

**Análise Comparativa de Chuvas Extremas: Dados de
Estações Pluviométricas X Dados em Grade na Região
do Rio Grande do Sul**

Cássio Rampinelli¹, Saulo Aires de Souza¹

⁵¹Coordenação de Mudanças Climáticas, Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), Brasília,
⁶DF, Brasil

7 **Abstract**

8 As relações IDF (Intensidade-Duração-Frequência) são fundamentais para o dimen-
 9 sionamento adequado de infraestruturas, como sistemas de drenagem urbana, canais,
 10 galerias pluviais, pontes, passagens molhadas, reservatórios e barragens. Compreen-
 11 der as relações entre a intensidade e a duração das chuvas, aliadas à sua frequência
 12 (ou recorrência), permite projetar sistemas capazes de lidar eficientemente com os
 13 volumes de água esperados, minimizando os riscos de alagamentos e inundações.
 14 A limitação na cobertura espacial das estações pluviométricas exige a espacializa-
 15 ção dos dados de chuva e a necessidade de interpolar essas informações para locais
 16 sem medições disponíveis. Embora os dados de precipitação fornecidos por grades,
 17 frequentemente derivados de modelos climáticos e técnicas de interpolação, sejam
 18 valiosos para regionalizar informações de chuvas, eles geralmente utilizam resoluções
 19 espaciais de dezenas a centenas de quilômetros, o que pode limitar a captura de
 20 variabilidades locais e eventos extremos específicos. Nesse contexto, este estudo teve
 21 como objetivo comparar e analisar a espacialização dos dados provenientes direta-
 22 mente das estações pluviométricas da base HIDRO com os dados de precipitação em
 23 grade fornecidos pelas bases XAVIER e CHIRPS, amplamente empregadas no Brasil.
 24 Foram comparados os resultados dos padrões de chuvas extremas obtidos por meio
 25 das equações IDFs diretamente das estações pluviométricas da base HIDRO com
 26 aqueles derivados das bases em grade. A área de estudo abrange todo o estado do
 27 Rio Grande do Sul. As diferenças nos quantis de chuva das curvas IDFs foram avali-
 28 adas com dados interpolados utilizando os métodos IDW e Krigagem, considerando
 29 diferentes distribuições de máximos (Gumbel, GEV e Exponencial) e técnicas para
 30 obtenção de parâmetros na análise de frequência. As incertezas entre as distribuições
 31 de extremos adotadas foram examinadas e as curvas IDFs foram interpoladas para
 32 todas as sedes municipais do estado do Rio Grande do Sul. Os resultados indicam
 33 que os dados disponibilizados em grade tendem a subestimar os quantis de chuva.

34 **1 Introdução**

35 As relações de intensidade, duração e frequência (IDFs) possuem diversas aplicações na
 36 engenharia, seja na área de projetos de obras hidráulicas ou de planejamento de gestão de
 37 recursos hídricos.

38 No caso de projetos de obras hídricas, as relações IDFs são imprescindíveis para o dimen-
 39 sionamento adequado de infraestruturas, tais como sistemas de drenagem urbana, canais,
 40 galerias de águas pluviais, pontes, passagens molhadas, reservatórios e barragens. O conheci-
 41 mento das relações entre intensidade e duração das chuvas, combinado com sua frequência
 42 (ou recorrência), permite projetar sistemas que possam lidar eficientemente com os volumes
 43 de água esperados, minimizando o risco de alagamentos e inundações. A aplicação das
 44 relações IDFs assegura que as estruturas sejam dimensionadas para suportar eventos de pre-
 45 cipitação de alta intensidade e baixa frequência, que são críticos para a proteção de áreas
 46 urbanas.

47 Os projetos de drenagem urbana, por exemplo, utilizam as relações IDFs para calcular
 48 a capacidade necessária dos sistemas de escoamento e a capacidade de armazenamento dos
 49 reservatórios. De maneira similar, em áreas rurais, estas curvas ajudam a projetar canais
 50 de escoamento e práticas de manejo de bacias hidrográficas, contribuindo para a mitigação
 51 de problemas relacionados à erosão e à sedimentação.

52 No campo do planejamento e gestão de recursos hídricos, as relações IDFs são utilizadas
 53 para avaliar e prever o impacto das chuvas extremas em diferentes cenários de uso do solo
 54 e mudança climática. Elas são essenciais para a elaboração de estratégias de gestão de
 55 bacias hidrográficas e para a implementação de políticas de uso do solo que considerem a
 56 variabilidade e a intensidade das precipitações. A análise das relações IDFs permite estimar
 57 os impactos das mudanças no regime de precipitação sobre a disponibilidade de água e a

58 gestão dos recursos hídricos, orientando decisões sobre a alocação e o uso sustentável da
59 água.

60 Além disso, no planejamento urbano e rural, as relações IDFs ajudam na avaliação dos
61 riscos associados a eventos extremos e na elaboração de planos de contingência e medidas
62 de adaptação para lidar com os impactos da mudança climática. A integração das curvas
63 IDFs com modelos hidrológicos e hidrodinâmicos é fundamental para o desenvolvimento de
64 estratégias eficazes de gestão de desastres e para a proteção das comunidades e infraestruturas
65 contra eventos de precipitação severa.

66 As relações IDFs são obtidas através de uma série de dados de chuvas intensas, suficientemente
67 longas e representativas do local de interesse. A partir dessas relações são ajustados
68 modelos de regressão que sintetizam essas relações a partir de equações matemáticas que
69 aproximam essas relações por curvas de regressão. Para a definição das equações IDFs, são
70 analisadas, através de ajustes de distribuições de probabilidade de extremos, as máximas
71 chuvas anuais observadas para diferentes durações de chuva.

72 O estudo mais representativo sobre as relações IDFs para diferentes regiões brasileiras
73 foi conduzido por Pfafstetter (1957), abrangendo 98 postos pluviográficos distribuídos pelo
74 Brasil, com base em séries temporais parciais. Este trabalho continua a ser uma referência
75 fundamental para muitos projetos de engenharia e estudos relacionados à IDFs no território
76 brasileiro. No entanto, diante da mudança climática, a avaliação e atualização contínuas
77 dessas relações IDFs tornam-se essenciais para garantir a aplicabilidade das informações de
78 risco em projetos de engenharia e planejamento de recursos hídricos.

79 A questão da mudança climática tem se tornado cada vez mais relevante nas últimas
80 décadas, atraindo a atenção tanto da comunidade científica quanto da sociedade em geral
81 (Amir et al., 2013). Esse destaque se deve às potenciais consequências que alterações no
82 comportamento hidrometeorológico podem ter sobre os sistemas hídricos, comprometendo,
83 principalmente, sua confiabilidade. Tais mudanças estão desafiando a premissa tradicional
84 da engenharia de recursos hídricos de que a experiência hidrometeorológica passada é um
85 bom indicador para as condições futuras (Milly et al., 2008).

86 Diversos estudos têm investigado a relação entre a mudança climática e as alterações
87 nos padrões de distribuição, frequência e intensidade dos eventos de precipitação (Asadieh &
88 Krakauer, 2015). Essas alterações de padrões nas distribuições das intensidades e frequência
89 das chuvas podem acarretar sérios prejuízos à sociedade, incluindo a perda de vidas humanas.
90 A análise dessas mudanças está intimamente relacionada ao conceito de estacionariedade,
91 que pressupõe que as variáveis oscilam aleatoriamente dentro de um intervalo de variabilidade
92 constante. Compreender melhor os riscos futuros associados a essas mudanças é crucial
93 para a tomada de decisões, especialmente na formulação de estratégias de adaptação que a
94 sociedade deve adotar.

95 A avaliação de cenários futuros a partir de resultados de modelos climáticos é realizada
96 a partir de dados climáticos que são gerados em grades. As grades consistem em uma rede
97 regular de pontos ou células que cobrem uma área geográfica, onde cada célula contém dados
98 representativos de uma variável, como a precipitação, para aquela região. A obtenção de
99 dados de precipitação em grade para a avaliação de cenários de mudança climática futura
100 geralmente envolve a combinação de dados observacionais (Huffman et al., 2001), modelagem
101 numérica (Giorgi & Mearns, 2004) e técnicas de interpolação (Semenov & Barrow, 2008).
102 Dados de precipitação são coletados a partir de estações meteorológicas e satélites e, em
103 seguida, interpolados para gerar grades espaciais contínuas. Modelos climáticos simulam as
104 mudanças futuras na precipitação, considerando diferentes cenários de emissões de gases de
efeito estufa.

105 Embora os dados de precipitação em grade, frequentemente derivados de modelos
106 climáticos e técnicas de interpolação, sejam valiosos para fornecer uma visão abrangente
107 sobre a mudança climática em grandes áreas (Li et al., 2014), esses dados são obtidos em
108 resoluções espaciais que variam de dezenas a centenas de quilômetros, o que pode limitar a

110 capacidade de capturar variabilidades locais e eventos extremos específicos (Sillmann et al.,
 111 2013).

112 Em contraste, medições diretas de precipitação em estações meteorológicas fornecem
 113 informações locais, refletindo condições reais e específicas de cada ponto de medição (New et
 114 al., 2001). Essas medições são cruciais para validar e calibrar os modelos climáticos e os dados
 115 em grade, pois as resoluções espaciais dos modelos climáticos globais podem ser insuficientes
 116 para capturar as nuances da variabilidade local (Hughes et al., 2013). Após a geração dos
 117 dados em grade, técnicas de downscaling são utilizadas para aumentar a resolução espacial e
 118 fornecer previsões mais detalhadas. No entanto, ainda com o downscaling, a escala da grade
 119 muitas vezes permanece na faixa de dezenas de quilômetros, o que ainda pode não refletir
 120 plenamente as características locais (Giorgi & Mearns, 2002) ou incluir mais incertezas no
 121 processo. Fung et al. (2024) destacam a importância que a resolução espacial e temporal
 122 tem na precisão e relevância dos dados de precipitação.

123 Portanto, é fundamental comparar e analisar os dados provenientes de estações meteo-
 124 rográficas com os dados de precipitação em grade, seja de modelos climáticos ou de outras
 125 bases que utilizam técnicas de interpolação espacial. Essa comparação é crucial para avaliar
 126 a robustez e a representatividade das análises (Gao et al., 2014; Gudmundsson et al., 2012),
 127 especialmente nas relações IDFs, que se concentram em valores extremos de precipitação.
 128 Isso ocorre porque os padrões espaciais de eventos extremos podem não corresponder aos
 129 utilizados como referência nas técnicas de interpolação para dados em grade (McDonald et
 130 al., 2018).

131 Com base no contexto descrito, este estudo tem como objetivo comparar os resultados
 132 dos padrões de chuvas extremas a partir de equações IDFs obtidas diretamente de dados de
 133 estações pluviométricas da base Hidro (ANA, 2019), com aqueles advindos de duas bases
 134 em grade, amplamente utilizadas no Brasil: CHIRPS (Funk et al., 2015) e Xavier (Xavier
 135 et al., 2015, 2017). A área de estudo consiste em toda a região do estado do Rio Grande do
 136 Sul.

137 2 Material e Métodos

138 2.1 Base de Dados

139 Estudos sobre chuvas intensas e extremos hidrometeorológicos em escalas regionais,
 140 como no estado do Rio Grande do Sul, exigem a análise de uma ampla gama de dados e
 141 informações. Esses estudos visam não apenas avaliar e atualizar as relações entre intensidade,
 142 duração e frequência (IDFs) das precipitações, mas também identificar possíveis mudanças
 143 nessas relações ao longo do tempo. Para esse propósito, foram consideradas três fontes
 144 distintas de dados de precipitação, tanto nacionais quanto internacionais, cada uma com
 145 diferentes escalas espaço-temporais e formatos variados.

146 2.1.1 Base HIDRO

147 O monitoramento hidrometeorológico no Brasil tem suas origens no século XIX, com
 148 iniciativas como os trabalhos do DNOCS e do INMET, além das estações da São Paulo
 149 Light and Power, em 1909, e da Mineração Morro Velho, em Nova Lima, Minas Gerais, cujos
 150 registros de precipitação datam de 1855 (ANA, 2007). Desde então, o número de estações
 151 hidrometeorológicas tem crescido, permitindo uma ampliação significativa do conhecimento
 152 hidrológico do país.

153 Inicialmente, a rede de monitoramento foi concentrada na região Sudeste, com foco
 154 em monitorar precipitações e vazões relacionadas aos aproveitamentos hidrelétricos, e no
 155 Nordeste, devido às necessidades de lidar com os efeitos da seca. Ao longo dos anos, a rede
 156 se expandiu para o Sul e, de forma mais gradual, para o Centro-Oeste, começando a se
 157 estabelecer de maneira mais consistente na Região Norte apenas a partir da década de 1970
 158 (ANA, 2007).

159 Desde 2000, com a criação da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA),
 160 o monitoramento hidrometeorológico é gerenciado pela Rede Hidrometeorológica Nacional

(RHN), operada pela ANA. Esta rede, que cobre estrategicamente todo o país, coleta dados fluirométricos, pluviométricos, evapormétricos, sedimentométricos e de qualidade da água. Essas informações são essenciais para compreender as características quantitativas e qualitativas dos corpos d'água e a distribuição espacial e temporal dos índices pluviométricos no Brasil.

A instalação das estações de monitoramento é ajustada às necessidades dos diversos setores que utilizam recursos hídricos, incluindo energia, agricultura, transporte fluvial, saneamento, defesa civil e pesquisa. Grande parte da rede de monitoramento está cadastrada na base de dados Hidro da ANA, e as informações estão disponíveis através do Sistema de Informações Hidrológicas (Hidro ou HidroWeb) e no SNIRH. Além disso, a ANA oferece acesso aos dados hidrometeorológicos por meio de um webservice, disponível no endereço eletrônico: <http://telemetriaws1.ana.gov.br/ServiceANA.asmx>, como alternativa ao portal HidroWeb.

Os dados hidrológicos são disponibilizados em tempo real e são utilizados para uma variedade de propósitos, como a elaboração de estudos, definição de políticas públicas, avaliação da disponibilidade hídrica, e monitoramento de eventos críticos, como cheias e estiagens. A ANA também utiliza essas informações para a concessão de outorgas para uso de recursos hídricos em rios federais.

Dado que a base de dados HIDRO é uma fonte confiável de dados medidos a partir do monitoramento hidrológico, ela foi considerada a referência para a aferição da qualidade de outras bases de dados de precipitação em grade, como as fornecidas por Xavier e CHIRPS, no contexto deste estudo.

2.1.2 Base XAVIER

(Xavier et al., 2015, 2017) desenvolveram uma grade de alta resolução ($0.10^\circ \times 0.10^\circ$) para todo o território brasileiro com dados de precipitação diária e mais seis variáveis climáticas que geralmente são necessárias para estimar a evapotranspiração potencial. No processo de definição dos dados em grade foram testados, para cada variável, seis diferentes esquemas de interpolação utilizando 9259 estações pluviométricas e 735 estações meteorológicas cobrindo todo o território brasileiro durante o período de 1980-2015. O conjunto de dados está disponível em: <https://utexa.s.app.box.com/v/Xavier-et-al-IJOC-DATA>.

2.1.3 Base CHIRPS

O Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations (CHIRPS) é um conjunto de dados de precipitação desenvolvido pelo United States Geological Survey (USGS) e pelo Climate Hazards Group da Universidade de Califórnia, Santa Barbara (UCSB). Nesse produto, as estimativas de precipitação são compostas por diversas fontes de informações, tais como: (I) The Climate Hazards Group's Precipitation Climatology (CHPClim); (II) Observações de satélites com espectroscopia de infravermelho termal (Thermal Infrared, TIR), geoestacionárias quase globais da National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), Centro de Previsão Climática (CPC) e o National Climatic Data Center Climáticos (NCDC); (III) Campos de Precipitação do Coupled Forecast System da NOAA, versão 2 (CFSv2); (IV) Diversas observações de precipitação através de produtos de estações meteorológicas e outros serviços regionais [funk2015].

A base de dados CHIRPS possui uma resolução espacial de $0,25^\circ$, ou aproximadamente 25 km, próximo ao equador, cobertura geográfica de 50°S a 50°N , com dados de 1981 até os dias atuais e é disponibilizado em conjuntos de dados diários, em pêntadas e dados mensais. Os dados do CHIRPS estão disponíveis no sítio eletrônico da UCSB <ftp://ftp.chg.ucsb.edu/pub/org/chg/products/CHIRPS-2.0/>.

A Figure 1 abaixo ilustra a representação da resolução da grade da base XAVIER (Figure 1a) e CHIRPS (Figure 1b). Na resolução da base XAVIER de $0,1^\circ$ tem-se 2572 pontos de grade que interceptam o RS, na resolução da base CHIRPS de $0,25^\circ$ tem-se 475 pontos de grade que interceptam o RS. Os círculos coloridos em ambas as figuras representam as estações pluviométricas da base HIDRO. Foram no total avaliados 556 estações pluviométricas.

cas com dados no RS, no entanto só foram considerados para fins de estimativa das curvas IDF, estações com no mínimo 25 anos de dados sem falha (229 estações ou 42% do total de estações). Os círculos em vermelho são estações com tamanho da série entre 25 e 30 anos (54 (24%) estações), os amarelos entre 31 e 45 anos (97 (42%) estações) e os azuis maiores que 45 anos (78 (34%) estações). Os círculos pretos pequenos são estações com dados mais com tamanho de série menor que 25 anos.

2.2 Equações IDF

As relações entre a intensidade, a duração e a frequência de ocorrência de precipitações intensas podem ser expressas por uma equação. Para elaboração das Equações IDF, foi utilizado o modelo de equação tradicional, representado pela equação Equation 1:

$$i = \frac{a \cdot T_r^b}{(t + c)^d} \quad (1)$$

Em que:

i = intensidade máxima média de chuva (mm/h);

a = fator ou parâmetro que determina a unidade da intensidade da chuva;

T_r = tempo de retorno (anos);

t = duração da chuva (min); e

b , c e d = parâmetros de ajuste dependentes da estação pluviométrica.

A obtenção dos dados de precipitação foi feita com base nas bases de dados apresentadas no item 2.1, elegendo-se a precipitação de maior intensidade de cada ano. No caso das séries oriundas de estações pluviométricas obtidas da base HIDRO, não foi realizado o preenchimento de falhas, pois não foram considerados os anos que possuíam falhas.

A Table 1 apresenta algumas curvas IDF indicadas em Gonçalves (2011) que foram oriundas do trabalho de Pfafstetter (1957) e de outras relações IDF estabelecidas e publicadas para algumas regiões do Brasil. Essas informações são importantes para possibilitar efetuar comparações com curvas eventualmente atualizadas e aferir a ordem de grandeza dos parâmetros obtidos.

Table 1: Parâmetros das relações IDF existentes empregadas (Gonçalves, 2011). Fontes: (1)(Fragoso Jr., 2004); (2)(Bemfica et al., 2000); (3)(Bertoni & Tucci, 1993); (4)(Bravo et al., 2008) (5)(Distrito Federal, 2009)

LOCALIDADE	a	b	c	d	R2	FONTE
Porto Alegre (RS)	816,598	0,167	12	0,760	0,99911	(1)
Porto Alegre – 8º DISME	1297,900	0,171	11,619	0,850	-	(2)
Porto Alegre – Aeroporto	826,806	0,143	13,326	0,793	-	(2)
Cruz Alta (RS)	1419,000	0,190	12	0,800	-	(1)
Florianópolis (SC)	1754,242	0,187	36	0,823	0,99869	(1)
Curitiba (PR)	998,280	0,178	9	0,784	0,99942	(1)
Lins (SP)	430,500	0,300	12	0,740	-	(1)
Rio de Janeiro (RJ)	1239,000	0,150	20	0,740	-	(3)
Brasília (DF)	1574,700	0,207	8	0,884	0,99800	(5)
Aracajú (SE)	834,205	0,179	15	0,726	0,99551	(1)
Fortaleza (CE)	1408,613	0,167	12	0,778	0,99869	(1)
Teresina (PI)	1248,856	0,177	10	0,769	0,99861	(1)
São Luiz (MA)	1519,371	0,161	28	0,777	0,99764	(1)
Belém (PA)	1085,508	0,156	12	0,758	0,99551	(1)
Manaus (AM)	1136,504	0,158	10	0,764	0,99819	(1)

LOCALIDADE	a	b	c	d	R2	FONTE
Porto Velho (RO)	1182,378	0,159	11	0,757	0,99664	(1)
Rio Branco (AC)	1419,345	0,162	18	0,795	0,99779	(1)

Se inexistem relações IDFs estabelecidas para o local desejado, seja para a realização de estudos de planejamento, seja para o projeto de uma estrutura de drenagem, o problema pode ser contornado com o emprego da equação IDF ajustada com dados do pluviógrafo mais próximo, caso esteja situado em região climática homogênea. Outra alternativa consiste na utilização de métodos de desagregação de chuvas diárias (chuva acumulada no período diário) medidas por pluviômetros na área em estudo. Neste estudo só foram utilizados dados de chuva diária oriundos de pluviômetros que precisaram ser desagregados para compor as chuvas para diferentes durações.

No Brasil, a dificuldade da geração das equações para as relações IDFs reside na baixa densidade da rede de pluviógrafos, que medem os totais precipitados para diferentes durações (por exemplo, 5, 10, 15, 30 minutos e 1, 2 horas). Além disso, mesmo para os pluviógrafos disponíveis os períodos de observação são relativamente curtos. Outra dificuldade no uso dos dados de pluviógrafos reside na metodologia para obtenção das equações de chuvas intensas que requer um exaustivo trabalho de tabulação, análise e interpretação de grande quantidade de pluviogramas, muitas vezes armazenados em forma de gráficos em papel, ou seja, não digitalizados, e disponíveis apenas para consulta presencial no órgão responsável pela guarda dos dados.

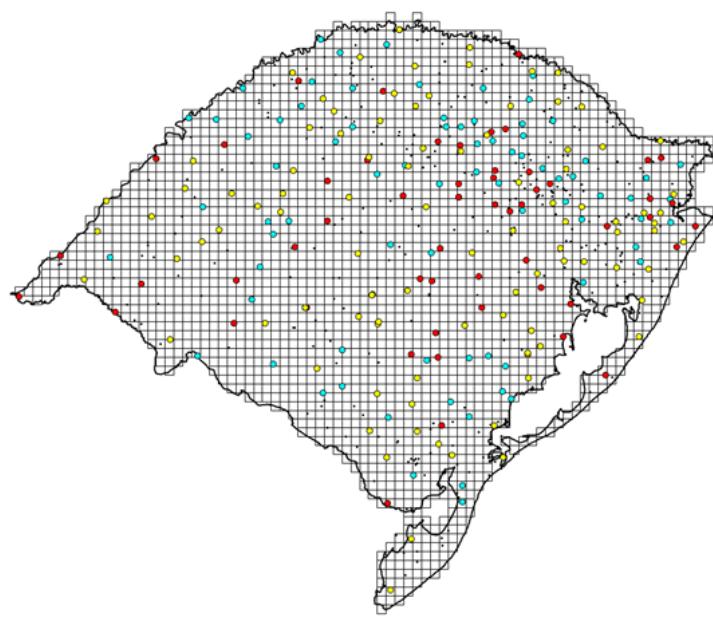
Gonçalves (2011) fez um levantamento das estações pluviográficas no Brasil, identificou-se a época que o principal esforço realizado no sentido de unificar e disponibilizar ao público as séries de dados pluviográficos existentes é o Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos – SNIRH, desenvolvido pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA). Gonçalves (2011) identificou que estão armazenados dados de 372 pluviógrafos espalhados por todo o território nacional (Table 2). Além disso, a maioria dos pluviógrafos apresentaram séries curtas e com muitas falhas.

Além disso, a adoção de dados de pluviômetros se justifica também na medida em que existe uma vasta rede pluviométrica instalada, como pode ser observado na Figure 1. No entanto, nos dados pluviométricos os totais precipitados são acumulados diariamente, não sendo registrados em menores intervalos de tempo, justamente na escala de interesse das chuvas de grande intensidade.

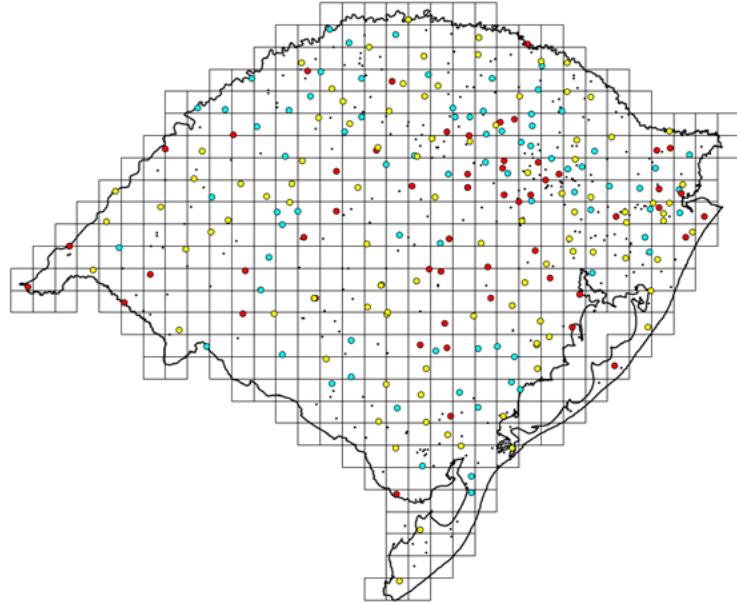
Table 2: Estações pluviográficas cadastrados no SNIRH: quantidade por bacia hidrográfica (Gonçalves, 2011).

Cód.	Bacia Hidrográfica	Estações Pluviográficas
1	Rio Amazonas	53
2	Rio Tocantins	28
3	Atlântico - Trecho Norte/Nordeste	25
4	Rio São Francisco	83
5	Atlântico - Trecho Leste	72
6	Rio Paraná	59
7	Rio Uruguai	37
8	Atlântico - Trecho Sudeste	15
	Total	372

Algumas metodologias que viabilizam a utilização de dados de pluviômetro para estabelecimento da relação IDF empregam coeficientes para transformar a chuva diária em



(a) XAVIER



(b) CHIRPS

Figure 1: Visualização espacial da grade XAVIER (a) e CHIRPS (b), e das estações pluviométricas. Círculos em vermelho são estações com tamanho da série entre 25 e 30 anos, os amarelos entre 31 e 45 anos, os azuis maiores que 45 anos e os círculos pretos pequenos indicam estações com tamanho de séries menores que 25 anos de dados.

chuvas de menor duração. Dentre elas destaca-se o Método das Isozonas, proposto por Torrico (1974), e o método das relações entre durações (DAE & CETESB, 1980).

2.3 Desagregação da Precipitação

A desagregação de totais de chuva diária para máxima de 24 horas de duração e em totais correspondentes para durações menores é frequentemente realizada com os chamados coeficientes de desagregação de chuvas. Esta prática é usada, normalmente, para estabelecer relações de IDFs em locais que dispõem somente de dados diários medidos com pluviômetros convencionais (Bertoni & Tucci, 1993).

Os coeficientes de desagregação disponíveis na literatura técnico-científica do país são apresentados na forma de tabelas e, também, como índices em cascata (por exemplo, dois coeficientes multiplicativos sucessivos para desagregar uma chuva de 24 horas na chuva de 1 hora).

Várias tabelas com coeficientes de desagregação são encontradas em diversas publicações, mas o presente estudo baseia-se naqueles apresentados em DAE & CETESB (1980) e Bertoni & Tucci (1993).

Na Table 3 são reproduzidos os coeficientes de desagregação indicados em DAE & CETESB (1980), obtidos a partir do clássico estudo de Pfafstetter (1957), que abrangeu todo o território nacional. Os valores dos coeficientes são relações médias de precipitação máxima com períodos de retorno entre 2 e 100 anos obtidas das curvas IDFs propostas por Pfafstetter (1957). Pode-se notar, um grupo de índices relativos a durações menores que 30 min, um outro para durações iguais ou superiores a 1 hora e um terceiro utilizado para conversão da chuva diária medida no pluviômetro e a chuva de duração de 24 horas. O coeficiente, que relaciona a chuva de 30 min com a chuva de 1 hora é o elo entre os dois grupos.

Conforme a Table 3, para se obter a chuva de 5 min a partir da chuva diária registrada no pluviômetro para um determinado tempo de retorno, inicialmente divide-se o valor da chuva do pluviômetro por 24 h. Na sequência, aplica-se o coeficiente multiplicador de 1,13 para converter a chuva diária em intensidade de chuva com duração de 24 hs. A partir do valor da chuva de 24 horas, a seqüência de coeficientes em cascata é igual a 0,42 multiplicado por 0,74 e por 0,34. Ou seja, a chuva máxima de 5 min corresponde, com duas casas decimais, a 0,11 (ou 11%) da chuva máxima de 24 horas ou 0,1243% da chuva diária registrada no pluviômetro. Pode-se estabelecer coeficientes similares para as outras durações de chuva conforme coeficientes da Table 3, aqui denominados de coeficientes diretos de desagregação.

Table 3: Coeficientes de desagregação de chuvas (DAE & CETESB, 1980).

Relação de durações	Relação de chuvas
5 min/30 min	0,34
10 min/30 min	0,54
15 min/30 min	0,70
20 min/30 min	0,81
25 min/30 min	0,91
30 min/ 1 h	0,74
1 h/ 24 h	0,42
6 h/ 24 h	0,72
8 h/ 24 h	0,78
10 h/ 24 h	0,82
12 h/ 24 h	0,85
1 dia / 24 h	1,13

302 **2.4 Análise de Frequência**

303 A análise de frequência busca o ajuste de modelos estatísticos aos valores máximos de
 304 variáveis hidrológicas. O primeiro objetivo da análise de frequência é relacionar a magnitude
 305 de eventos extremos com suas frequências de ocorrência, através do uso de distribuições
 306 de probabilidades. Na análise de frequência são avaliados os dados históricos da variável
 307 hidrológica disponível no local de interesse ou por meio de regionalização.

308 Assim, análise de frequência de precipitações máximas envolve, basicamente, as
 309 seguintes etapas:

- 310 a. Definição de uma amostra de precipitações máximas, na forma de uma série de dados.
 Neste estudo foram utilizadas precipitações máximas diárias anuais;
- 312 b. Essa amostra deve satisfazer os critérios estatísticos de aleatoriedade, independência,
 homogeneidade e estacionaridade, além de ter sido objeto de verificações de valores
 atípicos (outliers);
- 315 c. Propor uma ou algumas distribuições teóricas de probabilidade, com a estimativa de
 seus respectivos parâmetros e ajustar a melhor distribuição probabilística teórica aos
 dados, utilizando a melhor técnica disponível; e
- 318 d. Utilização da distribuição ajustada para inferir, estatisticamente, os valores referentes
 à população;

320 Na análise de frequência, considera-se que os valores máximos hidrológicos têm um
 321 comportamento aleatório, sendo necessária a definição da distribuição de probabilidades
 322 do universo dessas precipitações máximas. Este enfoque probabilístico permite estimar as
 323 probabilidades de ocorrência para a magnitude dos valores máximos hidrológicos. Para isso,
 324 utilizam-se como dados básicos, registros históricos dessas variáveis, de onde são obtidas as
 325 amostras de máximas ocorrências.

326 Quando o registro histórico é relativamente longo, a análise de frequência de valores
 327 máximos hidrológicos pode ser feita a partir de interpolações na curva de distribuição das
 328 frequências amostrais, que associa probabilidades acumuladas a cada ponto da amostra
 329 ordenada, de acordo com posições de plotagens em papéis probabilísticos. No entanto, muito
 330 comumente, o tamanho da amostra não é suficiente para fornecer informações a respeito de
 331 precipitações com altos períodos de retorno (por exemplo de 100, 1.000 e 10.000 anos),
 332 sendo necessário fazer extrapolações na curva de frequência, as quais exigem uma decisão
 333 com grande subjetividade.

334 Para contornar o problema, as precipitações máximas são consideradas como amostras
 335 de uma variável aleatória contínua, e são empregados modelos probabilísticos devidamente
 336 ajustados a essas amostras, permitindo que as extrapolações sejam feitas com menor subje-
 337 tividade. Esta hipótese pode, entretanto, ser bastante enganosa.

338 **2.4.1 Escolha da Distribuição**

339 A distribuição teórica tradicionalmente utilizada no ajuste de curvas IDFs é a dis-
 340 tribuição de Gumbel, também conhecida como Distribuição Assintótica Tipo I. Gravatal
 341 (2024) analisou diversos trabalhos acadêmicos sobre o tema e verificou que grande parte dos
 342 estudos, cerca de 20 estudos no Brasil, recaiu sobre a distribuição de Gumbel. No entanto,
 343 o fato de os estudos adotarem uma única distribuição, não é evidência suficiente de que de
 344 fato essa é a distribuição mais adequada para ajuste das IDFs.

345 Devido à falta de bases sólidas para a escolha da distribuição que melhor se ajusta à
 346 série de dados, é recomendável testar diversas distribuições (Rao & Hamed, 2000). Essas
 347 distribuições podem ser escolhidas, inicialmente, com base nos valores dos coeficientes de
 348 assimetria e de curtose, através do Diagrama das Relações dos Momentos (MRD) (Moment
 349 Ratio Diagrams em inglês) e também o L-MRD (onde L representa uma linearização efetuada
 350 sobre os momentos), ou a partir de distribuições recomendadas em estudos específicos como

351 os critérios preconizados pela ELETROBRAS (1987) no “*Guia Para Cálculo de Cheia de*
 352 *Projeto de Vertedores*”.

353 Apesar de ser um procedimento subjetivo, o exame visual do ajuste entre as distribuições
 354 de probabilidades candidatas e os dados observados também pode ser útil na seleção da dis-
 355 tribuição de probabilidades apropriada. Embora útil, o exame visual dos dados é adequado
 356 para amostras de grandes tamanhos, uma vez que amostras pequenas são muito mais sen-
 357 síveis à presença de erros de amostragem ou de imprecisões na estimação da posição de
 358 plotagem, os quais podem tornar a análise visual pouco informativa, ou até mesmo, pouco
 359 confiável.

360 A forma mais comum de seleção da distribuição de probabilidade é a partir da aderência
 361 da distribuição proposta à distribuição empírica dos valores amostrais (que compõem a
 362 série histórica). Essa aderência é quantificada a partir de testes de hipóteses específicos,
 363 conhecidos como testes de aderência (Chambers & Hastie, 1992), sendo os testes do Qui-
 364 Quadrado (Pearson, 1900) e de Komolgorov & Smirnov (Kolmogorov, 1933; Smirnov, 1948)
 365 bastante empregados. Esses testes, embora não se prestem a seleção de uma dentre várias
 366 distribuições possíveis, são instrumentos da estatística que auxiliam a tomada de decisão
 367 quanto à adequação ou inadequação de um certo modelo distributivo a uma dada amostra.
 368 Contudo, ressalta-se que dado o baixo poder estatístico (Cohen, 1992) desses testes, o uso
 369 indiscriminado dos resultados desses testes pode resultar em escolhas equivocadas.

370 2.4.2 *Estimativa dos Parâmetros da Distribuição*

371 Observa-se que a definição de um modelo distributivo que descreva as características
 372 probabilísticas de um fenômeno hidrológico é um problema complexo e passa também pela
 373 estimação dos seus parâmetros. As distribuições frequentemente utilizadas em hidrologia
 374 apresentam um número de parâmetros bastante variado. Apesar dos modelos de 3 parâmet-
 375 ros apresentarem maior flexibilidade de forma, de modo geral, quando se dispõe de amostras
 376 curtas (com 50 valores ou menos), é aconselhável que se investigue, primeiramente, apenas as
 377 funções que estão definidas por um ou dois parâmetros, pois a qualidade da estimativa é pro-
 378 poracional ao tamanho e à representatividade da amostra (Burnham & Anderson, 2002). **No**
 379 **presente estudo foram testas as distribuições Gumbel (GUM) e Gama (GAM)**
 380 **com 2 parâmetros e a Distribuiçāod e Extremos com Valores Generalizados**
 381 **(GEV) com 3 parâmetros.**

382 Depois de definida quais as distribuições de probabilidades que serão analisadas, o
 383 próximo passo é a estimação dos parâmetros das distribuições escolhidas que servirão para
 384 determinar os valores de precipitações máximas (quantis) associados a seus respectivos perío-
 385 dos de retorno. Existem inúmeros métodos de determinação dos parâmetros da distribuição,
 386 entre os quais podemos destacar: o Método dos Momentos (MOM) (Hansen & Singleton,
 387 1982), o Método da Máxima Verossimilhança (ML) (Casella & Berger, 2002; Cox & Hinkley,
 388 1961) e o Método dos Momentos com Pesos Probabilísticos (MML) (Jørgensen, 1997; Mac-
 389 Donald & Zucchini, 2009). **No presente estudo foram testados os métodos MOM e**
 390 **MML.**

391 O método MOM é um estimador de parâmetros relativamente simples e fácil. Ele
 392 consiste em igualar os momentos amostrais aos populacionais. O resultado dessa oper-
 393 ação produzirá as estimativas dos parâmetros da distribuição de probabilidades em questão.
 394 Embora amplamente empregado no ajuste de curvas IDFs, o MOM tem uma qualidade in-
 395 ferior e menos eficiente que outros métodos de estimação de parâmetros, como por exemplo,
 396 o método MML (Hinkley & Lee, 1995). Esta baixa eficiência é notada, principalmente,
 397 quando se trata de distribuições com mais de três parâmetros, pois os momentos de or-
 398 dem alta têm uma probabilidade maior de estarem enviesado em amostras relativamente
 399 pequenas (Johnson & Kotz, 1994).

400 O método MML em geral resulta em uma estimativa com procedimentos de cálculos
 401 mais simples. A estimativa dos parâmetros pelo MML apresenta, em alguns casos, valores
 402 mais precisos quando comparado a outros métodos, como o método da Mínima Variância

403 Assintótica (MVS), por exemplo (Morrison & Tang, 1994). A estimação dos parâmetros pelo
 404 MML é obtida de maneira análoga ao MOM, igualando cada momento com peso probabilístico teórico com sua estimativa amostral, formando um sistema de equações cujas incógnitas
 405 são os parâmetros da distribuição teórica. O MML apresenta-se como uma técnica eficiente
 406 para estimativa dos parâmetros de uma distribuição de probabilidades.
 407

408 **Neste estudo foram testados 3 modelos probabilísticos: as distribuições Gumbel (GUM) e Gama (GAM) com 2 parâmetros e a Extremos Valores Generalizados (GEV) com 3 parâmetros. Para estimar esses parâmetros foram utilizados os métodos MOM e MML.**
 409
 410
 411

412 2.5 Período de Retorno

413 O período de retorno é o intervalo de tempo médio entre a ocorrência de uma determinada magnitude ou intensidade, com base em uma série histórica de observações. Matematicamente corresponde ao inverso da probabilidade de um determinado evento (chuva ou vazão) de ser igualado ou excedido em um ano qualquer.
 414
 415
 416

417 Ao decidir se uma estrutura hidráulica será projetada para uma chuva ou vazão com período de retorno de T_r anos, automaticamente, decide-se o grau de proteção conferido à população, uma vez que se define qual é o “risco aceitável”, ou seja, a probabilidade de uma determinada estrutura hidráulica vir a falhar pelo menos uma vez durante sua vida útil.
 418
 419
 420

421 Esse conceito leva em conta que uma estrutura hidráulica projetada para um período de retorno T_r expõe-se, todo o ano, a uma probabilidade $1/T_r$ de vir a falhar. É intuitivo que, ao longo de n anos de sua vida útil, essa obra terá um risco de falha maior do que $1/T_r$, uma vez que ficará exposta, repetidamente, a essa possibilidade.
 422
 423
 424

425 A expressão para o cálculo do risco R , deduzida da teoria das probabilidades é, portanto, função do tempo de retorno T_r e do número de anos esperado para a vida útil da estrutura e é representada por:
 426
 427

$$R = 100 \cdot \left[1 - \left(1 - \frac{1}{T_r} \right) \right]^n \quad (2)$$

428 Em que:

429 R = Risco (%);

430 T_r = Período de retorno (anos); e

431 n = vida útil (anos).

432 Algumas referências para tempos de retorno utilizados para estruturas hidráulicas destinadas à drenagem urbana são apresentados na Table 4.
 433

Table 4: Período de retorno para diferentes ocupações de área (Porto, 1995).

Tipo de Drenagem	Tipo de Ocupação da Área/Obra	Tempo de Retorno (anos)
Microdrenagem	Residencial	2
Microdrenagem	Comercial	5
Microdrenagem	Áreas com edifícios de serviços públicos	5
Microdrenagem	Aeroportos	2-5
Microdrenagem	Áreas comerciais e artérias de tráfego	5-10
Microdrenagem	Áreas comerciais e residenciais	50-100
Macrodrenagem	Áreas de importância e específica	500-

434 A Table 5 correlaciona o período de retorno e a vida útil da obra apresentando o risco
 435 percentual associado à falha, conforme Equation 1.

Table 5: Riscos percentuais de falha em função do período de retorno e vida útil da obra.

Tempo de Retorno (anos)/Vida Útil (anos)	2	5	25	50	100
2	75	96.88	100	100	100
5	36	67.23	99.62	100	100
10	19	40.95	92.82	99.48	100
25	7.84	18.46	63.96	87.01	98.31
50	3.96	9.61	39.65	63.58	86.74
100	1.99	4.9	22.22	39.5	63.4
500	0.4	1	4.88	9.53	18.14

436 Como exemplo, considere que uma determinada estrutura hidráulica tenha vida útil de
 437 50 anos. O risco desta estrutura vir a falhar, pelo menos uma vez, durante sua vida útil, é
 438 de praticamente 100%, quando o período de retorno é igual a 2 e 5 anos, 99% para quando
 439 igual a 10 anos, 87% quando 25 anos, 64% quando 50 anos, 39% quando igual a 100 anos e
 440 9% quando igual a 500 anos.

441 A American Society of Civil Engineers (1992) recomenda que a escolha do período de
 442 retorno deva ser precedida de um estudo de risco associado aos danos provocados por um
 443 evento hidrológico superior ao de projeto durante a vida útil da estrutura hidráulica. Diante
 444 deste critério, devem ser avaliados: o porte da obra, a densidade de população da região, o
 445 volume de tráfego do sistema viário do local, o entorno da região, proximidade de escolas,
 446 hospitais, estádios, estações ferroviárias ou de metrô, terminais de ônibus, aeroportos, etc.
 447 Esse critério deve ser definido politicamente, uma vez que a população e os seus represen-
 448 tantes governamentais decidirão o grau de proteção desejável e o quanto estarão dispostos
 449 a pagar por ele.

450 Para Tucci (2004), existem certas dificuldades em se estabelecer o período de retorno
 451 objetivamente. Estas dificuldades estão ligadas a aspectos políticos, sociais, econômicos e
 452 hidrológicos. Estudos econômicos, como uma análise custo-benefício, poderiam orientar essa
 453 escolha. Mas, a necessidade de se considerar custos e benefícios de difícil quantificação e,
 454 ainda mais, a impossibilidade de se levar em conta uma série de aspectos que não podem
 455 ser expressos em termos monetários, limitam a aplicação desta metodologia.

456 2.6 Estimativa dos parâmetros a, b, c e d das relações IDFs

457 Para o cálculo das chuvas extremas, procedeu-se a estimativa dos parâmetros de curvas
 458 IDFs para todas as séries de dados, a partir das três bases consideradas, HIDRO, XAVIER
 459 e CHIRPS.

460 Para a automatização da geração das curvas IDFs para todas as séries, foi implementado
 461 um programa em linguagem JAVA no âmbito do sistema FERAH, que realiza, de forma
 462 iterativa para todas as séries, as seguintes etapas:

- 463 a. Leitura das séries de chuva diária de determinada base de dados (HIDRO, XAVIER,
 464 ou HIDRO);
- 465 b. Organização da série de precipitação diária máxima por ano hidrológico;
- 466 c. Análise de frequência da série de precipitação diária máxima por ano hidrológico,
 467 considerando a abordagem apresentada no item 2.4; e

- 468 d. Desagregação das precipitações diárias associadas a diferentes tempos de retorno por
 469 meio dos coeficientes de desagregação apresentados na Table 3. Inicialmente, procede-
 470 se com a desagregação da chuva diária medida no pluviômetro para chuva de duração
 471 de 24 horas, por meio do respectivo coeficiente de desagregação. Em seguida, as
 472 precipitações de 24 horas são desagregadas em alturas de chuva de menor duração
 473 (12 h, 9h, 6h, 3h, 2h, 1 h, 30 min, 25 min, 15 min, 10 min e 5 min);
 474 e. Definição dos parâmetros da equação que representa as relações IDFs estabelecidas
 475 com a desagregação de chuvas;
 476 f. Escrita dos resultados em arquivos de saída.

477 Para a implementação da etapa (e), foi utilizada a mesma abordagem adotada em
 478 Gonçalves (2011). Assim, a equação geral da curva IDF (Equation 2) foi linearizada com o
 479 uso de logaritmos, da seguinte forma:

$$\log(i) = \log(a) + b \cdot \log(T_r) - d \cdot \log(t + c) \quad (3)$$

480 Denominando-se, $Y = \log(i)$; $X1 = \log(T_r)$; $X2 = \log(t + c)$ e $A = \log(a)$, tem-se:

$$Y = A + bX1 + dX2 \quad (4)$$

481 que é uma equação linear de duas variáveis ($X1$ e $X2$), cujos parâmetros A , b e d podem
 482 ser obtidos por regressão múltipla.

483 Já o parâmetro c não pode ser explicitado no logaritmo, de forma que sua obtenção foi
 484 feita de forma iterativa: uma vez que os valores característicos deste parâmetro se situam
 485 entre 0 e 30, o programa realiza 600 ajustes, variando o valor de c entre -30 e +30, com passo
 486 de 0,1. O valor final de c é aquele que resulta no maior valor do coeficiente de determinação
 487 R2.

488 2.7 Espacialização e comparação das intensidades das chuvas máximas

489 Para a comparação do comportamento espacial das chuvas entre as diferentes bases de
 490 dados (HIDRO, XAVIER E CHIRPS), após o ajuste das equações IDFs, conforme descrito
 491 no item 2.6, por simplificação, optou-se por adotar a intensidade da chuva com duração de
 492 24 horas, incluindo os tempos de retorno de 2, 5, 25, 100 e 500 anos como referencial de
 493 comparação.

494 Após o cálculo dos parâmetros das curvas IDFs para todas as diferentes bases de dados,
 495 foi implementado um algoritmo em linguagem R (R-Core-Team, 2023) para cálculo das
 496 intensidades de precipitações com os diferentes tempos de retorno supramencionados para
 497 a duração de chuva de 24 horas, considerando os tempos de retorno descritos e as diferentes
 498 bases de dados consideradas.

499 Como para base HIDRO obtém-se uma equação IDF para cada estação pluviométrica e
 500 para as bases em grade (XAVIER e CHIRPS) são obtidas uma equação IDF para cada ponto
 501 de grade, duas abordagens foram utilizadas para a comparação dos padrões de intensidade
 502 de chuvas geradas pelas diferentes IDFs. A primeira abordagem, denominada abordagem de
 503 comparação localizada (ABL), consistiu em uma comparação pontual nos locais das próprias
 504 estações pluviométricas. A segunda abordagem, denominada abordagem de comparação
 505 espacializada (ABE), consistiu em uma comparação espacial ao longo de toda a área de
 506 estudo cobrindo todos os pontos de grade. Essas comparações visaram avaliar as diferenças
 507 espaciais nas intensidades de chuvas dos dados provenientes diretamente das bases em grade
 508 e aqueles que seriam obtidos por interpolação direta a partir das estações pluviométricas
 509 para os pontos equivalentes das grades dessas bases.

510 Outra avaliação realizada consistiu em comparar os resultados da espacialização das
 511 intensidades de chuva obtidas de duas formas. A primeira, a partir da espacialização das

512 intensidades de chuva de 24 horas obtidas a partir das equações IDFs para cada estação
 513 pluviométrica e, posteriormente, espacializadas por um método de interpolação para as
 514 células de grade. A segunda forma consistiu em primeiro espacializar os parâmetros das
 515 equações IDFs ajustadas a partir das estações para as células da grade. Com os parâmetros
 516 das IDFs interpolados para cada célula de grade, procedeu-se com o cálculo da intensidade
 517 da chuva de 24 horas para os diferentes tempos de retorno. Esta avaliação foi realizada
 518 apenas pelo método IDW considerando as células da base XAVIER.

519 2.7.1 Abordagem de comparação localizada (ABL)

520 A ABL buscou comparar, na própria localidade das estações pluviométricas, os valores
 521 das intensidades de chuvas de 24 horas para diferentes tempos de retorno, provenientes
 522 das três bases avaliadas. Ou seja, a abordagem visou verificar o quanto bem as bases em
 523 grade (XAVIER e CHIRPS) reproduzem os padrões de intensidade de chuvas das IDFs
 524 geradas diretamente a partir dos dados locais das estações pluviométricas (base HIDRO).
 525 Para isso, foi implementado um algoritmo em linguagem R que identificou, para cada uma
 526 das bases XAVIER e CHIRPS, as células das grades que continham estações pluviométricas
 527 da base HIDRO. Assim, as intensidades de chuvas com duração de 24 horas para os tempos
 528 de retorno de interesse, obtidas a partir das equações IDFs ajustadas, foram comparadas
 529 nesses pontos de grade coincidentes com as estações pluviométricas.

530 2.7.2 Abordagem de comparação espacial (ABE)

531 A ABE buscou espacializar as intensidades da chuvas de 24 horas para os diferentes
 532 tempos de retorno das estações para os pontos de grade correspondentes àqueles das bases
 533 XAVIER e CHIRPS. A partir disso, foi comparado o comportamento espacial das intensi-
 534 dades de chuvas de 24 horas para os diferentes tempos de retorno, interpoladas nos pontos
 535 de grade a partir dos dados das estações da base HIDRO. Os pontos de grade considerados
 536 foram os mesmos das bases XAVIER e CHIRPS. Assim, comparou-se a espacialização da
 537 chuva de referência, transportada para os pontos de grade a partir dos dados das estações,
 538 com aqueles obtidos diretamente das bases XAVIER e CHIRPS em toda a área de estudo.

539 A interpolação (ou espacialização) dos dados das estações pluviométricas para os pontos
 540 de grade foi realizada a partir de duas técnicas: a interpolação ponderada pelo inverso da
 541 distância ou *Inverse Distance Weighting* (IDW) e krigagem ordinária (OK).

542 2.7.2.1 Espacialização por interpolação ponderada pelo inverso da distância (IDW)

543 O método IDW é uma técnica amplamente utilizada para estimar valores desconhecidos
 544 em pontos com base em dados amostrais próximos. O método foi inicialmente descrito por
 545 Shepard (1968) e a ideia principal é que pontos mais próximos têm uma maior influência na
 546 estimativa do que pontos mais distantes.

547 A fórmula para calcular o valor estimado de intensidade de chuva $\hat{i}_{24}^{T_r}(x_0)$ com duração
 548 de 24 hs para cada valor de T_r em um ponto x_0 é dada por:

$$\hat{i}_{24}^{T_r}(x_0) = \frac{\sum_{i=1}^n w_{x_i} \cdot i_{24}^{T_r}(x_i)}{\sum_{i=1}^n w_{x_i}} \quad (5)$$

549 em que:

550 $\hat{i}_{24}^{T_r}(x_0)$ = valor de intensidade de chuva com duração de 24 horas e tempo de retorno
 551 T_r , estimado no ponto de valor desconhecido x_0 ;

552 w_{x_i} = peso associado ao ponto x_i , calculado como $w_{x_i} = \frac{1}{d(x_i, x_0)^p}$;

553 $d(x_i, x_0)$ = distância entre o ponto x_i e o ponto x_0 ;

554 $i_{24}^{T_r}(x_i)$ = intensidade de chuva com duração de 24 horas e tempo de retorno T_r , obser-
 555 vado no ponto x_i ; e

556 p = parâmetro de potência que controla a influência da distância nos pesos.

O parâmetro de potência p tem total influência nos valores dos pesos adotados na ponderação e, consequentemente, nos resultados da interpolação. Para se considerar o melhor valor foi realizada uma análise de sensibilidade e otimização deste parâmetro por meio de um processo de avaliação multicretério onde, após a análise de sensibilidade, foi definido o valor de p que minimizasse o erro quadrado médio (RMSE) e a diferença percentual entre os coeficientes angulares da reta 1:1 e da reta de ajuste linear entre valores observados e preditos ($\% \Delta\alpha$).

Dessa forma, para cada valor de T_r considerado (2, 5, 25, 100 e 500 anos) foi definido o melhor parâmetro p .

2.7.2.2 Espacialização por krigagem ordinária (OK)

A OK também consiste em um método de interpolação, contudo, possui um embasamento estatístico. O modelo de OK utiliza uma função de variograma para modelar a estrutura espacial dos dados. Na OK como também se assume que a soma dos pesos deve ser unitária, a média é estimada localmente e não se faz necessário conhecer a média da distribuição global dos dados. Assim a OK relaxa a hipótese de estacionariedade da média global fazendo uso das informações localizadas dos dados. A OK é amplamente utilizada em geostatística para criar superfícies contínuas a partir de dados pontuais. O objetivo é encontrar a estimativa mais precisa de um valor desconhecido minimizando a variância do erro de estimativa. A fórmula geral para a estimativa de OK é dada por:

$$\hat{i}_{24}^{T_r}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_{i_{24}^{T_r}(x_i)} \cdot i_{24}^{T_r}(x_i) \quad (6)$$

onde:

$i_{24}^{T_r}(x_0)$ = valor de intensidade de chuva com duração de 24 horas e tempo de retorno T_r , estimado no ponto de valor desconhecido x_0 ;

$\lambda_{i_{24}^{T_r}(x_i)}$ = pesos atribuídos a cada ponto amostral x_i ; e

$i_{24}^{T_r}(x_i)$ = intensidade de chuva com duração de 24 horas e tempo de retorno T_r observado no ponto x_i .

Embora do ponto de vista estrutural a Equation 6 seja similar àquela adotada no método IDW (Equation 5), a diferença fundamental encontra-se na forma como os pesos são calculados. Ao contrário do método IDW, a OK consiste em um modelo estatístico de tal forma que os pesos $\lambda_{i_{24}^{T_r}(x_i)}$ são calculados resolvendo-se um sistema de equações que minimiza a variância do erro de estimação baseado no variograma empírico dos dados. Portanto, o sistema de equações linear a ser resolvido incorpora a covariância existente na estrutura de dados e é dado por:

$$\begin{bmatrix} Cov(i_{24}^{T_r}(x_1), i_{24}^{T_r}(x_1)) & Cov(i_{24}^{T_r}(x_1), i_{24}^{T_r}(x_2)) & \dots & Cov(i_{24}^{T_r}(x_1), i_{24}^{T_r}(x_n)) & 1 \\ Cov(i_{24}^{T_r}(x_2), i_{24}^{T_r}(x_1)) & Cov(i_{24}^{T_r}(x_2), i_{24}^{T_r}(x_2)) & \dots & Cov(i_{24}^{T_r}(x_2), i_{24}^{T_r}(x_n)) & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ Cov(i_{24}^{T_r}(x_n), i_{24}^{T_r}(x_1)) & Cov(i_{24}^{T_r}(x_n), i_{24}^{T_r}(x_2)) & \dots & Cov(i_{24}^{T_r}(x_n), i_{24}^{T_r}(x_n)) & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_{i_{24}^{T_r}(x_1)} \\ \lambda_{i_{24}^{T_r}(x_2)} \\ \vdots \\ \lambda_{i_{24}^{T_r}(x_n)} \\ \mu \end{bmatrix} =$$

589

$$\begin{bmatrix} Cov\left(i_{24}^{T_r}(x_1), i_{24}^{T_r}(x_0)\right) \\ Cov\left(i_{24}^{T_r}(x_2), i_{24}^{T_r}(x_0)\right) \\ \vdots \\ Cov\left(i_{24}^{T_r}(x_n), i_{24}^{T_r}(x_0)\right) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

590 em que:

591 $Cov(\cdot)$ = covariância; e592 μ = parâmetro necessário para garantir que a soma dos pesos $\lambda_{i_{24}^{T_r}(x_i)}$ sejam unitários.

593 Este sistema de equações pode ser reescrito de forma simplificada como:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{C} & \mathbf{1} \\ \mathbf{1}^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

594 Em que:

595 \mathbf{C} é a matriz de covariância $n \times n$ com os elementos $Cov\left(i_{24}^{T_r}(x_i), i_{24}^{T_r}(x_j)\right)$;596 $\mathbf{1}$ é um vetor coluna de tamanho n com todos os elementos iguais a 1;597 $\mathbf{1}^T$ é o vetor linha de tamanho n com todos os elementos iguais a 1;

598 é o vetor coluna com os pesos;

599 é parâmetro que garante a unidade na soma dos pesos; e

600 \mathbf{c}_0 é o vetor coluna com elementos $Cov\left(i_{24}^{T_r}(x_i), i_{24}^{T_r}(x_0)\right)$.

601 A OK considera a proximidade entre os dados a partir de \mathbf{c}_0 , a redundância de dados
 602 a partir de \mathbf{C} e o variograma dos dados. Embora a krigagem traga uma certa sofisticação
 603 estatística na forma de realizar a interpolação, esta abordagem não necessariamente implica
 604 em melhores resultados de interpolação quando empregada para mapear a distribuição es-
 605 pacial de atributos que não tenham a sua variabilidade no espaço distribuída de forma mais
 606 suave. Neste caso, pode ser necessário o emprego de outras formas de se definir os pesos do
 607 vetor λ , por meio da inclusão de outras covariáveis de interesse. Contudo, isto não foi objeto
 608 deste estudo. Maiores detalhes a respeito da OK são detalhados em Matheron (1963).

609 Para este estudo, foram testados diferentes tipos de funções de variograma (linear,
 610 hiperbólico, exponencial e gaussiano), tendo-se optado por adotar o modelo gaussiano. Após
 611 sucessivas análises de performance, adotou-se para os parâmetros do modelo de variograma
 612 gaussiano o alcance de 50000, nugget = 0.12 e sill=0.8.

613 2.8 Incertezas entre os modelos de distribuições e métodos de estimativa 614 de parâmetros

615 Considerando os diferentes modelos de distribuições de valores máximos testados (GUM,
 616 GAM e GEV) e os dois métodos para a estimativa dos parâmetros das distribuições avaliados
 617 (MOM e MML), buscou-se realizar uma análise das incertezas associadas a essas diferentes
 618 distribuições e metodologias de forma espacializada nas estações pluviométricas da base
 619 HIDRO. Para isso após o cálculo da chuva máxima com duração de 24 horas para os dife-
 620 rentes tempos de recorrência considerados e todas as distribuições e métodos de estimativa de
 621 parâmetros, calculou-se a diferença percentual entre os valores máximos e mínimos obtidos
 622 em todas as estações consideradas.

623 **2.9 Estimativa do erro entre as bases de dados em grade e as estações
624 pluviométricas**

625 Partindo-se da premissa que a intensidade de chuva de 24 horas estimada a partir das
626 estações da base HIDRO consistiria no valor de referência em cada estação, computou-se a
627 diferença entre aqueles valores de intensidade de chuva de 24 horas obtidos nos pontos de
628 grade coincidentes com as estações pluviométricas para as bases XAVIER e CHIRPS com
629 os correspondentes valores obtidos a partir dos dados das estações para os diferentes tempos
630 de retorno.

631 **2.10 Análise de performance e comparação dos resultados**

632 Para comparação dos resultados obtidos a partir das diferentes bases, análise de sensi-
633 biidade e escolha da técnica de interpolação mais adequada entre aquelas testadas, foram
634 utilizadas algumas métricas e procedimentos específicos para tornar mais objetivo este pro-
635 cesso.

636 **2.10.1 Erro quadrado médio (RMSE)**

637 O Erro Quadrático Médio (RMSE) é uma métrica de avaliação que mede a precisão de
638 um modelo de previsão, calculando a raiz quadrada da média dos quadrados das diferenças
639 entre os valores previstos e os valores reais. Ele fornece uma medida da magnitude média
640 dos erros de previsão em unidades da variável de interesse e é dado por:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (9)$$

641 Em que:

642 n = número total de observações;

643 y_i = valor da i -ésima observação; e

644 \hat{y}_i = valor previsto para a i -ésima observação.

645 Valores menores de RMSE indicam que as previsões do modelo estão mais próximas
646 dos valores reais, o que reflete uma melhor precisão do modelo. Valores maiores indicam
647 que há uma maior discrepância entre os valores previstos e os valores reais, o que sugere
648 uma menor precisão do modelo.

649 **2.10.2 Erro percentual absoluto médio (MAPE)**

650 O Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE) também é uma métrica usada para avaliar
651 a precisão de modelos de previsão, contudo considerada a média dos erros percentuais ab-
652 solutos entre os valores previstos e os valores reais. Ela fornece uma visão percentual da
653 magnitude média dos erros de previsão. A expressão para o cálculo do MAPE é dada por:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (10)$$

654 Valores menores de MAPE indicam que as previsões do modelo estão mais próximas dos
655 valores reais, em termos percentuais, o que sugere uma melhor precisão do modelo. Valores
656 maiores indicam que há uma maior discrepância entre os valores previstos e os valores reais,
657 o que sugere uma menor precisão do modelo. O MAPE é útil porque fornece uma medida de
658 erro percentual, o que facilita a comparação entre modelos e entre diferentes conjuntos de
659 dados, independentemente da unidade de medida.

660 **2.10.3 Leave-One-Out/Cross-Validation (LOOCV)**

661 O método LOOCV é uma técnica de validação cruzada utilizada para avaliar a per-
662 formance de um modelo de predição. Neste estudo esta técnica foi utilizada para avaliar a
663 performance do método IDW para diferentes valores do parâmetro p e, também, para com-
664 parar a performance entre os diferentes métodos de interpolação. Partindo-se dos pontos

665 onde há medições (estações pluviométricas), em cada iteração, um único ponto de dados
 666 é utilizado como conjunto de teste, enquanto o restante dos dados é utilizado como con-
 667 junto de treinamento. O processo é repetido para cada ponto de dados, resultando em uma
 668 predição para cada observação individual. Ou seja, para cada ponto de dados i , o ponto é
 669 excluído do conjunto de treinamento e usado como conjunto de teste. O modelo de interesse
 670 é então aplicado para prever o valor do ponto de teste, com base no conjunto de treina-
 671 mento. Após concluir o processo LOOCV, uma das métricas (*RMSE* ou *MAPE*) pode ser
 672 empregada para comparar os valores previstos e observados.

673 Portanto, o LOOCV avalia o desempenho de um modelo de predição excluindo um
 674 ponto de dados de cada vez e treinando o modelo com o restante dos dados. A métrica
 675 de erro é então calculada para cada ponto excluído, e o processo fornece uma avaliação
 676 completa do modelo.

677 3 Resultados e Discussões

678 3.1 Avaliação da ABL

679 Conforme descrito na metodologia, a ABL teve como objetivo avaliar a eficácia das bases
 680 em grade (XAVIER e CHIRPS) na reprodução dos padrões de intensidade de chuvas das
 681 IDFs, que foram geradas diretamente a partir dos dados locais das estações pluviométricas
 682 (base HIDRO). Portanto, a primeira análise consistiu em identificar as células dos pontos
 683 de grade de cada uma dessas bases que coincidiam com os pontos das estações da base
 684 HIDRO e, para essas células, realizar as comparações das intensidades de chuvas de 24 h de
 685 duração para os tempos de retorno $T_r = (2, 5, 25, 100 \text{ e } 500 \text{ anos})$. Por praticidade, foram
 686 apresentados os resultados apenas para a distribuição GEV com os parâmetros definidos pelo
 687 método MML.

688 A Figure 2a mostra as células de grid da base de dados XAVIER que foram selecionadas
 689 e consideradas representativas das estações pluviométricas. Para locais em que a estação
 690 não estava contida exatamente dentro dos limites de uma célula, foi considerada a célula de
 691 grid mais próxima como representativa. A base de dados XAVIER apresenta uma resolução
 692 espacial menor (as células de grid correspondem a cerca de 10 km X 10 km). Ao todo, dos
 693 2.572 elementos de grid, 224 foram selecionados para representar 229 pontos de estações
 694 pluviométricas.

695 De forma similar, a Figure 2b mostra as células de grid da base de dados CHIRPS
 696 que foram selecionadas e consideradas representativas das estações pluviométricas. Para
 697 esta base de dados, a resolução espacial é maior (as células de grid correspondem a cerca
 698 de 25 km X 25 km) totalizando 475 elementos de grid. Desses, 187 foram selecionados para
 699 representar os 229 pontos de estações pluviométricas.

700 As Figuras 3 a 7 apresentam os resultados para as chuvas com duração de 24 horas
 701 para os tempos de retorno de 2, 5, 25, 100 e 500 anos, respectivamente. Para cada figura
 702 as alíneas (a), (b) e (c) mostram os resultados para a base HIDRO, XAVIER e CHIRPS,
 703 respectivamente. A cor e o tamanho das bolhas referem-se à magnitude das intensidades,
 704 sendo as bolhas maiores e mais avermelhadas representativas de chuvas mais intensas e
 705 as bolhas menores e mais azuladas, menos intensas. A base de dados HIDRO, sempre
 706 representada pela imagem referenciada pela letra (a), consiste no referencial considerado
 707 para comparação com as demais bases.

708 Dessa forma, espera-se que os padrões de tamanho e coloração das bolhas para as bases
 709 XAVIER, representada pelas imagens de letra (b) e CHIRPS, representada pelas imagens
 710 de letra (c), possam reproduzir o padrão dos dados obtidos a partir da base HIDRO. A
 711 partir da análise dos resultados, observa-se que para ambas as bases em grade, há um viés
 712 em subestimar os valores de intensidade de chuva, sendo esse viés mais acentuado para a
 713 base CHIRPS. Observa-se que esse viés tende a aumentar à medida que o tempo de retorno
 714 aumenta. Esse fato pode estar associado com o aumento esperado de incertezas para chuvas
 715 com tempo de recorrência maiores.

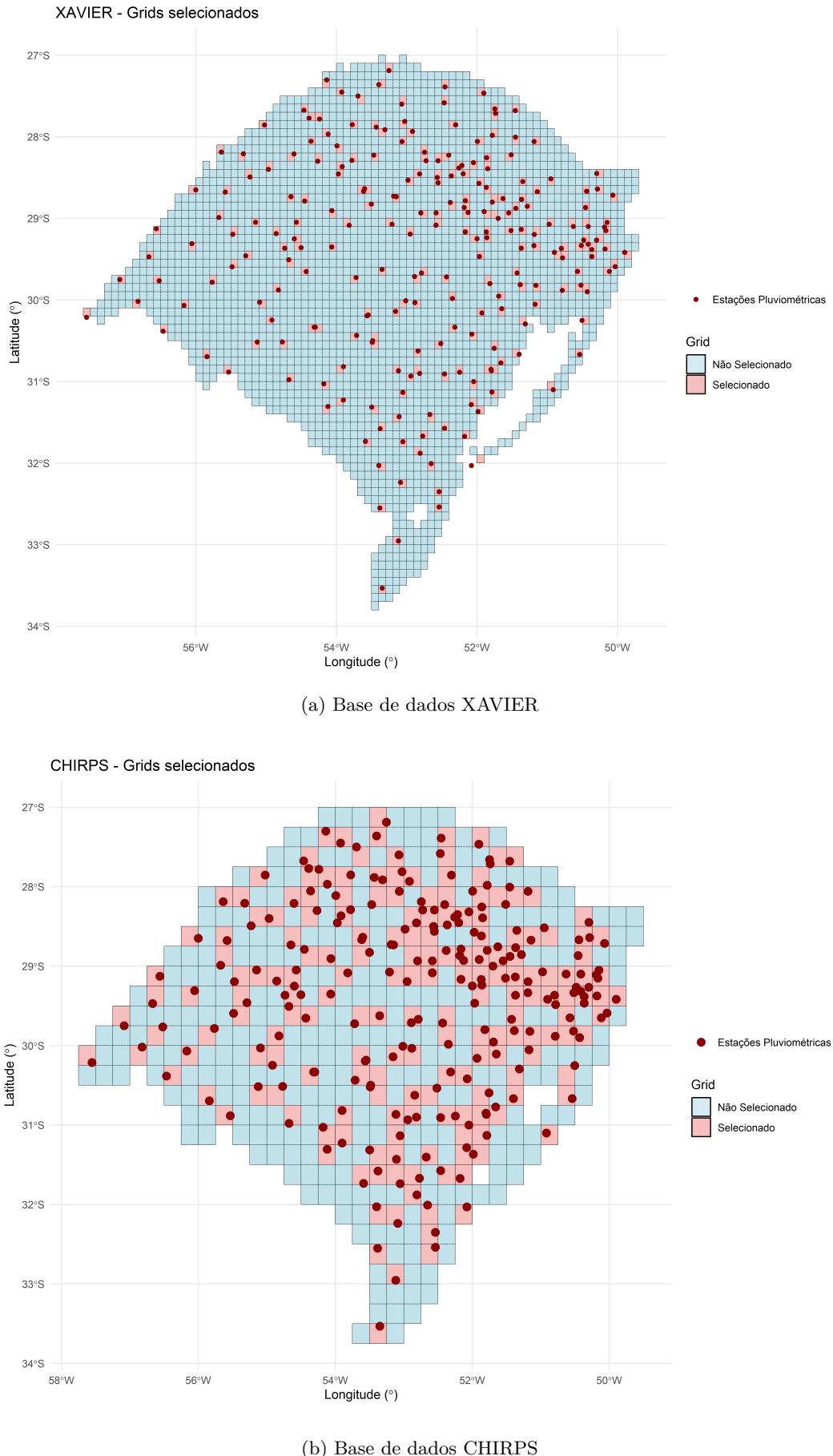


Figure 2: Visualização das celulas de grid selecionadas para a base XAVIER (a) e CHIRPS (b). Círculos em vermelho são estações pluviométricas, as células vermelhas indicam os elementos de grid selecionados para representar as estações e em azul os elementos de grid que não foram selecionados.

716 Os resultados dessa comparação sugerem ainda que a base XAVIER parece representar
 717 melhor o padrão espacial das chuvas e suas intensidades em relação à base HIDRO, quando
 718 comparado com a base CHIRPS. Alguns aspectos podem estar associados à esta melhor
 719 correspondência. Um deles refere-se ao fato de a base XAVIER possuir uma menor resolução
 720 espacial, quando comparada com a base CHIRPS. Outro fator pode estar relacionado à
 721 base de dados e metodologia utilizadas para composição da grade XAVIER, que deve ter
 722 uma melhor representatividade da área de interesse, já que esta base foi construída com
 723 o propósito de representar os padrões espaciais de chuva da região da América do Sul,
 724 enquanto a base CHIRPS tem um propósito de representação dos padrões espaciais de
 725 chuva praticamente de todo o planeta.

726 3.2 Avaliação da ABE

727 Conforme anteriormente descrito na seção de Métodos, a ABE buscou, a partir de
 728 método de interpolação, espacializar o padrão das chuvas de intensidade de 24 horas ad-
 729 vindos da base HIDRO para uma resolução em grade correspondente àquelas das bases
 730 XAVIER e CHIRPS. Na sequência, esses padrões foram comparados com aqueles suposta-
 731 mente correspondentes, oriundos diretamente de ambas as bases. Contudo, tal como descrito
 732 na metodologia, inicialmente, foi realizada uma análise de sensibilidade para avaliar o valor
 733 ótimo do expoente do polinômio de interpolação para o método IDW, para cada tempo
 734 de retorno estudado, por meio da técnica LOOCV. Na sequência, a interpolação por IDW
 735 obtida a partir da otimização do parâmetro p foi confrontada com a espacialização por kri-
 736 gagem. Só então, após definida a melhor técnica de espacialização para este caso, realizou-se
 737 a comparação dos padrões de chuvas de 24 horas entre as diferentes bases (HIDRO, XAVIER
 738 E CHIRPS).

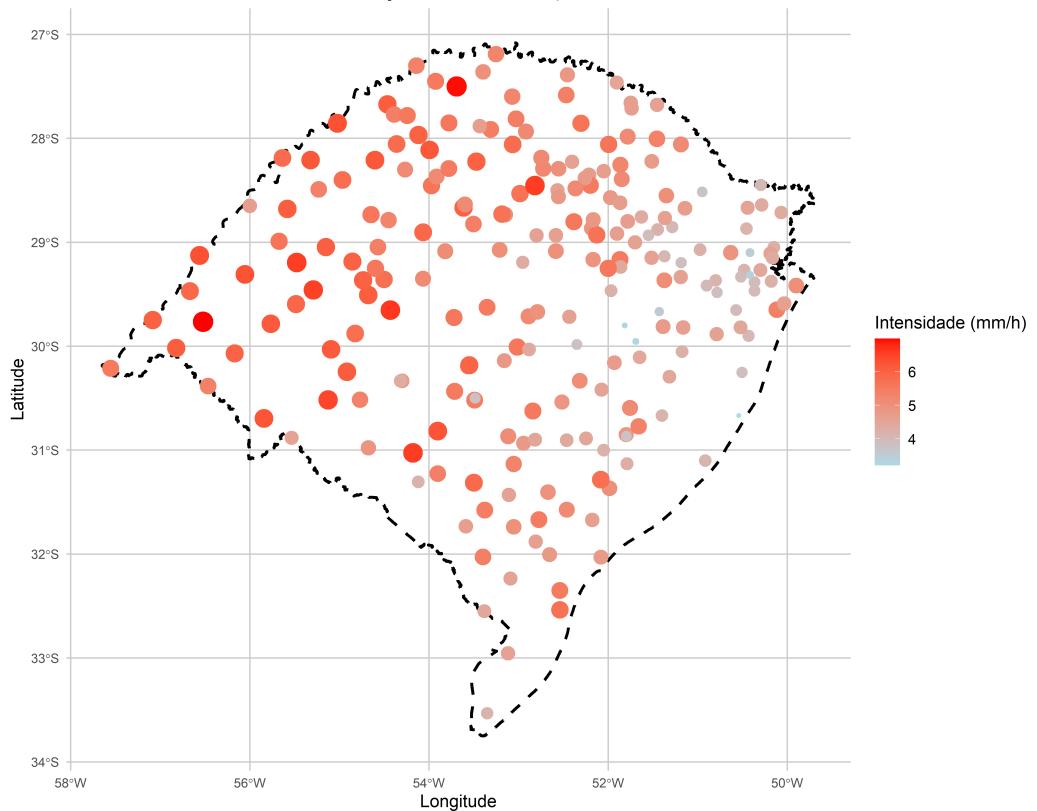
739 3.2.1 Otimização do parâmetro p para o método IDW

740 A Figure 8 apresenta o resultado da análise de sensibilidade obtida a partir da técnica
 741 LOOCV, exclusivamente, para a métrica $RMSE$, considerando os graus de expoente para o
 742 parâmetro p e os diferentes tempos de retorno avaliados. No eixo vertical apresenta-se o valor
 743 da métrica e no eixo horizontal os valores do parâmetro p . Os resultados evidenciam que o
 744 valor da métrica tende a aumentar a medida que o tempo de retorno aumenta, independente
 745 do valor do parâmetro p . Ou seja, há um decréscimo da qualidade de representatividade
 746 do modelo para maiores tempos de retorno. O aumento dos níveis de incerteza para chuvas
 747 de maior recorrência pode estar associado com este comportamento. Outro aspecto visível,
 748 consiste no comportamento padrão das curvas que indicam a existência de um valor ótimo
 749 (menor valor da métrica) para cada tempo de retorno.

750 A Figure 9 mostra os mesmos valores obtidos para métrica RMSE, porém, confrontados
 751 com o percentual de diferença entre a reta 1:1 (predição perfeita) e o coeficiente angular da
 752 reta de regressão, entre os valores preditos e observados (% ΔS). São verificadas as frentes
 753 de Pareto para essas duas métricas, em que os valores mais próximos da origem indicam
 754 os melhores valores para p , que estão destacados em cada curva. Esses resultados também
 755 mostraram que todos os coeficientes angulares resultaram em valores negativos confir-
 756mando a tendência de que o modelo sempre tende a subestimar os valores preditos (viés de
 757 subestimativa dos valores).

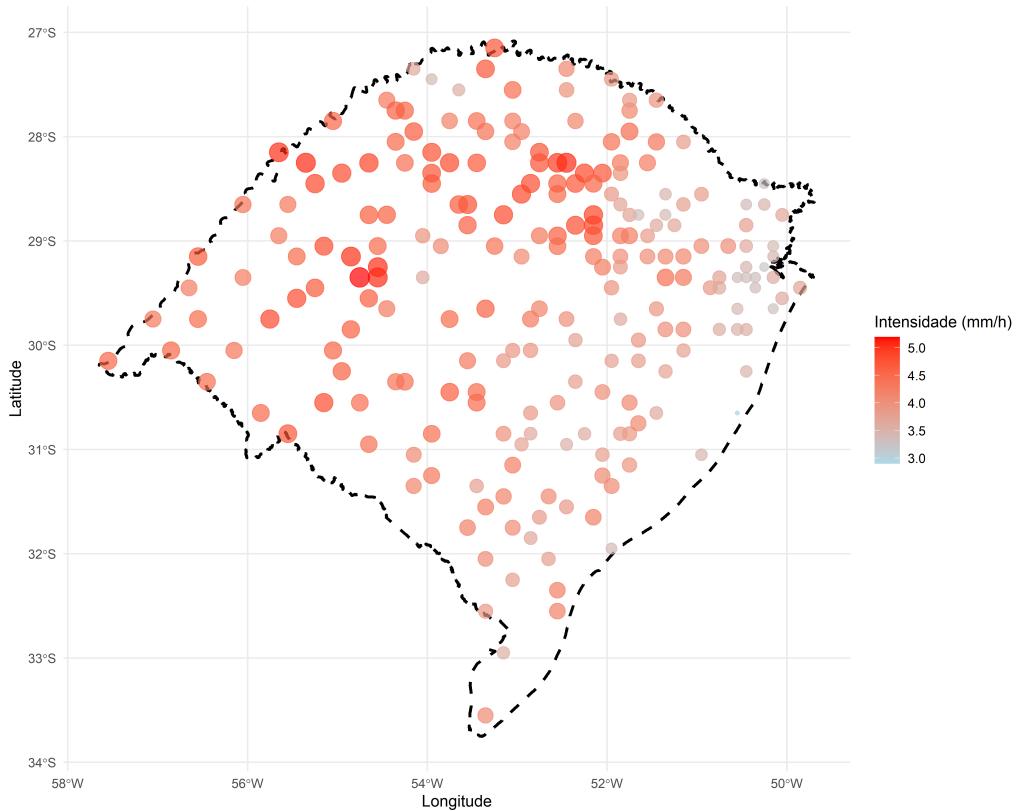
758 A Table 6 apresenta um resumo dos resultados para os valores ótimos do parâmetro p
 759 em função do tempo de retorno. Verifica-se que quanto maior o tempo de retorno menor o
 760 valor do parâmetro p . Valores menores de p indicam que a influência da distância é menor
 761 (ou seja, as estações distantes têm uma influência maior). Se o tempo de retorno maior
 762 está associado a um menor valor de p , isso sugere que, em eventos de alta intensidade, a
 763 influência das estações mais próximas é relativamente menor em comparação com eventos de
 764 baixa intensidade. Dessa forma, a alta intensidade de precipitação pode ter uma correlação
 765 espacial diferente comparada com eventos de menor intensidade. Uma possível explicação
 766 é que em áreas de maior intensidade de chuva (tempos de retorno maiores), pode haver
 767 uma distribuição mais homogênea da precipitação em comparação com áreas de menor
 768 intensidade. Se a chuva é mais intensa e distribuída uniformemente em áreas maiores, o

HIDRO. Chuvas com duração de 24 hs. Tempo de Retorno = 2 anos

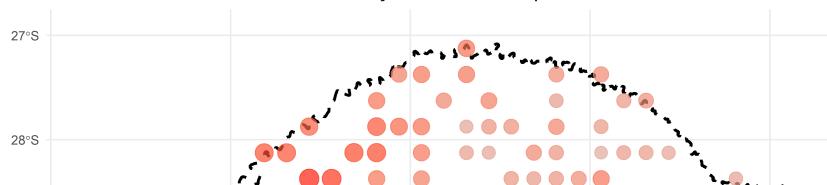


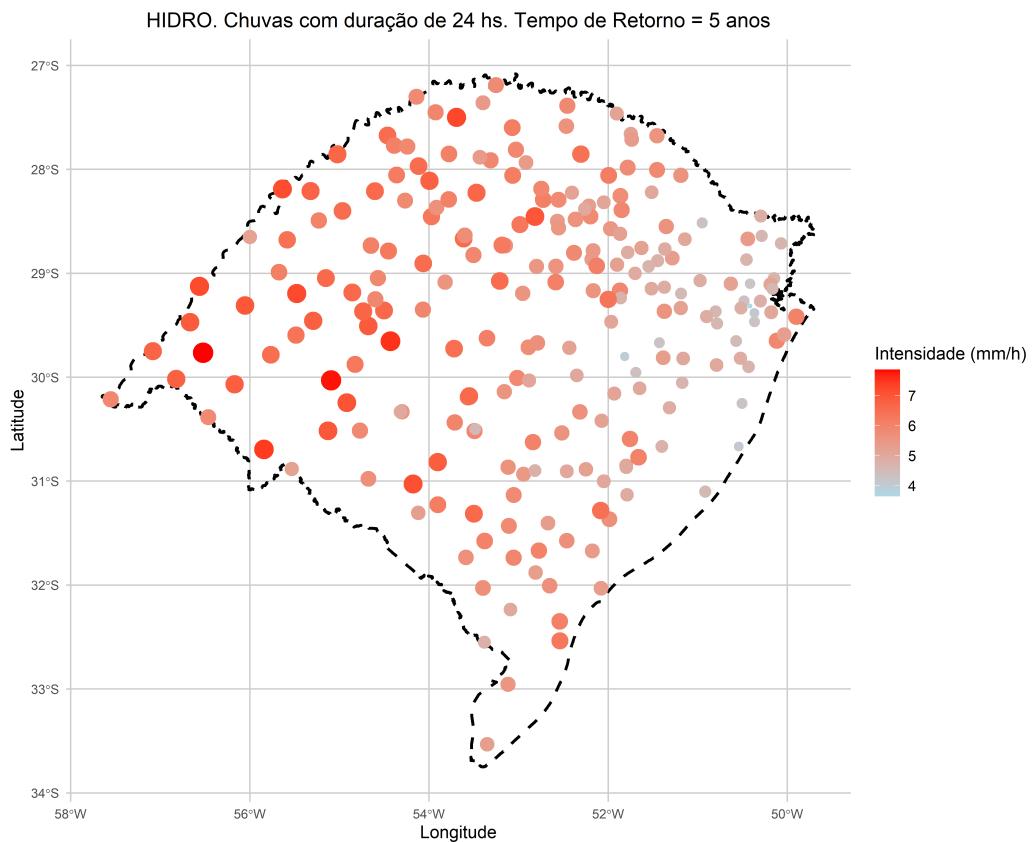
(a) Base de dados HIDRO

XAVIER. Chuvas com duração de 24 hs. Tempo de Retorno = 2 anos

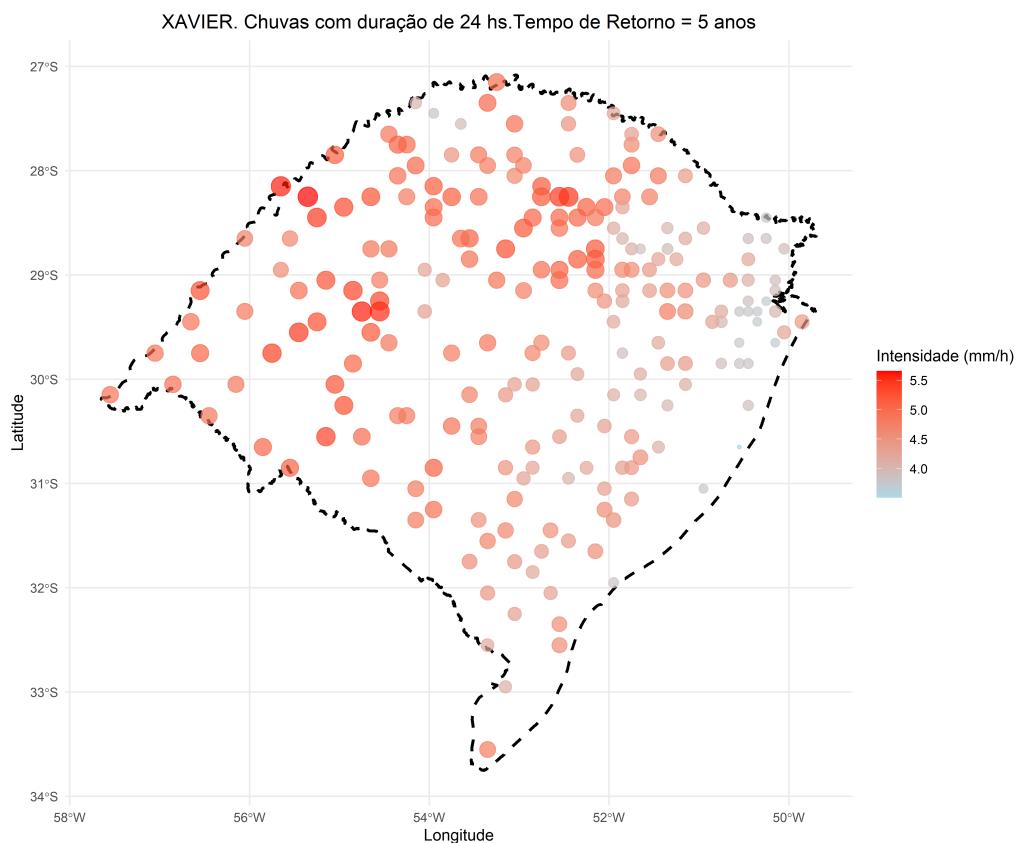


(b) Base de dados XAVIER

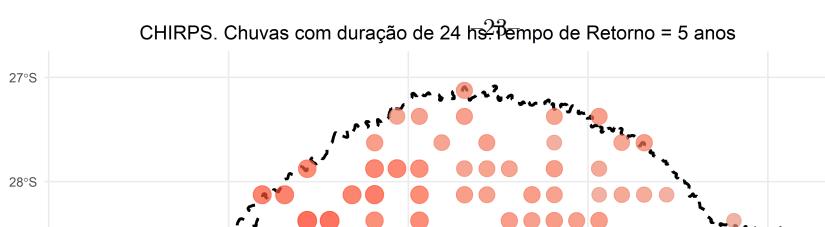
CHIRPS. Chuvas com duração de 24 hs. ⁹⁹Tempo de Retorno = 2 anos

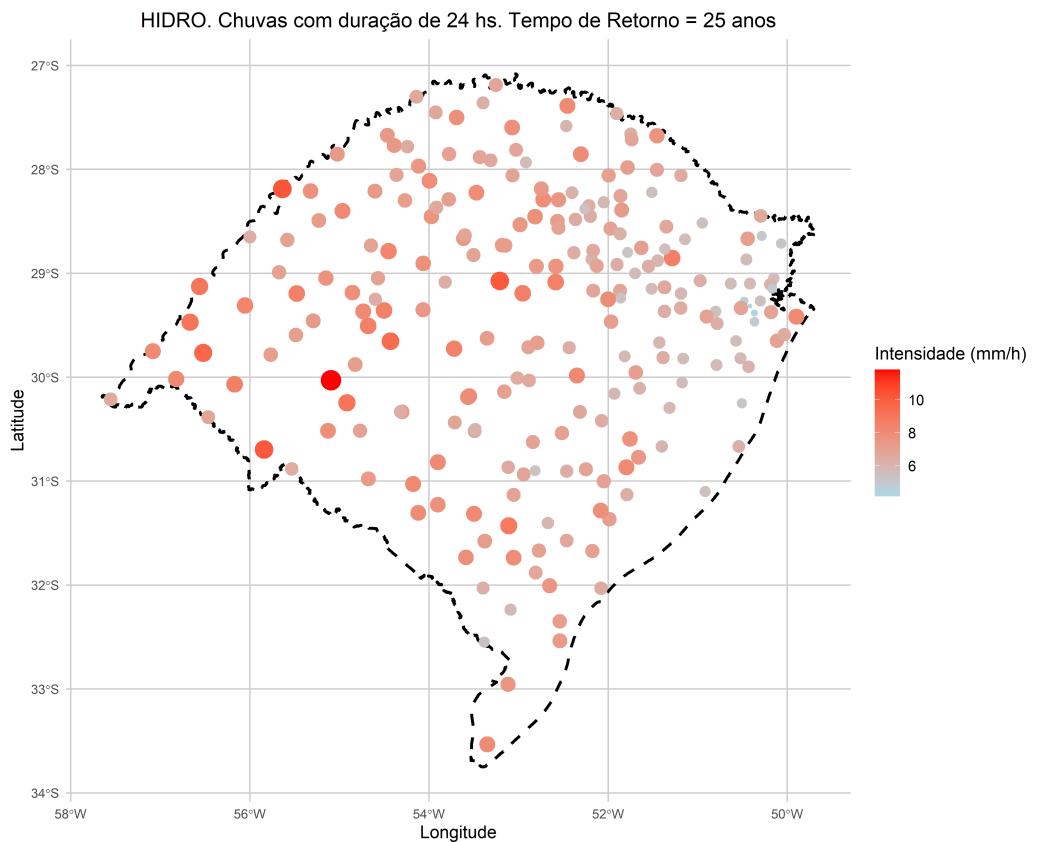


(a) Base de dados HIDRO

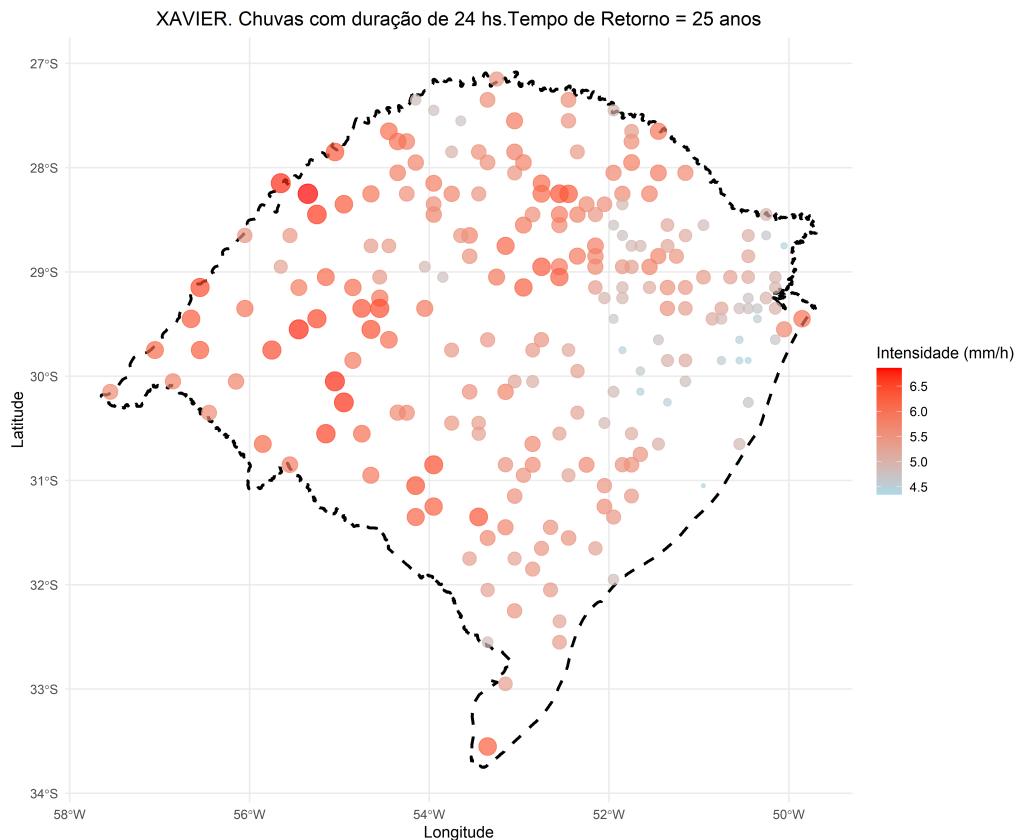


(b) Base de dados XAVIER

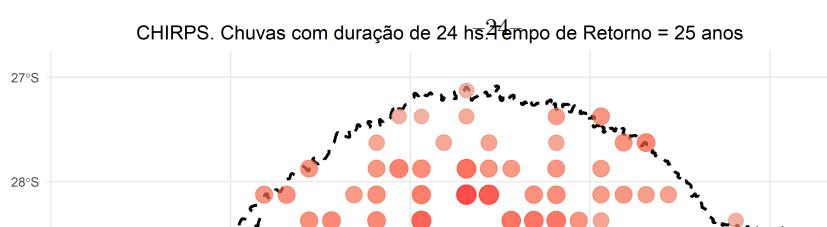




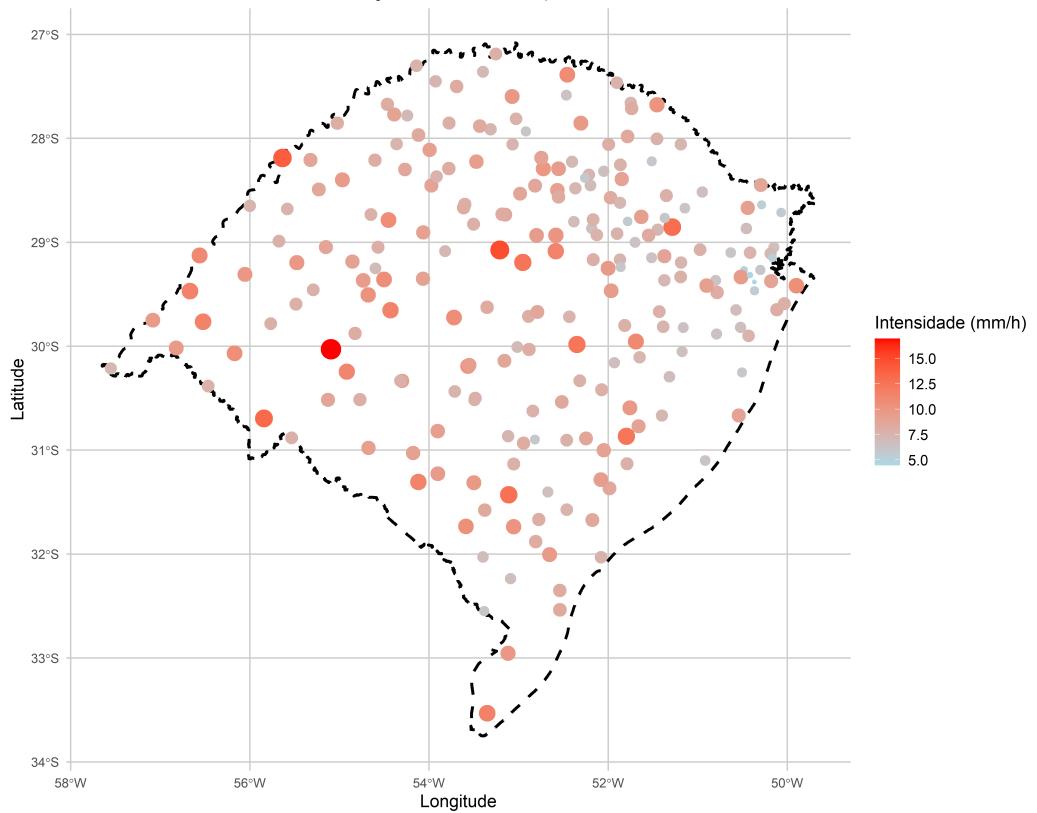
(a) Base de dados HIDRO



(b) Base de dados XAVIER

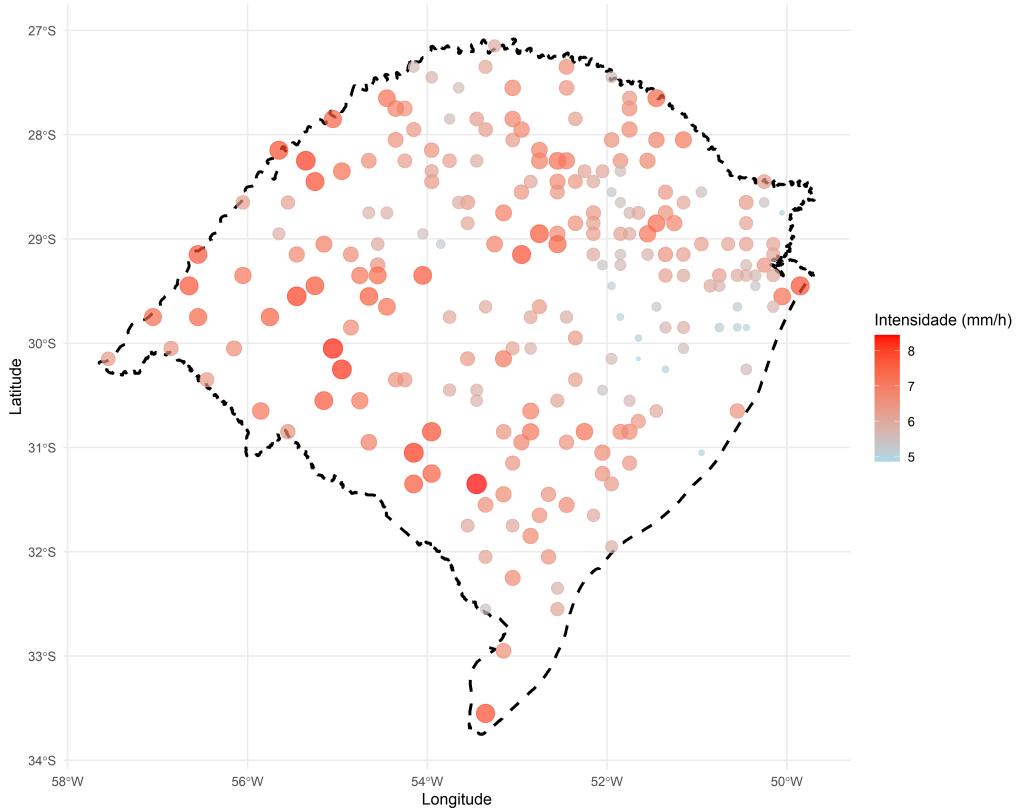


HIDRO. Chuvas com duração de 24 hs. Tempo de Retorno = 100 anos

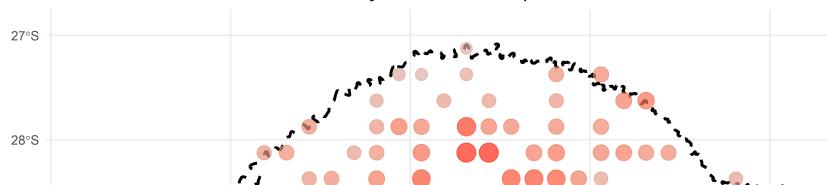


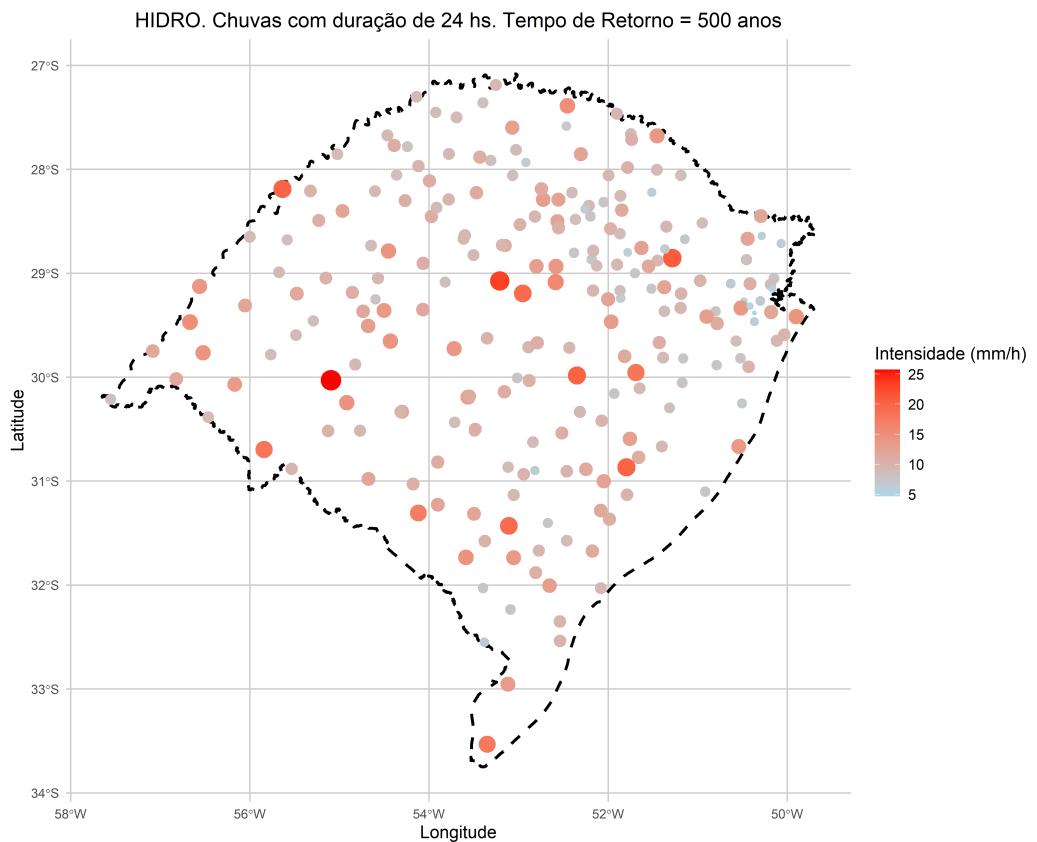
(a) Base de dados HIDRO

XAVIER. Chuvas com duração de 24 hs. Tempo de Retorno = 100 anos

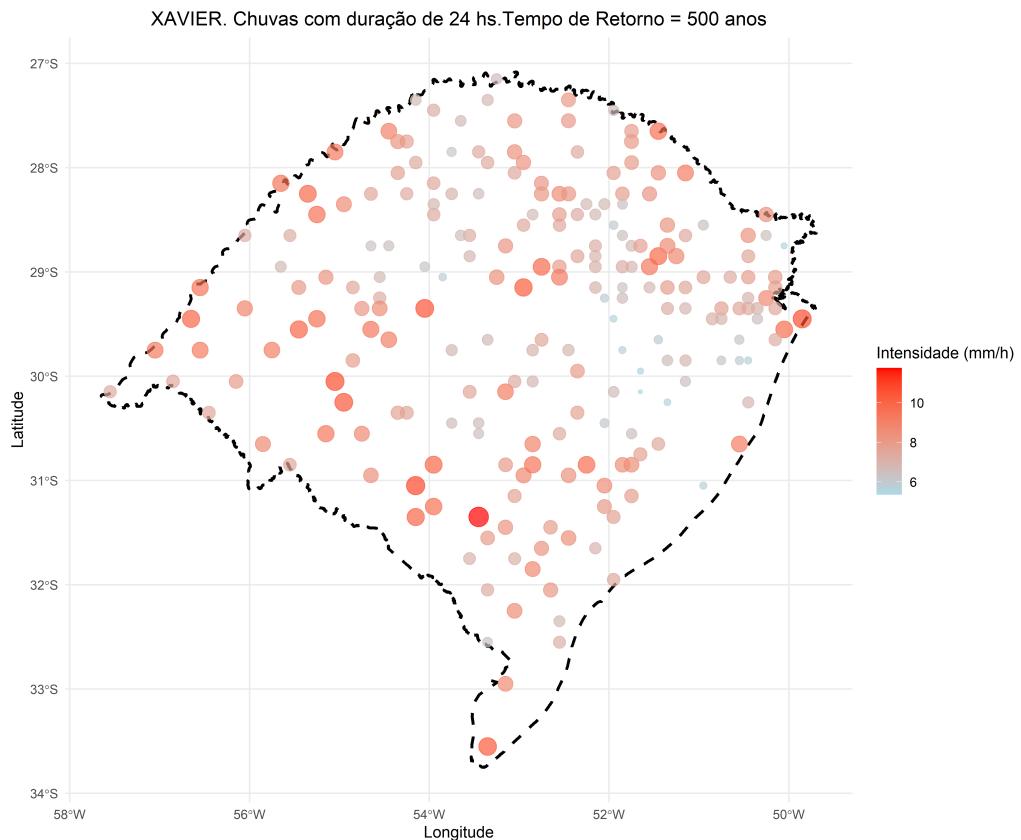


(b) Base de dados XAVIER

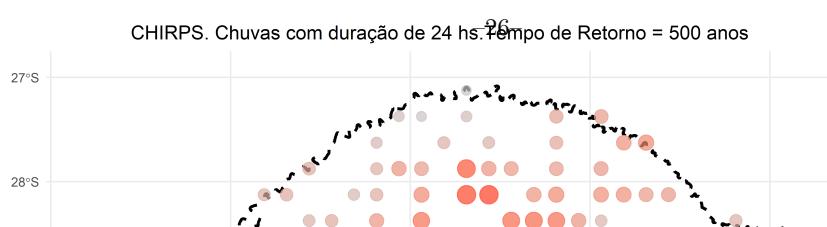
CHIRPS. Chuvas com duração de 24 hs. ⁹⁵Tempo de Retorno = 100 anos



(a) Base de dados HIDRO



(b) Base de dados XAVIER



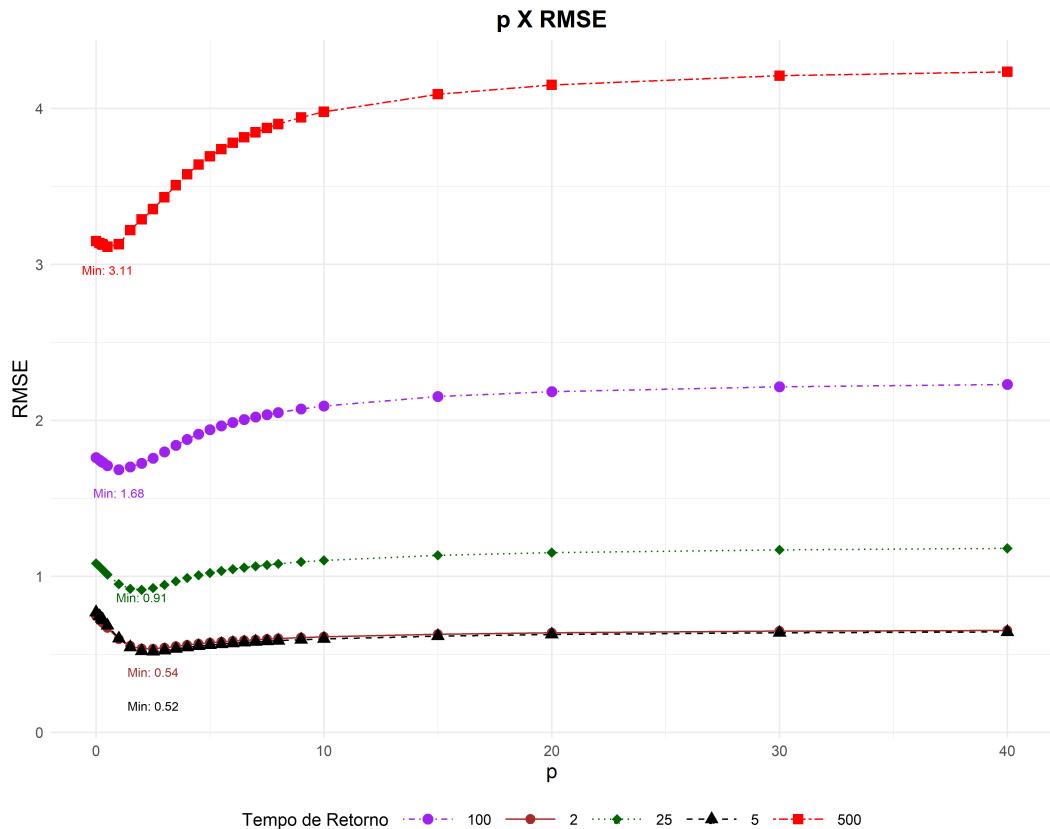


Figure 8: Valores da métrica RMSE em função do valor do parâmetro p que consiste no expoente do termo correspondente ao inverso da distância no método IDW. Cada curva representa o comportamento para um tempo de retorno diferente. Os menores valores da métrica são indicados para cada curva correspondente

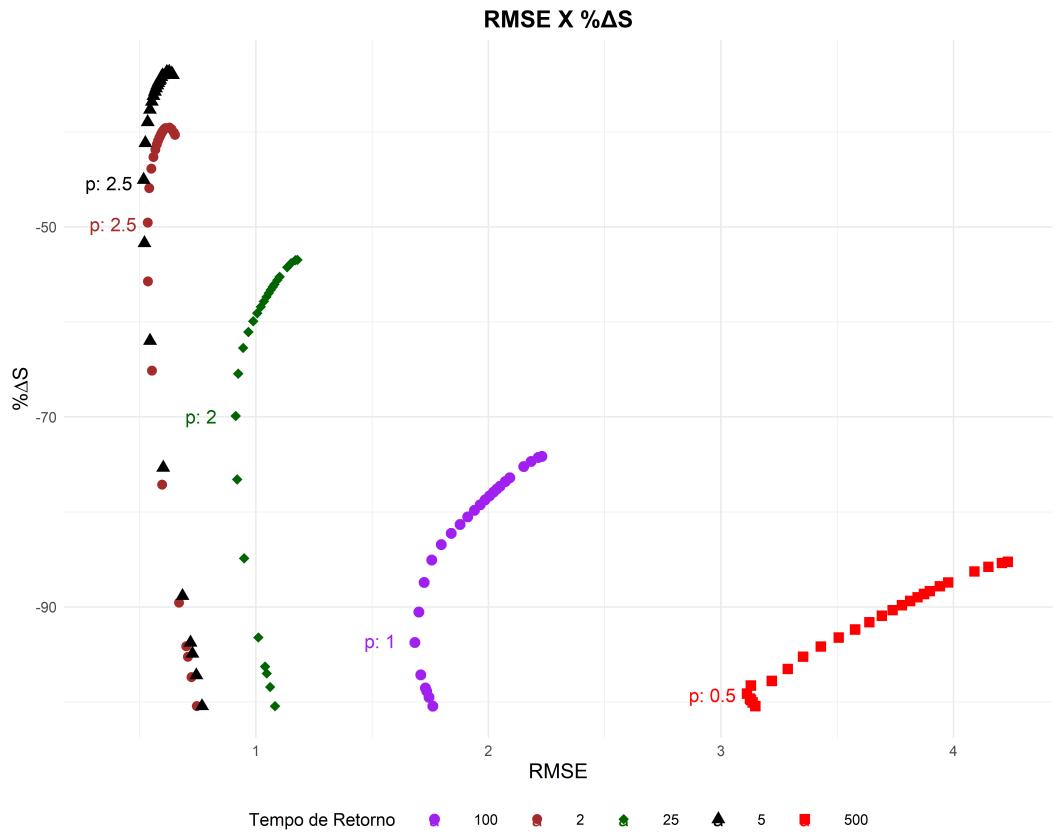


Figure 9: Frentes de pareto para os valores de RMSE e $\% \Delta S$. Cada curva representa o comportamento para um tempo de retorno diferente. Os valores ótimos do parâmetro p são destacados em cada curva.

769 impacto relativo das distâncias nas estimativas pode ser menor, resultando em um menor
 770 valor de p (o que indica um menor peso para estações distantes). Contudo, esse fenômeno
 771 pode ser complexo e depender de diversos outros fatores interrelacionados que não foram
 772 objetos desta análise e precisam ser melhor investigados.

Table 6: Valores ótimos para o parâmetro p do método IDW em função do tempo de retorno.

Tempo de Retorno (anos)	Parâmetro Ótimo p
2	2,5
5	2,5
25	2,0
100	1,0
500	0,5

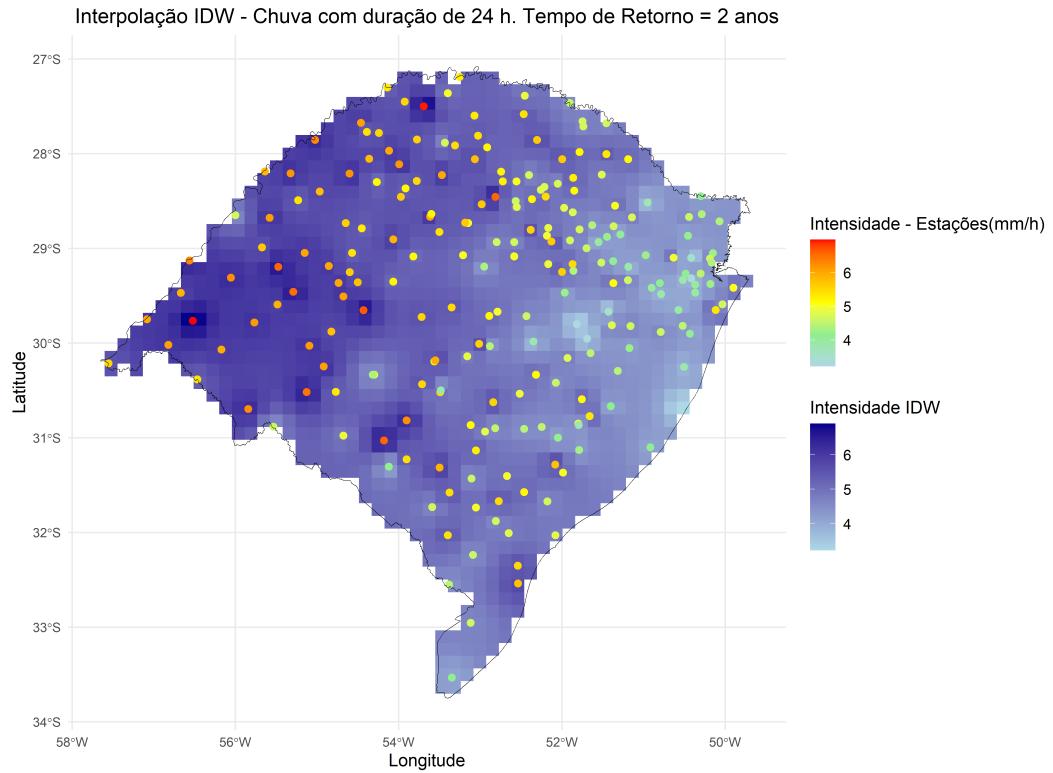
3.2.2 Comparação IDW X Krigagem

773 As Figuras 10 a 14 apresentam os resultados comparativos das interpolações realizadas
 774 por IDW e OK para os diferentes tempos de retorno testados (2, 5, 25, 100 e 500 anos),
 775 respectivamente. Para cada figura dessa sequência são apresentados os resultados da es-
 776 pacialização por IDW (a) e OK (b) e os resultados das previsões em função dos valores
 777 observados, juntamente com as retas de regressão linear e a reta de referência 1:1, incluindo
 778 as métricas $RMSE$ e $MAPE$ para os modelos IDW (c) e OK (d).

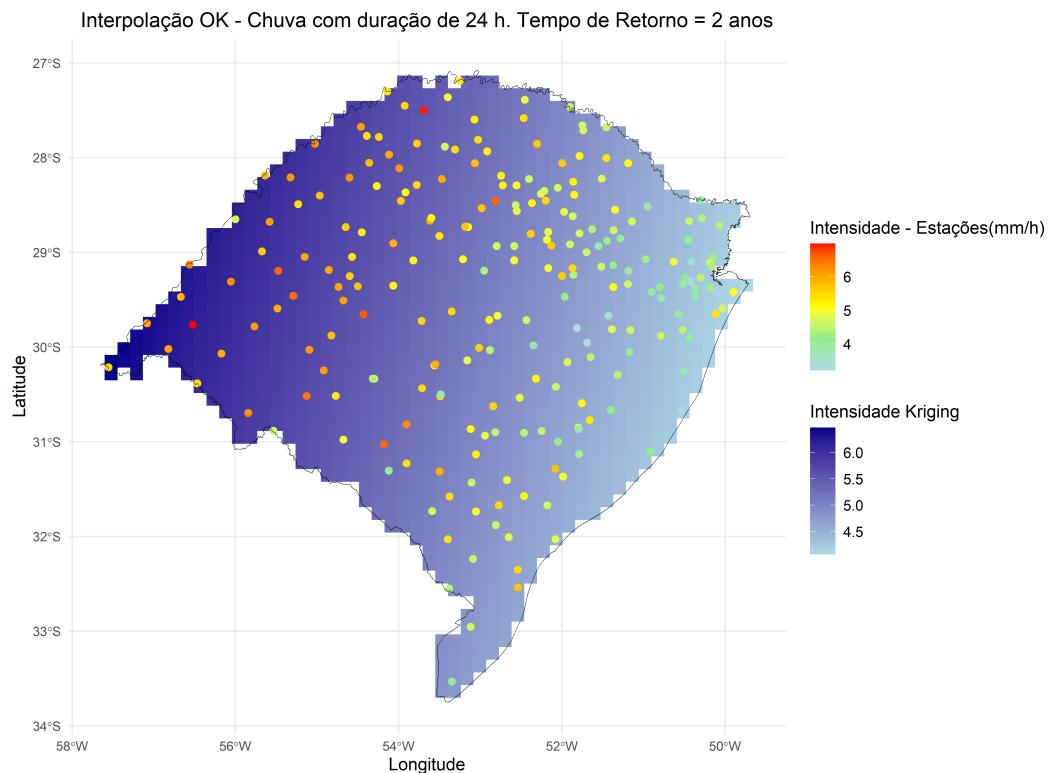
780 Tal como esperado, o modelo IDW tende a atribuir mais pesos à influência localizada
 781 de cada estação, de tal forma que visualmente os valores interpolados parecem reproduzir
 782 com mais proximidade aqueles observados na própria estação, quando se compara a escala
 783 de cores dos valores observados nas estações e aqueles interpolados. O modelo OK , por sua
 784 vez, por levar em consideração a variabilidade espacial dos dados além da distância, distribui
 785 de forma mais homogeneizada e suave a interpolação dos valores. Outro comportamento
 786 que pode ser observado independente da técnica de interpolação é que para maiores valores
 787 de tempos de retorno a performance do modelo diminui.

788 A Figure 15a e Figure 15b mostram a performance das métricas $RMSE$ e $MAPE$,
 789 respectivamente, para ambos os modelos de interpolação adotados (IDW e Krigagem), con-
 790 siderando diferentes tempos de retorno. Observa-se que, para tempos de retorno menores,
 791 a interpolação por IDW apresenta desempenho ligeiramente superior em relação às métri-
 792 cas avaliadas. No entanto, para tempos de retorno maiores, a Krigagem tende a superar a
 793 interpolação por IDW.

794 Embora esses resultados sugiram que a escolha do método de interpolação pode variar
 795 com o tempo de retorno, é importante considerar os princípios e objetivos subjacentes a
 796 cada método, bem como as características das variáveis ou fenômenos a serem interpolados.
 797 Como descrito na metodologia, a Krigagem é particularmente adequada para dados que apre-
 798 sentam padrões de autocorrelação espacial. No contexto dos dados de chuvas extremas, que
 799 são coletados por várias estações distribuídas espacialmente, a construção das curvas IDFs
 800 em cada estação é baseada em séries históricas de máximos diários anuais de precipitação.
 801 No entanto, os eventos máximos registrados em uma estação não estão necessariamente cor-
 802 relacionados com os eventos máximos registrados em outras estações. Em outras palavras,
 803 a chuva máxima observada no histórico anual de uma estação não precisa corresponder
 804 ao mesmo evento de chuva que gerou o valor máximo anual em outra estação. Contudo,
 805 certamente, entre estações muito próximas pode haver registros de chuvas máximas que
 806 foram oriundas do mesmo evento, ou, ainda, mesmo para eventos de chuvas máximas in-
 807 dependentes, pode existir correlação devido a outros padrões de sistemas meteorológicos
 808 que podem afetar áreas adjacentes simultaneamente. Este campo permanece aberto para
 809 pesquisas e o aprimoramento de técnicas de regionalização que visem reduzir as incertezas
 810 associadas à espacialização das curvas IDFs.

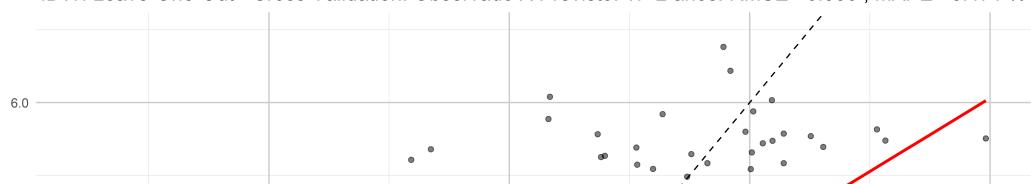


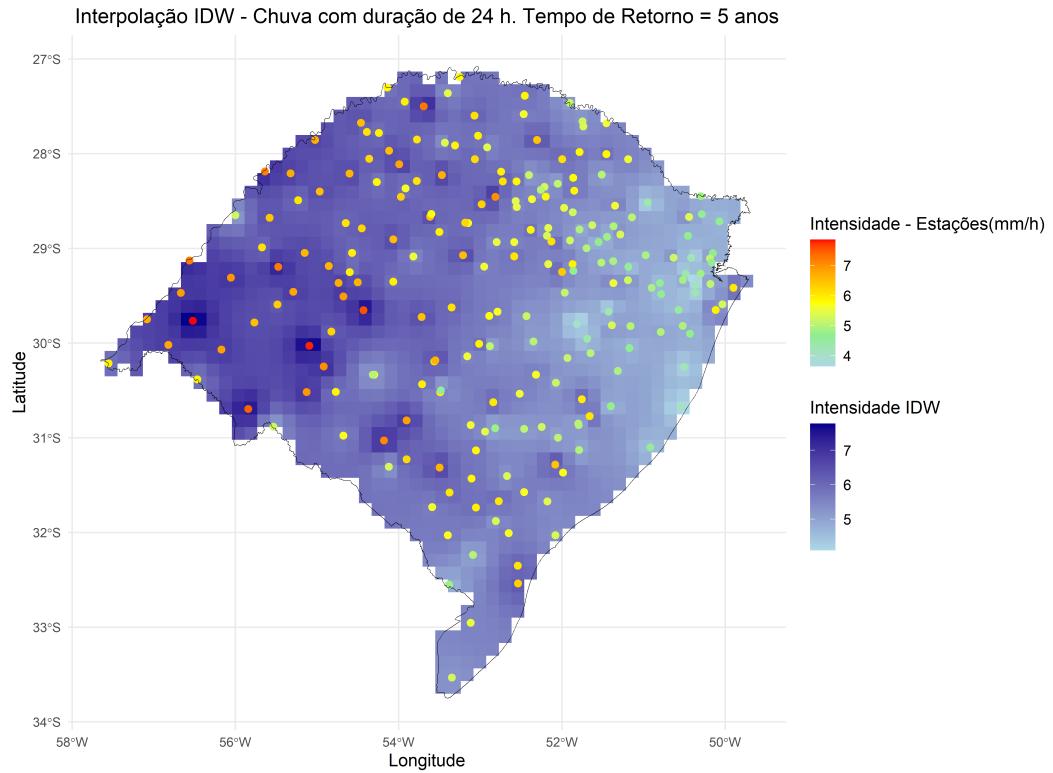
(a) Espacialização por IDW ($p=2,5$). Tempo de Retorno =2 anos



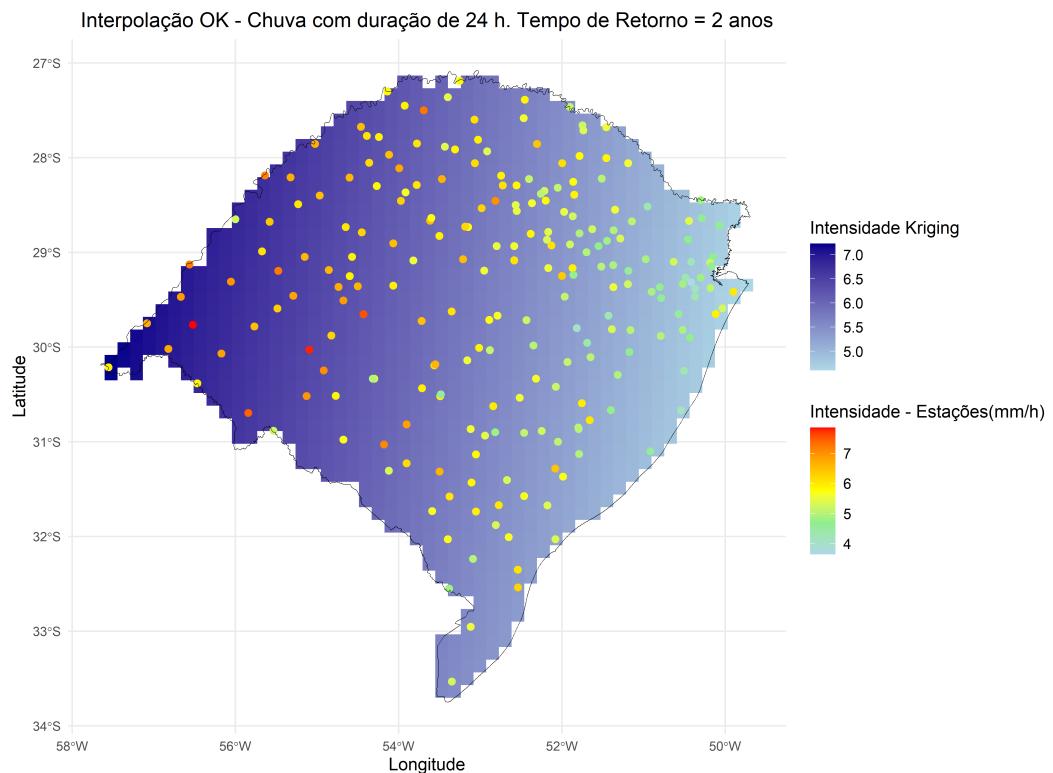
(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno =2 anos

IDW. Leave-One-Out - Cross Validation: Observado X Previsto. Tr=2 anos. RMSE= 0.536 ; MAPE= 8.471 %

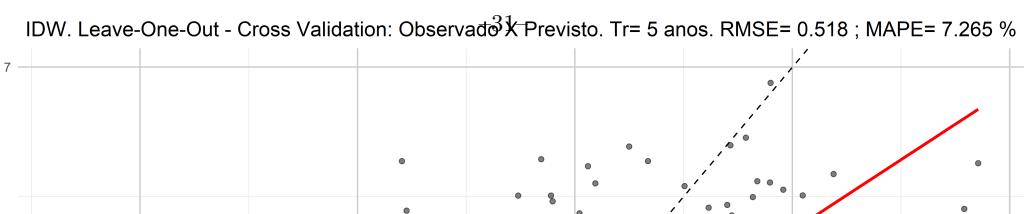


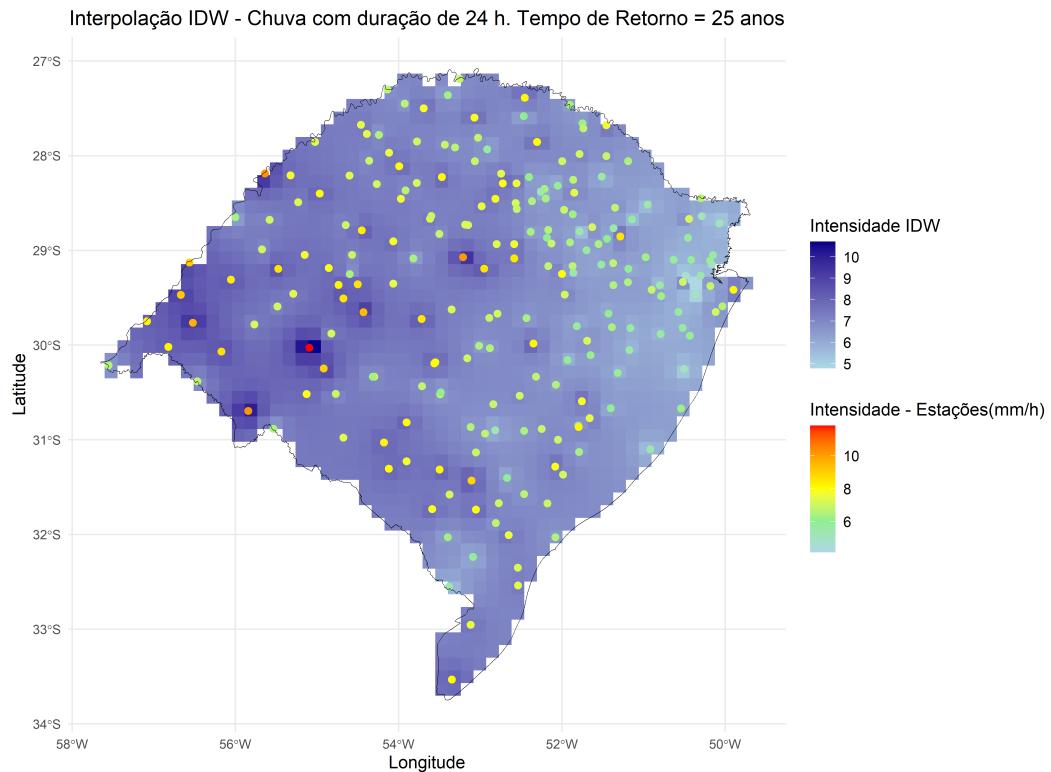


(a) Espacialização por IDW ($p=2,5$). Tempo de Retorno = 5 anos

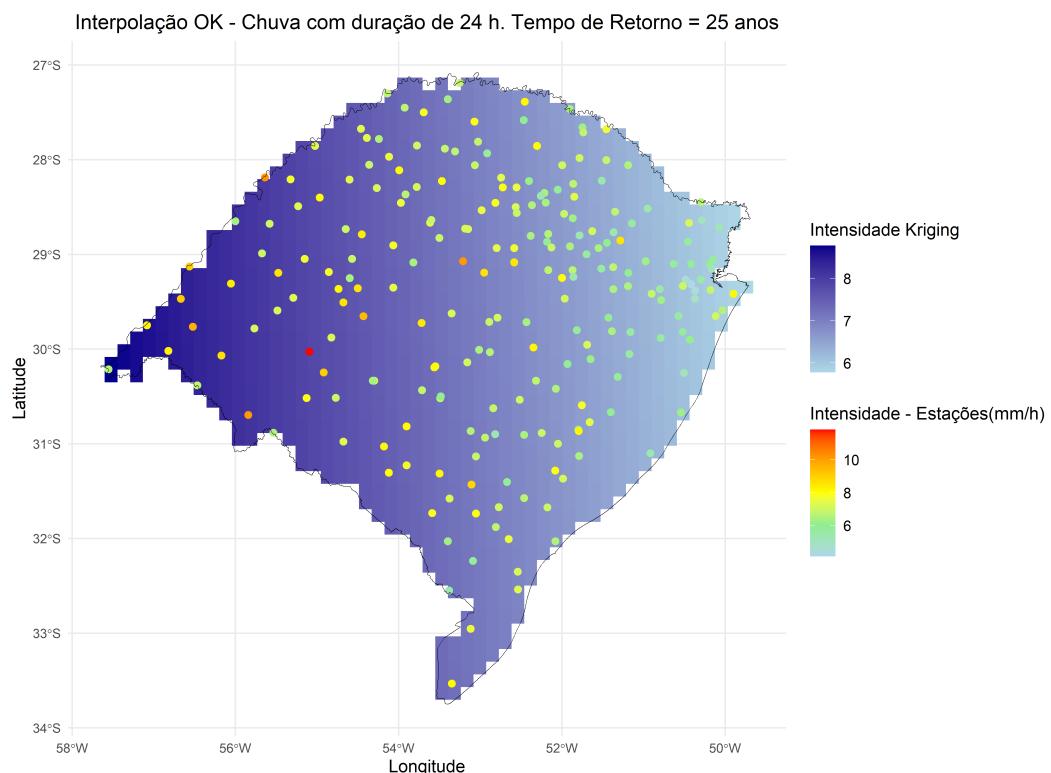


(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno = 5 anos

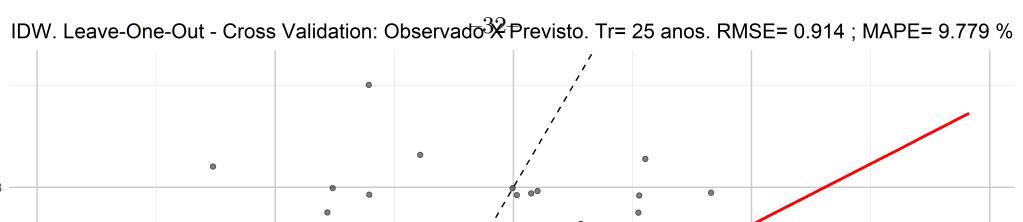


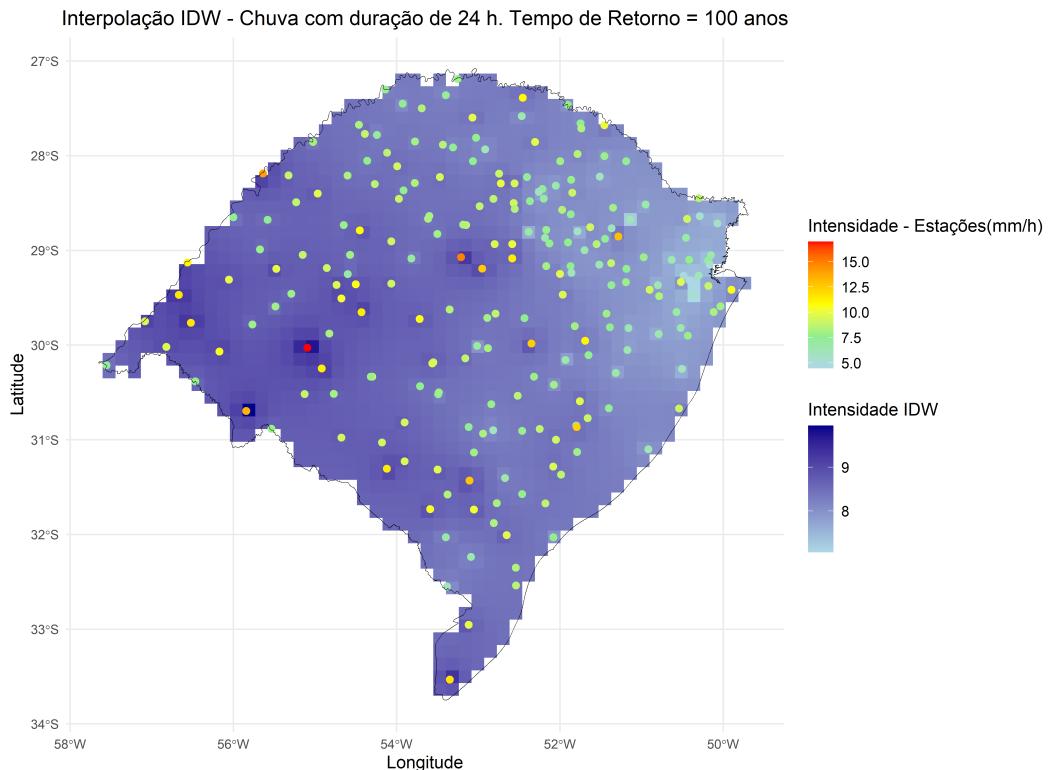


(a) Espacialização por IDW ($p=2$). Tempo de Retorno =25 anos

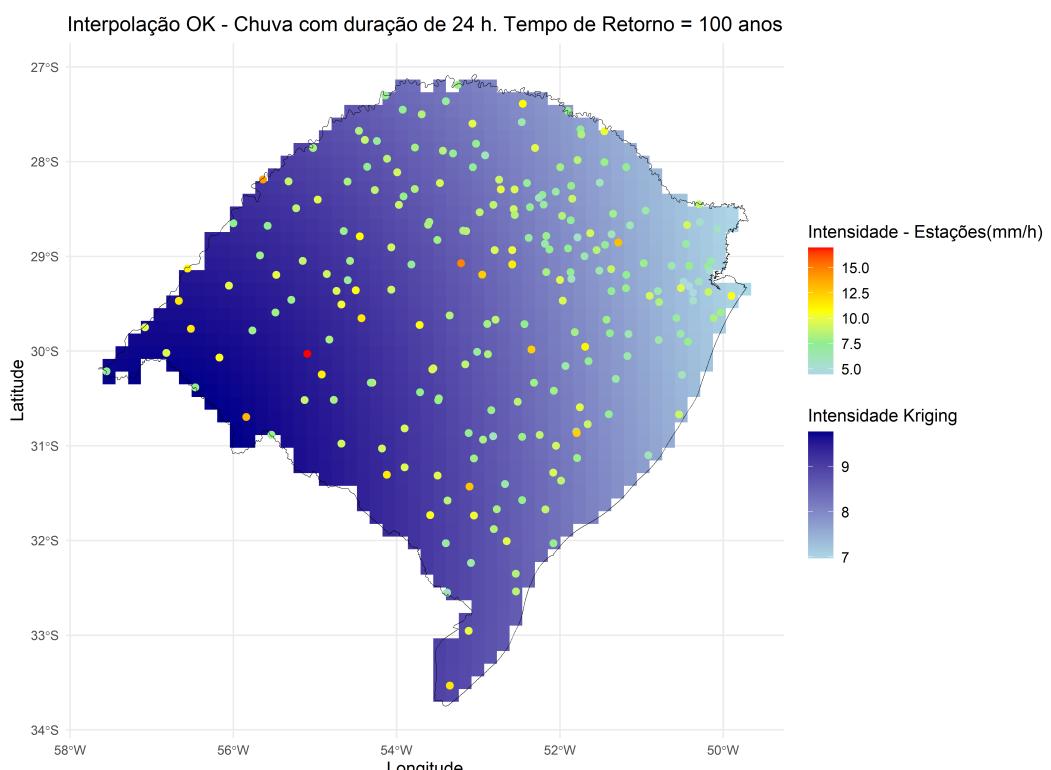


(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno =25 anos





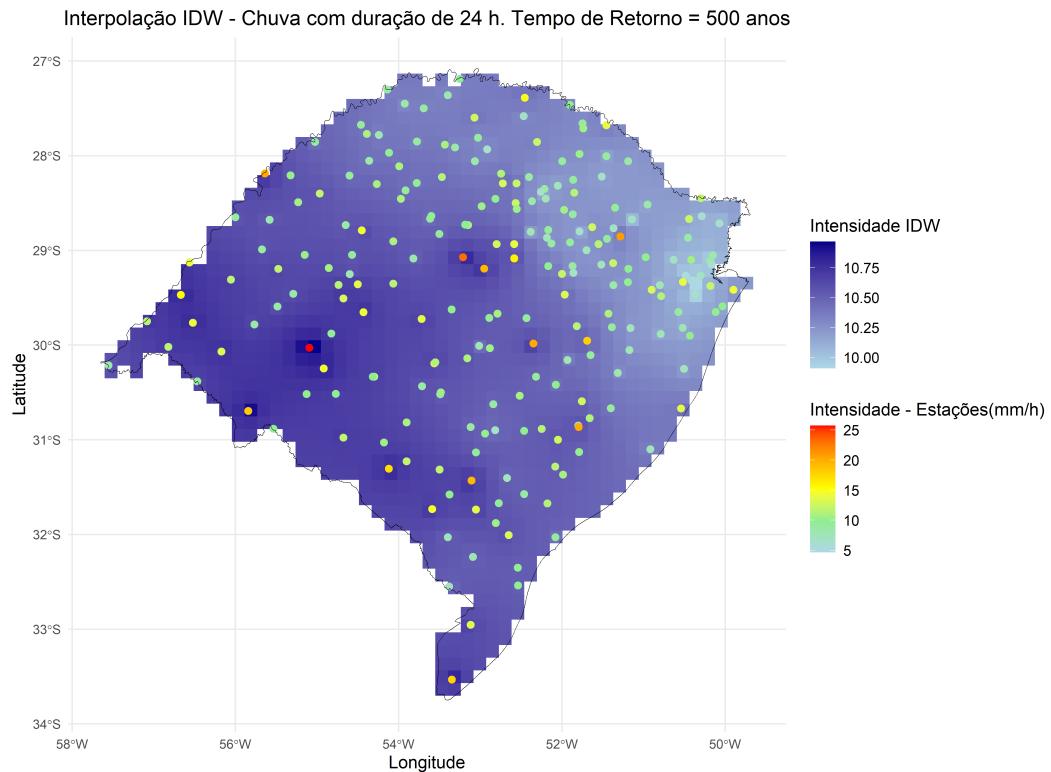
(a) Espacialização por IDW ($p=1$). Tempo de Retorno =100 anos



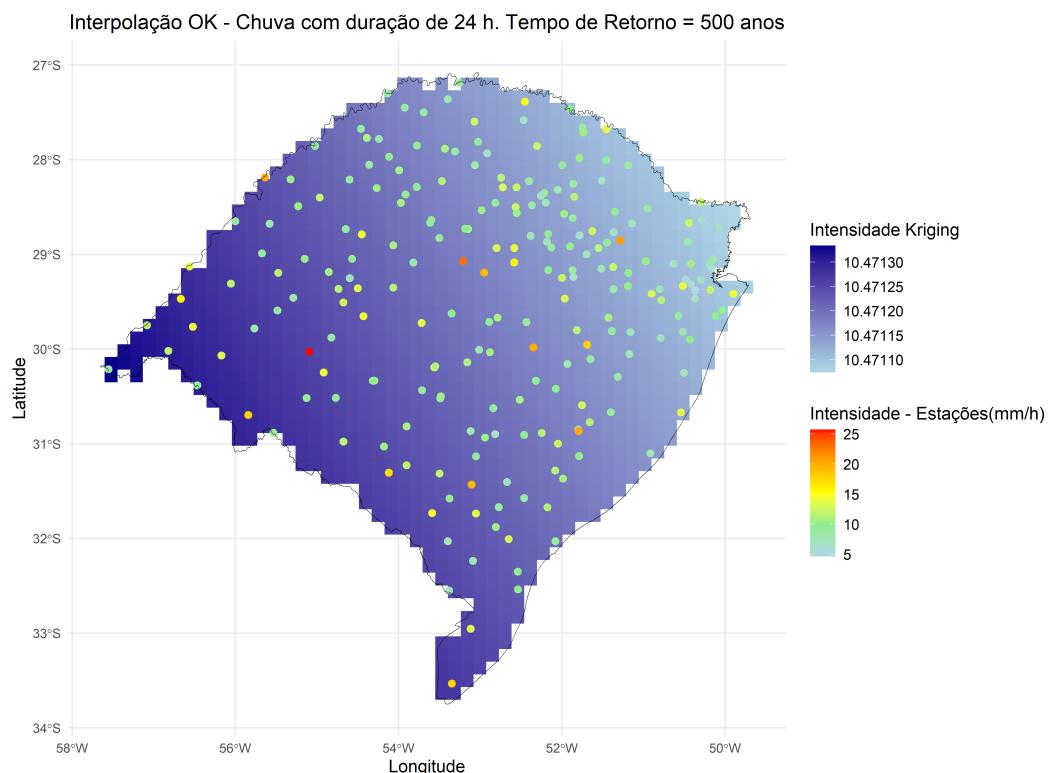
(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno =100 anos

IDW. Leave-One-Out - Cross Validation: Observado \times Previsto. Tr= 100 anos. RMSE= 1.684 ; MAPE= 14.754 %



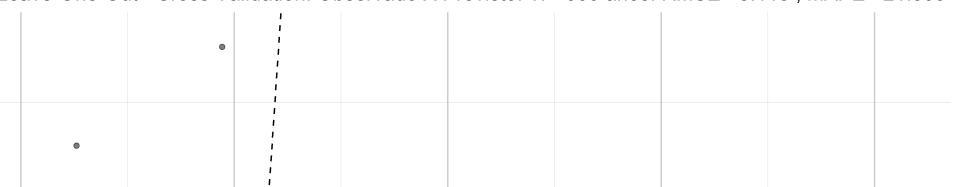


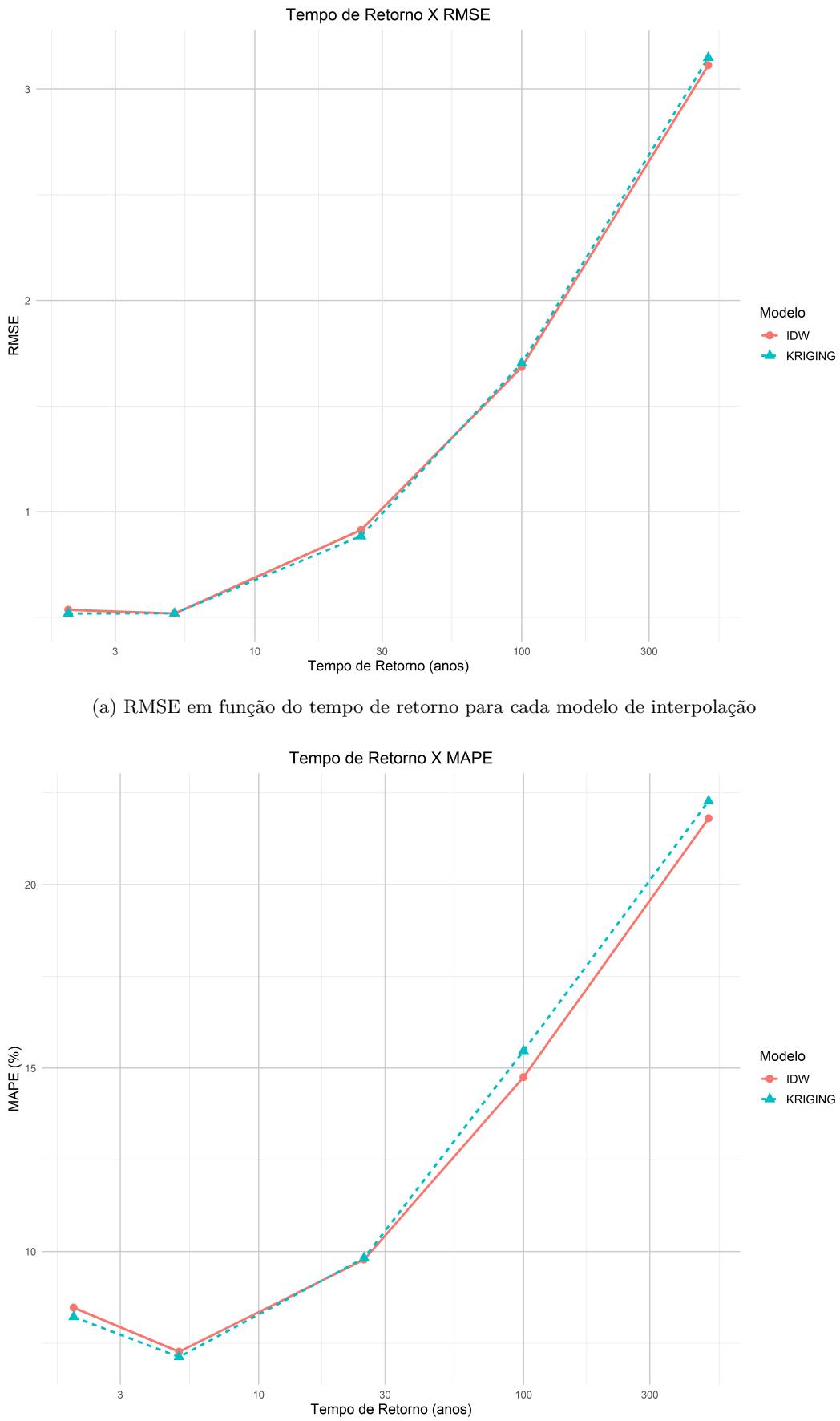
(a) Espacialização por IDW ($p=1$). Tempo de Retorno =500 anos



(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno =500 anos

IDW. Leave-One-Out - Cross Validation: Observado X Previsto. Tr= 500 anos. RMSE= 3.113 ; MAPE= 21.805 %





811 **3.3 Incertezas entre os modelos de distribuições e métodos de estimativa
812 de parâmetros**

813 As Figuras 16 a 20 mostram os resultados obtidos para as diferenças percentuais en-
814 tre os valores máximos e mínimos obtidos a partir das três distribuições testadas (GUM,
815 GAM e GEV) e dos dois métodos de estimativa de parâmetros empregados (MOM e MML).
816 Portanto, apresenta-se em termos percentuais, uma estimativa das incertezas em relação
817 às distribuições e métodos de estimativa de parâmetros empregados. Verifica-se, conforme
818 esperado, que quanto maior o tempo de retorno maior a variância entre os valores calcu-
819 lados e, portanto, maior a incerteza. Para os tempos de retorno entre 2 a 25 anos, as
820 diferenças atingiram no máximo cerca de 40%, enquanto para tempos de retorno entre 100
821 e 500 anos, essas diferenças podem ultrapassar 50% chegando até cerca de 100%. Outro
822 aspecto que pode ser observado comparando as figuras 16 a 20 com as figuras 10 a 15 é que
823 as maiores incertezas, não necessariamente estão associadas as estações que apresentam os
824 maiores volumes de chuvas. Dessa forma, cada estação possui suas características intrínsecas
825 relacionadas à incerteza.

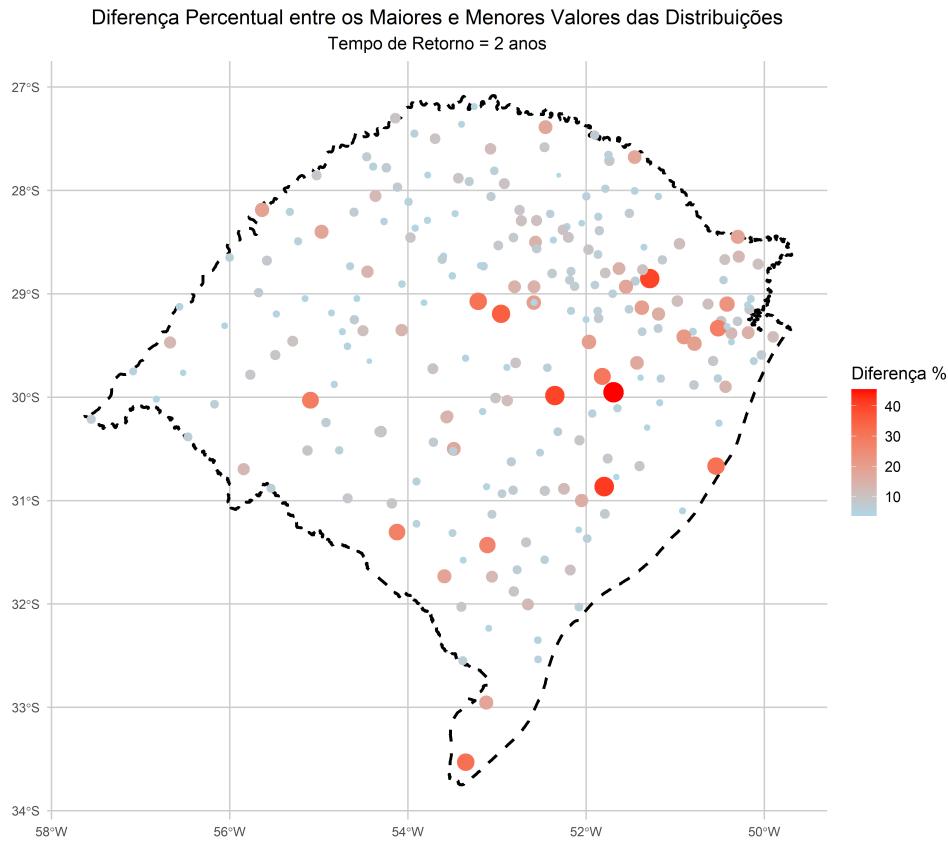


Figure 16: Diferença percentual entre os maiores e menores valores obtidos para a chuva de duração de 24 horas calculada a partir das distribuições GUM, GAM e GEV e os métodos MOM e MML para o tempo de retorno de 2 anos

826 **3.4 Estimativa do erro entre as bases de dados em grade e as estações
827 pluviométricas**

828 As Figuras 21 a 25 apresentam os resultados comparativos das diferenças percentuais
829 entre as intensidades de chuva de duração de 24 horas previstas a partir das IDF's ajustadas
830 para as estações e para as bases XAVIER (a) e CHIRPS (b) considerando os tempos de

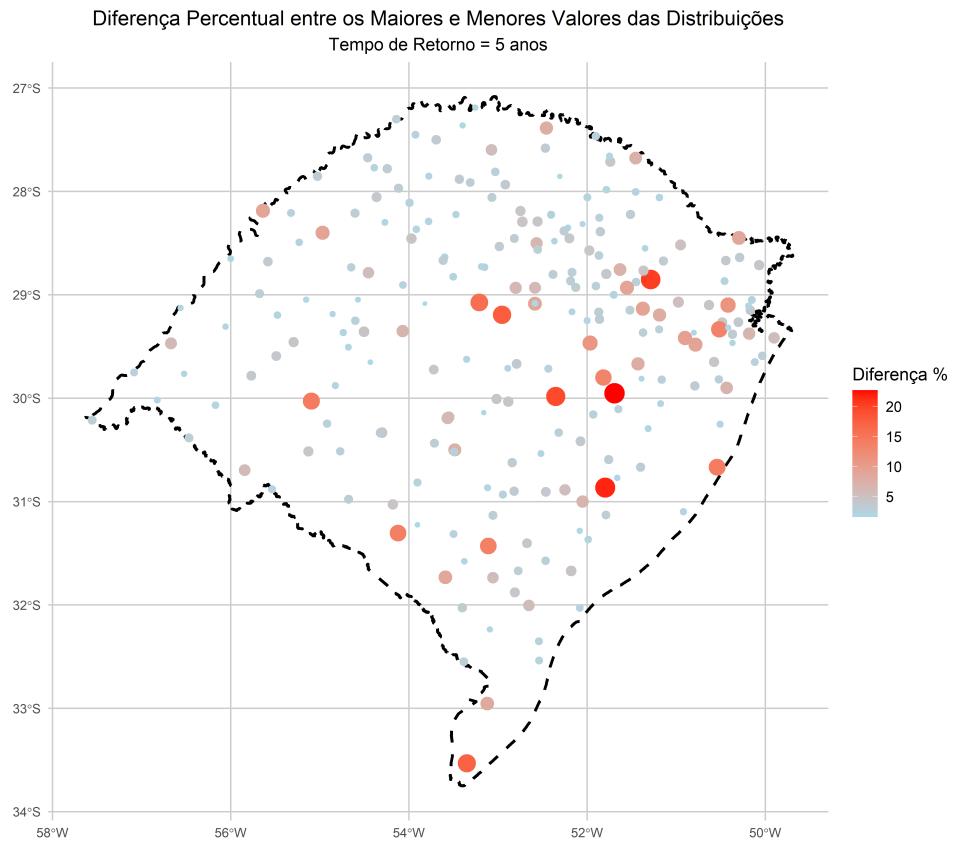


Figure 17: Diferença percentual entre os maiores e menores valores obtidos para a chuva de duração de 24 horas calculada a partir das distribuições GUM, GAM e GEV e os métodos MOM e MML para o tempo de retorno de 5 anos

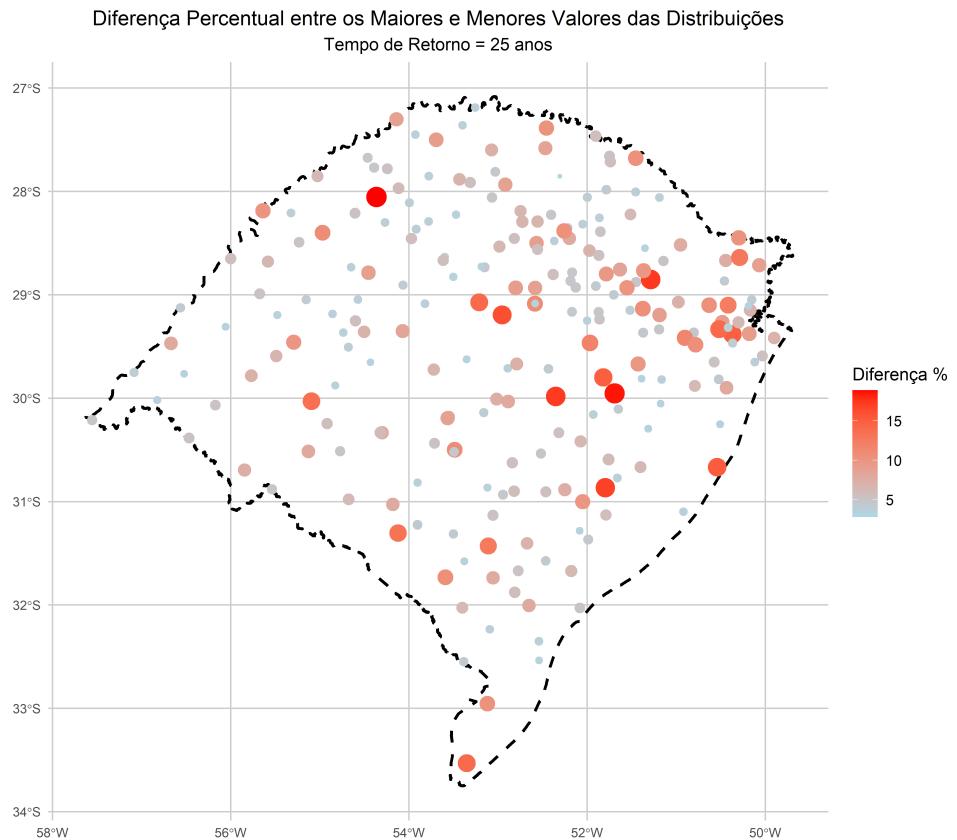


Figure 18: Diferença percentual entre os maiores e menores valores obtidos para a chuva de duração de 24 horas calculada a partir das distribuições GUM, GAM e GEV e os métodos MOM e MML para o tempo de retorno de 25 anos

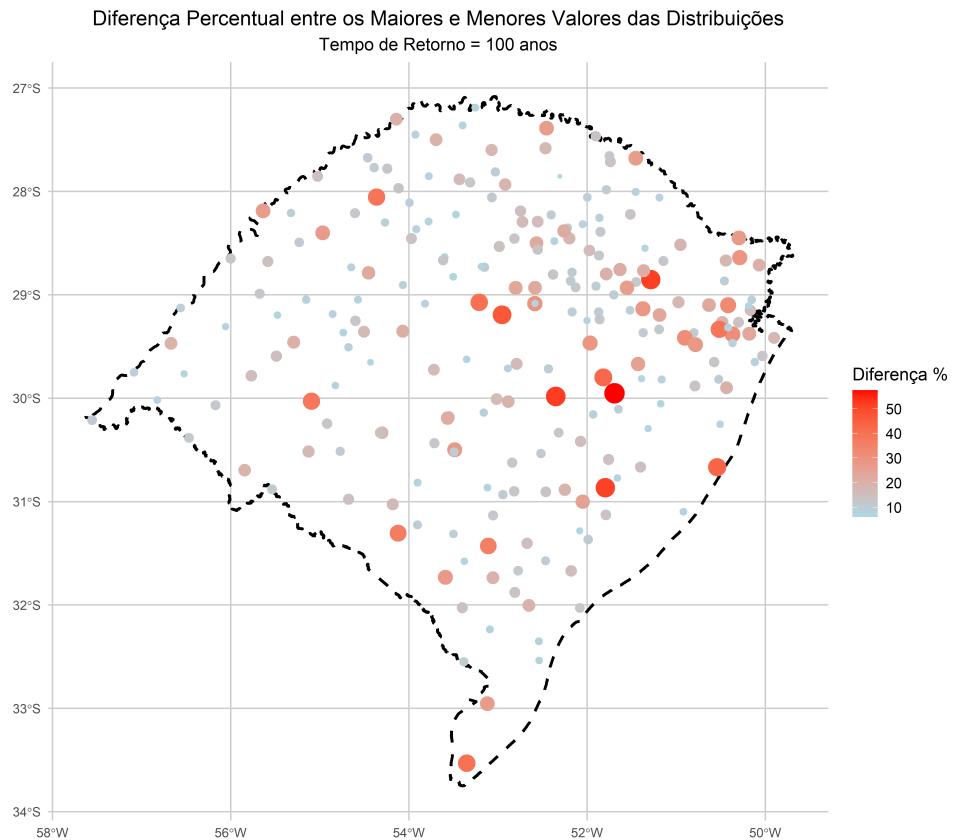


Figure 19: Diferença percentual entre os maiores e menores valores obtidos para a chuva de duração de 24 horas calculada a partir das distribuições GUM, GAM e GEV e os métodos MOM e MML para o tempo de retorno de 100 anos

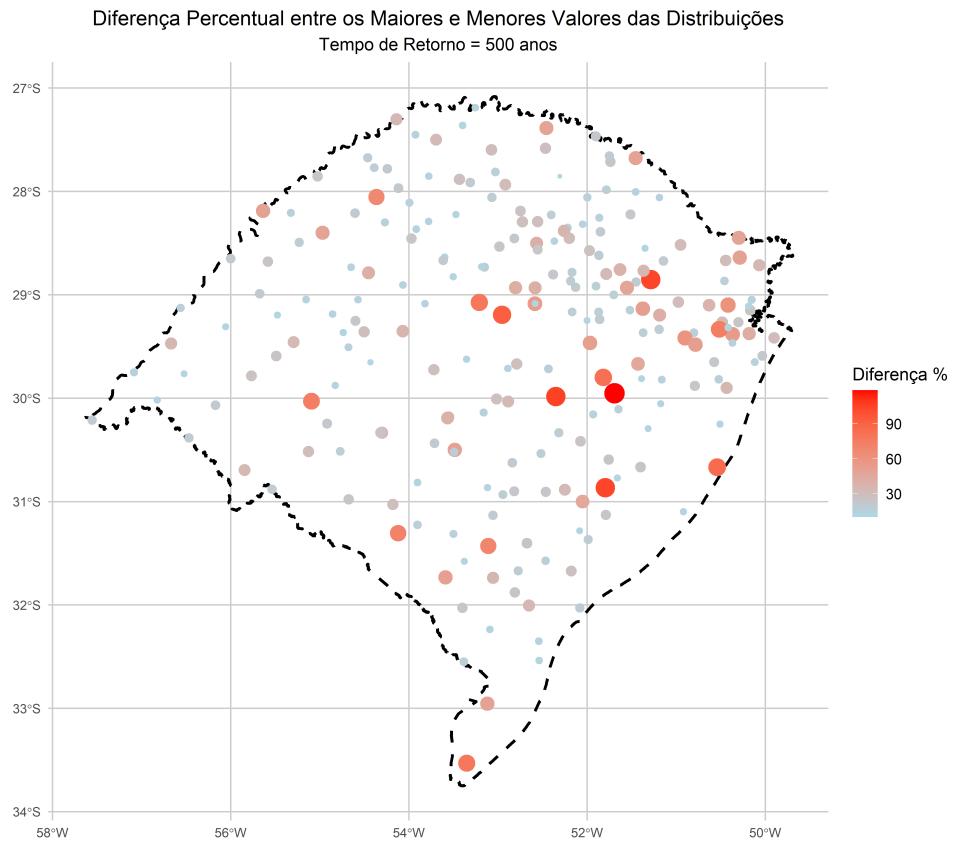


Figure 20: Diferença percentual entre os maiores e menores valores obtidos para a chuva de duração de 24 horas calculada a partir das distribuições GUM, GAM e GEV e os métodos MOM e MML para o tempo de retorno de 500 anos

831 retorno de 2, 5, 25, 100 e 500 anos, respectivamente. Os valores negativos nos percentuais
 832 indicam uma tendência de se subestimar os valores calculados a partir das estações quando se
 833 utilizam as IDFs obtidas a partir dos dados em grade. As cores mais avermelhadas mostram
 834 diferenças percentuais negativas mais acentuadas. Percebe-se que para ambas as bases há
 835 uma tendência espacial de subestimar os valores de chuva em relação àqueles obtidos a
 836 partir das estações. Essas diferenças tendem a aumentar em função do tempo de retorno
 837 considerado ultrapassando uma diferença de 100% para tempos de retorno maiores (100 e
 838 500 anos).

839 **3.5 Interpolação a partir dos parâmetros das IDFs**

840 As Figuras 31 a 35 apresentam os resultados comparativos das interpolações realizadas
 841 a partir dos parâmetros das IDFs por IDW e OK para os diferentes tempos de retorno
 842 testados (2, 5, 25, 100 e 500 anos), respectivamente. Para cada figura dessa sequência são
 843 apresentados os resultados da espacialização por IDW (a) e OK (b).

844 Comparando as Figuras 31 a 35 com as Figuras 10 a 14, verifica-se que as diferenças
 845 entre interpolação dos quantis obtidos das estações para as pontos de grade, ou a interpolação
 846 dos parâmetros das IDFs para os pontos de grade para, em seguida, serem calculados os
 847 quantis de chuva não representou diferença relevante.

848 **3.6 IDFs para os municípios**

849 A partir da interpolação por IDW dos parâmetros das curvas IDFs das estações foram
 850 geradas curvas IDFs para todas as sedes municipais do Rio Grande do Sul. Para interpolação,
 851 foram adotados os expoentes de melhor desempenho e a distribuição GEV, com parâmetros
 852 definidos pelo método MML. O aplicativo a seguir permite a seleção da sede municipal e a
 853 geração das curvas IDFs, sendo possível visualizar a equação, bem como os resultados na
 854 forma de tabelas.

855 **4 Conclusões**

856 Este estudo comparou e analisou a espacialização dos dados provenientes das estações
 857 pluviométricas da base HIDRO com os dados de precipitação em grade fornecidos pelas
 858 bases XAVIER e CHIRPS, amplamente utilizadas no Brasil. Os resultados dos padrões de
 859 chuvas extremas, obtidos por meio das equações IDFs das estações pluviométricas da base
 860 HIDRO, foram comparados com aqueles derivados das bases em grade.

861 A análise, realizada para o estado do Rio Grande do Sul, revelou diferenças significativas
 862 nos quantis de chuva das curvas IDFs, com dados interpolados utilizando os métodos IDW e
 863 Krigagem, considerando diferentes distribuições de máximos (Gumbel, GEV e Exponencial)
 864 e técnicas para obtenção de parâmetros na análise de frequência. As incertezas entre as
 865 distribuições de extremos foram avaliadas, e as curvas IDFs foram interpoladas para todas
 866 as sedes municipais do estado. Os resultados indicam que os dados em grade tendem a
 867 subestimar os quantis de chuva, sugerindo a necessidade de uma análise cuidadosa ao utilizar
 868 esses dados para o dimensionamento de infraestruturas hídricas.

869 **Referências**

- 870 American Society of Civil Engineers. (1992). *Design and construction of urban stormwater*
 871 *systems*. New York: American Society of Civil Engineers.
 872 Amir, A., David, E., Kuolin, H., Siegfried, S., & Soroosh, S. (Eds.). (2013). *Extremes in*
 873 *a changing climate. Detection, analysis and uncertainty*. Rio de Janeiro RJ: Springer
 874 Dordrecht. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-94-007-4479-0>
 875 ANA. (2007). *Evolução da rede hidrometeorológica nacional*. (No. v.1.n.1). Brasilia, DF: Su-
 876 perintendência de Administração da Rede Hidrometeorológica. Retrieved from <https://www.ana.gov.br/arquivos/infohidrologicas/EvolucaoRedeHidrometeorologicaNacional.pdf>
 877 ANA. (2019). Portal hidroweb. Retrieved from <http://www.snirh.gov.br/hidroweb/publico/apresentacao.jsf>

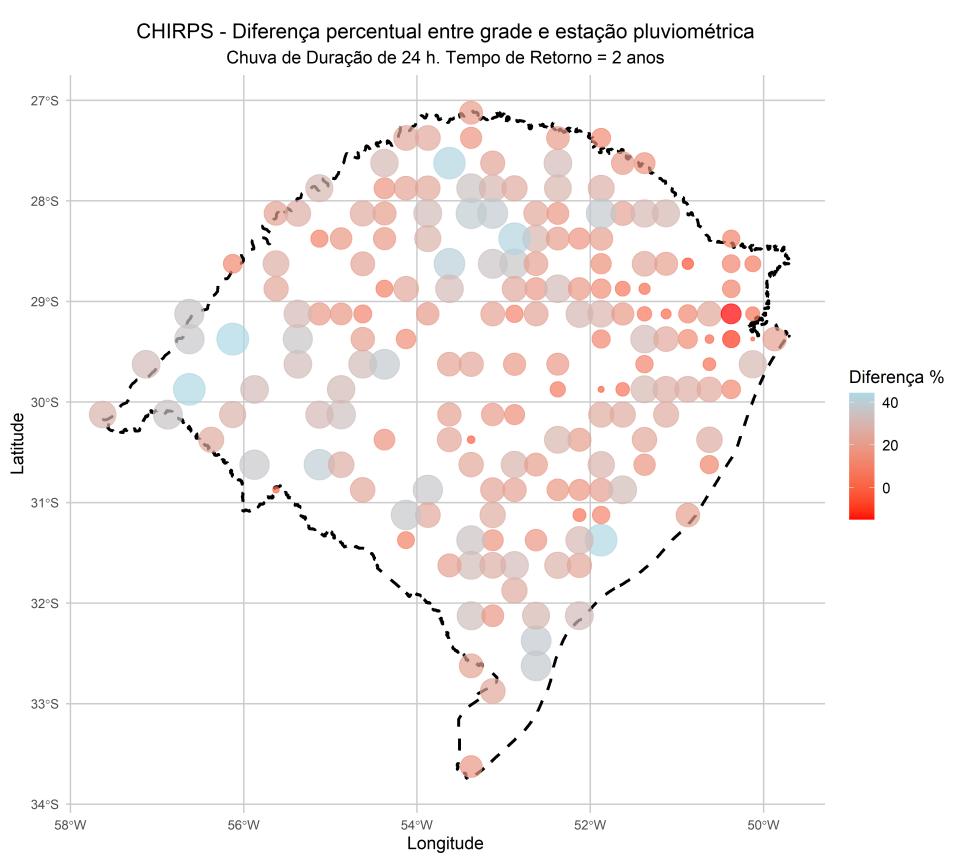
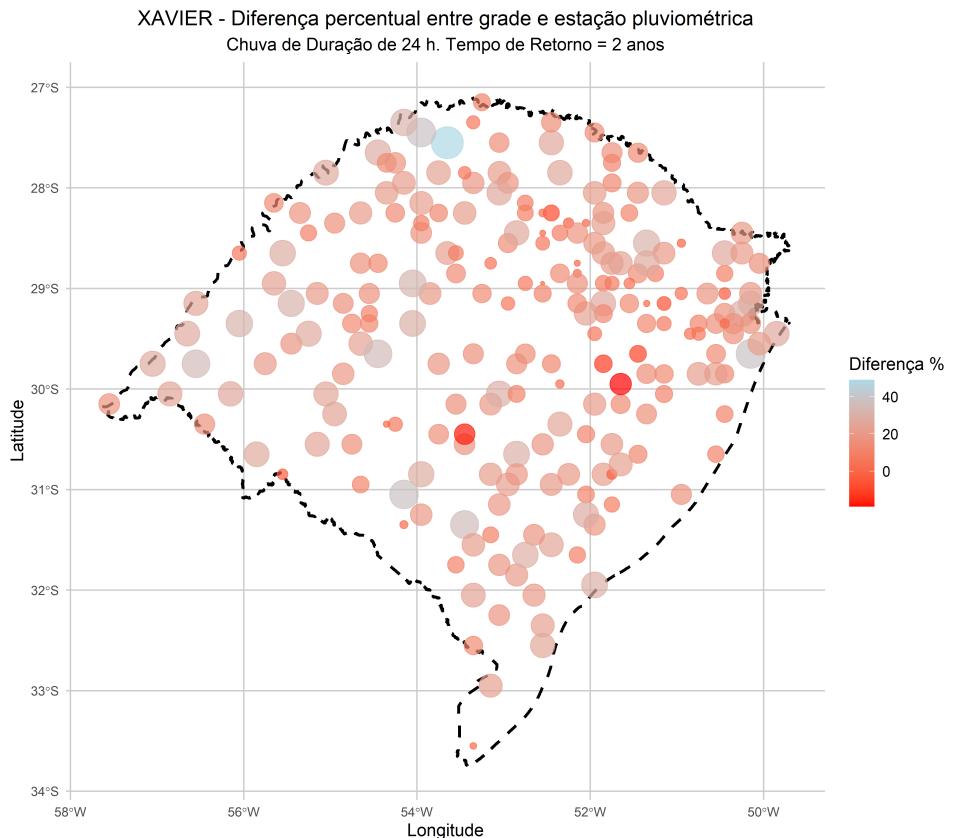


Figure 21: Diferença percentual entre grade e estação pluviométrica para a distribuição GEV-MME, com chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 2 anos, considerando as bases XAVIER (a) e CHIRPS (b).

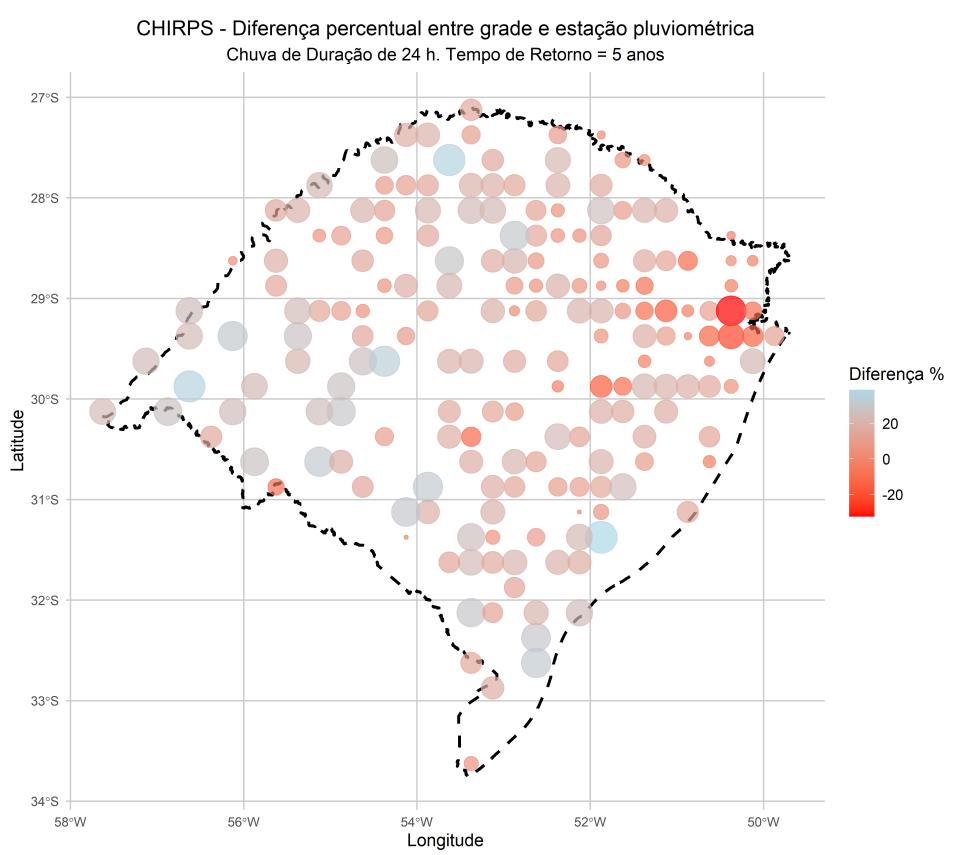
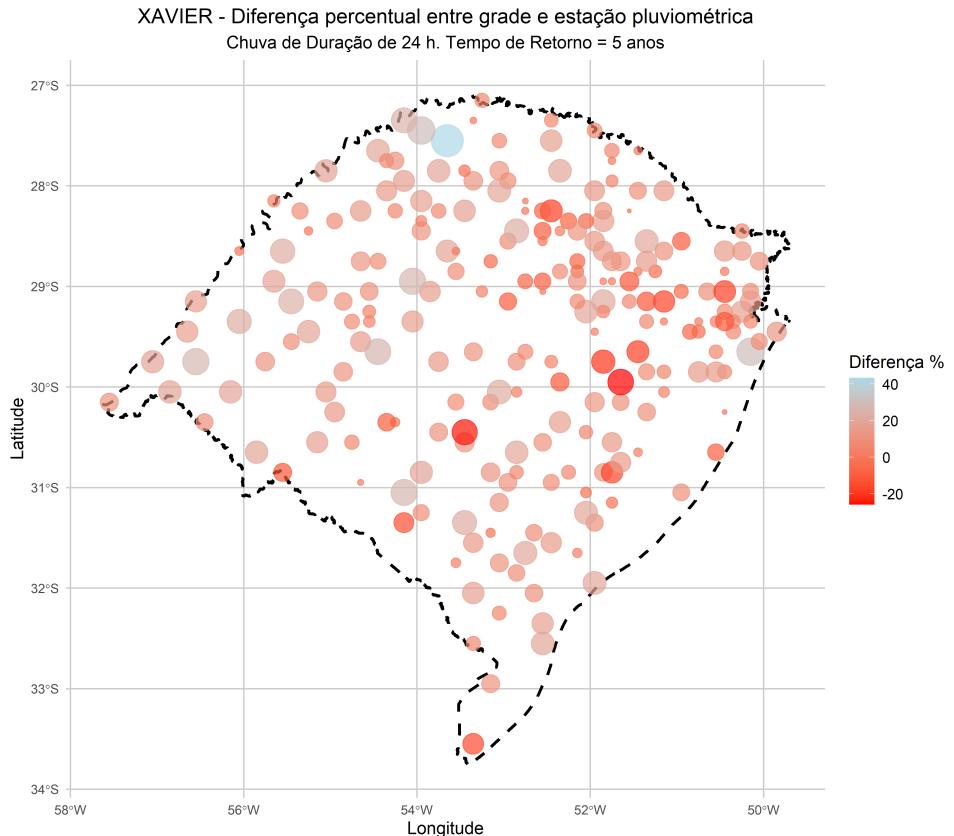


Figure 22: Diferença percentual entre grade e estação pluviométrica para a distribuição GEV-MME, com chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 5 anos, considerando as bases XAVIER (a) e CHIRPS (b).

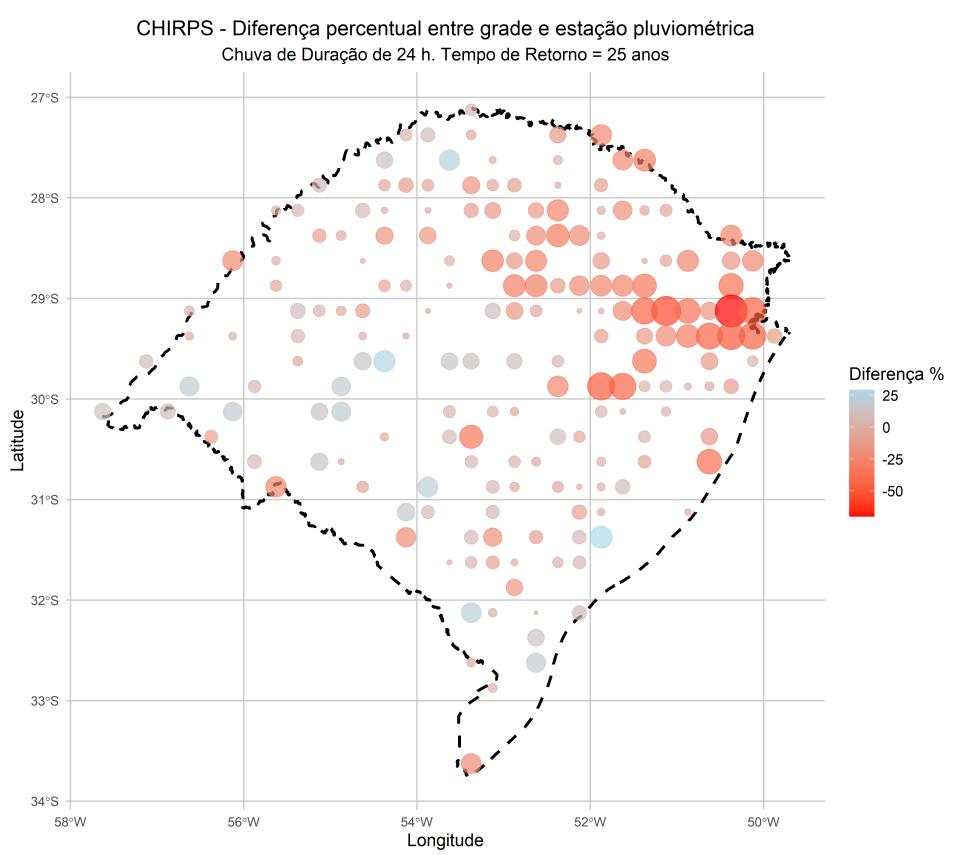
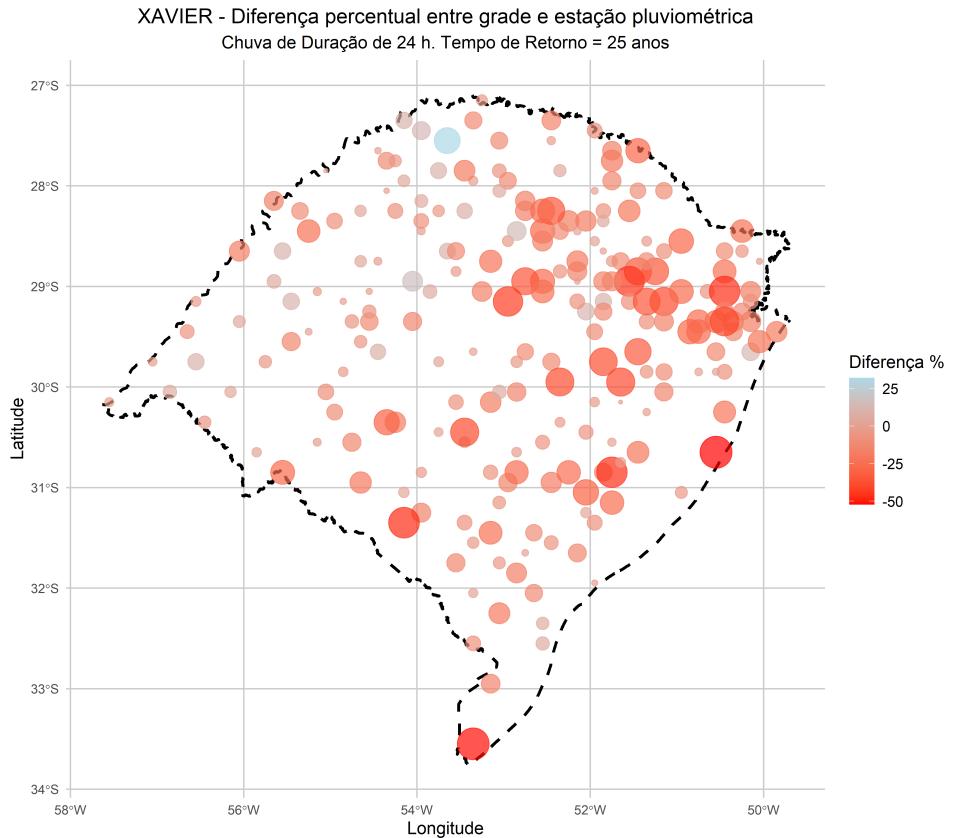
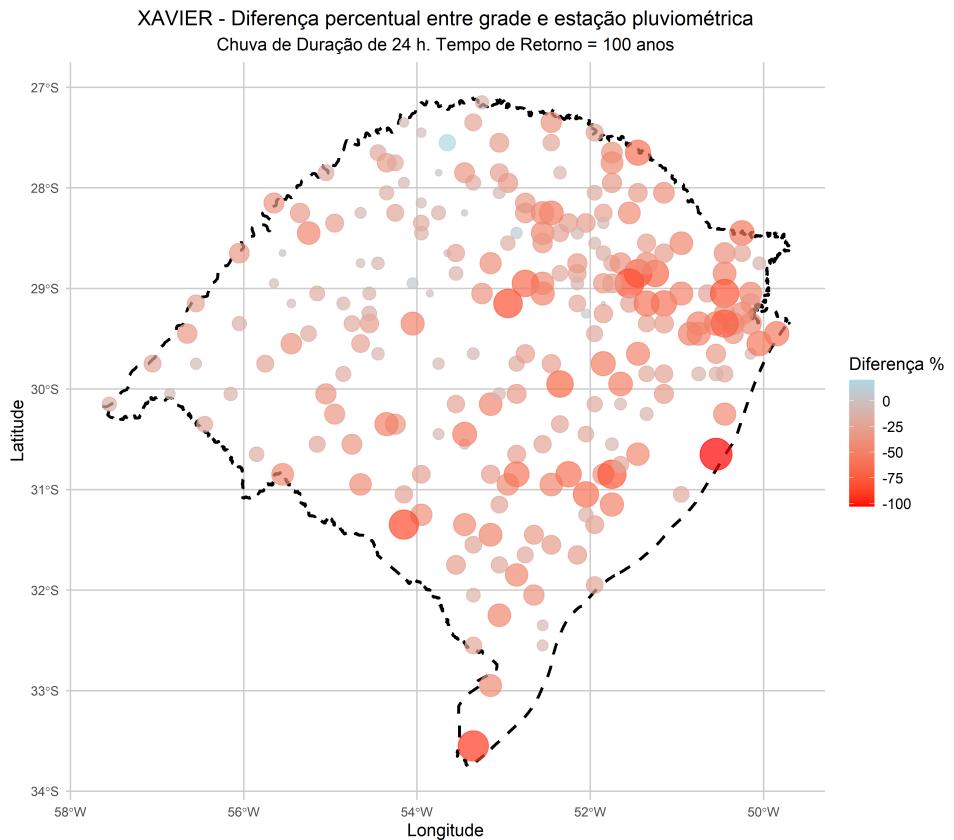
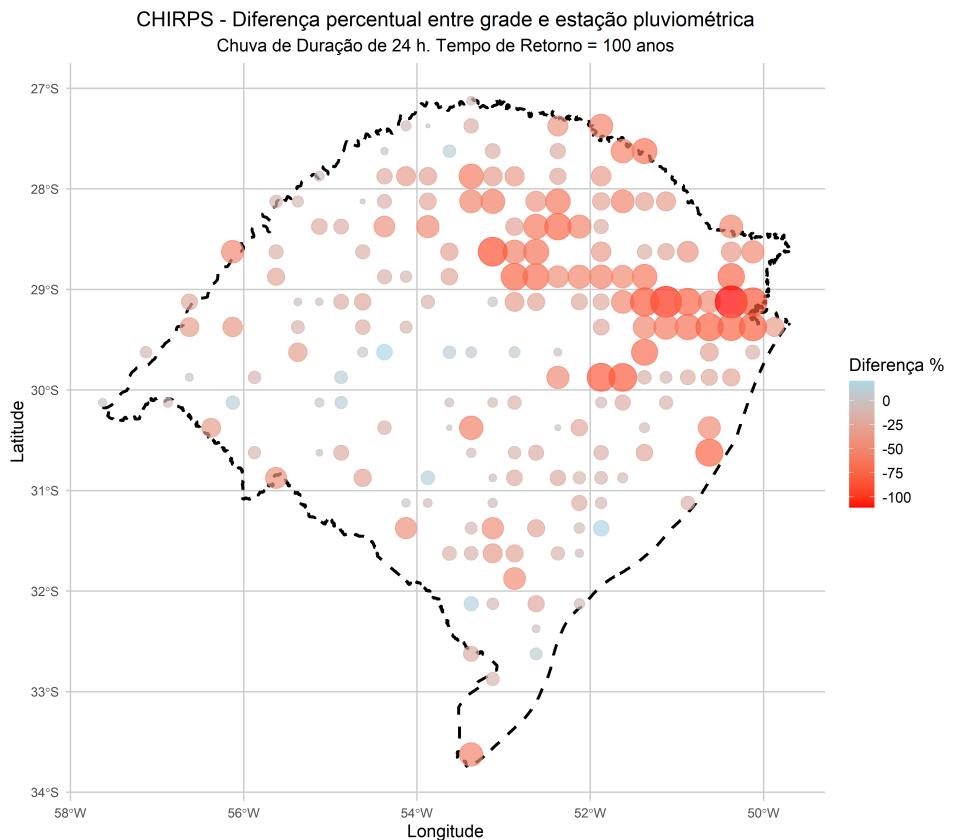


Figure 23: Diferença percentual entre grade e estação pluviométrica para a distribuição GEV-MME, com chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 25 anos, considerando as bases XAVIER (a) e CHIRPS (b).



(a) XAVIER



(b) CHIRPS

Figure 24: Diferença percentual entre grade e estação pluviométrica para a distribuição GEV-MME, com chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 100 anos, considerando as bases XAVIER (a) e CHIRPS (b).

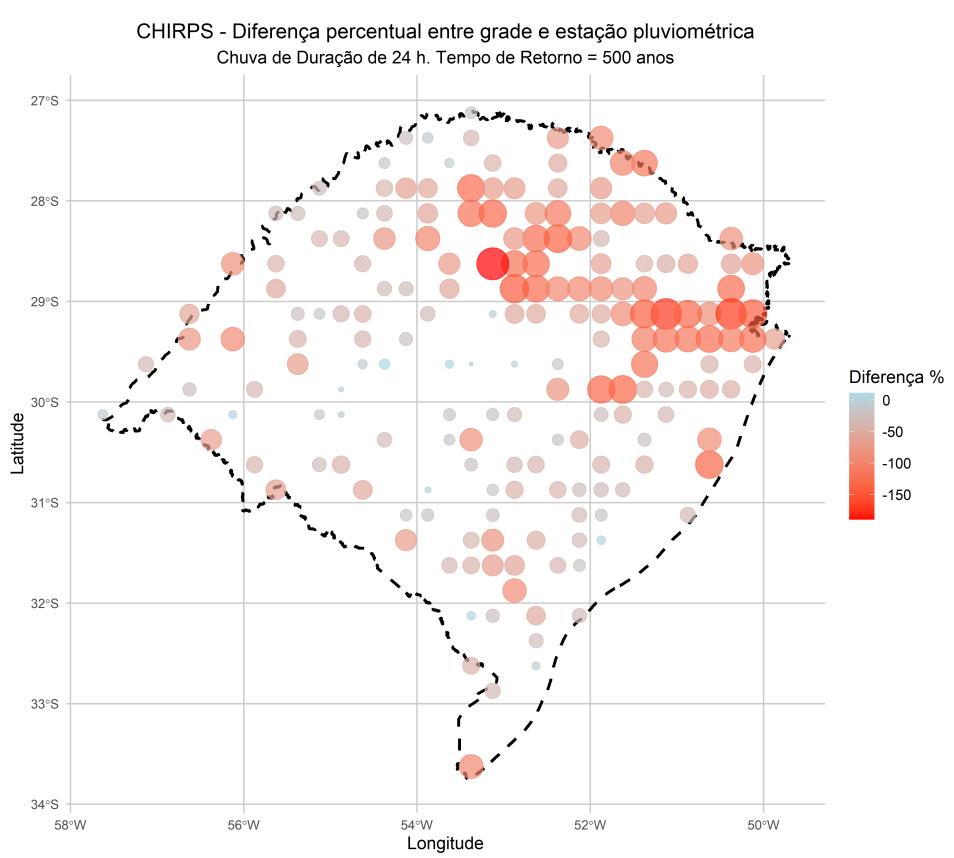
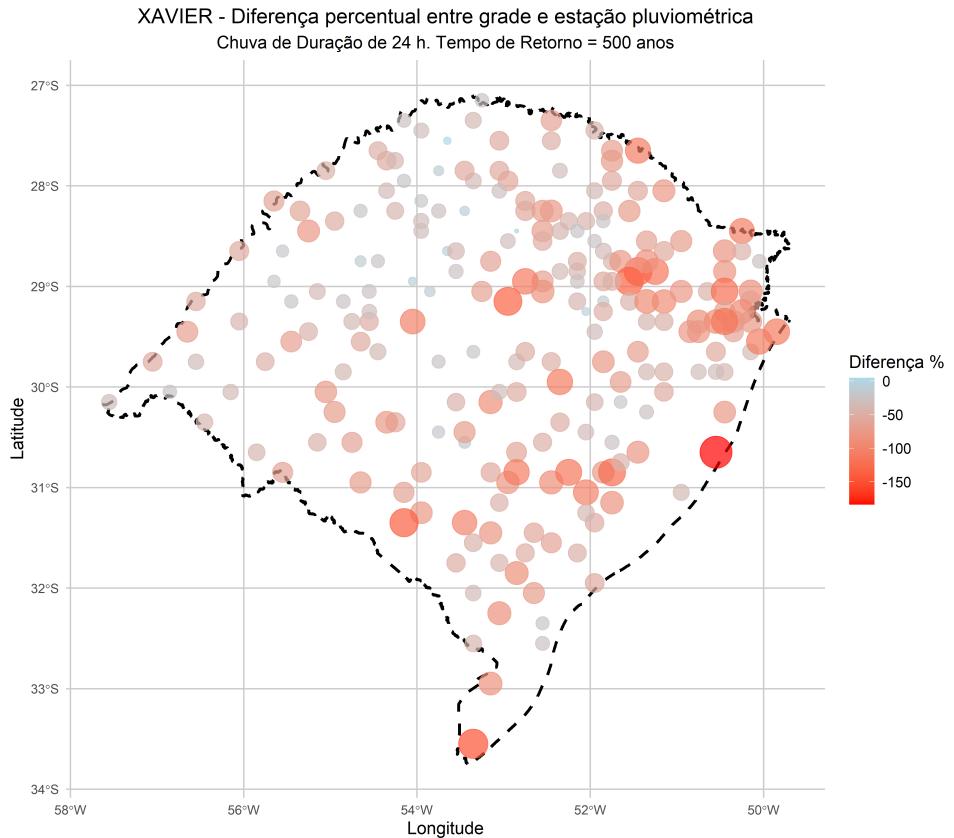
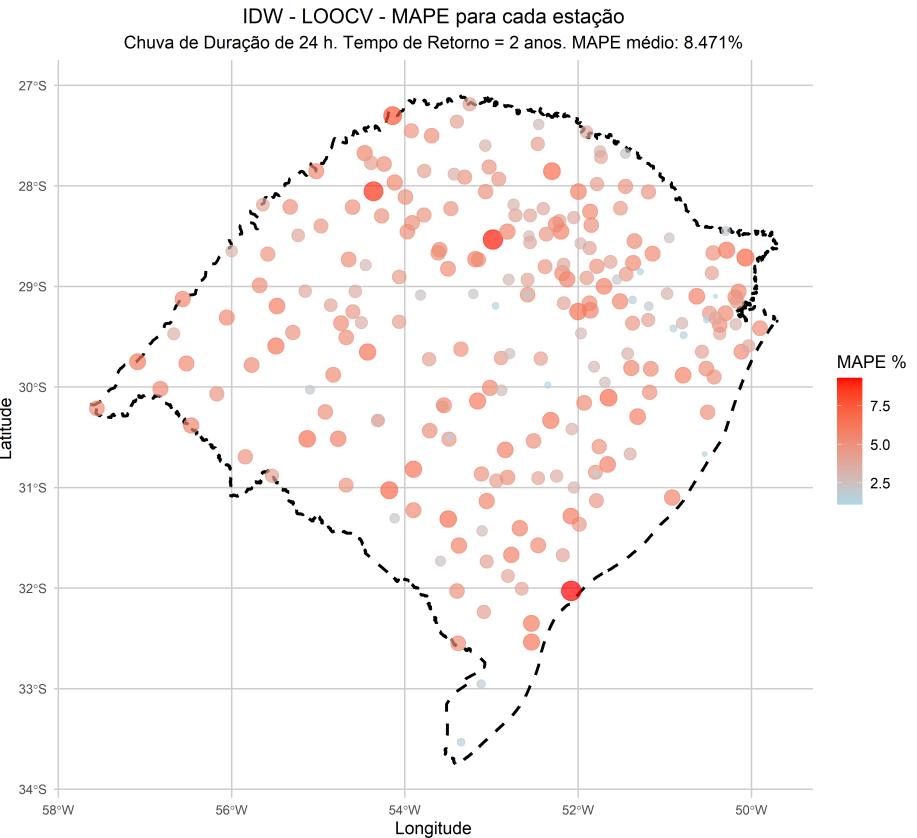
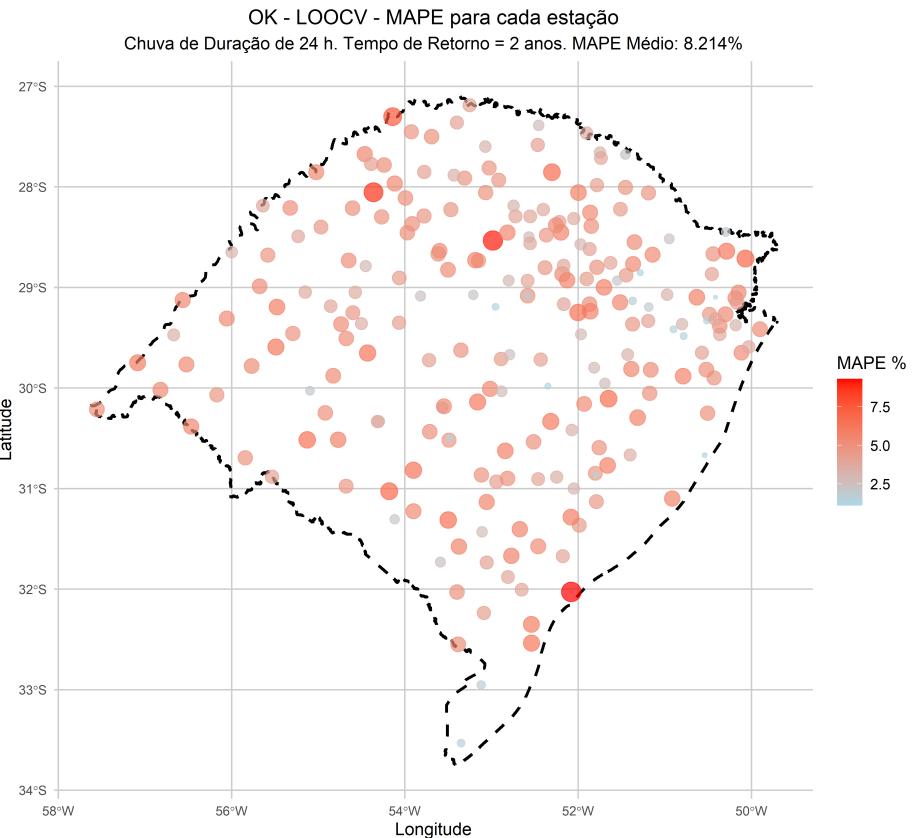


Figure 25: Diferença percentual entre grade e estação pluviométrica para a distribuição GEV-MME, com chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 500 anos, considerando as bases XAVIER (a) e CHIRPS (b).



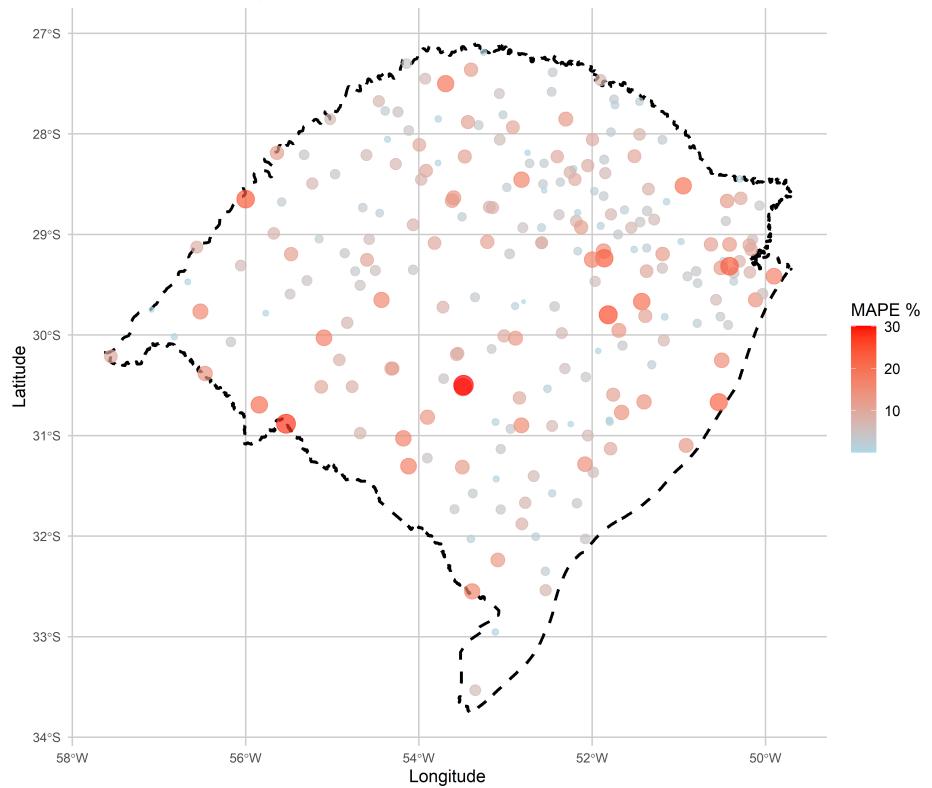
(a) IDW



(b) OK

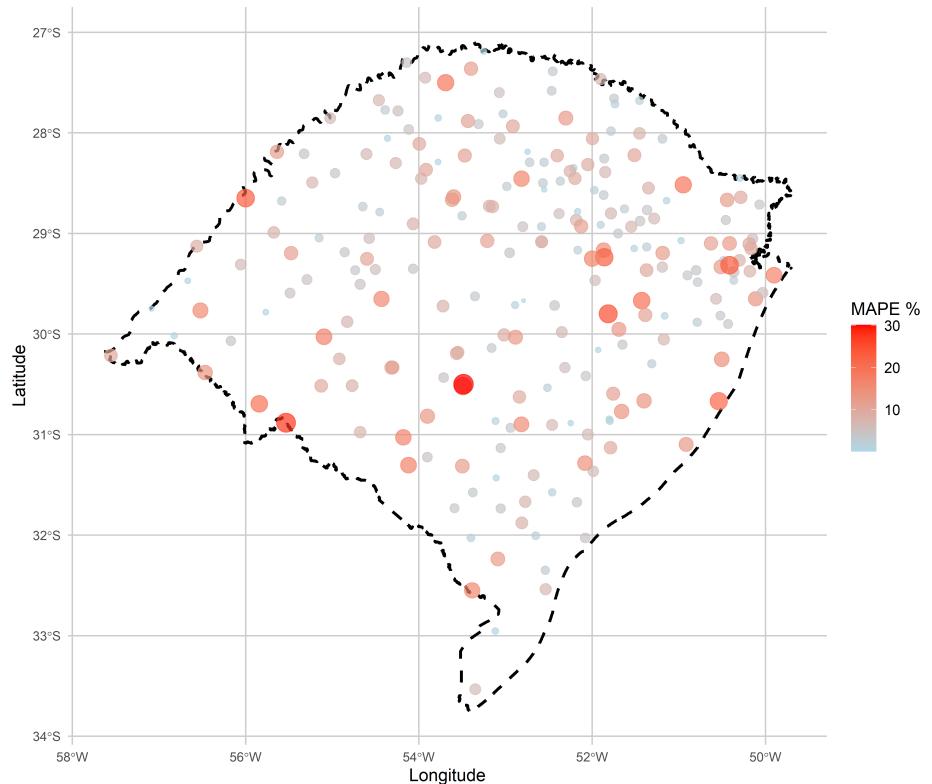
Figure 26: MAPE para cada local da estação para uma chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 2 anos, considerando IDW (a) e OK (b).

IDW - LOOCV - MAPE para cada estação
Chuva de Duração de 24 h. Tempo de Retorno = 5 anos. MAPE Médio: 7.265%



(a) IDW

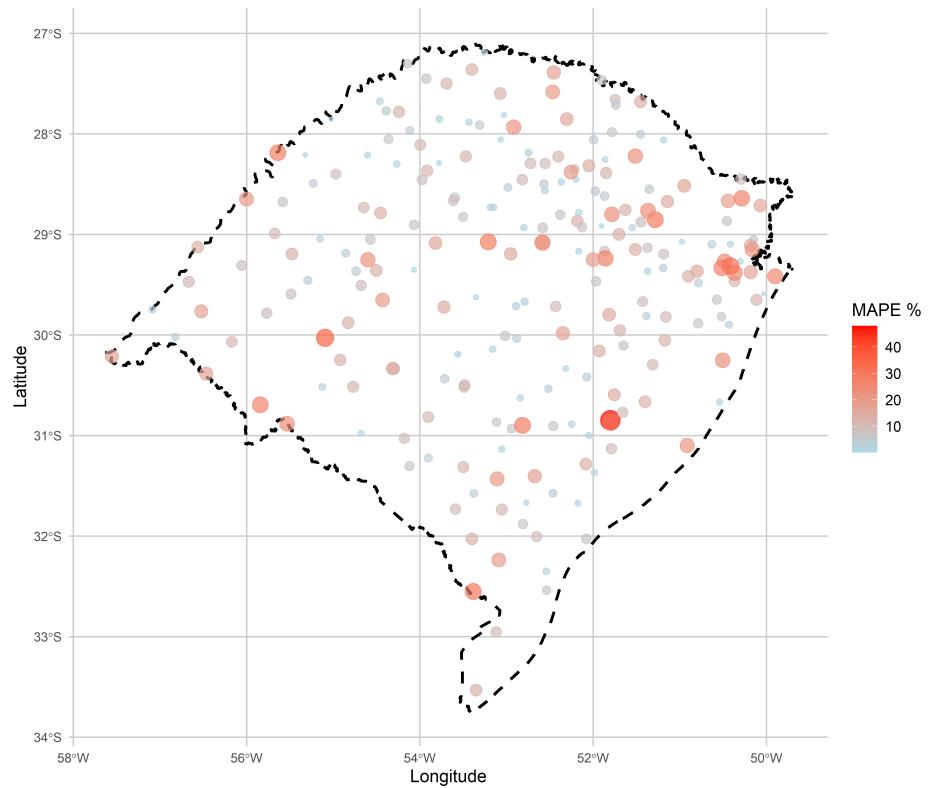
OK - LOOCV - MAPE para cada estação
Chuva de Duração de 24 h. Tempo de Retorno = 5 anos. MAPE Médio: 7.123%



(b) OK

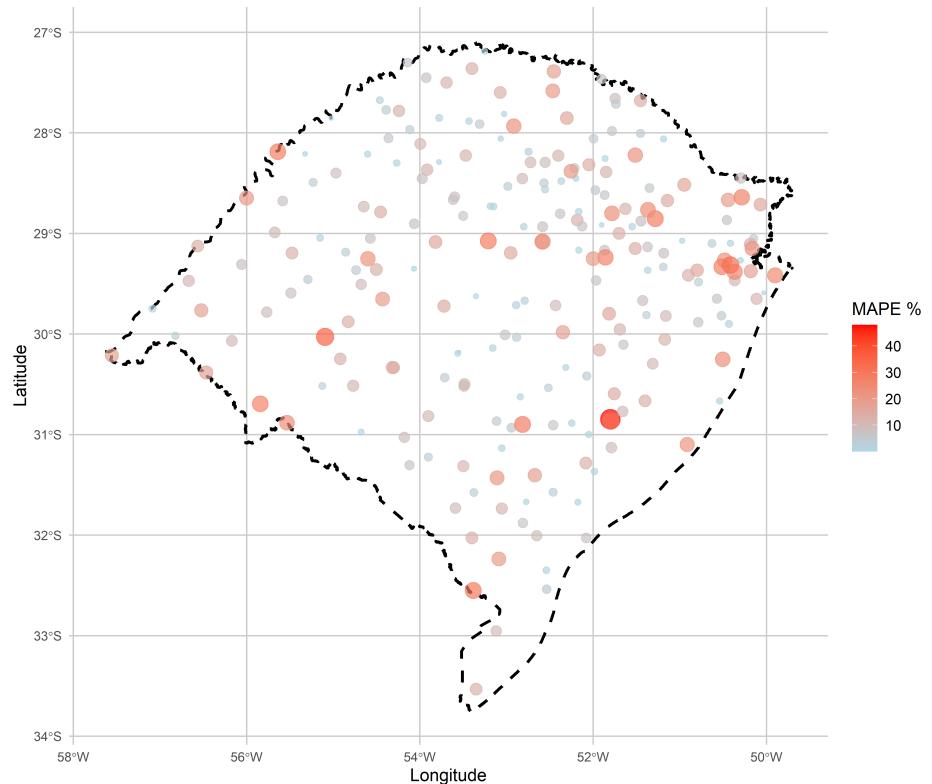
Figure 27: MAPE para cada local da estação para uma chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 5 anos, considerando IDW (a) e OK (b).

IDW - LOOCV - MAPE para cada estação
Chuva de Duração de 24 h. Tempo de Retorno = 25 anos. MAPE Média: 9.779%



(a) IDW

OK - LOOCV - MAPE para cada estação
Chuva de Duração de 24 h. Tempo de Retorno = 25 anos. MAPE Média: 9.821%



(b) OK

Figure 28: MAPE para cada local da estação para uma chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 25 anos, considerando IDW (a) e OK (b).

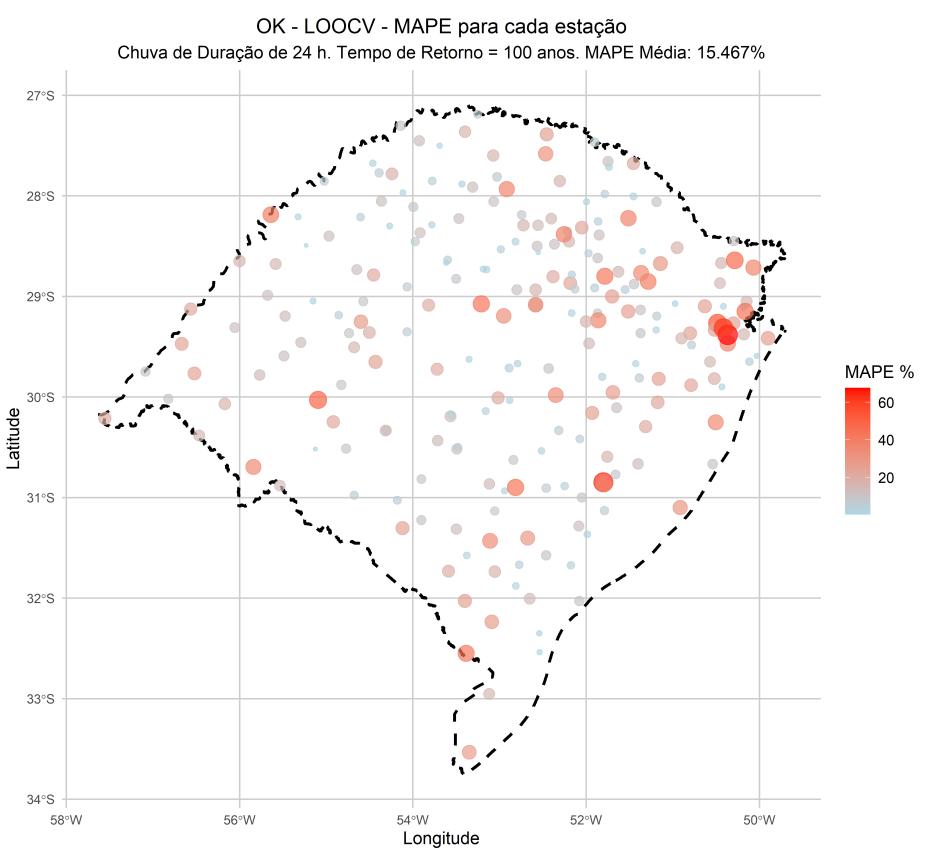
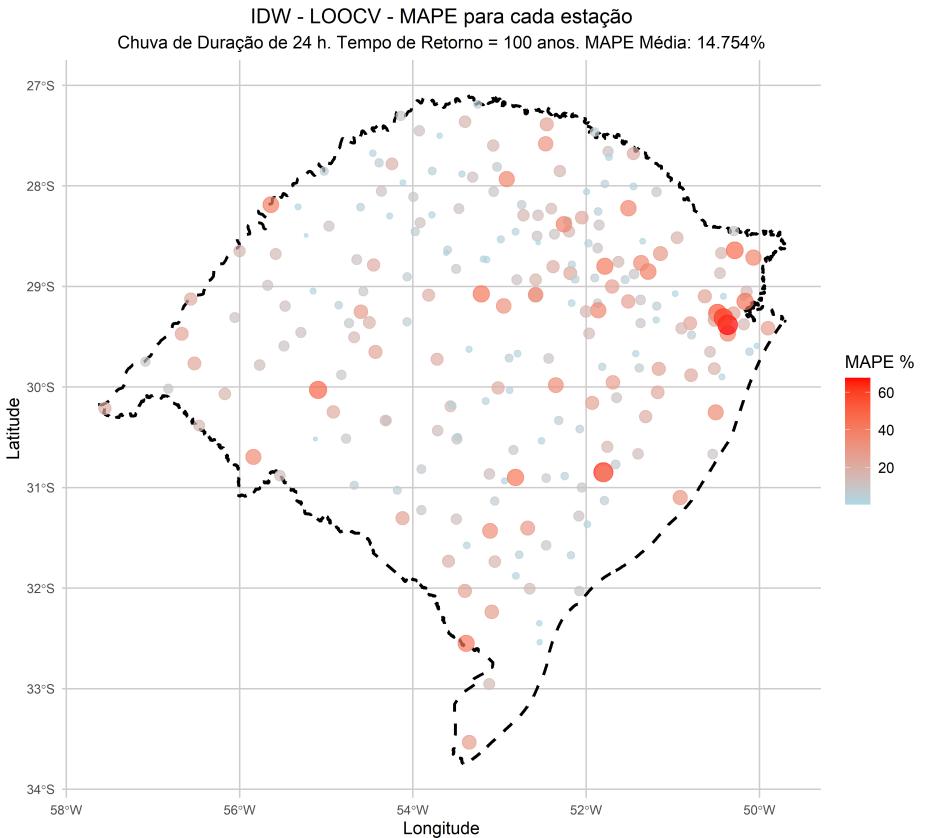


Figure 29: MAPE para cada local da estação para uma chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 100 anos, considerando IDW (a) e OK (b).

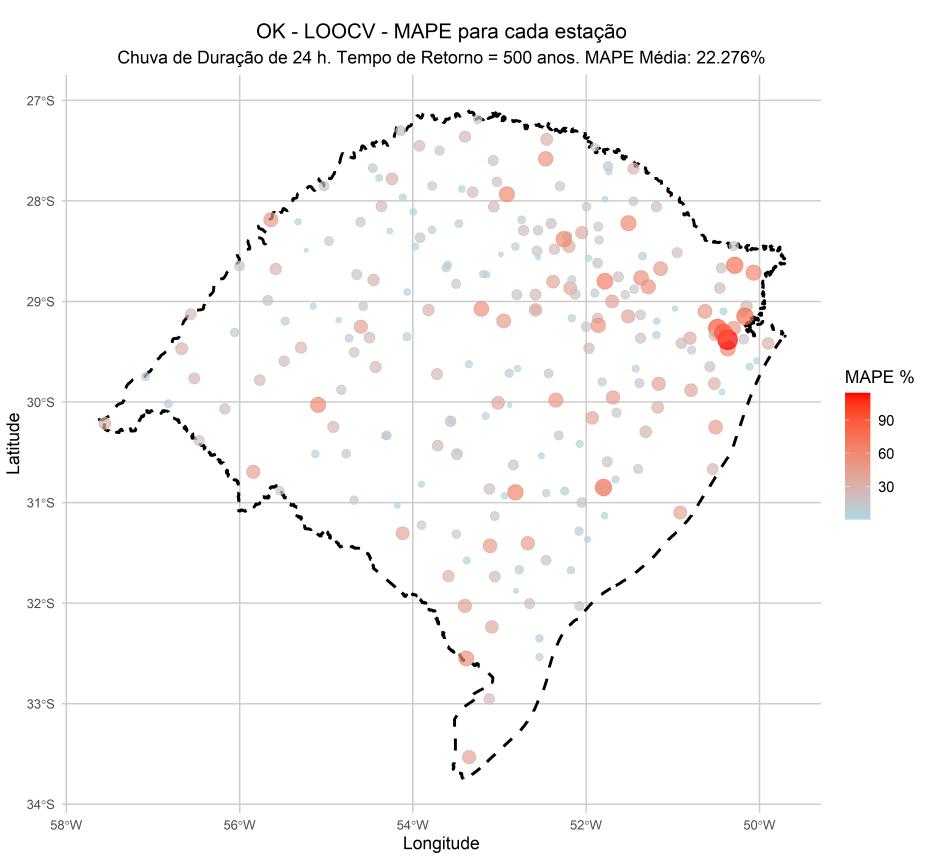
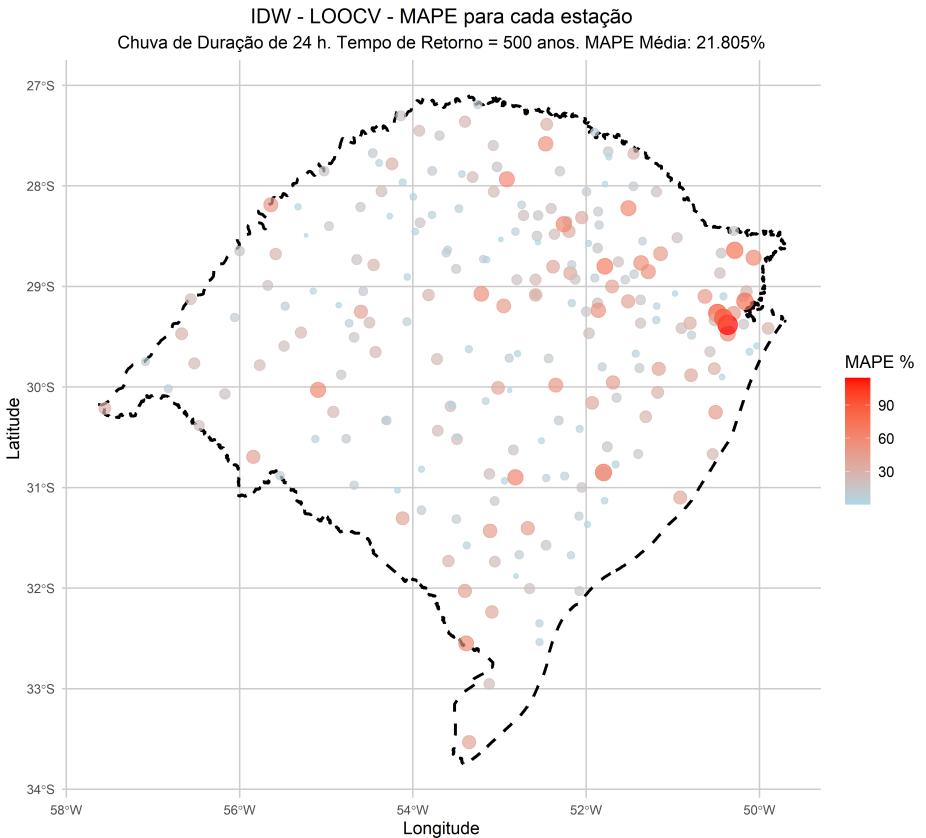
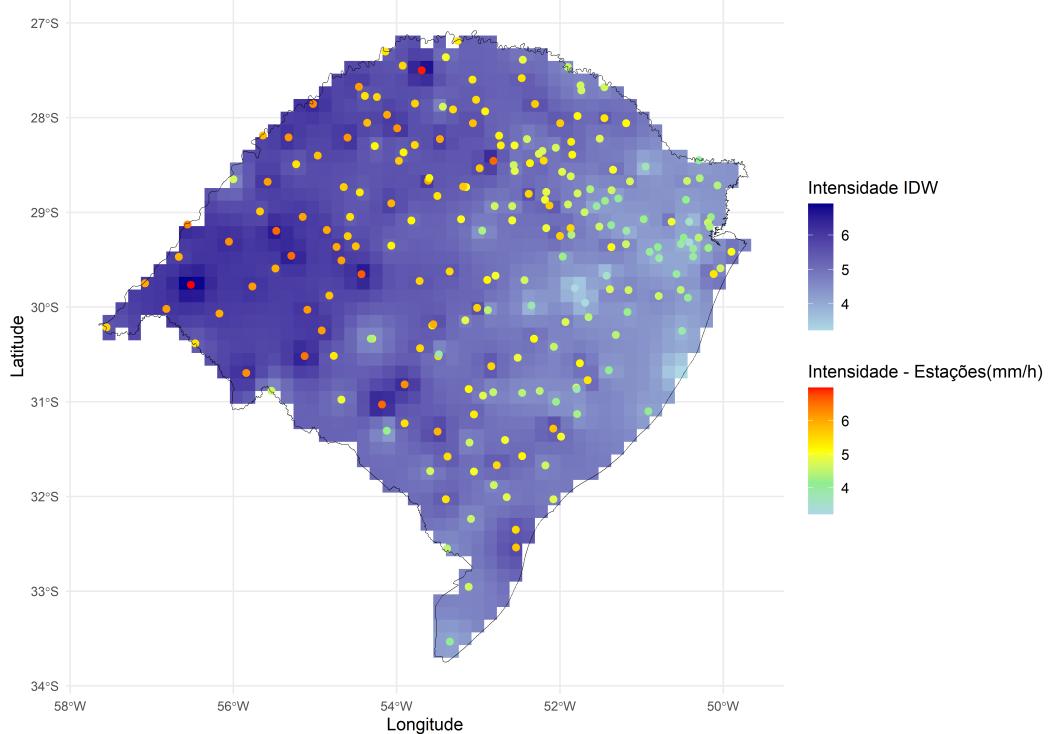
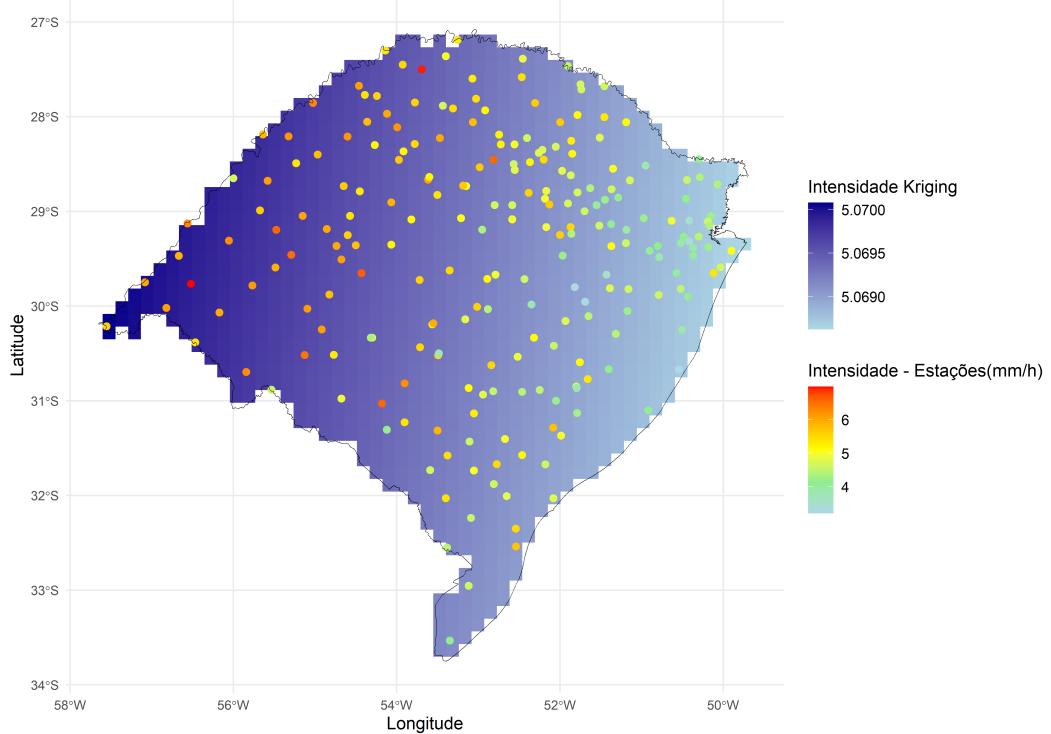


Figure 30: MAPE para cada local da estação para uma chuva de duração de 24 horas para tempo de retorno de 500 anos, considerando IDW (a) e OK (b).

IDW com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 2 anos

(a) Espacialização por IDW ($p=2,5$). Tempo de Retorno = 2 anos

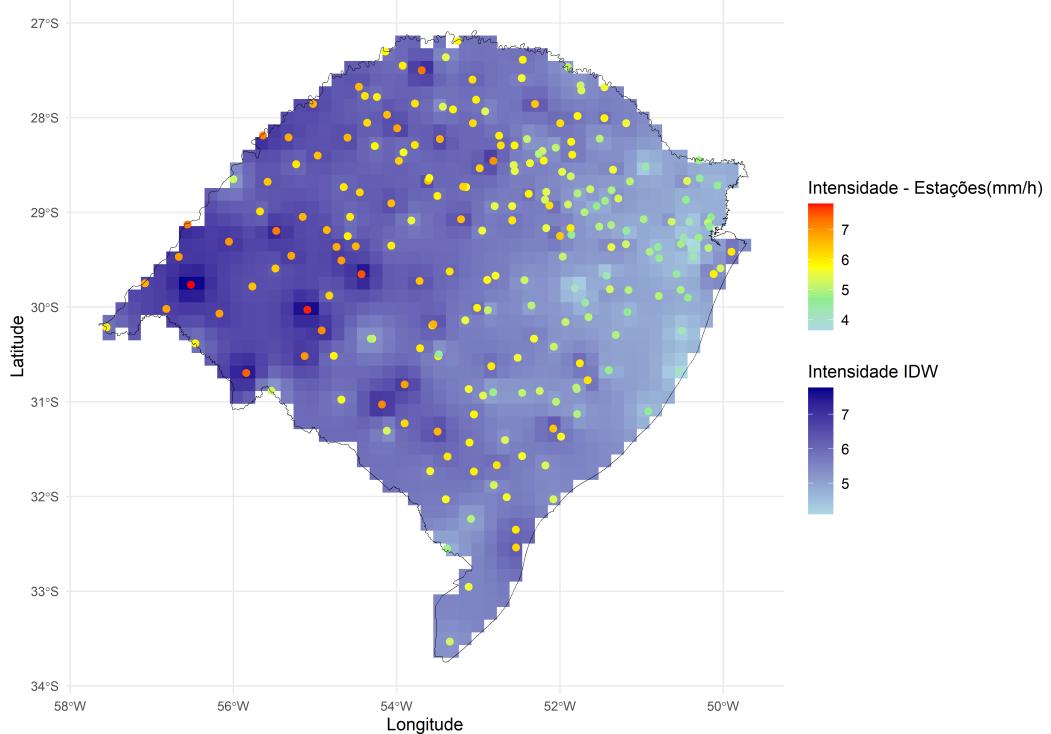
OK com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 2 anos



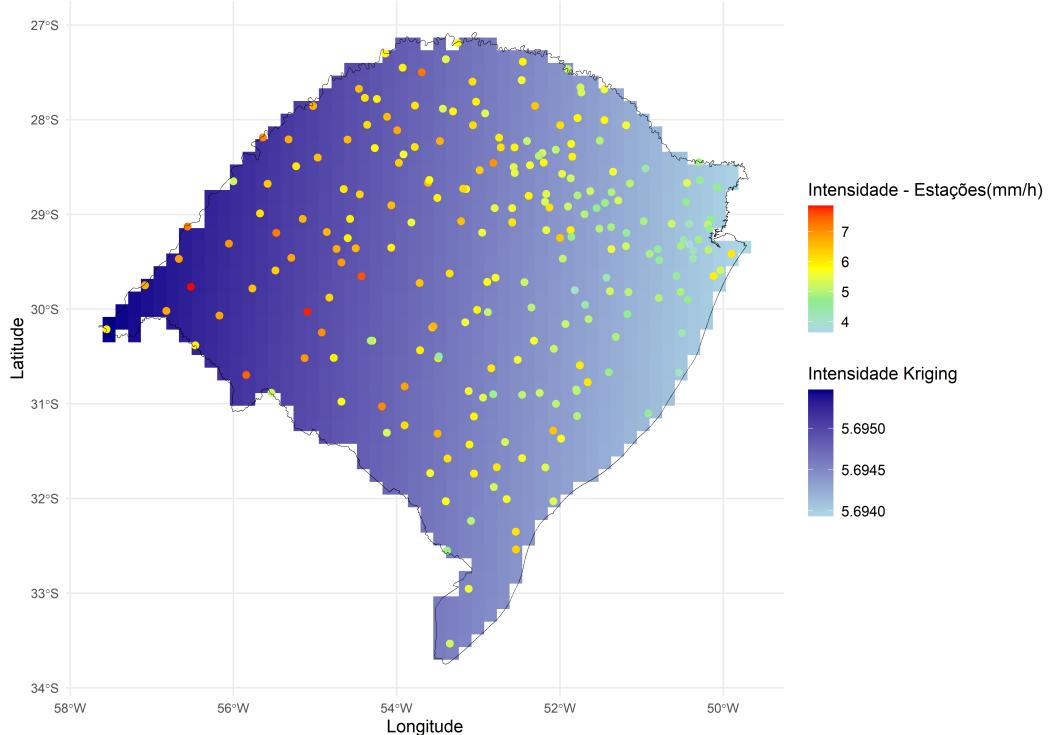
(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno = 2 anos

Figure 31: Resultados obtidos para intensidade da chuva de duração de 24 h e tempo de retorno de 2 anos para interpolação por IDW dos parâmetros das IDFs (a) e por krigagem ordinária, OK (b).

IDW com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 5 anos

(a) Espacialização por IDW ($p=2.5$). Tempo de Retorno = 5 anos

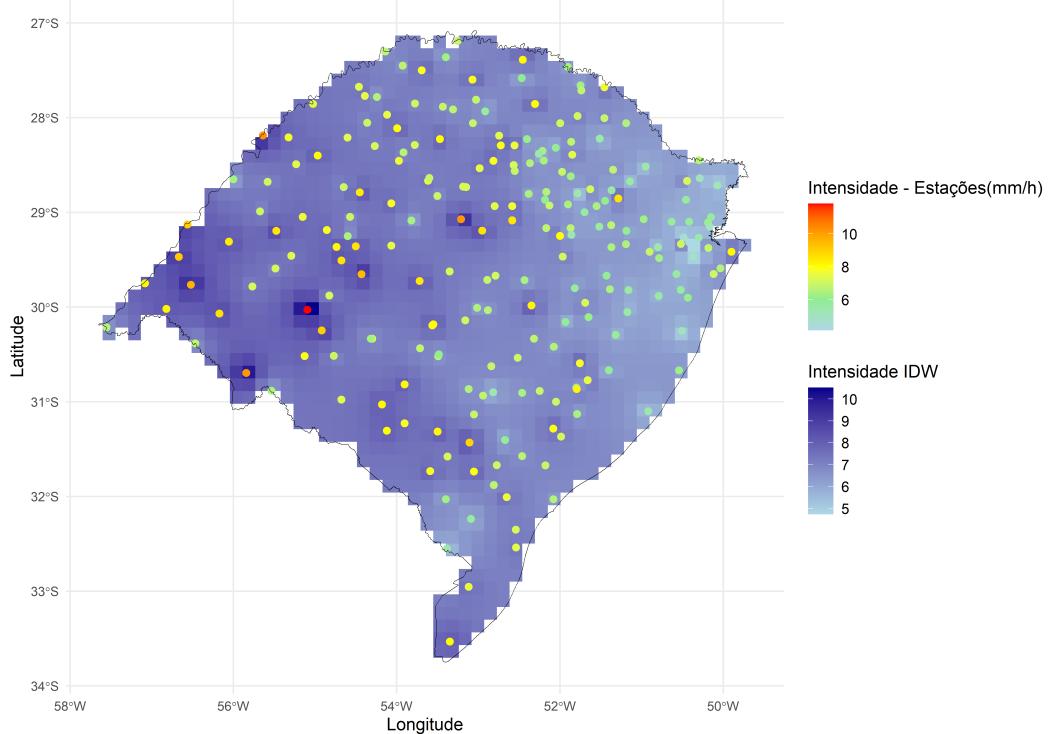
OK com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 5 anos



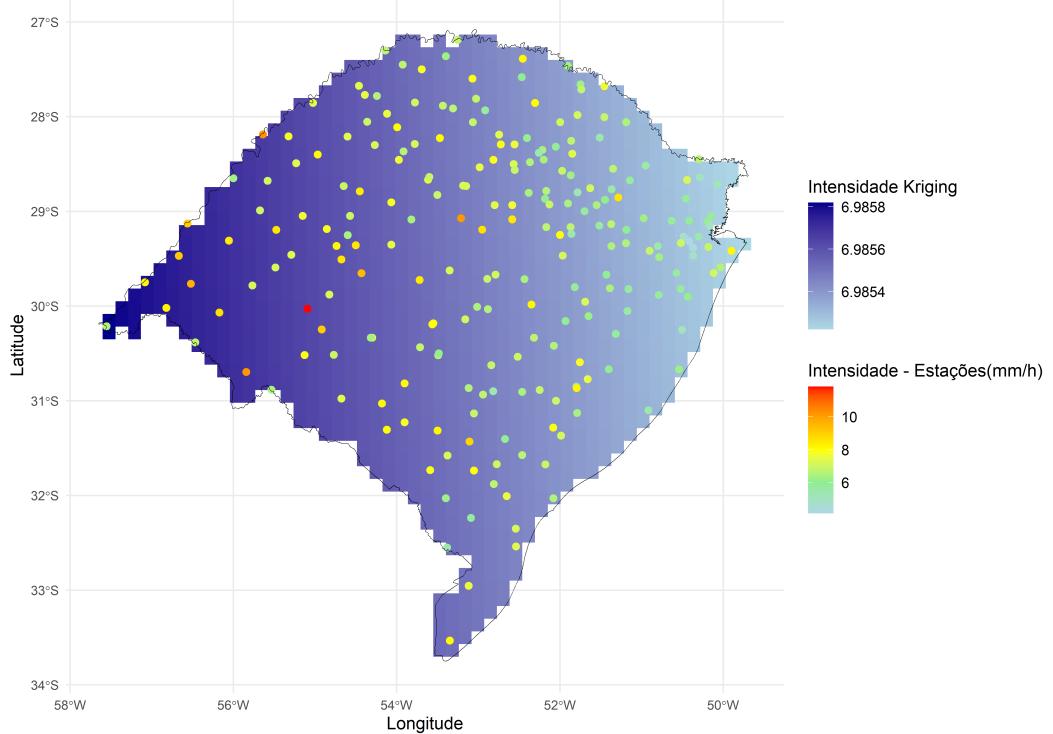
(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno = 5 anos

Figure 32: Resultados obtidos para intensidade da chuva de duração de 24 h e tempo de retorno de 5 anos para interpolação por IDW dos parâmetros das IDFs (a) e por krigagem ordinária, OK (b).

IDW com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 25 anos

(a) Espacialização por IDW ($p=2$). Tempo de Retorno =25 anos

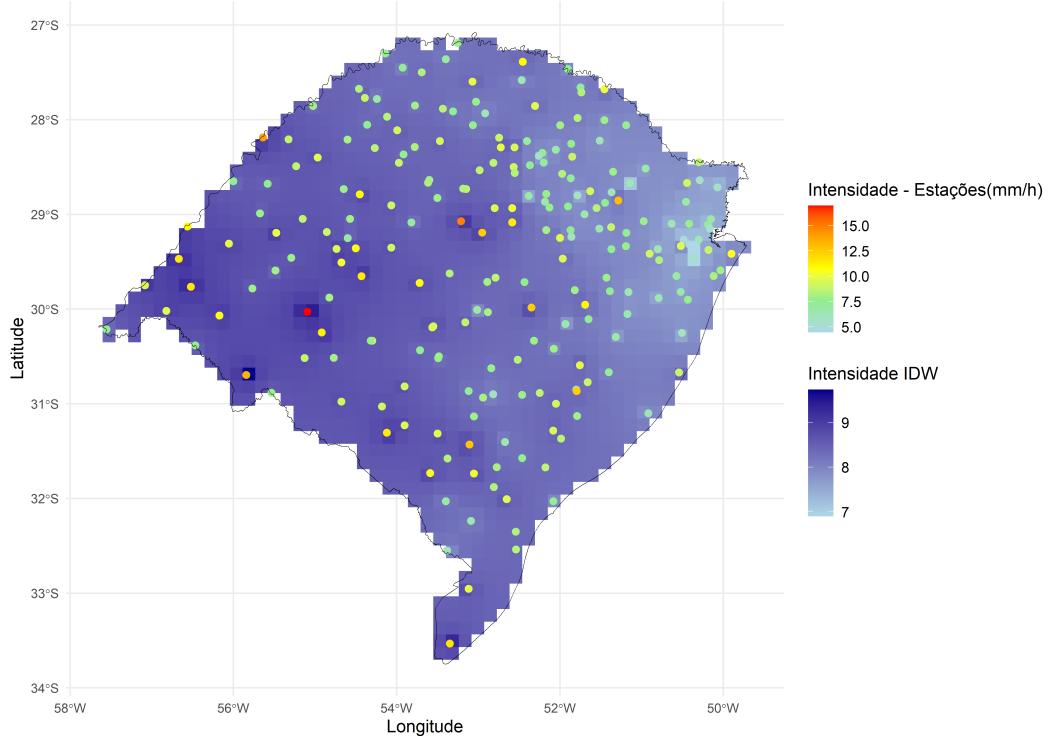
OK com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 25 anos



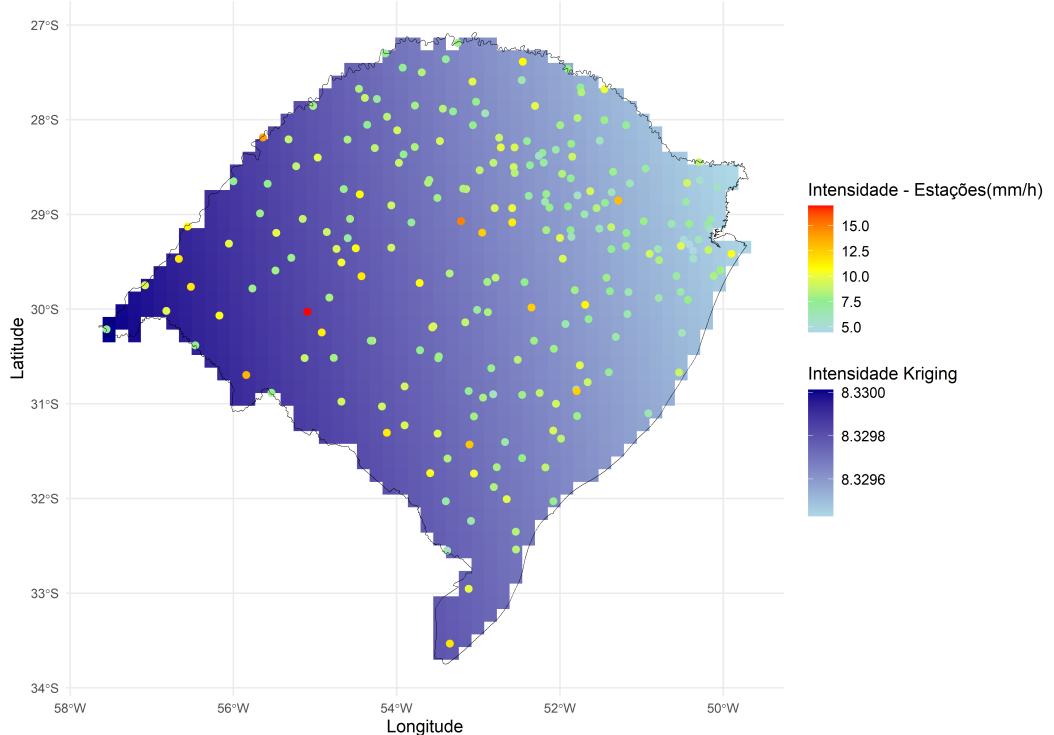
(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno =25 anos

Figure 33: Resultados obtidos para intensidade da chuva de duração de 24 h e tempo de retorno de 25 anos para interpolação por IDW dos parâmetros das IDFs (a) e por krigagem ordinária, OK (b).

IDW com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 100 anos

(a) Espacialização por IDW ($p=1$). Tempo de Retorno = 100 anos

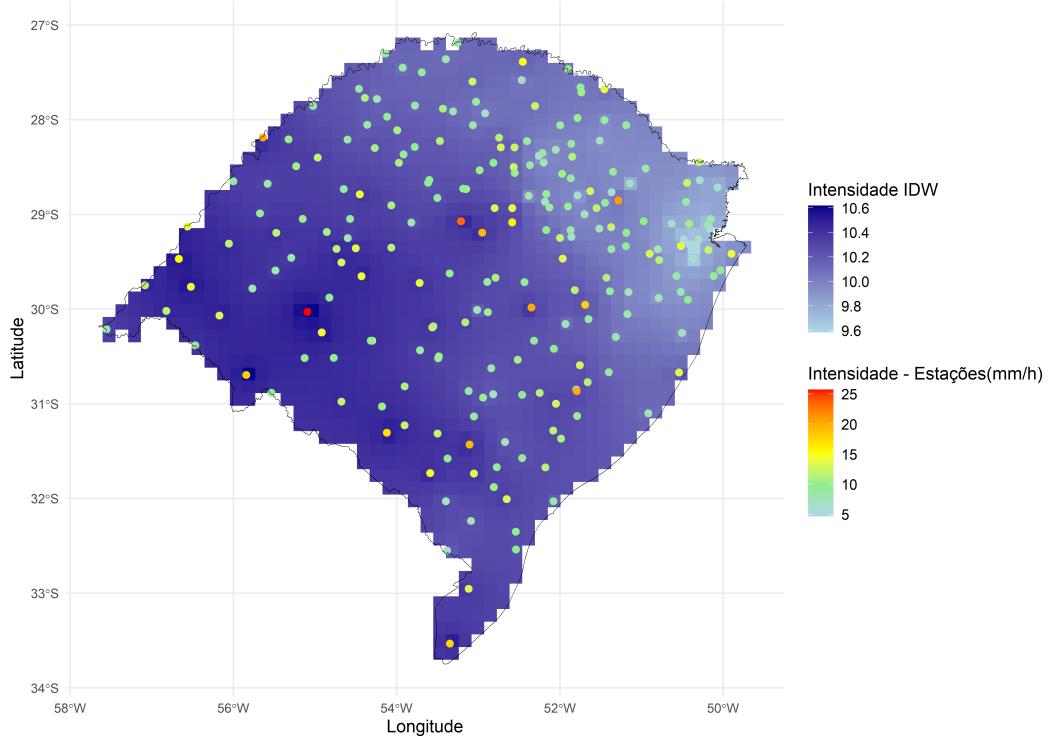
OK com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 100 anos



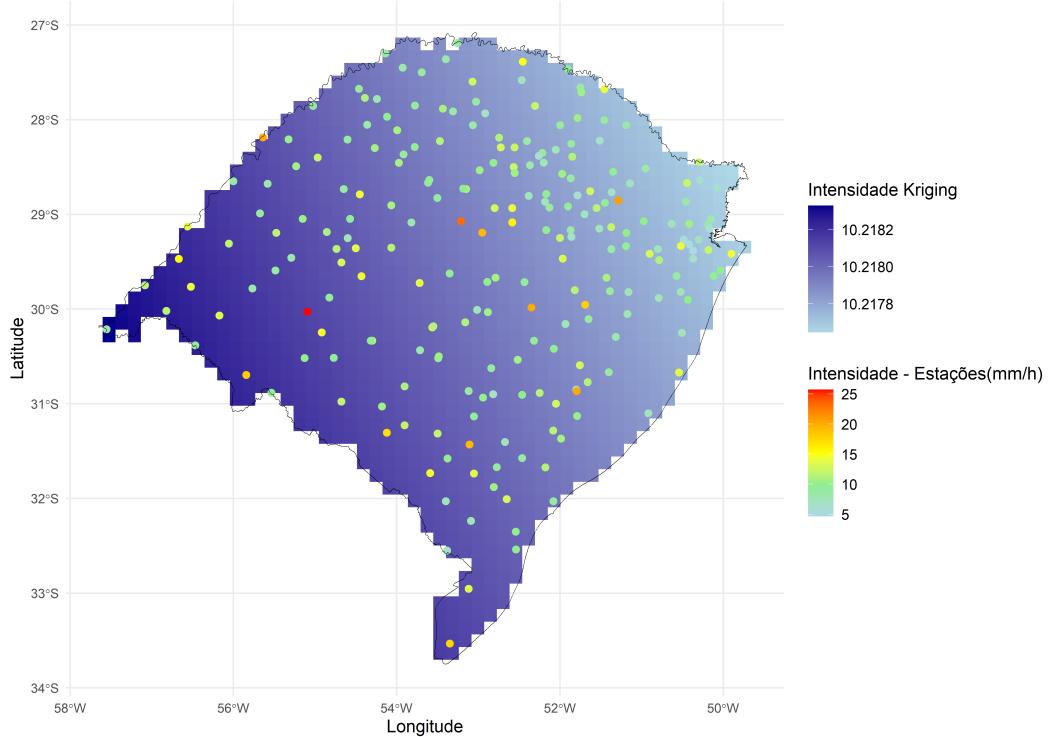
(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno = 100 anos

Figure 34: Resultados obtidos para intensidade da chuva de duração de 24 h e tempo de retorno de 100 anos para interpolação por IDW dos parâmetros das IDFs (a) e por krigagem ordinária, OK (b).

IDW com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 100 anos

(a) Espacialização por IDW ($p=0.5$). Tempo de Retorno = 500 anos

OK com parâmetros da IDF - Chuva com duração de 24 h. Tempo de Retorno = 500 anos



(b) Espacialização por OK. Tempo de Retorno = 500 anos

Figure 35: Resultados obtidos para intensidade da chuva de duração de 24 h e tempo de retorno de 500 anos para interpolação por IDW dos parâmetros das IDFs (a) e por krigagem ordinária, OK (b).

- Asadieh, B., & Krakauer, N. Y. (2015). Global trends in extreme precipitation: Climate models versus observations. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(2), 877–891. <https://doi.org/10.5194/hess-19-877-2015>
- Bemfica, D. C., Goldenfum, J. A., & Silveira, A. L. L. (2000). Análise da aplicabilidade de padrões de chuva de projeto a porto alegre. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 5(4), 5–16.
- Bertoni, J. C., & Tucci, C. E. M. (1993). Precipitação. In C. E. M. Tucci (Ed.), *Hidrologia: Ciência e aplicação* (pp. 177–241). Porto Alegre: Editora da UFRGS.
- Bravo, J. M., Tucci, C. E. M., Tassi, R., & Allasia, D. (2008). Regionalização de curvas intensidade, duração e frequência de precipitação: Aplicação do distrito federal. In *Anais do II simpósio de recursos hídricos do sul sudeste* (p. –). Rio de Janeiro.
- Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2002). *Model selection and multimodel inference: A practical information-theoretic approach*. New York: Springer.
- Casella, G., & Berger, R. L. (2002). *Statistical inference*. Pacific Grove, CA: Duxbury Press.
- Chambers, J. M., & Hastie, T. J. (1992). *Statistical models*. New York: Wiley.
- Cohen, J. (1992). *A power primer*. *Psychological Bulletin* (Vol. 112, pp. 155–159). American Psychological Association.
- Cox, D. R., & Hinkley, D. V. (1961). *The analysis of binary data*. London: Chapman & Hall.
- DAE, & CETESB. (1980). *Drenagem urbana, manual de projeto*. São Paulo: Departamento de Águas e Energia Elétrica e Companhia de Tecnologia de Saneamento.
- Distrito Federal. (2009). *Plano diretor de drenagem urbana do distrito federal: Relatório de produto 4* (No. Tomo 01/07) (Vol. 8, p. 104). Brasília: Secretaria de Estado de Obras; Concremat Engenharia.
- ELETROBRAS. (1987). *Guia para cálculo de cheia de projeto de vertedouros* (p. 215). Rio de Janeiro: Eletrobrás.
- Fragoso Jr., C. R. (2004). Regionalização da vazão máxima instantânea com base na precipitação de projeto. *ReRH: Revista Eletrônica de Recursos Hídricos*, 1(1), 5–13.
- Fung, I., Leung, L. R., & Eltahir, E. A. B. (Eds.). (2024). *Impact of climate change on water resources: Modeling techniques and case studies*. Cham: Springer.
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., et al. (2015). The climate hazards InfraRed precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, 2, 150066. <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66>
- Gao, H., Li, L., & Li, X. (2014). Evaluation of climate model performance and its impact on hydrological simulations in a mountain watershed. *Journal of Hydrology*, 510, 52–63.
- Giorgi, F., & Mearns, L. O. (2002). Calculation of average, uncertainty range, and reliability of regional climate change scenarios. *Climate Research*, 22, 197–207.
- Giorgi, F., & Mearns, L. O. (2004). Climate change scenarios for the 21st century: Implications for regional climate impacts. *Climate Change*, 60, 287–316. <https://doi.org/10.1023/B:CLIM.0000018552.40082.3b>
- Gonçalves, L. S. (2011). *Relações intensidade-duração-frequência com base em estimativas de precipitação por satélite* (Dissertação de Mestrado). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental. Retrieved from <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/49152>
- Gravatal, R. S. (2024). *Determinação das equações de chuvas intensivas para o estado de rondonia* (Dissertação de Mestrado). PROFÁGUA – Mestrado Profissional em Rede Nacional em Gestão e Regulação dos Recursos Hídricos, Brasil.
- Gudmundsson, L., Seneviratne, S. I., & St. Jacques, J. M. (2012). The role of data quality in evaluating climate model performance. *Geophysical Research Letters*, 39, L21701.
- Hansen, L. P., & Singleton, K. J. (1982). Generalized instrumental variables estimation of nonlinear rational expectations models. *Econometrica*, 50(5), 1269–1286. Retrieved from <https://www.jstor.org/stable/1912775>

- Hinkley, D. V., & Lee, S. J. R. (1995). Generalized moment estimation and other methods. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 45(1), 47–64. Retrieved from [https://doi.org/10.1016/0378-3758\(94\)00054-D](https://doi.org/10.1016/0378-3758(94)00054-D)
- Huffman, G. J., Adler, R. F., Bolvin, D. T., Gu, G., Nelkin, E. J., & Bowman, K. P. (2001). Global precipitation at one-degree daily resolution from multi-satellite observations. *Journal of Hydrometeorology*, 2(1), 36–50. [https://doi.org/10.1175/1525-7541\(2001\)002%3C0036:GPADOW%3E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1525-7541(2001)002%3C0036:GPADOW%3E2.0.CO;2)
- Hughes, J. K., Hay, L. E., & Wilby, R. L. (2013). Evaluation of climate model outputs for hydrological impact assessments in the u.s. *Journal of Hydrology*, 482, 151–163.
- Johnson, N. L., & Kotz, S. (1994). Systems of frequency curves. *Journal of the American Statistical Association*, 89(425), 1626–1634. Retrieved from <https://www.jstor.org/stable/2290627>
- Jørgensen, B. (1997). The theory of sampling. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 59(2), 235–252. Retrieved from <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1467-9868.00082>
- Kolmogorov, A. (1933). Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione. *Gior-*
nale Dell'Istituto Italiano Degli Attuari, 4, 83–99.
- Li, W., Zhang, Z., & Sun, J. (2014). Evaluation of climate models for regional climate projections and hydrological impact assessments. *International Journal of Climatology*, 34, 1025–1040.
- MacDonald, I. L., & Zucchini, W. (2009). Hidden markov models and other statistical models with algorithms and applications. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 71(1), 113–128. Retrieved from <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1467-9868.2008.00712.x>
- Matheron, G. (1963). Principles of geostatistics. *Economic Geology*, 58(8), 1246–1266.
- McDonald, C. S., Lee, S. M., & Smith, J. C. (2018). The impact of grid resolution on the simulation of extreme precipitation events. *Journal of Hydrometeorology*, 19(6), 1023–1040. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-17-0201.1>
- Milly, P. C., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., & Stouffer, R. J. (2008). Stationarity is dead: Whither water management? *Science*, 319(5863). <https://doi.org/10.1126/science.1151915>
- Morrison, D. F., & Tang, W. M. K. (1994). Comparison of estimation methods for small samples. *Journal of the American Statistical Association*, 89(425), 1105–1112. Retrieved from <https://www.jstor.org/stable/2290698>
- New, M., Hulme, M., & Jones, P. (2001). Representing twentieth-century space-time climate variability. Part i: Development of a 1961–1990 mean monthly terrestrial climatology. *Journal of Climate*, 14, 834–852.
- Pearson, K. (1900). X. On the criterion that a given system of deviations from the probable in the case of a correlation is likely to have arisen from random sampling. *Philosophical Magazine*, 50(302), 157–175.
- Pfafstetter, O. (1957). *Chuvas intensas no brasil, relação entre precipitação, duração e frequência de chuvas em 98 postos com pluviógrafos*. Rio de Janeiro RJ: Departamento Nacional de Obras de Saneamento.
- Porto, R. L. (1995). Escoamento superficial direto. In C. E. M. Tucci, R. L. Porto, & M. T. L. Barros (Eds.), *Drenagem urbana* (pp. xx–yy). Porto Alegre: ABRH/Editora da Universidade/UFRGS.
- Rao, A. R., & Hamed, K. H. (2000). *Flood frequency analysis*. Florida, USA: CRC Press LLC.
- R-Core-Team. (2023). *R: A language and environment for statistical computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. Retrieved from <https://www.R-project.org/>
- Semenov, M. A., & Barrow, E. M. (2008). A process-based approach for estimating the effects of climate change on crop yields. *Climate Research*, 37, 213–223. <https://doi.org/10.3354/cr00771>

- 988 Shepard, D. W. (1968). A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced
989 data. *Proceedings of the 1968 23rd ACM National Conference*, 517–524.
- 990 Sillmann, J., Kharin, V. V., & Zwiers, F. W. (2013). Climate extremes indices in the CMIP5
991 multimodel ensemble. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118, 4714–4736.
- 992 Smirnov, N. (1948). Estimation of the discrepancy between empirical and theoretical distri-
993 butions. *Bulletin of Moscow University, Series A*, 2, 3–14.
- 994 Tucci, C. E. M. (2004). *Hidrologia: Ciência e aplicação* (p. 943). Porto Alegre: UFRGS;
995 ABRH.
- 996 Xavier, A., King, W., & Scanlon, B. (2015). Daily gridded meteorological variables in brazil
997 (1980–2013). *International Journal of Climatology*, 36, 2644–2659. <https://doi.org/10.1002/joc.4518>
- 999 Xavier, A., King, C., & Scanlon, B. (2017). An update of xavier, king and scanlon (2016)
1000 daily precipitation gridded data set for brazil. In *Conference proceedings* (pp. 562–569).
1001 Retrieved from <https://proceedings.science/sbsr/papers/an-update-of-xavier--king-and-scanlon--2016--daily-precipitation-gridded-data-set-for-the-brasil>
- 1003