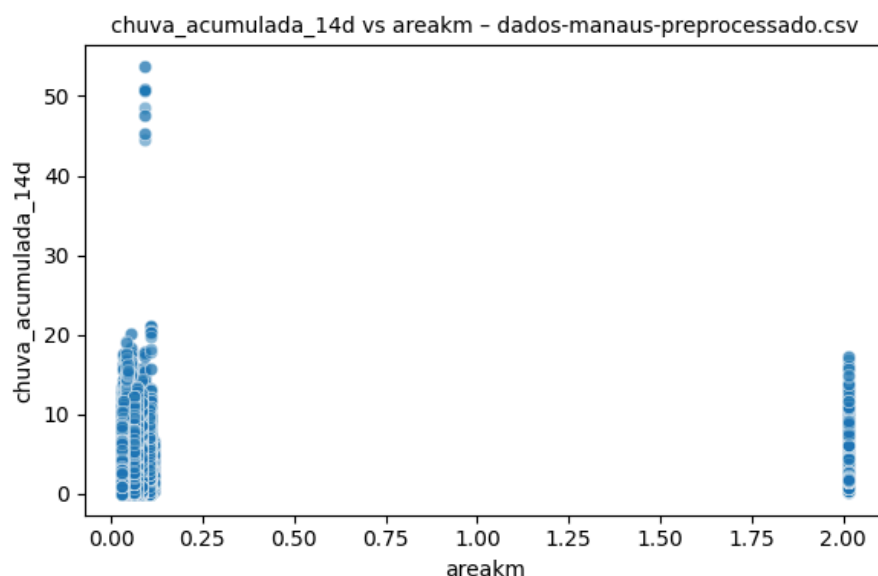
Esses resultados indicam que a vazão em ambas as regiões não responde de forma imediata a eventos isolados de chuva, sendo necessário considerar janelas mais longas ou defasagens temporais (*lags*).

Ao expandir a janela de acumulação para 14 dias, o comportamento se mostrou distinto entre os municípios. Em Manaus (Gráfico 11), a correlação entre “chuva\_acumulada\_14d” e vazão continuou baixa ( $\rho \approx -0.02$ ), sugerindo que fatores como solo, vegetação e características geomorfológicas podem estar amortecendo a resposta da bacia. Já em Rio Branco (Gráfico 12), a correlação com vazão aumentou para  $\rho \approx 0.14$ , reforçando que a resposta hidrológica pode ser mais sensível à precipitação acumulada em janelas maiores, especialmente em regiões com menor capacidade de infiltração ou maior exposição ao desmatamento.

Além disso, o valor de  $\rho \approx -0.39$  entre “chuva\_acumulada\_14d” e “areakm” em Rio Branco pode indicar que períodos com maior volume de chuva acumulada tendem a ocorrer em momentos ou locais com menor área desmatada, sugerindo uma possível associação inversa entre cobertura vegetal e intensidade de precipitação registrada, ou refletindo a influência do uso do solo sobre o microclima local.

### 3.4 Gráficos de Dispersão

Gráficos de dispersão foram utilizados para examinar as relações entre pares de variáveis fundamentais para o comportamento hidrológico: chuva diária, chuva acumulada em janelas de 3 e 14 dias, área de desmatamento (areakm) e vazão. Esse tipo de visualização é essencial para identificar padrões, tendências e outliers, além de avaliar a forma da relação entre variáveis, se linear, curvilínea ou inexistente.



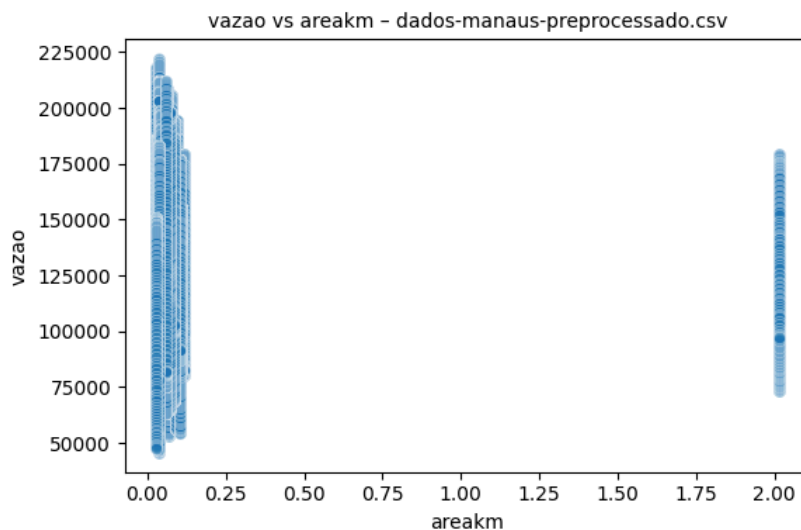


Gráfico 14: Gráfico de distribuição dos dados de vazão e desmatamento em Manaus

A relação entre “areakm” e vazão (Gráfico 14) apresentou um padrão bimodal, com dois agrupamentos distintos: um com baixo nível de desmatamento e outro com valores próximos de 2.0 km<sup>2</sup>. Vazões mais elevadas aparecem mais concentradas no grupo de maior desmatamento, sugerindo que áreas com maior supressão vegetal podem estar associadas a maior escoamento superficial. Essa interpretação é reforçada pelo gráfico entre “areakm” e “chuva\_acumulada\_14d” (Gráfico 13), onde se observa que áreas menos desmatadas concentram maior variabilidade pluviométrica, ao passo que áreas com maior desmatamento registram menor dispersão de chuva acumulada, o que pode refletir alterações microclimáticas locais.

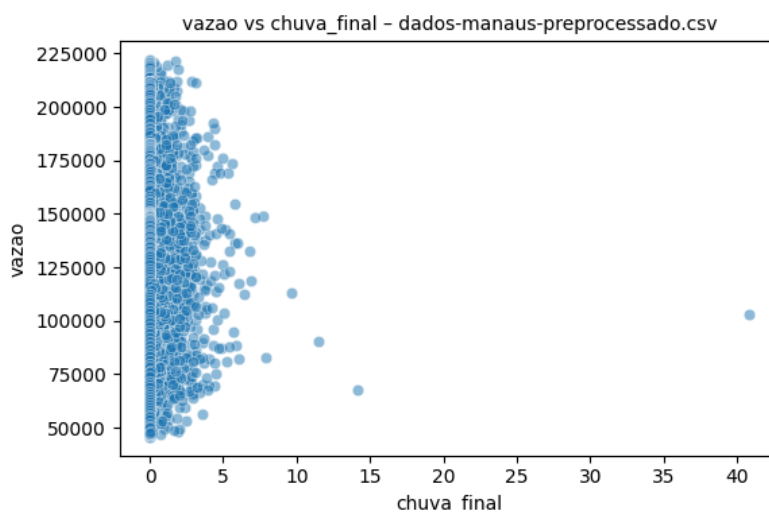


Gráfico 15: Gráfico de distribuição dos dados de vazão e chuva em Manaus

No município de Manaus, observou-se que a dispersão entre chuva e vazão não revela qualquer padrão linear aparente. A distribuição vertical dos pontos sugere que a precipitação diária não apresenta correlação significativa com os volumes de vazão registrados no mesmo dia. Este comportamento reforça a hipótese de que a bacia responde com atraso aos eventos de precipitação, exigindo a consideração de defasagens temporais ou agregações de janela temporal.

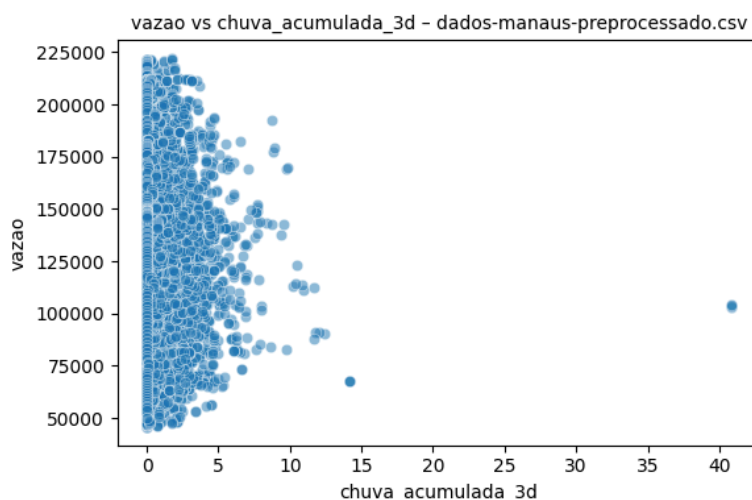


Gráfico 16: Gráfico de distribuição dos dados de vazão e chuva acumulada de 3 dias em Manaus

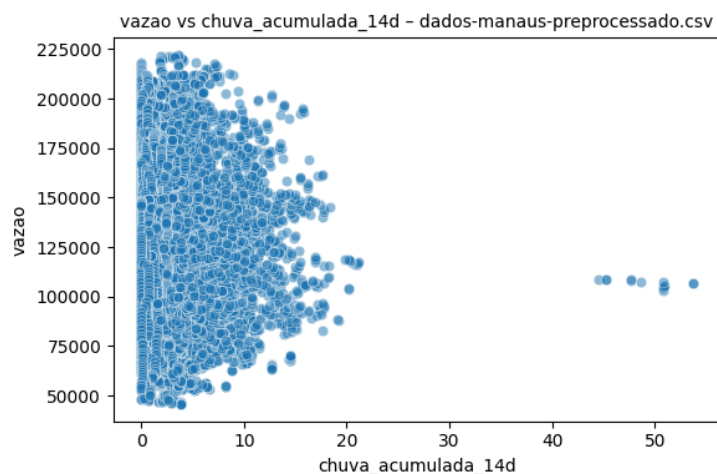


Gráfico 17: Gráfico de distribuição dos dados de vazão e chuva acumulada de 14 dias em Manaus



Ao considerar a “chuva\_acumulada\_3d” e, especialmente, a “chuva\_acumulada\_14d”, nota-se uma ligeira ampliação da dispersão horizontal, sugerindo que períodos mais longos de precipitação acumulada tendem a explicar melhor a variação da vazão, embora ainda sem uma tendência claramente definida. Isso aponta para uma resposta hidrológica complexa e não linear, típica de bacias tropicais densamente vegetadas.

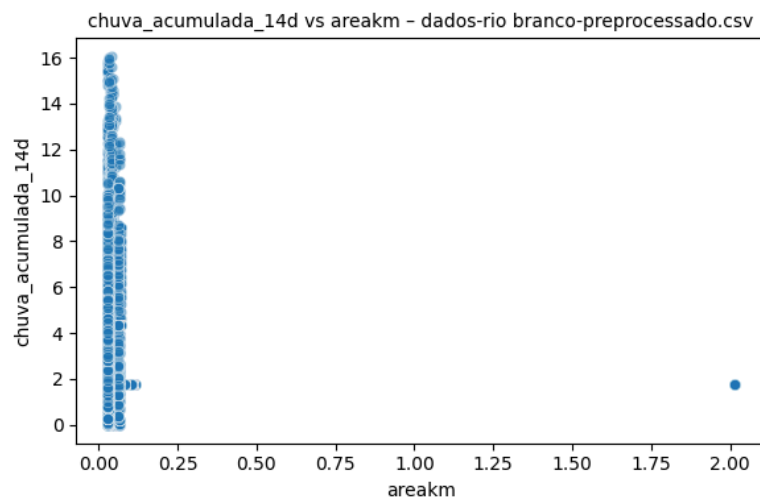


Gráfico 18: Gráfico de distribuição dos dados de desmatamento e chuva acumulada de 14 dias em Manaus

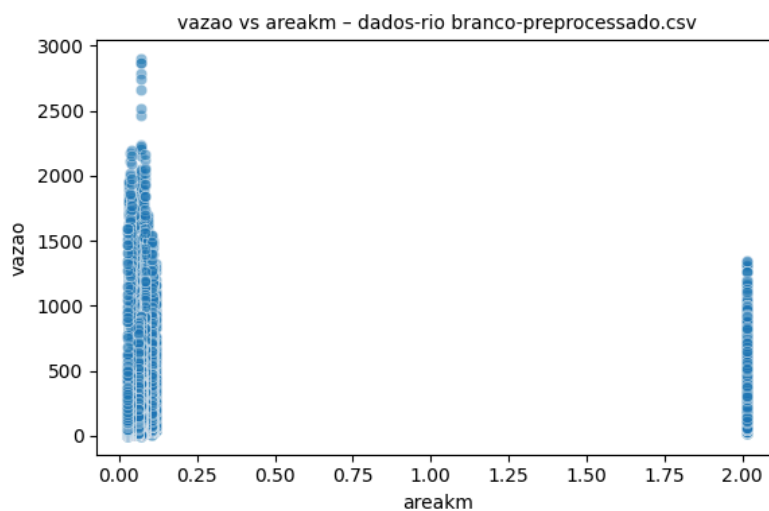


Gráfico 19: Gráfico de distribuição dos dados de vazão e desmatamento em Rio Branco

O gráfico de areakm versus vazao em Rio Branco também evidencia dois grupos principais, e, assim como em Manaus, valores mais elevados de vazão estão mais presentes em contextos de maior desmatamento. Além disso, o gráfico entre areakm e chuva\_acumulada\_14d sugere uma tendência inversa, em que maiores volumes de precipitação acumulada ocorrem em áreas com menor desmatamento, possivelmente associando a cobertura vegetal ao favorecimento da formação de chuvas locais.

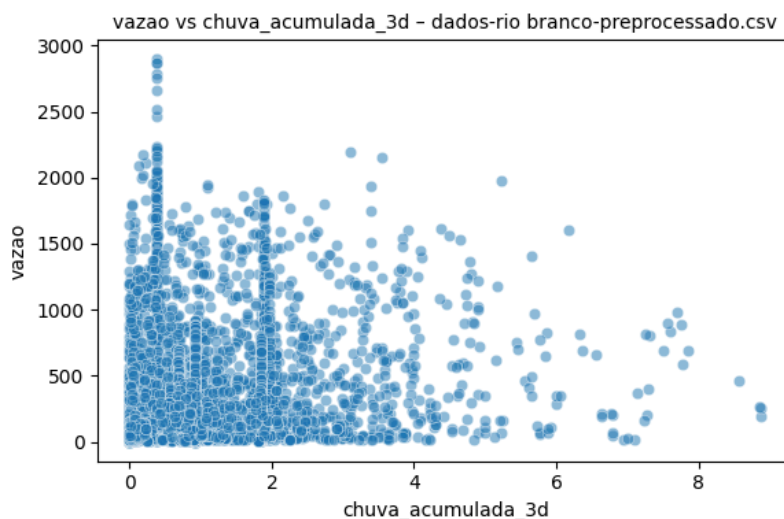


Gráfico 20: Gráfico de distribuição dos dados de vazão e chuva acumulada 3 dias em Rio Branco

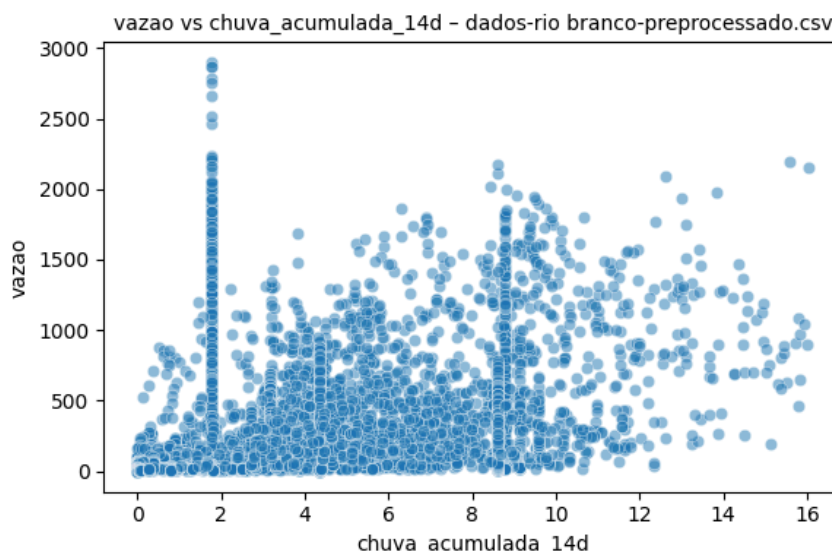


Gráfico 21: Gráfico de distribuição dos dados de vazão e chuva acumulada de 14 dias em Rio Branco

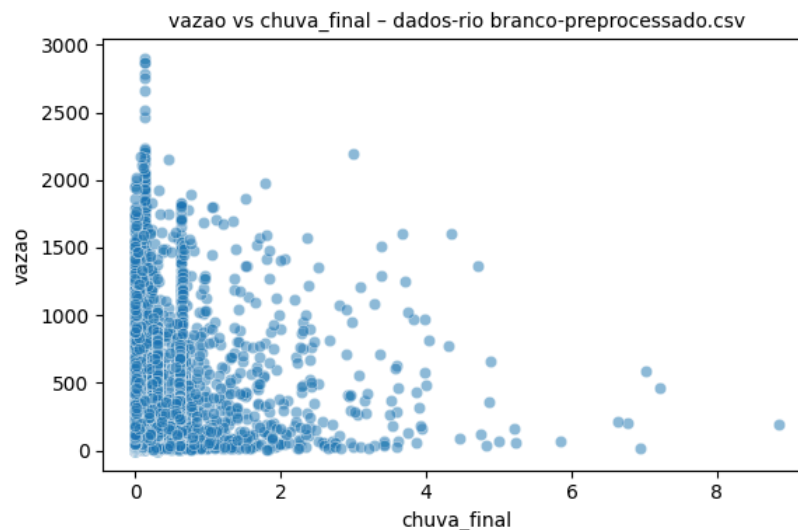


Gráfico 22: Gráfico de distribuição dos dados de desmatamento e chuva em Rio Branco

No município de Rio Branco, os padrões são semelhantes, mas com diferenças importantes. A dispersão entre chuva e vazão apresenta uma leve tendência crescente, embora com alta variabilidade, especialmente em faixas de vazão mais baixas. Ao considerar “chuva\_acumulada\_3d” e “chuva\_acumulada\_14d”, a relação torna-se ligeiramente mais evidente: há uma concentração crescente de pontos com maiores vazões associadas a maiores volumes de chuva acumulada, indicando uma relação monotônica fraca, mas consistente, especialmente para janelas de 14 dias.

Em ambos os municípios analisados, os gráficos de dispersão indicam que a relação entre precipitação e vazão não é direta nem linear, sendo mediada por variáveis espaciais e temporais complexas. O uso de variáveis acumuladas, como “chuva\_acumulada\_14d”, mostrou-se mais promissor para capturar tendências hidrológicas do que a precipitação pontual. Da mesma forma, a presença de desmatamento parece influenciar a dinâmica de vazão e, possivelmente, o regime pluviométrico, reforçando a importância da variável “areakm” na modelagem preditiva.

### 3.5 Análise de Dados Categóricos

O conjunto de dados utilizado neste projeto é composto exclusivamente por variáveis numéricas contínuas, como precipitação (chuva\_final), vazão (vazao), variáveis climáticas e medidas de desmatamento (areakm). Dessa forma, não há presença de variáveis categóricas que justifique a construção de tabelas de frequência ou gráficos de barras.

Consequentemente, não se faz necessária a aplicação de técnicas de balanceamento de classes, como *oversampling* ou *undersampling*, comumente empregadas para tratar

desbalanceamentos em variáveis discretas ou categóricas. A análise e modelagem seguem, portanto, focadas em variáveis quantitativas e suas transformações temporais e espaciais.

### 3.6 Análise Temporal

A análise temporal dos dados visa compreender como as variáveis hidrológicas e ambientais se comportaram ao longo do tempo, possibilitando a identificação de tendências, sazonalidades e rupturas que possam influenciar a modelagem preditiva.

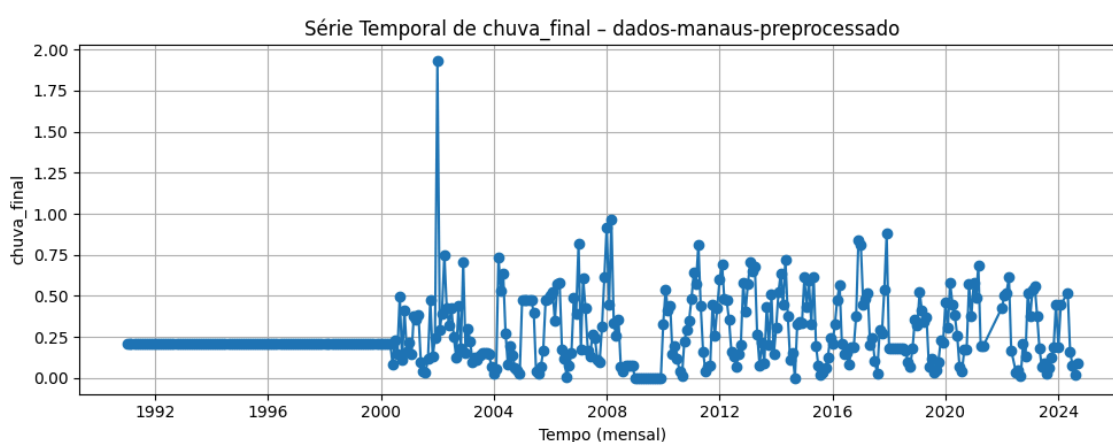


Gráfico 23: Série temporal de chuva em Manaus

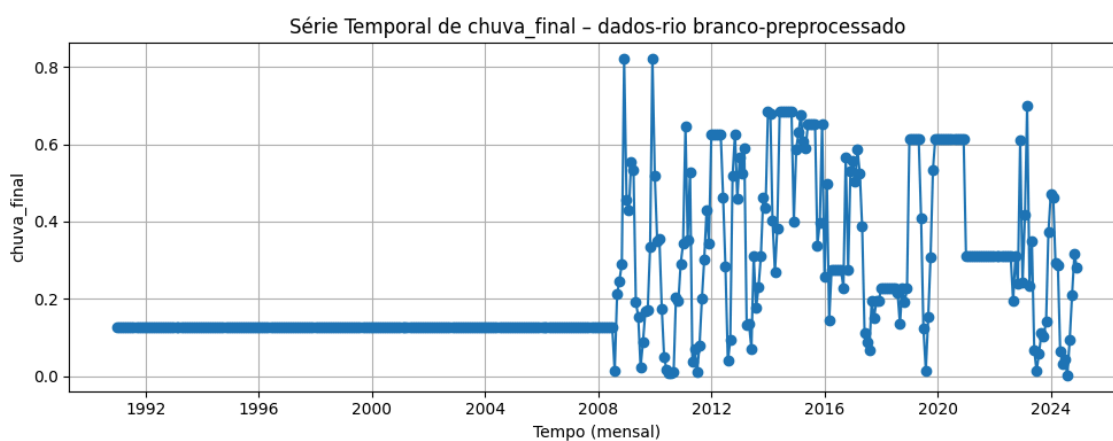


Gráfico 24: Série temporal de chuva em Rio Branco

Nos municípios de Manaus e Rio Branco, a série temporal da variável “chuva\_final” (Gráficos 23 e 24) apresenta sinais evidentes de sazonalidade anual, com variações regulares que indicam a alternância entre períodos chuvosos e secos ao longo dos anos. Entretanto, nota-se uma linha horizontal constante nos períodos iniciais da série (principalmente entre 1991 e meados dos anos 2000), resultante do preenchimento com médias históricas em anos onde os dados estavam ausentes. Essa abordagem, embora útil para manter a integridade temporal dos dados, suprime a variabilidade climática natural desses períodos, devendo ser considerada cuidadosamente na modelagem.

Após 2007, observa-se maior variabilidade nos valores de chuva mensal, com picos distribuídos principalmente entre os meses do primeiro semestre, evidenciando o padrão de chuvas do clima equatorial amazônico. O comportamento da precipitação apresenta estabilidade interanual, sem tendência clara de aumento ou redução nos últimos anos.

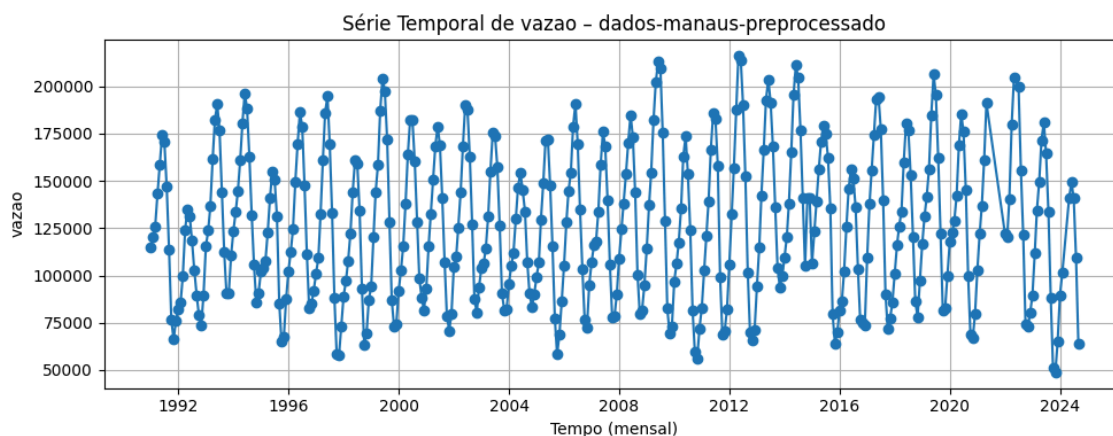


Gráfico 25: Série temporal de vazão em Manaus

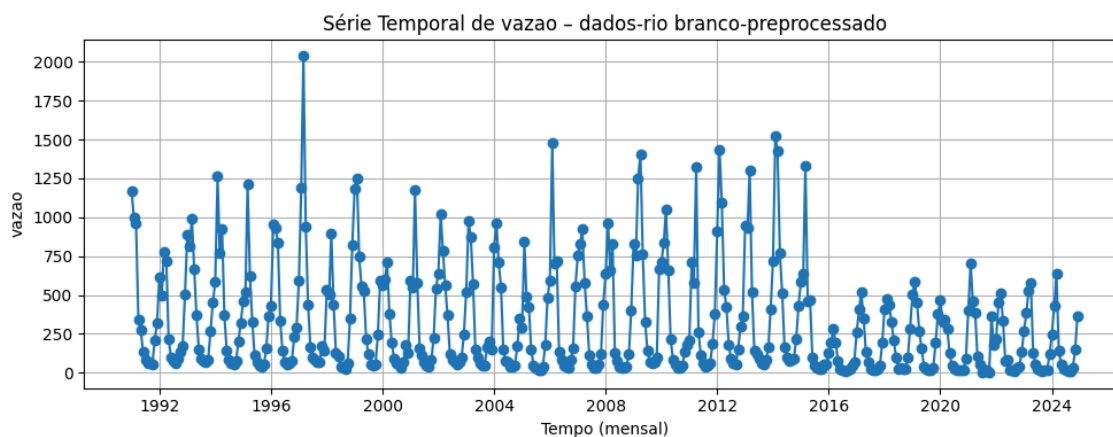


Gráfico 26: Série temporal de vazão em Rio Branco

A variável vazão mostra comportamento significativamente diferente entre os municípios. Em Manaus, a série apresenta um padrão fortemente sazonal e cíclico, com picos de vazão recorrentes, compatíveis com o ciclo hidrológico amazônico (Gráfico 25). A presença de oscilações anuais bem definidas reforça o potencial de modelagem com algoritmos que considerem sazonalidade, como modelos “SARIMA” ou redes recorrentes com janelas temporais.

Em Rio Branco, o padrão é mais irregular e ruidoso (Gráfico 26). Apesar de também haver ciclos de cheia e seca, a amplitude das variações e a frequência de valores extremos (*outliers*) são maiores. Isso pode estar relacionado à maior sensibilidade hidrológica local, ao regime de escoamento mais rápido, ou à presença de menor controle de vazão na bacia. Assim como nos dados de chuva, há seções temporais que aparentam achatamento artificial nos valores, resultado do preenchimento com médias.

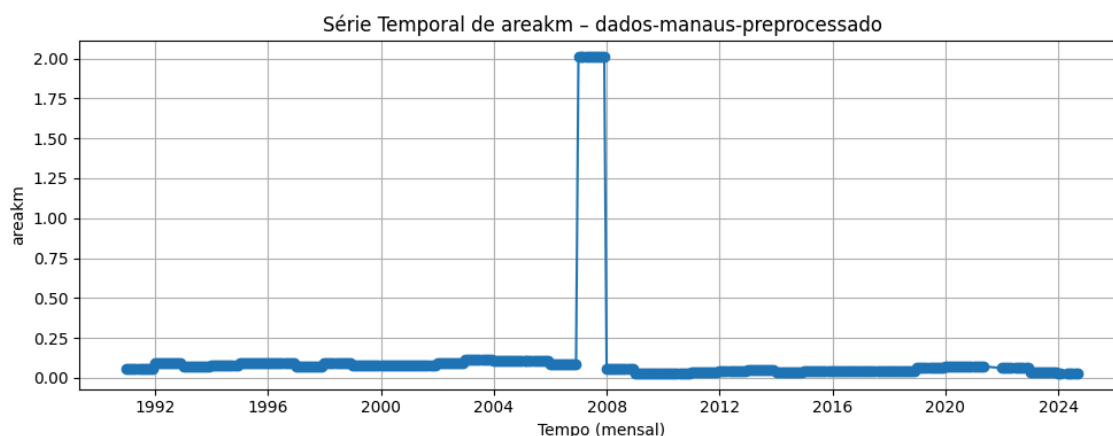


Gráfico 27: Série temporal de área desmatada em Manaus

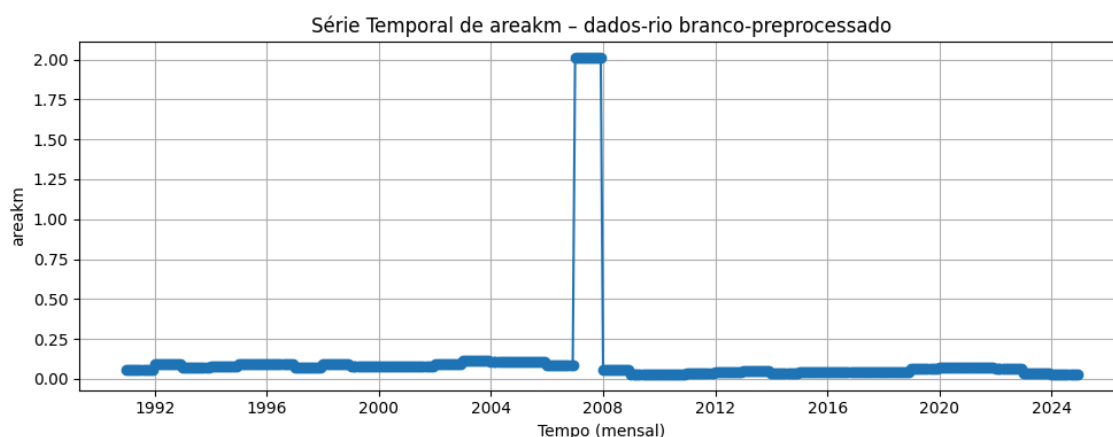


Gráfico 28: Série temporal de área desmatada em Rio Branco

A variável “areakm”, representando a área de desmatamento, apresenta comportamento quase constante ao longo do tempo, com exceção de um pico isolado e abrupto em 2007, tanto para Manaus quanto para Rio Branco. Esse valor anômalo provavelmente se refere a uma atualização pontual nos registros de desmatamento ou a uma anomalia nos dados brutos. Após esse pico, os valores retornam a patamares baixos e relativamente estáveis.

É importante destacar que o desmatamento é, por natureza, uma variável acumulativa e de tendência, não apresentando sazonalidade regular. Portanto, sua interpretação deve considerar mudanças estruturais de longo prazo, e não padrões cíclicos. O preenchimento de valores ausentes com a média ao longo dos anos pode mascarar aumentos graduais reais de desmatamento, sendo recomendável tratar essa variável com agregações anuais ou interpolação conservadora.

Por fim, é possível concluir que as séries temporais demonstram que: As variáveis “chuva\_final” e “vazao” apresentam sazonalidade anual clara, especialmente em Manaus; O preenchimento com médias em anos sem dados preserva a estrutura temporal, mas pode reduzir a variabilidade e mascarar tendências reais; A variável “areakm” não deve ser interpretada como série com padrão cíclico, mas sim como uma variável comportamental de longo prazo, sensível a alterações ambientais.

Essas características reforçam a necessidade de incorporar defasagens temporais, variáveis sazonais explícitas (como mês) e janelas móveis acumuladas nos modelos preditivos que visem compreender e antecipar eventos de vazão extrema.

### 3.7 Análise Geoespacial

Foi realizada uma análise geoespacial das variáveis “chuva\_final”, “vazao” e “areakm”, com base em mapas temáticos elaborados para os municípios da Amazônia Legal. Essa análise visa identificar padrões espaciais relevantes e avaliar a importância das características geográficas no comportamento hidrológico da região.



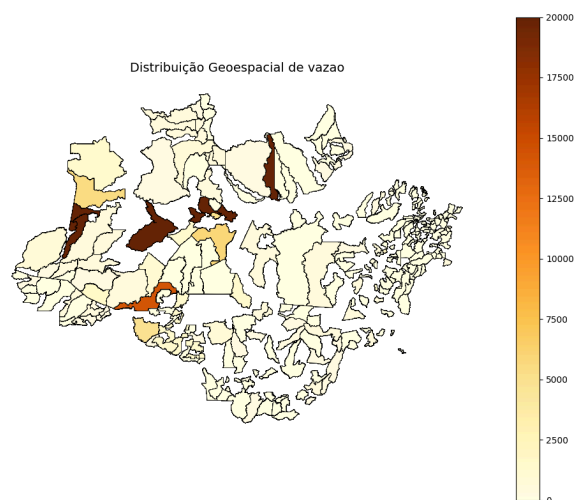


Gráfico 29: Distribuição geoespacial dos dados de vazão

A variável “vazao” apresenta uma concentração ainda mais acentuada. Poucos municípios possuem vazões significativamente elevadas, acima de 10.000 m³/s, enquanto a maioria mantém níveis bastante baixos (Gráfico 29). Essa distribuição sugere que fatores locais, como a presença de grandes rios ou características topográficas específicas, influenciam fortemente a capacidade de escoamento. Além disso, embora haja alguma correspondência geográfica entre regiões de alta chuva e alta vazão, essa relação não é linear nem uniforme, indicando a presença de outros elementos moduladores no sistema hidrológico.

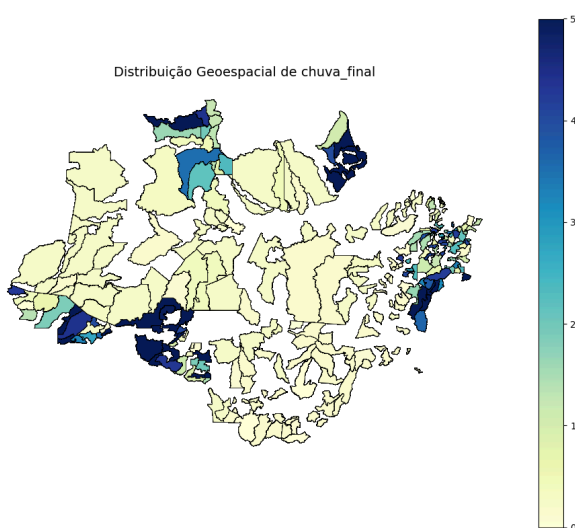


Gráfico 30: Distribuição geoespacial dos dados de chuva

A distribuição da variável “chuva\_final” evidencia uma forte heterogeneidade espacial, com concentrações de maior precipitação em municípios pontuais, especialmente no norte do Amazonas, sudoeste do Acre e algumas regiões do Maranhão (Gráfico 30). A maioria dos municípios, contudo, apresenta baixos índices de chuva mensal, geralmente inferiores a 2 mm. Essa distribuição assimétrica reforça a necessidade de considerar a variabilidade regional na modelagem de eventos extremos.

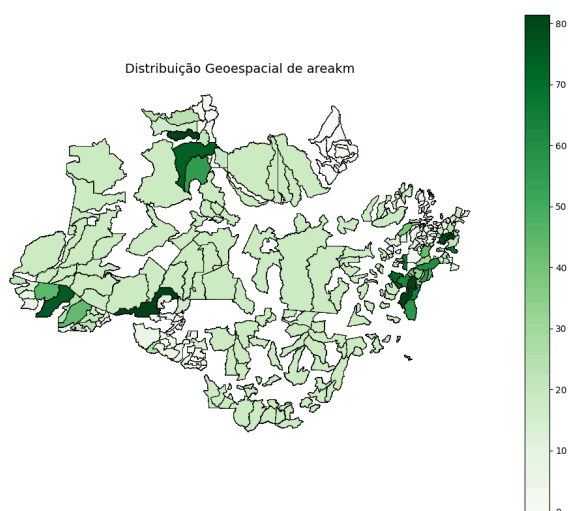


Gráfico 31: Distribuição geoespacial dos dados de área desmatada

A análise da variável “areakm”, que representa a área de drenagem associada a cada município, revelou uma distribuição mais contínua, mas também com assimetrias significativas. Municípios com grandes áreas de drenagem tendem a apresentar maiores valores de vazão, ainda que essa relação seja moderada (Gráfico 31). A área de drenagem é uma variável geográfica fundamental, pois define o volume potencial de contribuição de água para os corpos hídricos de uma região, influenciando diretamente os riscos de enchentes e a resposta hidrológica à precipitação.

De modo geral, a análise espacial das três variáveis permite concluir que a localização geográfica e as características físicas dos municípios da Amazônia Legal exercem papel central na dinâmica de eventos hidrológicos extremos. A inclusão de variáveis geoespaciais em modelos preditivos é, portanto, essencial para aumentar a acurácia e a sensibilidade desses modelos às especificidades locais.

### 3.8 Insights Importantes

A análise exploratória dos dados permitiu identificar padrões relevantes e potenciais limitações que impactam diretamente a construção e a interpretação de modelos preditivos. A seguir, são apresentados os principais insights obtidos:

As variáveis hidrológicas e climáticas, notadamente a precipitação (*chuva\_final*) e a vazão (*vazao*), apresentaram forte componente sazonal, com ciclos anuais bem definidos, especialmente nos municípios de Manaus e Rio Branco. Observou-se ainda uma defasagem temporal entre a ocorrência de chuvas e o aumento da vazão, o que justifica o uso de variáveis acumuladas em janelas de tempo (e.g., chuva acumulada de 3 e 14 dias) na modelagem preditiva.

As correlações diretas entre chuva e vazão foram, em geral, baixas ( $\rho < 0,10$ ), indicando que a relação entre essas variáveis não é linear e pode ser mediada por outros fatores físicos, como características do solo, cobertura vegetal e tempo de resposta da bacia. Por outro lado, janelas de acumulação temporal mostraram-se mais eficazes, com aumento leve da correlação, o que reforça sua relevância como variável derivada.

A variável *areakm*, representando a área desmatada, apresentou picos isolados e comportamento relativamente estável ao longo do tempo. Em análises de correlação espacial e temporal, identificou-se relação inversa entre desmatamento e precipitação acumulada em determinados municípios (e.g., Rio Branco), sugerindo que a perda de cobertura vegetal pode estar associada a alterações no regime hidrológico. No entanto, essa relação ainda carece de maior robustez estatística.

A análise espacial evidenciou heterogeneidade entre os municípios da Amazônia Legal, com variações significativas nos valores médios de precipitação, vazão e desmatamento. No entanto, dificuldades no processo de junção geoespacial (*merge*) entre os dados tabulares e os dados de geometria municipal revelaram a necessidade de padronização rigorosa dos nomes de municípios ou, preferencialmente, a utilização de códigos oficiais como o código IBGE para evitar inconsistências cartográficas.

Foram identificados diversos valores atípicos nas variáveis analisadas, principalmente em períodos com picos pontuais de chuva ou vazão. Além disso, lacunas temporais foram preenchidas com médias históricas para garantir continuidade nas séries, o que pode suavizar artificialmente flutuações reais e afetar a acurácia de modelos temporais.

Com base nas evidências empíricas levantadas, destacam-se como variáveis de interesse para a modelagem preditiva de vazão:

- (i) chuva acumulada em janelas temporais (3, 7 ou 14 dias),
- (ii) área desmatada (*areakm*),
- (iii) variáveis temporais explícitas (mês, ano) e
- (iv) vazão defasada (lag de  $t-1$  ou média móvel).

Esses atributos refletem tanto a dinâmica natural do sistema quanto alterações de origem antrópica.

---

#### Referências Bibliográficas

INFOAMAZONIA. Desastres hidrológicos são os mais recorrentes na Amazônia Legal nos últimos 28 anos. 2025. Disponível em: <https://infoamazonia.org/2025/04/24/desastres-hidrologicos-sao-os-mais-recorrentes-na-amazonia-legal-nos-ultimos-28-anos/>. Acesso em: 29 abr. 2025.

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO. *Amazonizar*. Instituto ECOA – PUC-Rio, 2023. Disponível em: <https://instituto.ecoa.puc-rio.br/amazonizar/#sobre>. Acesso em: 1 maio 2025.

SCOFIELD, Gabriela. Modelo-preditivo-enchentes. 2024. Disponível em: <https://github.com/GabiScof/modelo-previsao-enchentes>. Acesso em: 29 abr. 2025.

SCOFIELD, Gabriela. Modelo-preditivo-enchentes. 2024. Disponível em: <https://github.com/GabiScof/modelo-previsao-enchente>. Acesso em: 29 abr. 2025.

SILVA, J. L. Impactos do desmatamento progressivo da Amazônia na precipitação do Brasil. *Revista Brasileira de Climatologia*, v. 22, p. 1-15, 2018