



*Universidade Federal da Paraíba*  
*Centro de Tecnologia*  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E**  
**AMBIENTAL**  
**– DOUTORADO –**

**Índice de exposição à ação das secas meteorológicas: NIFT**  
***(Number/Intensity/Frequency/Trend) Index***

*Por*

***Reginaldo Moura Brasil Neto***

*Tese de Doutorado apresentada à Universidade Federal da Paraíba para  
obtenção do grau de Doutor*



*Universidade Federal da Paraíba*

*Centro de Tecnologia*

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E**

**AMBIENTAL**

**– DOUTORADO –**

**Índice de exposição à ação das secas meteorológicas: NIFT**  
***(Number/Intensity/Frequency/Trend) Index***

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Federal da Paraíba, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor.

**Reginaldo Moura Brasil Neto**

**Orientador: Prof. Dr. Celso Augusto Guimarães Santos**

**Catálogo na publicação**  
**Seção de Catalogação e Classificação**

B823i	<p>Brasil Neto, Reginaldo Moura. Índice de exposição à ação das secas meteorológicas : NIFT (Number/Intensity/Frequency/Trend) Index / Reginaldo Moura Brasil Neto. - João Pessoa, 2023. 123 f. : il.</p> <p>Orientação: Celso Augusto Guimarães Santos. Tese (Doutorado) - UFPB/CT.</p> <p>1. Secas - Índices. 2. Secas - Monitoramento. 3. Índices de exposição – Regiões - Brasil. I. Santos, Celso Augusto Guimarães. II. Título.</p> <p>UFPB/BC</p>	CDU 551.577.38(043)
-------	--	---------------------



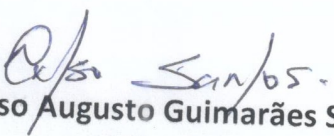
**PPGECAM**  
Programa de Pós-Graduação  
Engenharia Civil e Ambiental  
UFPB Universidade Federal da Paraíba  
**Mestrado e Doutorado**

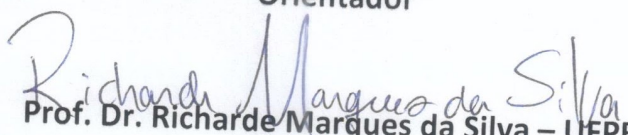


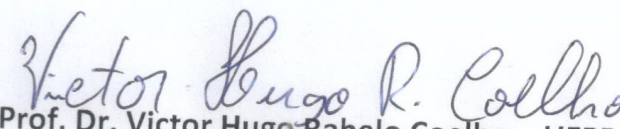
**ÍNDICE DE EXPOSIÇÃO À AÇÃO DAS SECAS METEOROLÓGICAS: NIFT  
NUMBER/INTENSITY/FREQUENCY/TREND) INDEX**

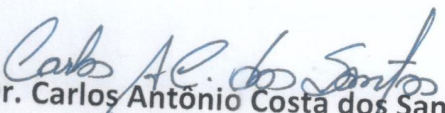
**REGINALDO MOURA BRASIL NETO**

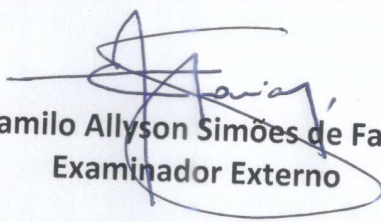
Tese aprovada em 20 de abril de 2023.  
Período Letivo: 2023.1

  
Prof. Dr. Celso Augusto Guimarães Santos – UFPB  
Orientador

  
Prof. Dr. Richard Marques da Silva – UFPB  
Examinador Interno

  
Prof. Dr. Victor Hugo Rabelo Coelho – UFPB  
Examinador Interno

  
Prof. Dr. Carlos Antônio Costa dos Santos – UFCG  
Examinador Externo

  
Prof. Dr. Camilo Allyson Simões de Farias – UFCG  
Examinador Externo

João Pessoa/PB  
2023



*"Quando tudo parecer estar indo contra você,  
lembre-se que o avião decola contra o vento, e  
não a favor dele." - Henry Ford.*

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, por todas as graças e conquistas alcançadas. Por ter sido minha fortaleza nos momentos de dor e sofrimento e por ter me reerguido inúmeras vezes. Obrigado por ter deixado anjos em minha vida que participaram ativamente dessa conquista.

Aos meus pais, Sr. Reginaldo Pires e Sra. Paula Catarina, que sempre enxergaram essa conquista como deles. Espero que, de onde quer que vocês estejam, que estejam orgulhosos da nossa vitória. Nós finalmente chegamos lá! Juntos, comemorem do céu, pois é dia de festa!

À minha querida família, em especial nas pessoas de Tia Carla Valéria e Vovó Jacylete Pires, por terem tentado (certamente) ao máximo cumprirem a missão que minha mãe deixou. Sem mais delongas, obrigado por tornarem o caminho mais leve. Mainha está muito orgulhosa de vocês.

À minha noiva Byanka Vanessa, por ser um porto seguro em quem posso confiar desde o início da caminhada. Obrigado por não me deixar desistir e por sempre me incentivar a seguir em frente. Será uma honra desfrutar a minha vida com uma pessoa tão leal quanto você.

Aos meus queridos professores por todas as contribuições deixadas ao longo de toda a trajetória profissional, em especial ao meu querido professor Dr. Celso Augusto. Obrigado por ter acreditado em mim, por ter visto potencial e por ter me ajudado desde o princípio. O que o senhor fez não tem preço e serei grato por todos os ensinamentos profissionais e pessoais. Você é uma pessoa sensacional e tenho muito orgulho de ser seu aluno da vida e da universidade.

Aos meus amigos, colegas de trabalho e parceiros que torcem e acreditam na vitória.

Obrigado por tudo e saibam que foi uma honra desfrutar de todos esses momentos com vocês. Que Deus nos abençoe e nos proteja!

## RESUMO

A seca é um fenômeno natural, originado a partir da ausência de precipitação ao longo de certo período, capaz de causar prejuízos a diferentes setores da sociedade. Dessa forma, monitorar o comportamento espaço-temporal e o nível de exposição à ação desse fenômeno é uma tarefa de extrema importância para o gerenciamento dos recursos hídricos. Nesse sentido, o objetivo deste trabalho é desenvolver um índice para quantificar o nível de exposição à ação das secas meteorológicas: o NIFT (*Number/Intensity/Frequency/Trend*) Index. Para sua criação, foram utilizados dez parâmetros que contemplam informações relacionadas à quantidade, intensidade, frequência e tendências das secas (comportamento, duração e severidade) computadas com base no *Standardized Precipitation Index* (SPI). Três mil e noventa séries de precipitação do *Global Precipitation Climatology Centre* (GPCC) distribuídas pelo Brasil ao longo de 50 anos (1970–2019) foram utilizadas, e as análises foram feitas em duas escalas espaciais (*grid* e regional) e em quatro escalas temporais (mensal, trimestral, semestral e anual). Procedimentos de análise de *clusters* hierárquicas foram aplicados para identificar zonas com comportamentos similares e a relação entre o nível de exposição e as características físicas de cada região foi investigada a partir do teste de Fisher. Os resultados mostram alta variabilidade no comportamento espaço-temporal da precipitação, tal que a região Norte é a mais chuvosa do Brasil, enquanto as regiões Centro-Oeste, Sudeste e Nordeste são menos chuvosas. De resto, a caracterização dos eventos de seca indica que o número e a intensidade média dos eventos são maiores a níveis mensal e trimestral, enquanto os eventos são mais longos e severos a níveis semestral e anual. Outrossim, os dados apontam que várias regiões foram atingidas por eventos de seca severos nos últimos anos, e a tendência é de que esses eventos sejam mais frequentes e relevantes em grande parte do país. Os resultados assinalam que o Nordeste é a região com o maior nível de exposição à ação das secas meteorológicas, especialmente a nível trimestral e semestral. Os resultados das análises de *clusters* hierárquicas revelam que há alta variabilidade na regionalização relativa ao nível de exposição à ação das secas, mas o padrão das regiões Norte e Sul diferem das outras regiões. Por fim, a relação entre os valores NIFT e as características de cada região sugere que áreas que têm elevada variabilidade de precipitação apresentam níveis de exposição mais altos, enquanto regiões mais elevadas e chuvosas são as menos expostas. Conclui-se, por fim, que o NIFT se mostrou uma ferramenta poderosa para auxiliar o processo de monitoramento das secas meteorológicas e espera-se que seu uso seja difundido para auxiliar os tomadores de decisões em várias regiões do planeta.

**PALAVRAS-CHAVE:** Seca, exposição, NIFT, SPI, Brasil.

## ABSTRACT

Drought is a natural phenomenon, originated from the absence of precipitation over a certain period, capable of causing damage to different sectors of society. Thus, monitoring the spatiotemporal behavior and the level of exposure to the action of this phenomenon is a task of extreme importance for water resource management. In this sense, the objective of this work is to develop an index to quantify the level of exposure to the action of meteorological droughts: the NIFT (Number/Intensity/Frequency/Trend) Index. For its creation, ten parameters were used, which include information related to the quantity, intensity, frequency, and trends of droughts (behavior, duration, and severity) computed based on the Standardized Precipitation Index (SPI). Three thousand and ninety precipitation series from the Global Precipitation Climatology Centre (GPCC) distributed throughout Brazil over 50 years (1970–2019) were used, and the analyses were carried out at two spatial scales (grid and regional) and four temporal scales (monthly, quarterly, half-yearly and annual). Hierarchical cluster analysis procedures were applied to identify zones with similar behaviors, and the relationship between the level of exposure and the physical characteristics of each region was investigated using the Fisher test. The results show high variability in the spatiotemporal behavior of precipitation, such that the Northern region is the rainiest in Brazil, while the Central-West, Southeast, and Northeast regions are less rainy. Moreover, the characterization of drought events indicates that the number and average intensity of events are higher at the monthly and quarterly levels, while events are longer and more severe at the half-yearly and annual levels. Additionally, the data indicate that several regions have been affected by severe drought events in recent years, and the trend is for these events to be more frequent and significant in much of the country. The results indicate that the Northeast is the region with the highest level of exposure to the action of meteorological droughts, especially at the quarterly and half-yearly levels. The results of the hierarchical cluster analysis reveal high variability in the regionalization relative to the level of exposure to the action of droughts, but the pattern of the Northern and Southern regions differs from the other regions. Finally, the relationship between the NIFT values and the characteristics of each region suggests that areas with high precipitation variability have higher levels of exposure, while higher and rainier regions are less exposed. In conclusion, the NIFT has proven to be a powerful tool to assist in the monitoring process of meteorological droughts, and it is expected that its use will be disseminated to support decision-makers in various regions of the planet.

**KEYWORDS:** Drought, exposure, NIFT, SPI, Brazil.

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO .....	12
2. OBJETIVOS.....	14
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....	15
3.1. A PRECIPITAÇÃO E SUAS BASES DE DADOS .....	15
3.2. ANÁLISE DE SECAS .....	22
3.3. ÍNDICES DE SECA.....	26
3.4. <i>STANDARDIZED PRECIPITATION INDEX</i> (SPI).....	29
3.5. ANÁLISE DE EXPOSIÇÃO .....	33
4. MATERIAL E MÉTODOS .....	37
4.1. ÁREA DE ESTUDO .....	38
4.2. DADOS DE PRECIPITAÇÃO .....	42
4.3. <i>STANDARDIZED PRECIPITATION INDEX</i> (SPI).....	43
4.3.1. METODOLOGIA DE CÁLCULO.....	43
4.3.2. ADEQUAÇÃO DAS SÉRIES HISTÓRICAS À DISTRIBUIÇÃO GAMA .....	45
4.4. <i>RUN THEORY</i> E CARACTERIZAÇÃO DOS EVENTOS DE SECA .....	47
4.5. ANÁLISE DE TENDÊNCIAS .....	50
4.6. ÍNDICE DE EXPOSIÇÃO A AÇÃO DAS SECAS METEOROLÓGICAS-NIFT .....	51
4.6.1. METODOLOGIA DE CÁLCULO.....	51
4.6.2. ANÁLISE DE <i>CLUSTERS</i> .....	55
4.6.3. ANÁLISE DE RELACIONAMENTO.....	56
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	59
5.1. ANÁLISE DOS DADOS DE PRECIPITAÇÃO .....	59
5.2. ANÁLISE DA ADEQUAÇÃO DOS DADOS DE PRECIPITAÇÃO .....	63
5.3. CARACTERIZAÇÃO DOS EVENTOS DE SECA.....	71
5.4. AVALIAÇÃO DE EXPOSIÇÃO ÀS SECAS METEOROLÓGICAS .....	78
6. CONCLUSÕES.....	96
7. RECOMENDAÇÕES .....	98
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	100
APÊNDICE .....	114

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Fluxograma geral do trabalho.....	37
Figura 2 - Distribuição espacial da grade GPCC utilizada sobre o Brasil.....	39
Figura 3 - Fluxograma da etapa de adequação dos dados de precipitação.....	47
Figura 4 - Definição de um evento de seca e suas principais características. Fonte: Brasil Neto <i>et al.</i> (2021b).....	48
Figura 5 - Fluxograma da etapa de caracterização dos eventos de seca.....	49
Figura 6 - Fluxograma da etapa de análise de tendências das séries de seca. ....	50
Figura 7 - Fluxograma da etapa de metodologia de cálculo do NIFT.....	55
Figura 8 - Fluxograma da etapa de metodologia de análise de <i>clusters</i> .....	56
Figura 9 - Fluxograma da etapa de análise de relacionamento do NIFT com as características de cada região.....	58
Figura 10 - Distribuição espacial da precipitação média mensal sobre o Brasil (1970–2019). ....	59
Figura 11 - Distribuição espacial da precipitação média anual e decenal no Brasil (1970–2019).....	61
Figura 12 - Variação da precipitação mensal e anual do Brasil a nível regional (1970–2019).....	62
Figura 13 - Distribuição espacial dos resultados do teste de Lilliefors para adequação dos dados de precipitação a nível mensal sob diferentes funções probabilísticas no Brasil.....	64
Figura 14 - Variação do percentual de área de rejeição do teste de Lilliefors sobre o Brasil a nível regional.....	66
Figura 15 - Distribuição espacial do percentual de eventos não chuvosos a nível mensal sobre o Brasil (1970–2019).....	68
Figura 16 - Análise do percentual de eventos não chuvosos com base no período de acumulação mensal sobre o Brasil (1970–2019) a nível estadual. ....	70
Figura 17 - Distribuição espacial do N, MDD, MDS, MDI sobre o Brasil (1970–2019). ....	72
Figura 18 - Distribuição espacial do percentual de eventos secos sobre o Brasil a nível decenal (1970–2019). ....	74
Figura 19 - Variação do N, MDD, MDS, MDI e percentual de eventos secos para cada região do Brasil (1970–2019).....	76
Figura 20 - Distribuição espacial dos parâmetros do NIFT sobre o Brasil e sua distribuição de probabilidade cumulativa. ....	80
Figura 21 - Distribuição espacial dos valores NIFT sobre Brasil (1970–2019).....	83
Figura 22 - Variação dos parâmetros e do NIFT para cada região do Brasil. ....	86
Figura 23 - Distribuição espacial, o dendrograma de relação entre os <i>clusters</i> e comportamento dos parâmetros NIFT de cada <i>cluster</i> . ....	89
Figura 24 - Relação de dispersão entre os valores do NIFT e características dos <i>grids</i> sobre o Brasil. ....	91
Figura 25 - Variação dos valores de relação <i>O</i> do teste de Fisher sobre o Brasil. ....	94

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Bancos de dados de precipitação e suas informações. ....	18
Tabela 2 - Parâmetros de seca, suas relações lógicas e pesos para composição do NIFT. ....	52
Tabela 3 - Tabela de contingência genérica para cálculo do teste de Fisher.....	57

## LISTA DE SIGLAS

APHRODITE- *Asian Precipitation Highly Resolved Observational Data Integration Towards Evaluation*

Apr - Abril

Aug - Agosto

CHIRPS - *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data*

CMI - *Crop Moisture Index*

CPC - *Climate Prediction Center*

CW - Centro-Oeste

CZI - *China Z Index*

Dec - Dezembro

DI - *Decile Index*

DWD - *Deutscher Wetterdienst*

ERA - *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts reanalysis systems*

Feb - Fevereiro

FLDAS - *Famine Early Warning Systems Network Land Data Assimilation System*

GPCC - *Global Precipitation Climatology Centre*

GPCP - *Global Precipitation Climatology Project*

GTS - *Global Telecommunication System*

IMERG - *Integrated Multi-satellite Retrievals*

IPCC - *Intergovernmental Panel on Climate Change*

ITD - *Interpolation Test Dataset*

Jan - Janeiro

JDI - *Joint Drought Index*

Jul - Julho

Jun - Junho

Mar - Março

May - Maio



MERRA - *Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications*  
 MSDI - *Multivariate Standardized Drought Index*  
 MSWEP - *Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation*  
 N - Norte  
 NCEP - *National Centers for Environmental Prediction*  
 NDMC - *National Drought Mitigation Center*  
 NDWI - *Normalized Difference Water Index*  
 NE - Nordeste  
 Nov - Novembro  
 Oct - Outubro  
 PDSI - *Palmer Drought Severity Index*  
 PERSIANN - *Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks*  
 PN - *Percent of Normal Index*  
 RAI - *Rainfall Anomaly Index*  
 RDI - *Reclamation Drought Index*  
 S - Sul  
 SE - Sudeste  
 Sep - Setembro  
 SPDI - *Standardized Precipitation Drought Index*  
 SPEI - *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index*  
 SPI - *Standardized Precipitation Index*  
 SPTI - *Standardized Precipitation Temperature Index*  
 SRI - *Standardized Runoff Index*  
 SRTM - *Shuttle Radar Topography Mission*  
 VCI - *Vegetation Condition Index*  
 VSWI - *Vegetation Supply Water Index*  
 WMO - *World Meteorological Organization*  
 ZSI - *Z-Score Index*

## 1. INTRODUÇÃO

A seca é um fenômeno natural que ocorre em basicamente todos os regimes climáticos (Zhao *et al.*, 2018; Brito *et al.*, 2021) e seus impactos afetam inúmeros setores como agricultura, recursos hídricos, turismo, energia elétrica e os ecossistemas (Ionita *et al.*, 2016). Além do mais, é fato que o aquecimento global e as mudanças climáticas que atingem o planeta têm tornado o entendimento desse fenômeno cada vez mais complexo (Byakatonda *et al.*, 2018; Zhao *et al.*, 2022), o que tem despertado o interesse de diversos estudiosos sobre esse assunto. Pontua-se que as secas representam um dos mais severos desastres naturais do mundo, capazes de causar danos a nível global e regional (Merino *et al.*, 2015), e são consideradas como o segundo maior desastre em termos geográficos (Thomas *et al.*, 2016), o que torna a sua compreensão espaço-temporal essencial para gerenciar os recursos hídricos.

Nesse sentido, diferentes índices estatísticos foram desenvolvidos e têm sido utilizados por órgãos meteorológicos mundiais para monitorar o padrão das secas (Adnan *et al.*, 2017): o *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index* (SPEI) (Vicente-Serrano *et al.*, 2010) e o *Palmer Drought Severity Index* (PDSI) (Palmer, 1965) utilizados nos Estados Unidos, o *China Z Index* (CZI) (Kendall e Stuart, 1977) empregado na China, o *Reclamation Drought Index* (RDI) (Tsakiris *et al.*, 2007) amplamente utilizado na Europa e o *Standardized Precipitation Index* (SPI) (McKee *et al.*, 1993), considerado o índice de seca mais utilizado do globo (WMO, 2012). Portanto, apesar de existir dificuldade em estabelecer um índice universal para monitorar a seca (Heim, 2002), o SPI é considerado um dos métodos mais difundidos no meio científico.

O SPI é um índice normatizado que permite a avaliação das secas em várias escalas de tempo e em diferentes categorias de severidade, além de viabilizar comparação entre produtos de várias regiões (Caloiero, 2017; Caloiero *et al.*, 2018). De todo modo, vale frisar que alguns estudos apontam limitações ligadas ao uso do SPI por esse índice não incorporar variáveis como temperatura do ar, velocidade do vento, umidade do solo e evapotranspiração potencial em seus métodos de cálculo (Vicente-Serrano *et al.*, 2010; Guo *et al.*, 2018a; Guo *et al.*, 2018b). Todavia, o fato do SPI só se basear em dados de precipitação facilita sua aplicação frente a outros índices mais complexos, principalmente em regiões com escassez de dados, e permite a caracterização dos eventos secos e úmidos em termos de número, duração, severidade, intensidade e frequência com maior precisão (Botai *et al.*, 2017).

Ademais, para analisar o padrão espaço-temporal das secas, de suas características e de suas consequências são necessárias redes de dados robustas e bem espacializadas, capazes de

captar o regime pluviométrico da região. No Brasil, esse monitoramento é desafiador devido à extensão territorial do país, às diversidades climáticas e físicas da região e à existência de uma rede de dados que apresenta falhas e lacunas em sua composição (Pereira *et al.*, 2013; Curtarelli *et al.*, 2014; Rao *et al.*, 2015). Apesar de ser uma metodologia convencional, utilizar dados de estações meteorológicas para o desenvolvimento de estudos hidrológicos é, em diversos casos, uma ação limitada tanto pela inexistência como pela inconsistência dos dados (Kenabatho *et al.*, 2012; Mhanna e Bauwens, 2012; Ng *et al.*, 2018).

Frente a esse cenário, várias bases de dados climatológicos vêm sendo desenvolvidas ao longo dos últimos anos para monitorar diferentes variáveis sobre regiões remotas e complexas. Dentre elas, as estimativas do *Global Precipitation Climatology Centre* (GPCC) têm fornecido dados com alta resolução por todo globo, tornando-as difundidas na comunidade acadêmica e contribuindo para o monitoramento das secas e dos seus efeitos. O *GPCC Full Data Monthly Product Version 2020* (Schneider *et al.*, 2020), que é um dos produtos mais recentes do GPCC, disponibiliza dados de precipitação com resolução espacial de até  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$  do ano de 1891 até hoje. Entretanto, mesmo diante da aplicabilidade desta ferramenta, poucos estudos têm sido desenvolvidos sobre o Brasil tomando por base essa fonte de dados, sendo essa uma das lacunas que pretende ser preenchida pelo presente estudo.

É válido ressaltar que as secas afetam a sociedade em diferentes aspectos e ocasionam impactos econômicos significativos e duradouros (Okal *et al.*, 2020), o que as tornam um dos mais prejudiciais desastres naturais existentes (Sivakumar *et al.*, 2014). De acordo com os dados do Ministério do Meio Ambiente (MMA, 2017), os desastres que requerem maior atenção no Brasil estão relacionados ao excesso ou à falta de água e dependem da temporalidade com que essas situações mais críticas se desenvolvem. Segundo o Atlas Brasileiro de Desastres Naturais (UFSC, 2013), as secas aparecem como desastre que afeta o maior número de pessoas do país, concentrando mais de 50% dos afetados a nível nacional. Nas regiões semiáridas, a agricultura, a pecuária e as tarefas domésticas dependem das chuvas, e o seu déficit influencia severamente várias regiões, tal como é o caso de grande parte o Nordeste do Brasil, região onde há falta de resiliência e capacidade de conviver com os efeitos da seca (Marengo *et al.*, 2022).

Além disso, os eventos de seca no Nordeste brasileiro são frequentes e alguns estudos indicam que eles devem aumentar em frequência e em gravidade nas próximas décadas (IPCC, 2014), podendo ocasionar intensificação e prolongamento das secas, além de gerar problemas como escassez de água e colapso no abastecimento hídrico (Cunha *et al.*, 2018). Por tal motivo,

aplicar ações relacionadas ao monitoramento, identificação da duração e da gravidade das secas pode fornecer suporte sobre os eventos secos que podem ocorrer (Mukherjee *et al.*, 2018), com o intuito de amenizar os efeitos danosos desses eventos. Nesse contexto, o desenvolvimento de índices que quantificam o nível de exposição à ação das secas meteorológicas a nível regional é uma prática que tem atraído à atenção de diversos estudiosos (Carrão *et al.*, 2016; Thomas *et al.*, 2016; Ghosh, 2018).

No Brasil, os estudos são mais escassos e os resultados geralmente estão atrelados a uma análise desenvolvida a nível mundial. Além disso, em função das dimensões do país e da vasta diversidade de características, criar um índice padronizado para todo o Brasil é uma tarefa árdua já que a percepção de seca como um desastre varia muito no território brasileiro. Nesse sentido, a proposta deste estudo é apresentar o NIFT (*Number/Intensity/Frequency/Trend*) Index, um índice que foi formulado a partir de dez parâmetros que contemplam informações relacionadas à quantidade, intensidade, frequência e tendências das séries das secas computadas com base no *Standardized Precipitation Index*. A metodologia apresentada é inovadora e os resultados devem impulsionar estudos relacionados ao risco e à vulnerabilidade à ação das secas no Brasil e em outras regiões, contribuindo para processos de tomadas de decisões e para o manejo dos recursos hídricos.

## 2. OBJETIVOS

O objetivo geral é desenvolver um índice para quantificar o nível de exposição à ação das secas meteorológicas em múltiplas escalas temporais tomando como base o *Standardized Precipitation Index* (SPI). Para os objetivos específicos, destacam-se:

- (a) Avaliar a variabilidade espaço-temporal da precipitação, dos eventos de seca e das suas características em múltiplas escalas de tempo;
- (b) Selecionar parâmetros para composição do índice NIFT e avaliar o comportamento espaço-temporal de cada um deles;
- (c) Identificar as relações entre o índice NIFT e as características de cada *grid* a partir do teste de Fisher;
- (d) Delimitar zonas homogêneas com base nos parâmetros do índice NIFT a partir de análises de *clusters* hierárquicas; e

(e) Identificar as zonas mais e menos expostas à ação das secas meteorológicas.

### **3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

#### **3.1. A PRECIPITAÇÃO E SUAS BASES DE DADOS**

Segundo Tucci (2001), a precipitação é definida como toda água proveniente do meio atmosférico que atinge a superfície do planeta, variando em forma de granizo, neve, neblina ou chuva, sendo esta última a forma mais comum em regiões tropicais e, por isso, a única avaliada neste trabalho. Nesse sentido, o entendimento do comportamento espaço-temporal das chuvas passa a ser uma tarefa notável para o planejamento e operação de diversos setores da sociedade, tal como o abastecimento de água, a agricultura, o controle e a proteção contra as inundações e a drenagem urbana, além de servir de auxílio em projetos de análises de vazões, para o balanço hídrico das bacias hidrográficas e para a identificação de áreas susceptíveis a desastres que são causados por secas, cheias e mudanças climáticas (Lyra *et al.*, 2014; Bhattacharyya *et al.*, 2022).

A precipitação é considerada a principal fonte de entrada do ciclo hidrológico (Kidd e Huffman, 2011; Schneider *et al.*, 2016; Muhammad *et al.*, 2018) e a variável meteorológica de maior importância para a produção agrícola e para a caracterização do clima regional (Teodoro *et al.*, 2016). Além disso, por combinar processos atmosféricos e terrestres do ciclo hidrológico, a precipitação também é considerada por muitos como o componente chave do ciclo hidrológico (Degefu *et al.*, 2022; Irannezhad e Liu, 2022), tendo em vista que outros elementos desse ciclo como vazão, umidade do solo, recarga de águas subterrâneas e outras variáveis, têm seu padrão alterado em função da variabilidade da precipitação (Nassaj *et al.*, 2022). Ademais, dada a sua importância, a precipitação, em conjunto com a temperatura do ar, é tida como variável indicada para avaliar as mudanças climáticas (Kharyutkina *et al.*, 2022).

Atualmente, a escassez de água é considerada uma grande ameaça em diversas regiões do mundo e por isso a busca contínua por melhorias quanto ao entendimento do comportamento espaço-temporal da precipitação tem sido crucial para o gerenciamento dos recursos hídricos, para o desenvolvimento de previsões hidrológicas confiáveis, e para auxílio e preparação contra desastres naturais (Bhattacharyya e Sreekesh, 2021). Todavia, vale destacar que a precipitação tem elevada variabilidade espaço-temporal, principalmente nas regiões áridas e semiáridas do planeta (Farhangi *et al.*, 2016), o que torna o seu monitoramento desafiador. As medições feitas por postos pluviométricos são as mais importantes e diretas formas de obtenção de dados (Cao

*et al.*, 2018) e a partir desses, vários estudos têm sido desenvolvidos para entender o padrão da precipitação em diferentes temáticas.

Entretanto, monitorar a chuva a partir de dados de postos pluviométricos é um processo que envolve algumas limitações. Apesar de fornecer as medições mais precisas, o método de obtenção de dados de chuva a partir de postos pluviométricos tem caráter pontual, o que torna a caracterização espaço-temporal da precipitação em zonas mais extensas, remotas e de elevada complexidade topográfica uma ação muito complicada (Varikoden *et al.*, 2012; Wagner *et al.*, 2012; Degefu *et al.*, 2022). Ademais, aliado às características físicas de cada região, os aspectos relacionados aos custos de operação e à manutenção das estações pluviométricas distribuídas sobre o planeta tornam o monitoramento das chuvas a partir dessa metodologia uma tarefa árdua (Terink *et al.*, 2018). Vários estudos indicam que a rede de postos a nível global é espacialmente irregular e insuficiente, o que prejudica a caracterização do regime pluviométrico.

Em seu estudo sobre análise de secas a nível global, Spinoni *et al.* (2014), por exemplo, apontaram que a distribuição de pluviômetros ao redor do mundo ao longo de 60 anos (1951–2011) é irregular. Ao adotar a quantidade de estações que compõem os dados do GPCC (Becker *et al.*, 2013) como referência, o estudo mostra que a quantidade de postos é consideravelmente menor nas regiões da África e da América do Sul, enquanto nas regiões da Europa e da América do Norte, o número é mais relevante. Kidd *et al.* (2017) realizaram uma análise estatística sobre o percentual da superfície terrestre adequadamente monitorada por pluviômetros e revelaram que a área ocupada por todos os instrumentos existentes na Terra é inferior a metade de um campo de futebol. Em países em desenvolvimento, essa situação é ainda mais alarmante, tendo em vista que muitos pluviômetros carecem de medições mais precisas e duradouras (Salman *et al.*, 2019; Katiraie-Boroujerdy *et al.*, 2020).

Ao avaliar a situação do Brasil, é possível perceber que diversos fatores contribuem para que o monitoramento da precipitação tenha elevado grau de complexidade. Em primeiro caso, a rede pluviométrica é composta por quase 12.000 postos e a densidade pluviométrica é de cerca de um posto a cada 720 km<sup>2</sup> (Gadelha *et al.*, 2019), valor esse que é inferior ao recomendado pela *World Meteorological Organization* (WMO, 1994). Em agravante a esse fato, destaca-se que a distribuição espacial desses postos é irregular e que as séries históricas comumente têm falhas em sua composição, sendo as regiões Nordeste e Centro-Oeste as zonas com as séries históricas com mais falhas do país (Pereira *et al.*, 2013; Curtarelli *et al.*, 2014; Soares *et al.*, 2016). Além disso, como a maior densidade de estações é observada nas áreas mais populosas, há vazios nas

séries de dados em áreas de floresta tropical no norte do país, no Pantanal, pradarias e savanas no centro do país de maneira bastante habitual (Zilli *et al.*, 2017; Carvalho, 2019).

Aliado a esses fatos, pontua-se que várias estações meteorológicas manuais estão sendo desativadas, tornando-se permanentemente inoperantes ou funcionando de modo precário, o que compromete fortemente a qualidade e continuidade dos registros meteorológicos (Costa *et al.*, 2021). Realça-se também que o Brasil tem vários regimes climáticos (Reboita *et al.*, 2010; Rao *et al.*, 2015) e 25 zonas pluviometricamente homogêneas espalhadas pelo território (Keller Filho *et al.*, 2005), o que traz à tona a importância de gerenciar uma rede de monitoramento que seja capaz de identificar o padrão espaço-temporal da precipitação a nível nacional. Conclui-se que, apesar do uso de dados a partir de pluviômetros ser uma metodologia convencional para realização de diversos estudos, há grande limitação dessa prática tanto pela inexistência quanto pela inconsistência das séries de dados disponíveis (Kenabatho *et al.*, 2012; Mhanna e Bauwens, 2012; Ng *et al.*, 2018).

A precipitação é a principal fonte de abastecimento de água doce e desempenha papel crucial no desenvolvimento socioeconômico, na integridade ambiental e na sustentação da vida na Terra. Uma rede de dados de alta qualidade, densa e representativa é essencial para medir, com precisão, a ocorrência, a quantidade e o tipo de precipitação (Dahri *et al.*, 2021). Portanto, diante dessa problemática, diversos métodos para a obtenção de dados de precipitação têm sido implementados ao decorrer dos anos e, dentre essas, o desenvolvimento de bases de dados com capacidade de avaliar a precipitação de maneira sistemática sobre grandes domínios espaciais tem se notabilizado como caminho para desenvolvimento de vários estudos na área dos recursos hídricos. As bases de dados de precipitação em formato de *grid* produzem dados cada vez mais precisos e detalhados, viabilizando estudos no âmbito hídrico a nível regional e mundial.

De certo modo, é válido pontuar que apesar dos registros pluviométricos mais longos e usuais serem os de pluviômetros (Xie *et al.*, 2003), as estimativas de precipitação obtidas pelas bases de dados em forma de *grid* se destacam como uma fonte alternativa para caracterizar a precipitação a nível global com elevada resolução espaço-temporal. Durante as últimas décadas, vários produtos de precipitação foram desenvolvidos considerando informações de observações da superfície, estimativas de satélite e até mesmo simulações de modelos climáticos (Gulizia *et al.*, 2016). Em tese, a inovação nos métodos de sensoriamento remoto e as técnicas de ponta na produção de dados de precipitação (e.g., interpolação de dados *in-situ*, modelagem e reanálise) criaram um meio para preencher vazios em regiões mal instrumentadas (Degefu *et al.*, 2022).



Esses dados viabilizaram a criação de uma rede de monitoramento com capacidade para captar a variação espaço-temporal da precipitação no mundo, o que representou um grande avanço na área dos recursos hídricos.

Todavia, essas bases de dados de precipitação em forma de *grid* não são tão consistentes entre si e isso está ligado às diferenças relativas ao número de observações utilizadas durante a preparação e calibração dos dados, à incompatibilidade de resolução dentre as bases de dados, e ao algoritmo de interpolação aplicado para sua concepção (Bhattacharyya e Sreekesh, 2021). Em geral, há uma certa concordância entre os estudiosos que dividem essas bases de dados em quatro tipos diferentes: as concebidas a partir de dados de pluviômetros, as que são concebidas a partir de dados de satélite, as estimadas a partir de produtos de reanálise, e por fim, as mistas, que são desenvolvidas a partir da combinação de ao menos dois dentre os três tipos previamente citados. Abaixo, a Tabela 1 mostra exemplos de bases de dados, suas categorias, resoluções e coberturas.

Tabela 1 - Bancos de dados de precipitação e suas informações. As siglas de categoria são: (G) *gauge-based*, (S) *satellite-based*, (R) *reanalysis-based*. Adaptado da pesquisa de Saemian *et al.* (2021).

Nome	Categoria	Resolução		Cobertura	
		Espacial	Tempo	Espacial	Temporal
GPCC v2020	G	$0.50^{\circ} \times 0.50^{\circ}$	mensal	Global	1982 – 2016
APHRODITE	G	$0.50^{\circ} \times 0.50^{\circ}$	diário	Ásia	1951 – 2010
CPC	G	$0.50^{\circ} \times 0.50^{\circ}$	diário	Global	1979 – 2023
CRU 4.06	G	$0.50^{\circ} \times 0.50^{\circ}$	mensal	Global	1901 – 2020
PREC/L	G	$0.50^{\circ} \times 0.50^{\circ}$	mensal	Global	1948 – 2023
UDELv5.01	G	$0.50^{\circ} \times 0.50^{\circ}$	mensal	Global	1900 – 2017
GPCPv2.3	G, S	$2.50^{\circ} \times 2.50^{\circ}$	mensal	Global	1979 – 2023
GPCP	G, S	$1.00^{\circ} \times 1.00^{\circ}$	diário	Global	1996 – 2023
IMERGv6-Final	G, S	$0.10^{\circ} \times 0.10^{\circ}$	30min	Global	2000 – 2023
MSWEP v2.2	G, S, R	$0.10^{\circ} \times 0.10^{\circ}$	3horas/diário	Global	1979 – 2023
CHIRPS	G, S, R	$0.05^{\circ} \times 0.05^{\circ}$	diário	50°S - 50°N	1981 – 2023
MERRA-2	G, S, R	$0.50^{\circ} \times 0.67^{\circ}$	diário	Global	1979 – 2023
ERA5	R	31km	hora/mensal	Global	1979 – 2023
FLDAS	R	$0.10^{\circ} \times 0.10^{\circ}$	mensal	Global	1979 – 2023
NCEP 1	R	$2.50^{\circ} \times 2.50^{\circ}$	mensal	Global	1948 – 2023
NCEP 2	R	$1.875^{\circ} \times 1.875^{\circ}$	6horas	Global	1979 – 2023

As bases desenvolvidas a partir de estações pluviométricas (*gauge-based*) são produtos criados a partir de técnicas de interpolação das observações dos aparelhos espalhados ao redor do mundo. Já as bases criadas a partir de dados de satélites (*satellite-based*) são resultantes da combinação entre sensores de micro-ondas e de infravermelho que mensuram a precipitação de

modo indireto. Os produtos de reanálise (*reanalysis-based*), por sua vez, são bancos de dados gerados da assimilação de informações derivadas de modelos numéricos e geradores climáticos. Por fim, os produtos mistos (*merged-based*) são aqueles em que há combinação de alguma das classes já citadas (Saemian *et al.*, 2021). Cada tipo tem suas vantagens e desvantagens e cabe ao pesquisador entender qual a base de dados se adequa mais ao propósito do estudo.

Dentre as bases de dados que são desenvolvidas para monitorar a precipitação, uma das mais importantes e consolidadas são as produzidas a partir do GPCC. O GPCC é um centro de referência da Organização Meteorológica Mundial que coleta e analisa dados de precipitação de todo o mundo para produzir estudos de precipitação a nível global e regional, além de realizar o monitoramento e a avaliação das mudanças climáticas. Estabelecido em 1989, esse centro é operado pelo *Deutscher Wetterdienst* (DWD), o Serviço Meteorológico Nacional da Alemanha, e fornece um conjunto de dados em *grid* a partir de pluviômetros operacionais *in situ*. Os dados de mais de 47 mil estações pluviométricas fornecidos por 190 serviços meteorológicos de todo mundo são interpolados, analisados e processados, sendo fonte primária de estudos hidrológicos (GPCC, 2022).

Atualmente, vários produtos são fornecidos gratuitamente pelo GPCC e cada um tem a sua particularidade. Os produtos *GPCC First Guess Monthly* e *First Guess Daily Product*, por exemplo, são recomendados para monitorar as secas e os eventos extremos, respectivamente. Apesar de cobrirem todo o globo, a resolução espacial dessas bases é de 1.0° e os dados só estão disponíveis de 2004 até hoje a nível mensal e diário. Todavia, esses produtos são desenvolvidos a partir dos dados de precipitação GTS (*Global Telecommunication System*) e, após um período entre três e cinco dias após o fim do mês, os dados são disponibilizados, o que dá acesso rápido à informação (doi: 10.5676/DWD\_GPCC/FG\_M\_100). O *GPCC Monitoring Product Version 2020* é indicado para auxiliar no processo de calibração de dados de satélites e para a emissão de relatórios rápidos. Apesar dos dados estarem disponíveis por mais tempo (de 1982 até hoje), sua resolução espacial não é refinada (2.5°) (doi: 10.5676/DWD\_GPCC/MP\_M\_V2022\_100).

O *GPCC Interpolation Test Dataset* (ITD) é um produto indicado majoritariamente para o desenvolvimento de estudos comparativos entre esquemas de interpolação. Os dados só estão disponíveis no ano de 1988 com resolução 1.0° (doi: 10.5676/DWD\_GPCC/ITD\_M\_V1\_100). O GPCC também disponibiliza uma base de dados exclusivamente direcionada para monitorar as secas: o *GPCC Drought Index* (GPCC-DI) (10.5676/DWD\_GPCC/DI\_M\_100). Ao utilizar dados de precipitação e de temperatura do ar de 1952 até 2013 como período de referência, esse

produto combina dados de dois importantes índices de seca, o SPI e o SPEI. Com resolução de 1.0°, os dados são disponibilizados em diferentes escalas temporais a nível mundial. Todavia, é importante ressaltar que o problema de considerar essa base de dados para o desenvolvimento de estudos relacionados ao monitoramento de secas é que ela foi desenvolvida considerando tal período específico (1952–2013).

Nesse sentido, os resultados obtidos são relativos ao padrão de precipitação dessa época, o que trava, de certo modo, a realização de estudos que consideram outros períodos de interesse dos pesquisadores. Todas essas informações e dados podem ser encontradas gratuitamente em <https://www.dwd.de/EN/ourservices/gpcc/gpcc.html>. Com base no objetivo do nosso estudo, o produto mais adequado é o *Full Data Monthly Product Version 2020*. Esse produto tem precisão muito maior em comparação aos outros produtos do GPCC citados previamente e sua aplicação é recomendada para verificação de modelos hidrometeorológicos, para análise de precipitação global histórica e para estudos do ciclo da água. Este produto integra todas as estações, quase em tempo real e não real do banco do GPCC, fornecendo dados a nível mensal de 1891 a 2019 por todo o mundo com resolução de até 0.25° (doi: 10.5676/DWD\_GPCC/FD\_M\_V2022\_050).

Pontua-se que essa versão já foi atualizada para a versão mais recente (*Version 2022*) e passou a incluir ainda mais postos pluviométricos no banco de dados, além terem sido utilizados métodos mais eficazes de processamento e eliminação de erros. De todo modo, é notório que a confiabilidade das bases de precipitação do GPCC deve ser avaliada e é por isso que estudos de diferentes áreas dos recursos hídricos e meteorologia têm sido frequentemente desenvolvidos com o intuito de avaliar a qualidade dessas estimativas. Os estudos são feitos não só para avaliar o desempenho dessas bases de dados em reproduzirem o padrão de precipitação dos aparelhos pluviométricos, como também para avaliar a sua performance frente a outras bases. Em geral, os estudos indicam que os dados do GPCC captam o comportamento da precipitação em regiões com diferentes características e desempenham bem frente aos outros produtos.

Golian *et al.* (2019) avaliaram o desempenho de várias bases de dados (CHIRPS, ERA, GPCC, GPCP, MERRA, MSWEP) para monitorar os efeitos das secas a nível mundial (1983–2016). Nesse estudo, também foi avaliada a influência da resolução e da janela temporal dos dados disponíveis para avaliar os eventos de seca. O estudo mostrou que eventos mais severos são mais sensíveis a variação espaço-temporal dos produtos e que, diante da representatividade, o produto *GPCC Full Data Monthly Product Version 2018* foi utilizado como base de referência para a comparação com os demais produtos. Na Bacia do Rio Indus, no Paquistão, Dahri *et al.*

(2021) avaliaram a performance de 27 bancos de dados em captar o regime de precipitação em múltiplas escalas espaço-temporais por mais de dez anos (1999–2011). Todas as bases de dados subestimaram a precipitação em áreas mais úmidas e superestimaram a precipitação em áreas mais secas, o que traz implicações nos estudos de cheias e secas. Dentre as bases empregadas, GPCC V.8, ERA5 e MSWEP2.2 forneceram as melhores estimativas dentre os produtos *gauge-based*, *reanalysis-based* e *merged-based*, respectivamente.

Saemian *et al.* (2021) realizaram uma abrangente avaliação da performance das bases de dados em forma de *grid* sobre o Irã utilizando mais de 44 bases distintas (2003–2010 e 2014–2018). Os resultados mostram que os dados do GPCC refletem as características de precipitação sobre o Irã com precisão, enquanto o CPC, o ERA5 e o IMERG-Final são mais adequados para estudos quase em tempo real. Por saberem das limitações de cada base, os autores reforçam que técnicas integradas sejam desenvolvidas a fim de resultar em um produto aprimorado capaz de captar de maneira mais eficaz o regime da precipitação. Na Índia, Bhattacharyya *et al.* (2022) compararam os resultados de índices de precipitação extrema computados a partir de 12 bancos de dados (1985–2015) com os resultados do Departamento de Meteorologia da Índia. Segundo o estudo, nenhuma das bases teve capacidade de capturar o padrão espacial das tendências dos índices de precipitação, mas dentre as utilizadas, os produtos do GPCC e do MSWEP captaram a magnitude, a duração e a frequência dos eventos extremos com precisão superior.

Na Etiópia, Degefu *et al.* (2022) verificaram o desempenho de 20 dessas bases de dados em monitorar as secas e suas características. Os produtos foram comparados com dados de 126 estações pluviométricas distribuídas sobre a região (1983–2018) e o índice SPI foi empregado como índice de seca de referência em escalas trimestrais e anuais. A partir da análise de eventos de eventos de seca específicos, os resultados revelaram que os dados CHIRPS, FLDAS e GPCC performaram de modo superior, ressaltando o fato de que dentre as bases do tipo *gauge-based*, os dados do GPCC foram os mais parecidos aos dados *in situ*. Depois, Irannezhad *et al.* (2022) avaliaram a performance de seis produtos *gauge-based* sobre a Ásia (1901–2010). Segundo o estudo, o GPCC e o APHRODITE são os produtos mais adequados para desenvolver pesquisas sobre efeitos da variabilidade climática e das mudanças nos recursos hídricos na Bacia do Rio Lancang-Mekong antes e depois de 1951, respectivamente.

Kharyutkina *et al.* (2022) realizaram um estudo comparativo de eventos de precipitação e valores extremos no oeste da Sibéria utilizando dados de pluviômetros e bases de dados como APHRODITE, ERA5, GPCC e NCEP (1979–2018). De acordo com essa pesquisa, os melhores

valores de correlação linear foram observados com o produto do GPCC, mas relaciona-se esse resultado ao fato de que a própria base de dados do GPCC utiliza esses postos pluviométricos como fonte de referência para a construção da sua série temporal. No Irã, Nassaj *et al.* (2022) compararam os dados de precipitação de oito bases com os dados de 96 estações pluviométricas (1987–2016). A partir de análises em múltiplas escalas espaço-temporais, os resultados revelam que, à exceção da área central, os dados do GPCC foram os que performaram melhor em mais de 40% dos *grids*. Ademais, os valores de coeficientes de correlação linear foram maiores que 0.70 a nível mensal, 0.80 a nível sazonal e 0.85 a nível anual. Os resultados ainda apontaram que, em termos de similaridade relativa à probabilidade de distribuição de eventos, GPCC, CPC e PERSIANN-CDR foram superiores às outras bases de dados.

Diante do exposto, percebe-se que as estimativas de precipitação do GPCC podem ser consideradas como uma fonte de dados alternativa, tendo sido validada em diferentes partes do mundo e apresentado acurácia estatística satisfatória na maioria dos casos. Assim, sob a ótica do gerenciamento dos recursos hídricos, essas bases de dados com resolução espaço-temporal mais refinadas constituem informações relevantes para liberar ações de mitigação das secas e demais fenômenos danosos à população (Cunha *et al.*, 2018). Frente a esse contexto, é notório que o advento das técnicas de obtenção de dados de maneira mais rápida e precisa tem auxiliado vários pesquisados e ampliado o leque de aplicações na área da engenharia de recursos hídricos, especialmente no processo de análise de risco das secas, assunto de suma importância para o desenvolvimento socioeconômico da sociedade.

### **3.2. ANÁLISE DE SECAS**

A água está se tornando fisicamente, economicamente e socialmente escassa em várias regiões onde antes era abundante, e essa situação tem se tornado uma realidade cada vez mais evidente em diversas partes do planeta (Júnior *et al.*, 2016). Dentre os fatores que contribuem para tal cenário, as mudanças climáticas que atingem nosso planeta e que aparecem como um dos grandes desafios ambientais dos últimos tempos impulsionam a ocorrência de fenômenos extremos cada vez mais severos e frequentes (Caloiero *et al.*, 2018). Dentre tais fenômenos, o estudo e análises das secas têm atraído a atenção de vários estudiosos que procuram entender as características e o padrão de ocorrência desses desastres para minimizar e mitigar seus efeitos danosos à população.

Segundo o *National Drought Mitigation Center* (NDMC, 2019), a seca, em seu sentido mais amplo, é um fenômeno que se origina de uma deficiência de precipitação ao longo de um período, resultando na falta de água para algum setor de atividade, grupo e/ou meio ambiente. Diante da importância da água para o desenvolvimento da sociedade, é notório que a escassez desse recurso causa diversos transtornos à população. De modo específico, definições podem ser tanto conceituais quanto operacionais (Wilhite e Glantz, 1985). A definição conceitual é a que delinea o conceito básico de seca como a descrição dos processos físicos envolvidos, como a escassez da precipitação, a deficiência quanto à umidade do solo ou à falta de água nos rios e reservatórios, por exemplo.

As definições operacionais estão relacionadas às atividades que focam na identificação do início, da duração e do término dos diferentes episódios ocorridos, incluindo a avaliação de sua severidade. O intuito destas definições é gerar uma série de informações relacionadas aos eventos de secas ocorridos, a fim de garantir que seja dado suporte e aviso prévio sobre futuros eventos de secas que possam acontecer (Mukherjee *et al.*, 2018). Ademais, destaca-se que existe uma diferença entre o conceito de escassez hídrica e o de secas (Van Loon e Van Lanen, 2013). Em geral, o que diferencia esses termos está relacionado ao controle que a sociedade tem sobre a ocorrência do fenômeno: o uso não sustentável dos recursos hídricos, ainda que esses sejam recurso abundantes, pode gerar a escassez hídrica em determinada região.

As secas, por outro lado, são desastres que ocorrem naturalmente e cujos impactos só podem ser amenizados ou mitigados a partir das adaptações à variabilidade climática e a partir da adoção de medidas prévias. Nota-se que enquanto o conceito de escassez hídrica se relaciona à carência de medidas sustentáveis que tornam a água um bem escasso, as secas são tidas como fenômenos naturais que ocorrem de maneira independente às atividades humanas, afetando a população em diferentes níveis de severidade. Do mesmo modo, pontua-se ainda as diferenças entre os conceitos de secas e de estiagens, que são comumente empregados no Brasil. Segundo o Ministério do Meio Ambiente (MMA, 2017), a estiagem ocorre por período de tempo inferior e menos intenso do que a seca, e os danos gerados pela estiagem são proporcionais à magnitude do evento adverso e ao grau de vulnerabilidade da economia local ao evento.

A seca, por outro lado, ocorre quando são identificados períodos com déficits anormais de precipitação, e que de certo modo, podem derivar em situações que envolvem mais âmbitos do meio ambiente. No caso, a diferença entre esses conceitos está ligada à duração do déficit de precipitação e aos danos que esses fenômenos podem ocasionar. Aliado a esse fato e partindo

da premissa que a duração dos eventos tende a influenciar a sociedade de diferentes maneiras, é importante destacar que as secas se manifestam de várias formas e em diferentes intervalos de tempo, o que faz com que elas sejam classificadas de diversos modos.

Uma das primeiras e mais usuais classificações foi desenvolvida por Wilhite e Glantz (1985), que elencaram quatro diferentes tipos: as meteorológicas, as agrícolas, as hidrológicas e as socioeconômicas. Mishra e Singh (2010) sugeriram a introdução das secas subterrâneas, que são caracterizadas pelo rebaixo do nível de água subterrânea, e Van Dijk *et al.* (2013), por sua vez, avaliaram os efeitos das secas ecológicas, que resultam no estresse dos ecossistemas terrestres e aquáticos a partir da deficiência da umidade do solo e da escassez hídrica em termos biológicos (Kiem *et al.*, 2016). Entretanto, a maioria dos autores corrobora com a classificação proposta por Wilhite e Glantz (1985), e costumam categorizar as secas em quatro tipos (Liu *et al.*, 2016).

Inicialmente, as secas meteorológicas são aquelas que são originadas pela precipitação abaixo do normal ao longo de determinado período (um a três meses), combinado ao aumento da evapotranspiração potencial, provocando déficit no balanço hídrico da região. Em função da elevada variabilidade da precipitação e do curto intervalo utilizado para caracterizar esses tipos de seca, destaca-se que a definição de secas meteorológicas tende a ser muito específica para cada região. A análise dessa especificidade é muito importante, pois o déficit de chuva ao longo de certo período pode ser considerado um evento muito seco para uma região e para outra não, o que exige conhecimento refinado a respeito do padrão das secas em várias zonas.

Depois, caso o cenário de decréscimo de precipitação e aumento da evapotranspiração potencial persista por um período maior, os impactos podem resultar na insuficiência hídrica do solo e do subsolo, prejudicando o desenvolvimento das culturas e ocasionando as chamadas secas agrícolas. Nesse caso, essas secas são originadas quando a umidade do solo disponível é inferior à umidade mínima requerida pelas plantas para seu crescimento. Assim, pontua-se que o entendimento desse tipo de secas é de extrema importância para o desenvolvimento de vários estudos da área de recursos hídricos, principalmente os mais ligados à identificação das relações entre precipitação e vegetação e ao gerenciamento dos recursos hídricos em relação ao plantio das culturas desenvolvidas.

O terceiro tipo de secas ocorre quando o período de déficit do balanço hídrico de certa região se prolonga mais. As secas hidrológicas estão intimamente relacionadas à redução dos níveis de água em reservatórios superficiais e dos rios por determinado período, que varia de



dias, semanas, meses ou até anos. Dentre os diferentes aspectos, a relevância desse fenômeno está relacionada à importância do abastecimento hídrico e à prática da agricultura irrigada. Por tal motivo, compreender como a variação desse tipo de seca influencia a vazão dos rios ou o nível de reservatórios é um forte artifício para minimizar os danos causados à população.

Além das secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas, destacam-se também as secas socioeconômicas, que são aquelas que afetam direta ou indiretamente as atividades dos seres humanos em parâmetros socioeconômicos. Esse tipo de seca associa a oferta e a demanda de algum bem econômico à população com os elementos dos demais tipos de secas, sejam elas as meteorológicas, agrícolas ou hidrológicas. Assim, as secas socioeconômicas ocorrem quando a demanda de um determinado bem que está ligado ao abastecimento da água e seus derivados é superior à disponibilidade hídrica da região, e por essa categoria estar relacionada ao conceito de insuficiência dos recursos hídricos para atender às demandas da população, sua compreensão é de grande importância para amenizar os impactos socioeconômicos de qualquer região (Brasil Neto, 2020).

Além disso, é interessante destacar que apesar dos quatro conceitos serem diferentes, todos esses tipos são fenômenos de déficit hídricos causados pela falta de precipitação e estão intimamente conectados (Liu *et al.*, 2016). Quando a precipitação atinge os níveis mais baixos, as secas meteorológicas aparecem, seguida dos efeitos das secas agrícolas e das hidrológicas. As secas socioeconômicas, por sua vez, acontecem quando quaisquer um desses tipos de secas chegam a certo grau de severidade. A conexão entre esses tipos de secas é perceptível quando se nota, por exemplo, que o déficit na precipitação origina as secas meteorológicas, que por sua vez, afetam a agricultura e os recursos hídricos disponíveis, e que, de certo modo, todos esses elementos influenciam a demanda de algum bem da população.

Na prática, os eventos de seca têm múltiplas e inter-relacionadas características, como duração, severidade, intensidade, frequência e percentual de área atingida ao longo do tempo, e o entendimento de cada uma dessas características é de grande importância para o manejo dos recursos hídricos. Quanto à duração, por exemplo, entende-se que secas mais longas tendem a afetar o potencial agrícola e a influenciar o nível dos rios e reservatórios de acumulação. Por isso, entender o padrão espaço-temporal da duração das secas é importante para detalhar quais setores da sociedade tendem a ser mais influenciados.

Por outro lado, avaliar a severidade das secas e sua variação espaço-temporal também é um passo crucial para mensurar danos causados à população. No geral, a severidade é uma das

principais características desses fenômenos (Dashtpaderdi *et al.*, 2015), e é a partir da qual que se mensura quão forte foi determinado evento quando comparado aos demais eventos. A partir dessa característica, é possível elencar e classificar quais foram os eventos de seca mais severos que ocorreram conforme variáveis distintas, como prejuízos às culturas em termos financeiros ou número de mortos, por exemplo. Categorizar um evento de seca extremo, severo, moderado ou suave auxilia a estimativa dos danos causados e ajuda a definir as ações que precisam ser tomadas para minimizar os efeitos das secas.

A característica que associa a duração e severidade dos eventos é a intensidade. No caso, a intensidade representa a razão entre a duração e a severidade das secas e ela também tem sua importância no contexto de caracterização das secas. É de se esperar que um evento que tenha grande duração e baixa severidade tenha consequências diferentes de eventos com duração curta e grande severidade. Assim, entender o quão intensas são as secas contribui para determinar a velocidade que algumas medidas devem ser tomadas para que os prejuízos das secas não sejam tão elevados. Espera-se que as secas mais intensas tendam a agir de modo mais rápido e danoso nos setores da sociedade do que secas menos intensas.

A frequência dos eventos, por sua vez, representa a quantidade de eventos secos que atingiram a região ao longo de certo período. Essa característica tem alto valor no processo de caracterização das secas, especialmente por estar relacionada ao período de recorrência. Isso porque nas zonas onde os eventos de seca são mais frequentes, o período de retorno dos eventos é menor. O monitoramento espaço-temporal dessa característica é essencial para o processo de análise e gerenciamento de risco das secas, já que é de se esperar que regiões onde as secas são mais frequentes requeiram maior atenção e cuidado quanto ao manejo de seus recursos do que regiões onde esses fenômenos não são tão frequentes (Brasil Neto, 2020).

### **3.3. ÍNDICES DE SECA**

Frente a complexidade em monitorar eventos de secas que atingem a população, vários estudiosos criaram índices para compreender a dinâmica, o comportamento e os efeitos desses fenômenos. Os índices de seca são valores numéricos estimados a partir de diferentes variáveis climatológicas, tal como precipitação, temperatura e evapotranspiração potencial, pelos quais é possível identificar diferentes características como quantidade de eventos, duração, severidade, intensidade média, frequência e extensão das secas (Mishra e Singh, 2010). A partir dos índices,

os efeitos das secas são caracterizados conforme diferentes classificações e em múltiplas escalas temporais, o que marcou um grande avanço no entendimento desses desastres.

Motivados pela necessidade de identificar e caracterizar as secas de modo detalhado, vários estudiosos vêm desenvolvendo índices de seca que acoplam cada vez mais informações e garantem a caracterização mais completa desses fenômenos. Hoje, há na literatura uma grande quantidade de índices, que tem suas vantagens e desvantagens em relação aos outros. Diante da diversidade, vale ressaltar que a escolha do índice mais apropriado é um processo importante para monitorar as secas e seus efeitos sobre determinada área (Adnan *et al.*, 2017) e essa decisão está ligada a diferentes aspectos, tais como o propósito do estudo e a disponibilidade de dados climatológicos de cada região, por exemplo (Morid *et al.*, 2006).

Historicamente, um dos primeiros métodos desenvolvidos para identificar a ocorrência das secas foi proposto por Henry (1906). Segundo o entendimento da época, os fenômenos eram identificados quando a precipitação acumulada ao longo de 21 dias ou período maior era igual ou menor do que 30% da precipitação média. Ademais, períodos de 15 dias consecutivos sem chuva, precipitação anual acumulada inferior a 75% da média, precipitação mensal acumulada inferior a 60% da média ou precipitação acumulada inferior a 85% da média do período também eram indicadores utilizados para identificar esses fenômenos (Heim, 2002). Todavia, é notório que essas formulações tinham aplicação específica para determinadas zonas, o que representava deficiência para monitorar os diferentes tipos de secas em diferentes regiões.

Com o avanço da tecnologia e maior entendimento a respeito das secas, Palmer (1965) propôs um dos índices mais conhecidos da literatura científica: *Palmer Drought Severity Index* (PDSI). Tal índice considera a precipitação, a temperatura do ar e a umidade do solo, e mensura condições de umidade e seca com base no conceito de oferta e demanda, tal que é reconhecido como um dos índices mais utilizados nos Estados Unidos. Pouco tempo depois, Palmer (1968) desenvolveu um dos primeiros índices a serem utilizados especialmente para monitorar as secas agrícolas, o *Crop Moisture Index* (CMI). Esse índice foi desenvolvido com o intuito de analisar as condições de seca com base no modelo de balanço hídrico do Departamento de Agricultura dos Estados Unidos, efetivo para monitorar as secas na fase de crescimento das plantas.

Ped (1975) formulou o *Standardized Precipitation Temperature Index* (SPTI), índice que se baseia nas relações de anomalia da precipitação e temperatura, cujos valores variam em classificações categóricas distintas. Já o *China Z Index* (CZI), desenvolvido por Kendall e Stuart (1977), foi um dos índices mais utilizados para monitorar o comportamento das secas na China.

Esse índice se baseia em dados de precipitação e é computado utilizando parâmetros estatísticos como média, desvio-padrão e coeficiente de assimetria. Na Austrália, o índice mais usual para monitorar o fenômeno da seca é o *Decile Index* (DI) (Coughlan, 1987), cujo método é baseado na reordenação dos dados de precipitação e na frequência dos eventos. Dentre outras vantagens, a técnica viabilizou a comparação entre a severidade das secas entre regiões.

Com os avanços na área do sensoriamento remoto no século XX, alguns índices foram formulados para monitorar as secas em vários temas. Dentre esses, notabilizam-se o avanço no monitoramento das secas agrícolas com a criação do *Vegetation Condition Index* (VCI) (Kogan, 1995), *Normalized Difference Water Index* (NDWI) (Gao, 1996) e do *Vegetation Supply Water Index* (VSWI) (Haboudane *et al.*, 2004). O VCI, por exemplo, foi o índice de seca que viabilizou a normalização do índice de vegetação, monitorando o padrão espaço-temporal das secas sobre o mundo. O NDWI detecta a água das culturas e tem rápida resposta aos estresses da vegetação a partir de técnicas de sensoriamento remoto. O VSWI integra informações da temperatura de cobertura do solo e do índice de vegetação, tornando-o eficaz e utilizado no monitoramento das secas agrícolas.

Com o decorrer do tempo, os índices contemplaram mais variáveis climatológicas com o intuito de realizar a caracterização mais completa dos fenômenos das secas. Na Europa, por exemplo, o *Reconnaissance Drought Index* (RDI) (Tsakiris *et al.*, 2007) foi útil para monitorar as secas ao mensurar as condições de umidade das regiões a partir da relação entre precipitação e evapotranspiração potencial. De maneira semelhante, Shukla e Wood (2008) desenvolveram o *Standardized Runoff Index* (SRI), que incorporou alguns processos hidrológicos à análise das secas, e pelo qual é possível de determinar as flutuações do fluxo de água diante da influência climática de cada zona, realçando a aplicabilidade para monitorar as secas hidrológicas.

Vicente-Serrano *et al.* (2010) geraram significativa contribuição ao processo de análise das secas ao desenvolver o *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index* (SPEI). Esse índice integra informações de precipitação e de evapotranspiração sobre determinada região e considera uma condição de igual sensibilidade entre essas variáveis. Com base em métodos de distribuição de probabilidades multivariadas, Kao e Govindaraju (2010) e Hao e AghaKouchak (2013) propuseram o *Joint Drought Index* (JDI) e o *Multivariate Standardized Drought Index* (MSDI), respectivamente. Enquanto o JDI contempla a probabilidade integrada de ocorrência entre precipitação e vazão, o MSDI integra a probabilidade de ocorrência entre precipitação e a umidade do solo.

Vários avanços foram feitos quanto ao desenvolvimento dos índices de seca e diversos estudos desse tipo continuam a ser feitos para que os efeitos das secas sejam compreendidos de maneira mais ampla. De todo modo, é válido lembrar que cada índice, por mais completo que seja, apresenta suas vantagens e desvantagens, e é por isso que a escolha do índice adequado tem papel relevante na análise e gerenciamento de risco das secas. Dentre esses índices, um dos que teve uma das contribuições mais expressivas na literatura foi o *Standardized Precipitation Index* (SPI) (McKee *et al.*, 1993). Ainda hoje, o SPI é considerado um dos índices mais úteis e adequadas para monitorar as condições de seca a nível global (Botai *et al.*, 2017).

### **3.4. STANDARDIZED PRECIPITATION INDEX (SPI)**

Apesar de existir notória dificuldade em estabelecer um índice adequado para avaliar as secas, seus efeitos e características, pode-se dizer que o SPI é um forte candidato a desempenhar essa função e por isso tem sido um dos mais utilizados no mundo (Heim, 2002). Desenvolvido por McKee *et al.* (1993) para avaliar esses desastres naturais no Colorado, Estados Unidos, o SPI é um índice padronizado que mensura, com base nos dados de precipitação, a condição de severidade dos eventos secos e úmidos da região em múltiplas escalas temporais, o que viabiliza a análise do impacto das secas quanto aos recursos hídricos em vários níveis, i.e., desde escassez da precipitação até seus efeitos em práticas agrícolas e no nível dos reservatórios superficiais e dos rios.

O cálculo do índice SPI se baseia no ajuste de uma série de dados a uma distribuição probabilística, seguida do reajuste a uma distribuição normal com média zero e desvio padrão um (Edwards e McKee, 1997). Frente essa metodologia, diversos fatores contribuíram para que o SPI ganhasse popularidade dentre os estudiosos, tornando-o um dos indicadores mais usuais para monitorar as secas a nível mundial, conforme recomendação da WMO (WMO, 2012). Dos fatores que merecem destaque, um que contribuiu para sua ampla utilização está intimamente relacionado aos dados de entrada requeridos para cálculo, pois o SPI só se baseia em dados de precipitação, característica que pode ser vista, ora como um ponto forte, ora como ponto fraco.

No geral, é preciso admitir que parâmetros como temperatura do ar, velocidade do vento, umidade do solo e evapotranspiração potencial, por exemplo, influenciam as condições de seca de uma região e que, por não integrar informações desse tipo, alguns autores expõem que o SPI tem limitações ao monitorar secas e cheias (e.g., Vicente-Serrano *et al.*, 2010; Guo *et al.*, 2018a;

Guo *et al.*, 2018b). Entretanto, vale destacar que a aplicabilidade do SPI é superior à de outros índices que precisam de mais dados para serem computados, como é o caso do SPEI e do PDSI, por exemplo. Em zonas mal instrumentadas, remotas e complexas, obter apenas séries de dados de precipitação é mais acessível que obter outras séries de dados meteorológicas (Jesús *et al.*, 2016).

A disponibilidade de dados surge como agente limitante da aplicação de outros índices de seca em diversas regiões do planeta, e esse é um fator que notabilizou o SPI dentre os demais. Ressalta-se ainda que a metodologia empregada no cálculo do índice SPI pode ser considerada robusta, apesar de seu cálculo de modo propriamente dito ser simples. A partir da adequação da série de dados a uma distribuição probabilística, os eventos são ajustados de acordo com a probabilidade de ocorrência, o que faz com que a categorização dos eventos seja uma definição estatística. A padronização utilizando uma relação de equiprobabilidade com a distribuição de Gauss  $N(0,1)$  é uma etapa importante, porque viabiliza a comparação do SPI entre diferentes regiões e a categorização dos eventos em função dos padrões regionais (Brasil Neto, 2020).

Essa informação ajuda o entendimento do padrão espaço-temporal das secas e a emissão de alertas e decisões diante dos eventos mais severos que já atingiram a região. Todavia, autores apontam algumas pequenas limitações quanto ao ajuste da série de dados de precipitação a uma distribuição probabilística (Mishra e Singh, 2010), especialmente em se tratando de erros e de incertezas relativas à escolha da distribuição probabilística adequada, às influências do tamanho da série temporal e ao comportamento de regiões onde a precipitação é nula na maior parte do ano. De todo modo, essas limitações são, na maioria dos casos, muito específicas e dificilmente inviabilizam a utilização do índice SPI. Prova disso é que existem na literatura vários estudos, a serem discutidos posteriormente, que comprovam a eficácia do índice SPI computados a partir de diferentes distribuições, com séries de dados de chuva curtas ou mesmo em regiões áridas e semiáridas.

Ademais, apesar da facilidade referente aos dados de entrada e ao processo de cálculo do SPI, um dos pontos mais fortes desse índice está relacionado à sua capacidade de analisar a precipitação e as secas em múltiplas escalas temporais. Essa informação tem extrema relevância e representou um grande marco no processo de monitoramento das secas, já que a flexibilidade temporal do índice SPI permite a avaliação das secas de curto prazo, ligados à disponibilidade hídrica do solo e às práticas agrícolas, e as secas de longo prazo, ligadas às mudanças dos níveis dos rios, dos reservatórios e dos aquíferos, por exemplo (Awange *et al.*, 2016).

Apesar do SPI ser um índice que só se baseia em dados de precipitação, cujo enfoque está relacionado às secas meteorológicas, sua aplicação baseada em várias escalas temporais o torna um bom indicador para avaliar as secas agrícolas e as hidrológicas. Nesse sentido, é válido pontuar que para cada escala temporal, há uma interpretação mais específica das secas e de seus efeitos, enriquecendo os resultados disponibilizados mediante o emprego da ferramenta. Logo, a análise é feita da seguinte maneira: para cálculo do SPI-1 de abril de certo ano, a precipitação total de abril desse ano é comparada à precipitação de abril de todos os anos registrados. Com base na probabilidade de ocorrência dos eventos disponíveis, todos os eventos de chuva de abril são classificados conforme sua raridade na série histórica.

A diferença entre o SPI-1 e o SPI-3 é que para o SPI-3 a precipitação acumulada é a dos três meses antecedentes, i.e., fevereiro, março e abril, e não só a de abril, como é o caso do SPI-1. De modo genérico, o índice SPI-X do mês Y compara a precipitação acumulada de X meses antecedentes ao mês Y de determinado ano, incluindo o mês Y, com os acumulados dos mesmos períodos dos demais anos da série. Em geral, estudiosos indicam que as secas meteorológicas podem ser monitoradas a partir do SPI-1 ao SPI-3, as secas agrícolas estão mais relacionadas aos resultados dos índices SPI-3 a SPI-6, e as secas hidrológicas podem ser monitoradas a partir dos valores dos índices SPI-6 ao SPI-24 (Li *et al.*, 2013; Zhang e Jia, 2013; Byakatonda *et al.*, 2018).

Todavia, mesmo diante de tantas vantagens, é notório que o desempenho do SPI ainda deve ser avaliado para mensurar seu desempenho frente a outros índices. Nesse sentido, estudos de caráter comparativo têm sido feitos e, na maioria dos casos, os resultados indicam que o SPI é uma das ferramentas mais adequadas para avaliar as secas em várias escalas temporais. Morid *et al.* (2006) avaliaram o desempenho de sete índices de seca (1970–2001) no Irã e concluíram que o SPI é o índice mais recomendado para realizar o monitoramento operacional dos desastres na região. Mahmoudi *et al.* (2019) realizaram a mesma análise comparativa e avaliaram as secas em múltiplas escalas temporais, preenchendo uma das lacunas do estudo de Morid *et al.* (2006). Os resultados indicam que dentre os índices empregados, o SPI e o CZI se notabilizaram quanto à consistência de seu comportamento ao decorrer do tempo.

Na Austrália, país impactado por uma das maiores secas dos últimos anos, Rahmat *et al.* (2015) analisaram o desempenho de caracterização das secas utilizando o SPI, RDI e DI por mais de 50 anos (1955–2010) e concluíram que o RDI e SPI foram os índices mais adequados por fornecerem uma classificação padronizada das secas. Os autores destacaram que o SPI ainda



teve bom desempenho ao caracterizar os efeitos das secas meteorológicas quando comparado aos resultados obtidos a partir do índice RDI, que considera a evapotranspiração potencial como parâmetro. Timimi e Osamah (2016) realizaram um estudo no Iraque utilizando quatro índices: SPI, RDI, DI e RAI (*Rainfall Anomaly Index*). Os resultados indicaram que há associação linear relevante entre os índices, sendo SPI e RDI considerados os mais adequados para identificar os eventos úmidos e secos sobre a região.

Na África, Haied *et al.* (2017) monitoraram as condições de seca utilizando o DI, o SPI e o RDI e concluíram que há boa correlação linear entre eles ( $R > 0.94$ ). Adnan *et al.* (2017) desenvolveram um dos estudos mais completos dos últimos anos, de modo que empregaram 15 índices para monitorar as secas sobre o Paquistão. O estudo concluiu que o RDI, o SPEI e o SPI são os índices mais recomendados para avaliar as condições de seca na região, mas os autores estimulam o desenvolvimento de índices compostos que integrem dados de chuva, temperatura do ar e dados de sensoriamento remoto para melhorar a caracterização das secas. Wable *et al.* (2018) mensuraram a performance de cinco índices em múltiplas escalas temporais na Índia e concluíram que a escala temporal mais precisa para monitorar as secas é a que se baseia em um período de acumulação de nove meses. O estudo apontou que o SPEI foi o mais adequado para avaliar as secas na região, mas os resultados não foram tão discrepantes dos do índice SPI.

Li *et al.* (2020) monitoraram as secas no nordeste da China com base em quatro índices (1960–2010) e notaram que há melhor correlação entre eles em escalas de tempo intermediárias. O SPI foi o índice mais confiável para monitorar as secas na região, especialmente na escala de tempo anual. Bougara *et al.* (2021) realizaram uma comparação na bacia do Rio Tafna, noroeste da Argélia (1979–2011), utilizando quatro índices: DI, SPI, RAI e PN (*Percent of Normal Index*) (Dogan *et al.*, 2012). Os resultados revelam que o SPI é o mais recomendado para os estudos de comparação, pois apresenta boas correlações com outros índices em vários intervalos de tempo. Os pesquisadores sugerem que sejam utilizados índices que incluam variáveis, como temperatura e evapotranspiração potencial, para monitorar as condições de seca nessa região.

Elhoussaoui *et al.* (2021) compararam o desempenho de mais de dez índices para avaliar o comportamento da seca na bacia de Mekerra, Argélia (1990–2019). De acordo com o estudo, há indícios de que vários índices baseados em precipitação são boas ferramentas para avaliação de secas sobre a área. Os autores também recomendam que sejam utilizados outros índices para avaliar os efeitos das secas agrícolas e hidrológicas. Mega e Medjerab (2021) realizaram uma comparação estatística entre os índices SPI e SPDI (*Standardized Precipitation Drought Index*).

O estudo foi embasado na utilização de métricas e na comparação entre os resultados obtidos a partir dos índices para frequência de eventos. A pesquisa ressalta a importância de desenvolver trabalhos envolvendo índices que só utilizam dados de precipitação e indica que as variações na escala temporal influenciam a correlação entre os índices de seca.

Na Turquia, Okan *et al.* (2021) elencaram as vantagens e desvantagens de cinco índices para monitoramento das condições de seca a nível trimestral e anual por mais de 50 anos (1966–2017). Com base em métricas como coeficiente de correlação e raiz do erro médio quadrático, os resultados revelam que as relações entre o SPI e o ZSI (*Z-Score Index*), e RDI e SPEI, tendem a ser altas. As vantagens do uso do SPI e do ZSI estão ligadas à confiabilidade e à facilidade de cálculo, respectivamente, mas dentre os índices empregados, o RAI foi o que apresentou maior eficácia na determinação de eventos extremos. Em algumas províncias da China, Zhao *et al.* (2022) avaliaram a evolução espaço-temporal das secas (2003–2020) com uso do *Google Earth Engine*. Dentre os índices, apenas o SPI estava integralmente relacionado ao conceito das secas meteorológicas, enquanto os demais estavam ligados aos efeitos das secas agrícolas. Os dados indicam que a região tende a ser mais úmida ao decorrer do tempo, padrão esse identificado por todos os índices.

### 3.5. ANÁLISE DE EXPOSIÇÃO

Diante do elevado potencial de danos que as secas podem causar, identificar quais são as regiões mais expostas à ação desses fenômenos surge como uma tarefa de grande importância para entender a análise de risco e gerenciamento de desastres naturais. Recentemente, estudos em diferentes regiões têm sido desenvolvidos para avaliar não só conceitos dessa tipologia, mas também relacionados ao nível de sensibilidade, capacidade adaptativa e vulnerabilidade à ação das secas meteorológicas. Nesse sentido, entender a definição e a diferença entre cada termo é imprescindível para compreender esse tema. Um dos estudos mais conceituados a respeito dessa temática foi desenvolvido por Gallopin (2006). Para tanto, foi utilizada uma perspectiva para analisar as relações conceituais entre vulnerabilidade, resiliência e capacidade adaptativa dentro de sistemas socioecológicos, termos relevantes do ponto de vista biofísico e social.

Conforme estudo, a vulnerabilidade de um sistema é determinada a partir de uma função entre a sensibilidade e a capacidade adaptativa, enquanto a transformação sofrida pelo sistema é uma função da vulnerabilidade, da perturbação e da exposição do sistema à certa perturbação. Segundo Turner *et al.* (2003), as perturbações são os picos significativos de pressão, como uma

onda gigante ou um furacão, por exemplo, que ocorrem além da faixa normal de variabilidade na qual o sistema opera, enquanto os estresses são definidos como sendo as pressões contínuas ou crescentes ao sistema. Unidos, perturbações, estresses e fontes de estresses constituem o que os pesquisadores caracterizam de perigos, que são de fato as ameaças ao sistema. Logo, a partir da perspectiva que inclui exposição como um componente do conceito de vulnerabilidade, um sistema que não está exposto a uma perturbação seria definido como não vulnerável.

A diferença entre sensibilidade, capacidade adaptativa e exposição pode ser ilustrada a partir de um exemplo: ao considerar um evento de cheia em uma comunidade, é de se imaginar que as casas mais precárias são mais afetadas do que as casas mais sólidas, associando-se ao conceito de sensibilidade. Por consequência, as casas mais pobres tendem a estar próximas aos lugares mais propensos a inundações, associando-se ao conceito de exposição. Ao considerar o evento e a sua ocorrência, estima-se que famílias com mais recursos têm mais meios disponíveis para reparar os danos causados pela água, o que traz à tona o conceito de capacidade adaptativa. Por fim, admite-se que a magnitude do impacto final relativo ao evento da inundação dependerá também da intensidade, da magnitude e da permanência da inundação, atributos da perturbação.

Um dos grandes grupos mais renomados que são responsáveis por avaliar os conceitos de vulnerabilidade e exposição a nível mundial é o IPCC (*Intergovernmental Panel on Climate Change*). Criado em 1988 pela Organização Meteorológica Mundial (OMM) e pelo Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA), o principal objetivo do IPCC é fornecer informações científicas que possam ser usadas para desenvolver políticas climáticas a partir da emissão de relatórios aos governos do mundo todo. O IPCC é uma organização que conta com diversos membros e milhares de contribuições para fornecer um resumo bastante abrangente do que se sabe sobre os impulsionadores das mudanças climáticas, seus impactos e riscos futuros e como a adaptação e a mitigação podem reduzir esses riscos. Destaca-se ainda que o IPCC está dividido em três grupos e uma força tarefa, tal que: o grupo I lida com as bases da ciência física da mudança climática, o grupo II com os impactos, a adaptação e a vulnerabilidade da mudança climática e o grupo III com a mitigação da mudança climática.

Segundo o Quarto Relatório de Avaliação do IPCC (IPCC, 2007), a vulnerabilidade é definida como uma função composta da capacidade adaptativa, sensibilidade e exposição. Em termos de análise da seca, enfoque do presente trabalho, a capacidade adaptativa representa a capacidade de resposta dos sistemas humanos frente à mudança do clima relacionada às secas, seja na variabilidade ou na ocorrência de extremos. A sensibilidade, por sua vez, representa o

efeito biofísico da mudança do clima considerando o contexto socioeconômico e ambiental. Já o conceito de exposição à seca representa todas as mudanças relacionadas aos componentes que causam a seca meteorológica, como a alteração da média de precipitação, sua variabilidade e a dificuldade de manter o equilíbrio hidrológico, e a ocorrência de extremos climáticos de secas.

A compreensão da exposição à ação das secas é, portanto, componente essencial para a adoção de medidas preventivas e mitigatórias que reduzam os riscos e minimizem os impactos causados por esses desastres naturais. Por esse motivo, a concepção e utilização de índices como o NIFT representa uma ferramenta valiosa para quantificar e monitorar o nível de exposição de uma região aos eventos climáticos extremos. No presente estudo, o termo exposição está ligado intimamente à medida que uma determinada zona pode ser atingida pelas secas meteorológicas considerando não só a variabilidade da precipitação como também dos eventos de secas e suas características. Em outras palavras, a exposição é a probabilidade de uma região ser afetada por secas meteorológicas e a extensão do impacto que esses eventos podem causar.

A partir desses conceitos e das informações que seus resultados fornecem aos tomadores de decisões, várias pesquisas a nível nacional e mundial têm avaliado os efeitos da exposição e vulnerabilidade das regiões à ação das secas meteorológicas. Carrão *et al.* (2016), por exemplo, forneceram informações práticas e mapearam os padrões globais de risco a ação das secas diante de vários indicadores. O parâmetro de risco foi avaliado entre 2000 e 2014 e contemplou níveis de perigo, exposição e vulnerabilidade à ação das secas. O perigo, vetor que mais se aproxima ao conceito de exposição utilizado no nosso estudo, foi formulado a partir de uma análise dos déficits históricos de precipitação estimado a partir do produto de precipitação do *GPCC Full Data Reanalysis Monthly Product Version 6*. Os resultados indicam que a região semiárida do Nordeste do Brasil, o Sul da Argentina, o Nordeste e o Oeste do México são os pontos quentes sujeitos às mais severas condições de seca, enquanto as áreas tropicais do noroeste da floresta amazônica, a zona subtropical úmida do sudeste do Brasil e a área oceânica temperada do sul do Chile são menos propensas a condições de seca.

Thomas *et al.* (2016) avaliaram a vulnerabilidade à seca na região de Bundelkhand, na Índia, utilizando vários indicadores baseados em dados de chuva, temperatura, umidade do solo, índices de vegetação e dados socioeconômicos. Os autores utilizaram uma abordagem integrada para avaliar a vulnerabilidade em dimensões socioeconômicas, biofísicas e geofísicas. A partir da integração, os resultados revelam que a região é altamente vulnerável a eventos de seca, com maior risco em áreas com menor disponibilidade de água e mais baixa cobertura vegetal. Além

disso, os resultados destacam a importância de considerar as dimensões socioeconômicas na avaliação da vulnerabilidade, como acesso à água potável, a capacidade de armazenamento de água, a disponibilidade dos recursos e a capacidade de recuperação frente aos eventos de seca.

Ghosh (2018) realizou um estudo que analisa a exposição à ação das secas na região de Gangetic West Bengal, na Índia. Ao todo, foram utilizados dados de 12 estações pluviométricas e as análises foram desenvolvidas a nível pontual e regional, e em múltiplas escalas temporais. A pesquisa foi concentrada na formulação de um indicador de exposição que considerava dados de precipitação, características das secas computadas a partir do índice SPI e tendências tanto da precipitação quanto das características dos eventos de seca. Os resultados apontam que essa região é bastante vulnerável aos eventos de seca, com maior risco nas áreas menos chuvosas e com menor cobertura vegetal, tal como no estudo de Thomas *et al.* (2016). Além disso, o índice proposto forneceu resultados que coincidem com o banco de dados nacional para identificar as zonas mais propensas a ação das secas, o que revela sua importância para a política local.

Recentemente, um estudo do Ministério do Meio Ambiente do Brasil (MMA, 2017) teve como principal objetivo formular e identificar o fenômeno do desastre das secas meteorológicas em território nacional a partir da criação de um índice: Índice de Vulnerabilidade aos Desastres Naturais relacionados às Secas (IVDNS). Composto por três vetores que acoplam os parâmetros envolvidos com conceitos de ordem climática, socioeconômica e ambiental, o estudo objetivou reconhecer os *hotspots* brasileiros mais vulneráveis ao fenômeno de secas. Nesse estudo, o vetor exposição foi avaliado a partir de três parâmetros: o incremento da precipitação média anual, o incremento do desvio padrão da precipitação média interanual e o aumento da potência das secas calculados a partir do SPEI. O estudo avaliou o comportamento dessas três variáveis com base no período de 1960 a 1990 e estimou as variações entre 2011 e 2040.

Calculados os incrementos a partir dos modelos climáticos, os valores dos parâmetros foram padronizados, e foram construídos mapas de exposição e de vulnerabilidade às ações das secas meteorológicas no Brasil. Para avaliar o conceito de vulnerabilidade, foram contempladas características como mortalidade infantil, densidade demográfica e uso do solo no caso do vetor sensibilidade, e índices de desigualdade social e analfabetismo para capacidade adaptativa. Os resultados indicam que, de uma forma geral, todas as regiões do país necessitam de avanços em direção à adaptação à mudança do clima. Em algumas regiões, isso deve ocorrer de forma mais urgente, mas todas elas evidenciam que a mudança do clima aumentará a vulnerabilidade aos desastres de secas no futuro.

#### 4. MATERIAL E MÉTODOS

O fluxograma que reflete a estrutura geral deste trabalho é apresentado na Figura 1. O primeiro passo é definir a área de estudo desta pesquisa e, em seguida, escolher e obter os dados de precipitação a serem utilizados. Após essas escolhas, foi realizada uma análise dos dados de precipitação obtidos quanto à sua consistência e ao seu percentual de falhas, bem como foi feita a avaliação das funções de distribuição mais adequadas ao cálculo do índice SPI (com base no teste de Lilliefors) e o ajuizamento sobre a influência dos meses com precipitação nula para a na construção das séries SPI. Passado esse estágio, calcularam-se as séries SPI de cada um dos 3,090 *grids* considerando quatro escalas de tempo (mensal, trimestral, semestral e anual). Feito isso e a partir da obtenção dessas séries temporais, passou-se para a etapa de caracterização dos eventos de seca (com base na premissa de *Run Theory*) e para a análise de tendências (com base no teste de Sen).

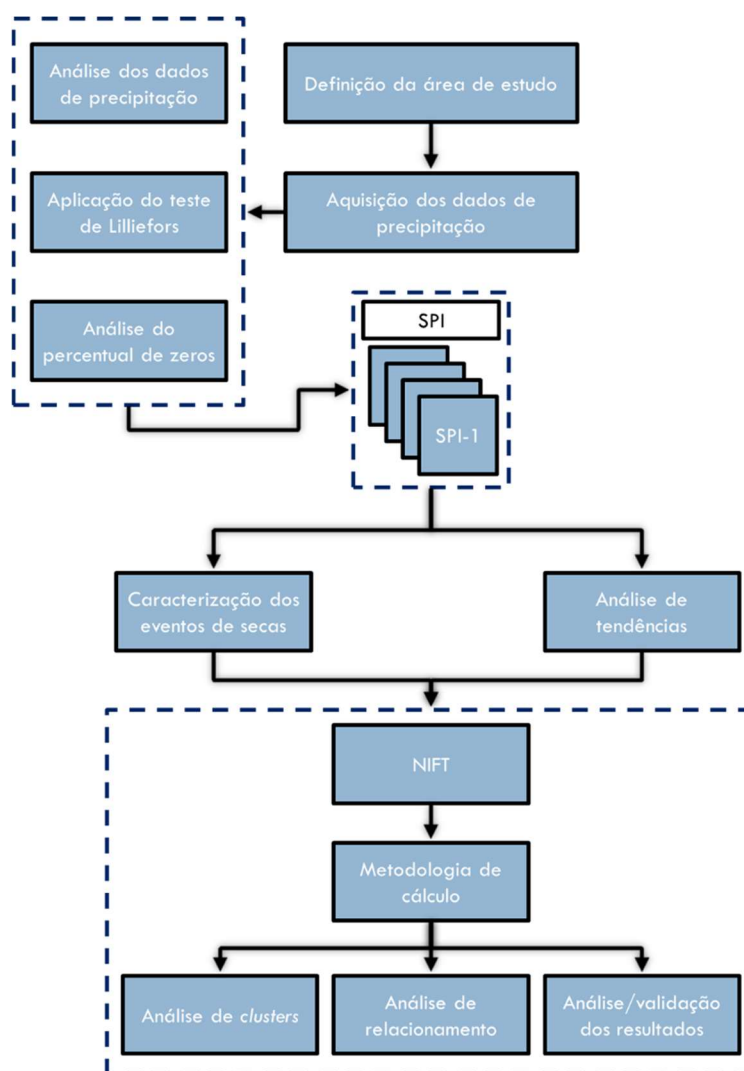


Figura 1 - Fluxograma geral do trabalho.

Após obtenção e análise dos resultados, iniciou-se a fase de concepção, de formulação e definição da metodologia do cálculo do índice NIFT, incluindo a escolha dos parâmetros e pesos para a definição final do índice. Depois de toda a formulação consolidada, (i) técnicas de análise de *clusters* são aplicadas para identificar zonas com comportamentos homogêneos, (ii) a relação entre o nível de exposição e as características físicas de cada região foi investigada a partir do uso do teste de Fisher, e (iii) os resultados do índice NIFT são avaliados em diferentes escalas espaço-temporais. Finalmente, foram feitas as considerações finais e as recomendações para trabalhos futuros. Nas seções seguintes, os detalhes de cada uma das etapas serão descritos de modo mais minucioso.

#### 4.1. ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo desta pesquisa é o Brasil, país com mais de oito milhões de quilômetros quadrados e que ocupa a posição de quinto maior país do mundo em área territorial. Limitado pelas latitudes 5°16'20"N e 33°45'03"S e longitudes 73°59'32"O e 34°47'30"O, o Brasil faz fronteira com o Oceano Atlântico (a leste) e com todos os outros países da América do Sul, à exceção do Chile e do Equador. Com população superior a 213 milhões de habitantes (IBGE, 2023), o Brasil é composto por 27 unidades federativas divididas em cinco grandes regiões com base em aspectos naturais, sociais, culturais e econômicos, sendo elas: o Norte (N), o Nordeste (NE), o Centro-Oeste (CW), o Sudeste (SE) e o Sul (S) (Figura 2). Com dimensões continentais, a área tem alta variabilidade em termos de topografia, biodiversidade, climas e comportamento de precipitação (Rozante *et al.*, 2018).

A região Norte é a maior região do país em termos territoriais, com área de quase quatro milhões de quilômetros quadrados e é formada por sete estados: Acre, Amapá, Amazonas, Pará, Rondônia, Roraima e Tocantins, totalizando juntos quase 20 milhões de habitantes. Segundo a classificação de Köppen (Alvares *et al.*, 2013), existem cinco diferentes climas nessa região, sendo três deles tropicais (equatorial, de monção e de savana) e dois do tipo subtropical (úmido e úmido de inverno seco). Em geral, a região Norte é úmida com baixa amplitude térmica e com elevadas temperaturas ao longo do ano, com média de 24°C a 26°C. O regime pluviométrico é bem definido, tal que o período seco vai de junho a novembro, o período úmido vai de dezembro a maio e a precipitação anual média é acima de 2,000mm.



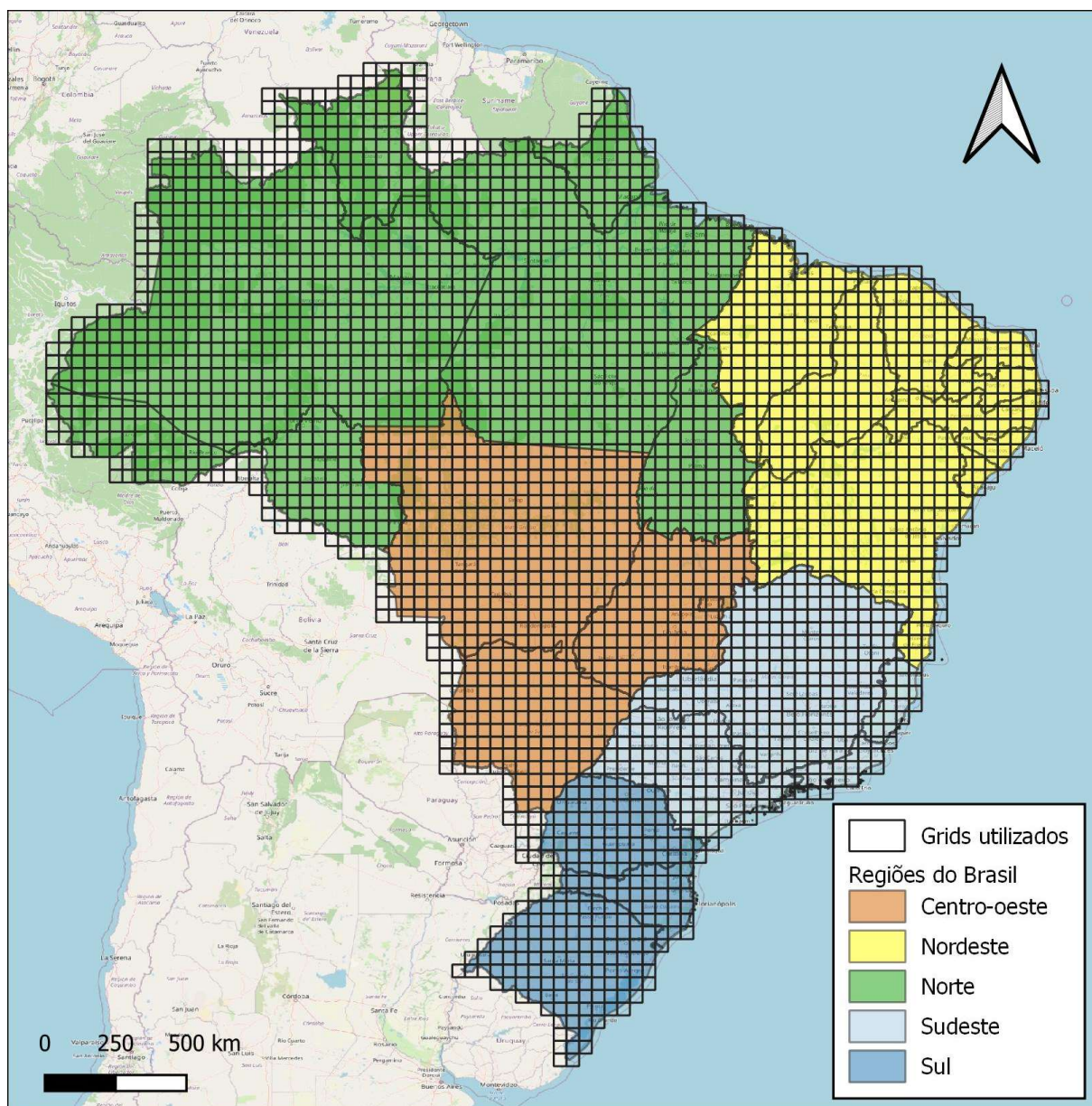


Figura 2 - Distribuição espacial da grade GPCC utilizada sobre o Brasil.

Em relação à topografia, a região contempla três grandes unidades geomorfológicas a nível nacional: as Planícies Amazônicas, o Planalto das Guianas e o Planalto Central. No que se refere à vegetação, a região contempla um dos mais importantes ecossistemas do planeta: a Floresta Amazônica. Esse ecossistema é constituído em sua grande maioria por uma floresta de árvores grandes e largas que se interligam através de várias plantas. Além disso, nessa região está a maior bacia hidrográfica do mundo, formada pelo Rio Amazonas e seus afluentes, além de abrigar importantes usinas hidroelétricas que são responsáveis por garantir o abastecimento de energia a nível nacional, como é o caso da Usina do Tucuruí. Dentre os sistemas climáticos



atuantes na região, pontuam-se a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), *El Niño-Southern Oscillation* (ENSO), frentes frias e os padrões de ventos sazonais.

A região Nordeste é a região do país que abriga a maior quantidade de estados (nove ao todo), sendo eles: Alagoas, Bahia, Ceará, Maranhão, Paraíba, Piauí, Pernambuco, Rio Grande do Norte e Sergipe, onde residem mais de 56 milhões de habitantes. Segundo a classificação de Köppen (Alvares *et al.*, 2013), existem onze variações climáticas nessa região, destacando-se os climas de tipo equatorial na zona oeste, o litorâneo úmido no estado da Bahia, o tropical nas proximidades da linha do Equador e o clima de semiárido no interior da região. Em relação ao padrão térmico e pluviométrico, pontua-se a região Nordeste como sendo uma região de elevada variabilidade, com temperaturas médias que chegam a variar de 20°C a 28°C e a precipitação anual de 300mm a 2,000mm em diferentes regiões.

No Nordeste existem diferentes formações geológicas que variam desde as Depressões Sertanejas até o Planalto da Borborema. Quanto à composição vegetal, a região tem resquícios de Mata Atlântica e vegetações litorâneas que recobrem o litoral, mas desaparecem à medida que há afastamento do mar, passando a predominar o cerrado e caatinga, vegetação tipicamente composta por vegetais de regiões secas. A bacia hidrográfica mais importante dessa região é a Bacia do São Francisco, cujas atividades estão relacionadas desde à produção de energia até ao abastecimento humano. A região Nordeste é predominantemente influenciada pelos sistemas de Monções do Nordeste, composto por correntes de ar quente e úmido que se formam sobre o oceano Atlântico e se deslocam para o continente durante a época chuvosa.

A região Centro-Oeste é a segunda maior região do Brasil em território, mas é a menor em termos populacionais. Com área de quase dois milhões de quilômetros quadrados e cerca de 16 milhões de habitantes, essa é a região com a menor densidade populacional do Brasil. O clima é predominante tropical, com destaque para os tipos tropical de monção e de savana, que abrangem maior parte da região, e subtropical úmido, que se concentra no extremo sul do Mato Grosso do Sul. Próximo ao estado do Amazonas, região Norte, a precipitação média anual pode chegar a mais de 2,000mm, apesar dos níveis pluviométricos variarem de 1,000mm a 1,500mm na maior parte dessa região, e temperaturas médias que oscilam entre 18°C e 25°C ao longo do ano.

A região apresenta relevo homogêneo e é predominantemente composta por planícies e planaltos, destacando-se, especialmente, as formações do Planalto Central, Planalto Meridional e Planície do Pantanal. Quanto à vegetação, enfatiza-se a elevada variabilidade de composições

vegetais que variam desde Floresta Amazônica ao norte, savanas e gramíneas altas em grande parte do território, e o Pantanal, onde as áreas passam a ser alagáveis com a chegada das chuvas. O Centro-Oeste é drenado por muitos rios que estão agrupados em três principais bacias: Bacia Amazônica, Bacia do Tocantins-Araguaia e Bacia Platina. A região Centro-Oeste é influenciada pelo Sistema de Alta Pressão Subtropical Atlântico (ASAS), responsável pelo clima quente e seco na maior parte da região, e por sistemas climáticos de baixa pressão, especialmente durante a estação chuvosa.

Composta pelos estados do Espírito Santo, Minas Gerais, São Paulo e Rio de Janeiro, o Sudeste é a região mais populosa do país e a que tem maior densidade populacional, com pouco menos de 100hab/km<sup>2</sup>. Conforme a classificação de Köppen (Alvares *et al.*, 2013), essa região abriga uma das maiores diversidades climáticas do Brasil, ressaltando a existência de climas de tipo tropical equatorial, de monção e de savana, além dos climas de tipo subtropical úmido, oceânico, úmido de inverno seco e de altitude. Tanto a precipitação quanto a temperatura variam consideravelmente em função da latitude, do relevo e da influência do mar: próximo ao norte de Minas Gerais, as temperaturas são superiores a 22°C, mas em algumas localidades do estado de São Paulo chegam a variar em média entre 16°C e 17°C, sujeitos a raras nevascas no inverno.

A topografia é bastante variada de modo que do litoral ao interior dessa região é possível perceber a variação do relevo, destacando a Planície Costeira, o Planalto Atlântico e o Planalto Meridional. Frente a diversidade climática, várias composições de vegetação são encontradas na região, mas essas já foram muito devastadas. Todavia, a floresta tropical constitui a formação dominante, variando dentre árvores altas no litoral, até formações menos densas no interior do Sudeste. Dentre as bacias da região, destacam-se a Bacia do Paraná, a Bacia do São Francisco, as Bacias de Leste e a Bacia do Sudeste-Sul, com o predomínio de rios de planalto. Além disso, o Sudeste é a região mais desenvolvida do Brasil, onde se concentram atividades de pecuária, agricultura e de setor industrial. Na região Sudeste, a influência da massa de ar frio proveniente da Antártida e a presença de uma topografia montanhosa favorecem a formação de uma estação seca e uma chuvosa, além de também ser influenciado pelo sistema de alta pressão subtropical do Atlântico Sul, que traz períodos de tempo seco e ensolarado para a região.

A região Sul é a menor região do Brasil e está dividida em três estados: Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul. Diferentemente das outras regiões do país onde há predomínio do clima tropical, destaca-se que em grande parte da região Sul o clima subtropical úmido e o subtropical oceânico são os mais atuantes. As temperaturas médias são mais amenas e variam

entre 16°C e 20°C, podendo ser ainda menores no inverno. De todo modo, apesar da amplitude térmica ser relativamente alta e da variação das estações do ano ser mais evidente, as chuvas são muito bem distribuídas ao decorrer do ano. A topografia dessa região é marcada por poucos acidentes geográficos e há predomínio de vários planaltos, sendo a Mata Atlântica, a Mata de Araucárias e as Matas Ciliares as formações de vegetação mais expressivas da região.

Diante da configuração da topografia, grande parte dos rios são de planalto e seguem no sentido litoral interior. Além disso, é preciso destacar a existência de rios com elevado volume de água e potencial hidroelétrico, tal como é o caso do Rio Paraná. Na região Sul, foi construída a Usina Hidroelétrica de Itaipu, segunda maior do mundo em termos de geração hidroelétrica, fato esse que amplia tanto o número de consumidores de energia elétrica, como disponibilidade para o consumo doméstico e industrial, realçando sua importância a nível nacional. O sistema climático que atua predominantemente na região Sul é o Sistema Climático Subtropical, que é influenciado pelos ventos alísios, que sopram do oceano para o interior levando a umidade para a região. Além disso, o relevo montanhoso da região também influencia o clima local, formando microclimas diferenciados.

## 4.2. DADOS DE PRECIPITAÇÃO

Para monitorar o comportamento espaço-temporal das secas meteorológicas utilizando séries de precipitação estimadas, sem falhas e igualmente distribuídas sobre o Brasil, os dados do *GPCC Full Data Monthly Product Version 2020* foram utilizados. Ressalta-se que este é o produto de precipitação mais preciso e atual do GPCC, além de ser o mais recomendado para realizar o monitoramento do clima a nível regional e global, para validação de modelos, análise da variabilidade climática e estudos de avaliação de recursos hídricos (Schneider *et al.*, 2020). Neste trabalho, a área foi dividida em 3,090 *grids* espaçados pelo Brasil e seus arredores, cujos centroides variam das latitudes 5.25°N a 33.75°S e longitudes 73.75°O a 34.75°O (Figura 2).

Cada uma das séries selecionadas é composta por acumulados de precipitação mensal de janeiro de 1970 até dezembro de 2019, com resolução espacial de 0.50°. Desse modo, quase dois milhões de valores de precipitação (3,090 *grids* × 50 anos × 12 meses) foram obtidos sobre o Brasil e suas redondezas, o que garante um bom monitoramento espacial da região. Destaca-se que apesar de existirem outros produtos do GPCC com resoluções espaciais e temporais mais refinadas, a escolha de utilizar dados mensais no tocante à resolução temporal foi uma decisão

adequada ao propósito deste estudo pois o índice de seca base utilizado, i.e., o SPI, requer que os dados tenham esse nível de resolução.

Em relação à resolução espacial, utilizar séries históricas igualmente espaçadas a cada 0.50° se mostrou uma escolha apropriada para caracterizar a precipitação sobre o país diante da dimensão territorial do Brasil. Ademais, o período de 1970 a 2019 foi escolhido dentre a janela temporal disponível (i.e., 01/1891 a 12/2019), pois foi o intervalo de tempo em que houve, de certo modo, o menor percentual de falhas ao longo dos últimos anos, evitando assim o processo de correção e preenchimento de falhas das séries utilizadas. Os dados de precipitação utilizados neste trabalho foram obtidos gratuitamente e podem ser acessados a partir do disponibilizado link [http://dx.doi.org/10.5676/DWD\\_GPCC/Clim\\_M\\_V2020\\_050](http://dx.doi.org/10.5676/DWD_GPCC/Clim_M_V2020_050).

### **4.3. STANDARDIZED PRECIPITATION INDEX (SPI)**

#### **4.3.1. METODOLOGIA DE CÁLCULO**

O monitoramento das secas e de suas características ao longo do período de 1970 a 2019 foi realizado através do SPI (McKee *et al.*, 1993). Os dados de precipitação foram adequados a uma distribuição gama de dois parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$ , seguido da padronização dos valores ajustados a uma distribuição normal com média zero e desvio-padrão igual a um. As secas meteorológicas foram avaliadas a nível mensal, trimestral, semestral e anual a partir dos índices SPI-1, SPI-3, SPI-6 e SPI-12, respectivamente. O período base de cálculo para os índices foi SPI de janeiro de 1970 a dezembro de 2019, e com base nessa adoção, os valores SPI de cada escala temporal e cada série disponível foram computados.

De modo específico, o SPI-1 de abril de certo ano, por exemplo, compara a precipitação total de abril desse ano com as precipitações totais de cada abril de todos os anos disponíveis da série, e depois, classifica-se o evento como seco ou úmido em vários níveis de severidade. Genericamente, o SPI-X do mês Y compara a precipitação acumulada do período de X meses antecedentes ao mês Y, incluindo o mês Y, de certo ano, com os acumulados do mesmo período. Ao definir o mês e a escala temporal avaliada, os dados de precipitação de cada *grid* passam a ser adequados a uma distribuição gama tal como mostrado na Equação 1:

$$g(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta}, \text{ para } x > 0 \quad (1)$$

onde  $\alpha$  é o parâmetro de forma,  $\beta$  é o parâmetro escalar,  $x$  é a quantidade total de precipitação e  $\Gamma(\alpha)$  é a função gama. Os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  foram estimados para cada série, para cada escala temporal e para cada mês com base na aproximação de Thom (1958), conforme Equações 2–4:

$$\alpha = \frac{1}{4A} \left( 1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad (2)$$

$$\beta = \frac{\bar{x}}{\alpha} \quad (3)$$

$$A = \ln(\bar{x}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(x_i) \quad (4)$$

onde  $A$  é uma medida de assimetria de distribuição,  $\bar{x}$  é a precipitação média do período e  $n$  representa o número de observações de precipitação. Assim, com os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$ , o cálculo da probabilidade cumulativa  $G(x)$  de determinado evento de precipitação para um determinado período e escala temporal é efetuado conforme a Equação 5.

$$G(x) = \int_0^x g(x)dx = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \int_0^x x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} dx \quad (5)$$

Todavia, a distribuição gama não é definida para eventos de precipitação nulos e, por tal motivo, é realizada uma adequação da Equação 5 para que a probabilidade cumulativa  $H(x)$  passe a considerar os eventos de precipitação nula, conforme a Equação 6:

$$H(x) = q + (1 - q)G(x) \quad (6)$$

onde  $q$  é a probabilidade de existirem eventos de precipitação nula ao longo da série. Assim, de modo ilustrativo, considerando  $m$  a quantidade de eventos com precipitação igual a zero, o valor de  $q$  pode ser estimado pela razão entre  $m$  e  $n$ . Em seguida, na etapa de padronização, é realizada a transformação dos valores de  $H(x)$  em uma variável padrão, que é o próprio valor do SPI e que obedece a uma distribuição normal de média zero e desvio-padrão um. A conversão que foi utilizada neste trabalho foi a sugerida por Abramowitz e Stegun (1965) e computada conforme as Equações 7–8:

$$SPI = - \left[ t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right] e \ t = \sqrt{\ln \left( \frac{1}{(H(x))^2} \right)}, \text{ para } 0.0 < H(x) \leq 0.5 \quad (7)$$

$$SPI = + \left[ t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right] e^t = \sqrt{\ln \left( \frac{1}{(1 - H(x))^2} \right)}, \text{ para } 0.5 < H(x) \leq 1.0 \quad (8)$$

onde  $c_0 = 2.515517$ ,  $c_1 = 0.802853$ ,  $c_2 = 0.010328$ ,  $d_1 = 1.432788$ ,  $d_2 = 0.189269$  e  $d_3 = 0.001308$ .

Para o SPI-1, por exemplo, foram computados 600 valores (50 anos  $\times$  12 meses) de cada uma das 3,090 séries disponíveis, totalizando mais de que 1,800,000 dados distribuídos sobre o Brasil ao longo dos últimos 50 anos. Ao considerar todas as quatro escalas temporais, mais do que sete milhões de valores SPI foram calculados sobre toda a área de estudo. Os dados SPI foram avaliados e não foram encontradas inconsistências. Estes dados serviram de base para as demais análises desenvolvidas neste estudo e por isso foram minuciosamente revisados. Mais detalhes quanto ao cálculo do índice SPI podem ser encontrados em Santos *et al.* (2017).

#### 4.3.2. ADEQUAÇÃO DAS SÉRIES HISTÓRICAS À DISTRIBUIÇÃO GAMA

Diante da metodologia adotada para calcular os valores do índice SPI, foram feitas duas verificações sobre os dados de precipitação utilizados. A primeira verificação se refere a etapa de adequação dos dados a uma distribuição probabilística padrão, que no caso deste estudo foi a distribuição gama de dois parâmetros. A segunda verificação, que está relacionada à decisão de adotar a distribuição gama como função referencial, é relativa à avaliação do percentual de eventos de precipitação nulos e como isso influencia os valores SPI. Desse modo, uma apuração a respeito da adequação dos dados de precipitação foi desenvolvida para verificar se a escolha de adotar a distribuição gama foi, de fato, adequada.

Para tanto, o teste de Lilliefors (Lilliefors, 1967) foi empregado para avaliar a adequação dos dados de precipitação a seis funções probabilísticas: a distribuição gama de dois parâmetros (Eq.1), logística (Eq.9), log-logística (Eq.10), normal (Eq.11), log-normal (Eq.12) e de Weibull (Eq.13). Esse teste mensura se determinada série se adequa a determinada função de parâmetros desconhecidos. A diferença deste teste em relação ao de Kolmogorov-Smirnov (Kolmogorov, 1933), que também é um dos mais utilizados para avaliar a adequação dos dados às funções, é que, neste último, os parâmetros das funções precisam ser conhecidos para avaliar se a série de dados se adequa ou não ao comportamento da função, o que torna sua aplicação mais restrita em relação ao teste de Lilliefors. As funções densidade de probabilidade são mostradas nas Equações 9–13:

$$g(x) = \frac{\exp\left(\frac{x-\mu}{\beta}\right)}{\beta \left(1 + \exp\left(\frac{x-\mu}{\beta}\right)\right)^2}, \text{ para } \infty > x > -\infty \quad (9)$$

$$g(x) = \frac{1}{\beta} \frac{1}{x} \frac{e^z}{(1 + e^z)^2}, \text{ onde } z = \frac{\log(x) - \mu}{\beta} \text{ para } x \geq 0 \quad (10)$$

$$g(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \text{ para } \infty > x > -\infty \quad (11)$$

$$g(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\log(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \text{ para } x > 0 \quad (12)$$

$$g(x) = \begin{cases} \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\alpha-1} e^{-\left(x/\beta\right)^\alpha}, & \text{para } x \geq 0 \\ 0, & \text{para } x < 0 \end{cases} \quad (13)$$

onde,  $x$  é a quantidade total de precipitação,  $\mu$  é a média da série,  $\alpha$  é o parâmetro de forma,  $\beta$  é parâmetro escalar e  $\sigma$  é o desvio-padrão da série.

Em resumo, o teste de Lilliefors é um teste de adequação bilateral adequado quando os parâmetros da distribuição são desconhecidos e precisam ser estimados, tornando-o propício às condições deste trabalho. Para um determinado nível de significância, há aceitação ou rejeição da hipótese nula, que assume que os dados se adequam a uma distribuição padrão. De maneira geral, compara-se a probabilidade empírica dos dados  $F(x)$  e a probabilidade computada  $G(x)$  a partir da distribuição probabilística hipotética com parâmetros estimados. Para este trabalho, a análise de adequação dos dados de precipitação foi realizada para cada uma das séries temporais utilizadas para calcular o índice SPI a um nível de significância de 0.05.

Para o SPI-1, por exemplo, foram feitos mais de 220,000 testes ao considerar os 3,090 *grids*, os 12 meses existentes e as seis funções probabilísticas utilizadas. Quase um milhão de testes foram feitos ( $3,090 \text{ grids} \times 12 \text{ meses} \times 6 \text{ funções} \times 4 \text{ escalas temporais}$ ) ao contemplar todas as combinações disponíveis. Ademais, o percentual de eventos não chuvosos, i.e., quando o acumulado de precipitação foi igual a zero, também foi analisado. Entretanto, por considerar que a probabilidade de ocorrência desses eventos para escalas de tempo maiores seja menor do que ao tratar de escalas de tempo menores, a avaliação desse percentual só foi desenvolvida de modo detalhado a nível mensal (SPI-1). Em outras palavras, é mais provável que não chova em um único mês do que ao longo de um ano. Os resultados da adequação das séries de precipitação com base no teste de Lilliefors e do percentual de eventos não chuvosos foram desenvolvidos

a nível pontual e regional, tendo esta última técnica utilizado do conceito da média ponderada computada com base nas áreas dos polígonos de Thiessen. A Figura 3 mostra o fluxograma da etapa de adequação dos dados de chuva.

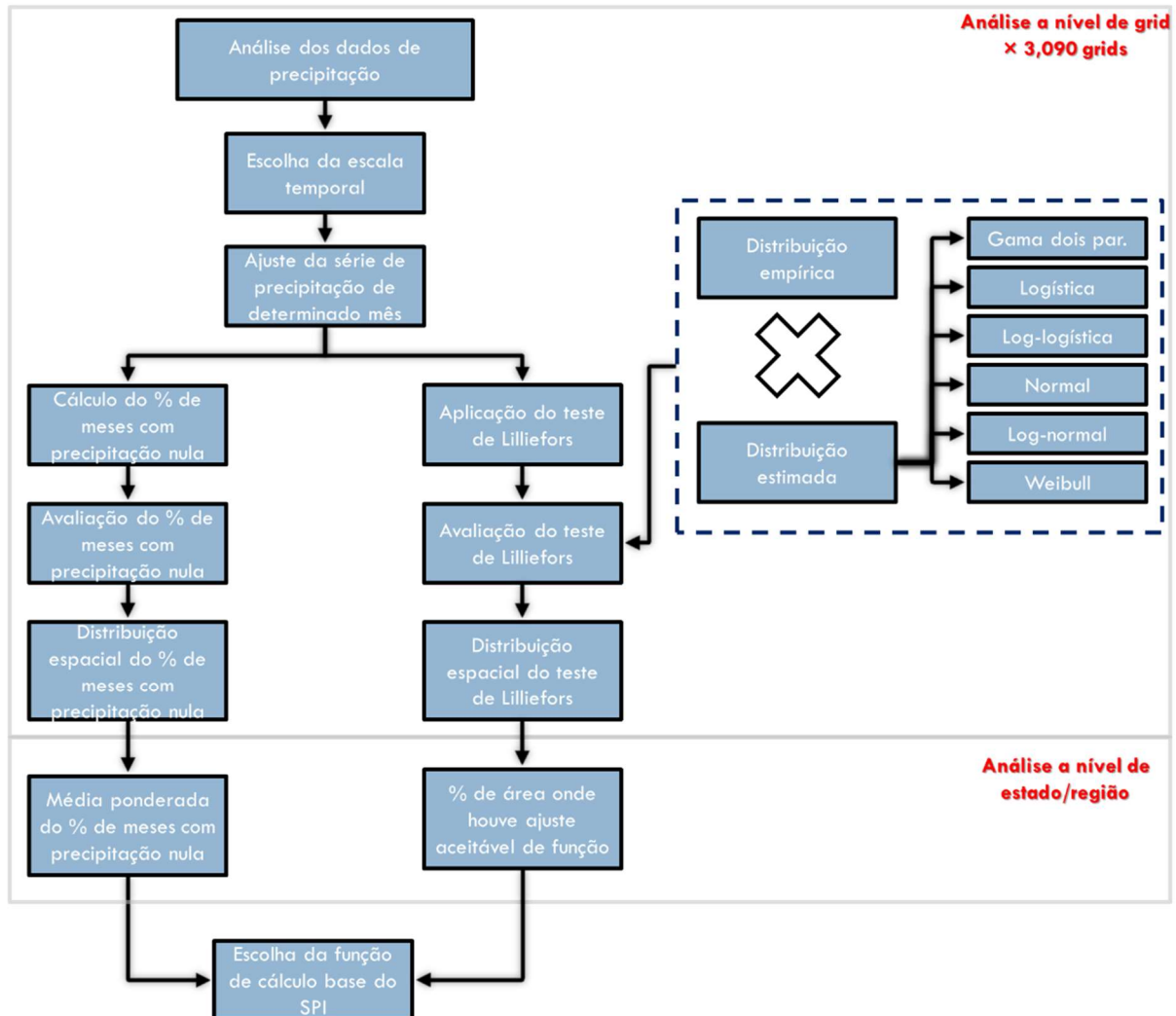


Figura 3 - Fluxograma da etapa de adequação dos dados de precipitação.

#### 4.4. RUN THEORY E CARACTERIZAÇÃO DOS EVENTOS DE SECA

Para realizar a caracterização dos eventos de seca, adotou-se a premissa de *Run Theory* (Yevjevich, 1967) pela qual assumiu-se que um evento de seca é determinado pelo período em que há continuidade de no mínimo três eventos secos. Foram utilizadas quatro diferentes classes de severidade para classificar os eventos secos e úmidos: os eventos secos são aqueles cujo os valores SPI são menores ou iguais a zero, os úmidos são aqueles que tem valores SPI positivos e as classificações relativas à severidade variaram conforme valor do índice, i.e., eventos suaves



( $0.0 < |SPI| \leq 1.0$ ), eventos moderados ( $1.0 < |SPI| \leq 1.5$ ), eventos severos ( $1.5 < |SPI| \leq 2.0$ ) e eventos extremos ( $2.0 < |SPI|$ ). A Figura 4 ilustra três eventos de seca distintos e suas principais características.

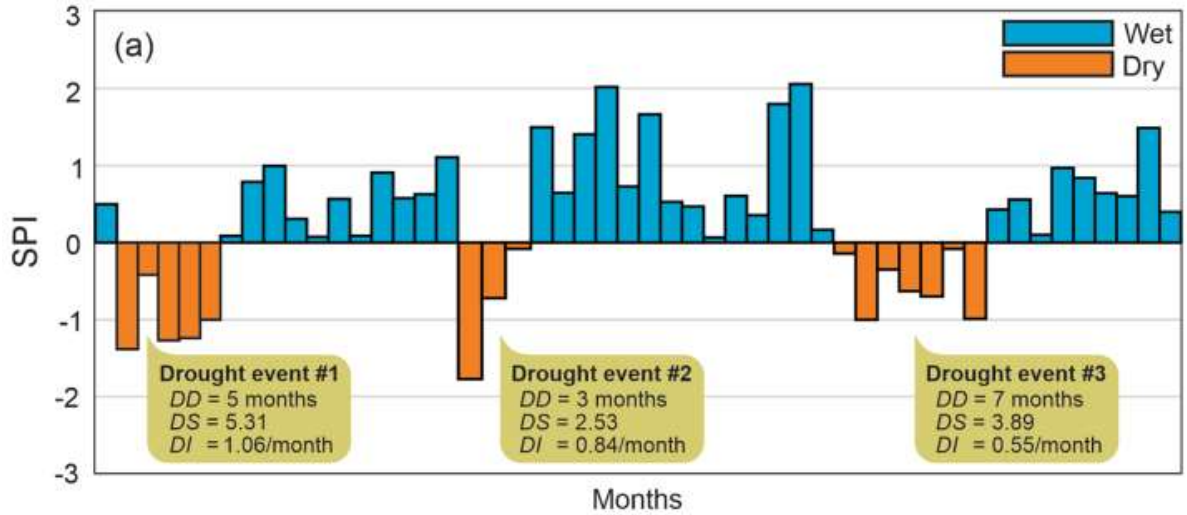


Figura 4 - Definição de um evento de seca e suas principais características. Fonte: Brasil Neto *et al.* (2021b).

A partir dessa definição, realizou-se a caracterização de cada evento de seca conforme a quantificação do número de eventos, duração, severidade, intensidade e frequência. A duração ( $DD$ ) de um evento é o número de meses entre o início e fim dos eventos secos, a severidade ( $DS$ ) do evento é calculada pelo somatório dos valores SPI ao longo de sua duração e, por fim, a intensidade ( $DI$ ) é calculada pela razão entre a severidade e duração. Ao calcular a duração, a severidade e a intensidade de cada evento, pode-se calcular a duração, severidade e intensidade média, tal como mostrado nas Equações 14–16:

$$MDD = \frac{\sum_{i=1}^N DD_i}{N} \quad (14)$$

$$MDS = \frac{\sum_{i=1}^N DS_i}{N}, DS = - \sum_{i=1}^{DD} SPI_i \quad (15)$$

$$MDI = \frac{\sum_{i=1}^N DI_i}{N}, DI = \frac{\sum_{i=1}^{DD} SPI_i}{DD} \quad (16)$$

onde,  $MDD$  é a duração média dos eventos de seca,  $MDS$  é a severidade média dos eventos de seca,  $MDI$  é a intensidade média dos eventos de seca e  $N$  é a quantidade de eventos de seca de cada série.

A partir da Figura 4, destacam-se três diferentes eventos de seca. A série mostrada como exemplo tem duração média de 5 meses, severidade média de 3.91 e intensidade média de 0.81. Além dessas características, a frequência de eventos secos também foi calculada, de modo que a frequência ( $DF$ ) é a razão entre o número de vezes em que houve evento seco de determinado tipo ( $f$ ) pelo número total de eventos ( $F$ ). Todas as características foram computadas para cada uma das 3,090 séries e para cada escala temporal. A nível espacial, além da análise por *grids*, análises regionais foram realizadas a partir da média ponderada computada com base nas áreas dos polígonos de Thiessen. A nível temporal, a caracterização foi feita contemplando o período decenal e total. A Figura 5 mostra o fluxograma da etapa de caracterização dos eventos de seca e mais detalhes podem ser encontrados em Brasil Neto *et al.* (2022).

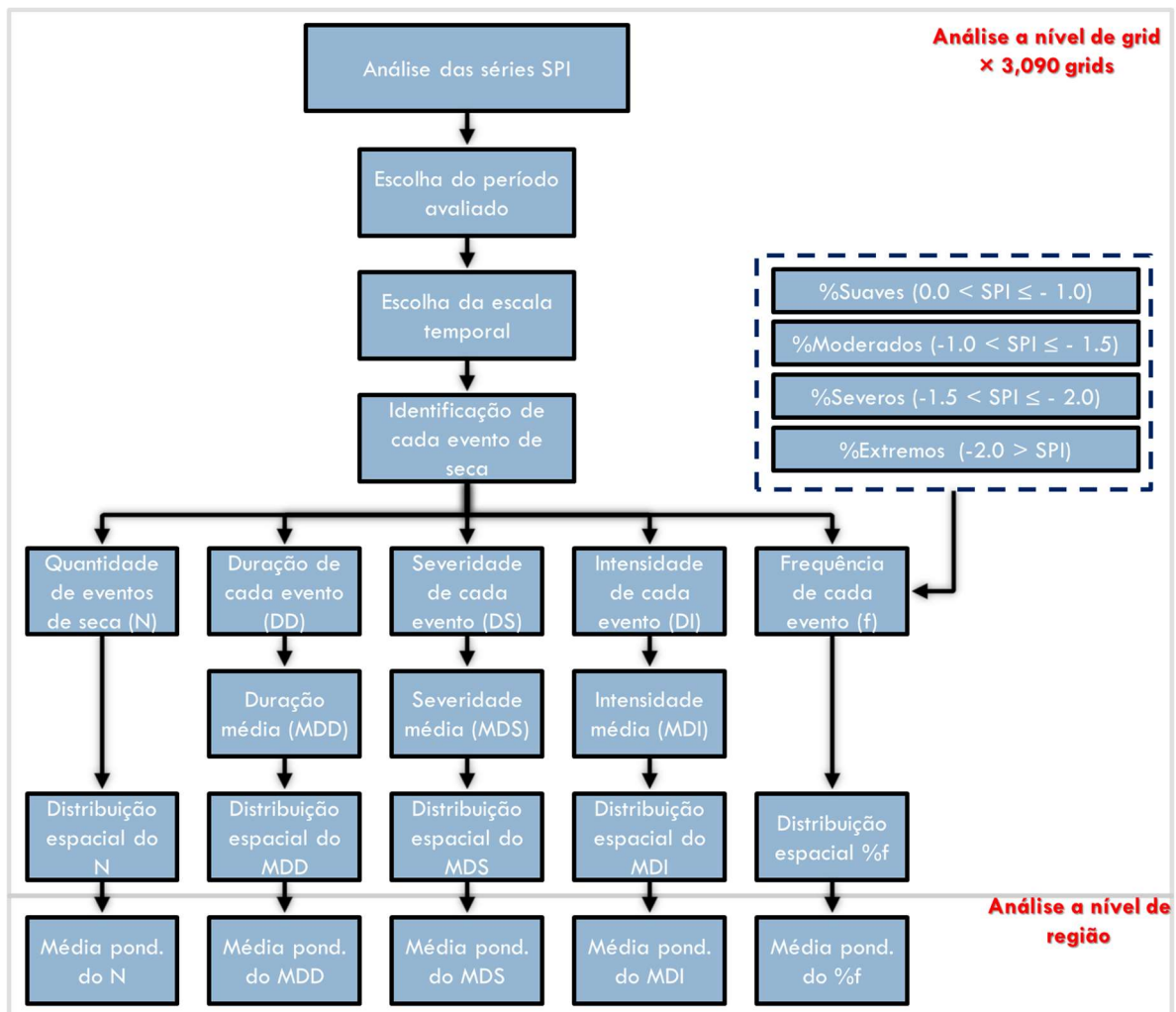


Figura 5 - Fluxograma da etapa de caracterização dos eventos de seca.

#### 4.5. ANÁLISE DE TENDÊNCIAS

Neste trabalho, a magnitude das tendências das séries de comportamento, de duração e de severidade das secas foi avaliada com base no teste de Sen (Sen, 1968). Três diferentes tipos de séries foram avaliados: (a) série de comportamento, (b) de duração (DDS) e (c) de severidade (DSS) das secas, como definido por Brasil Neto *et al.* (2021b). Em linhas gerais, a variação da série de comportamento se dá a nível mensal, enquanto a das séries de duração e severidade se dá a nível eventual. Para as séries de comportamento, tendências negativas caracterizam cenário de aumento de magnitude das secas, enquanto para as séries de duração e severidade, tendências positivas apontam o cenário mais preocupante, de aumento da duração e severidade. A Figura 6 mostra o fluxograma utilizado para a fase de análise de tendências das séries de secas.

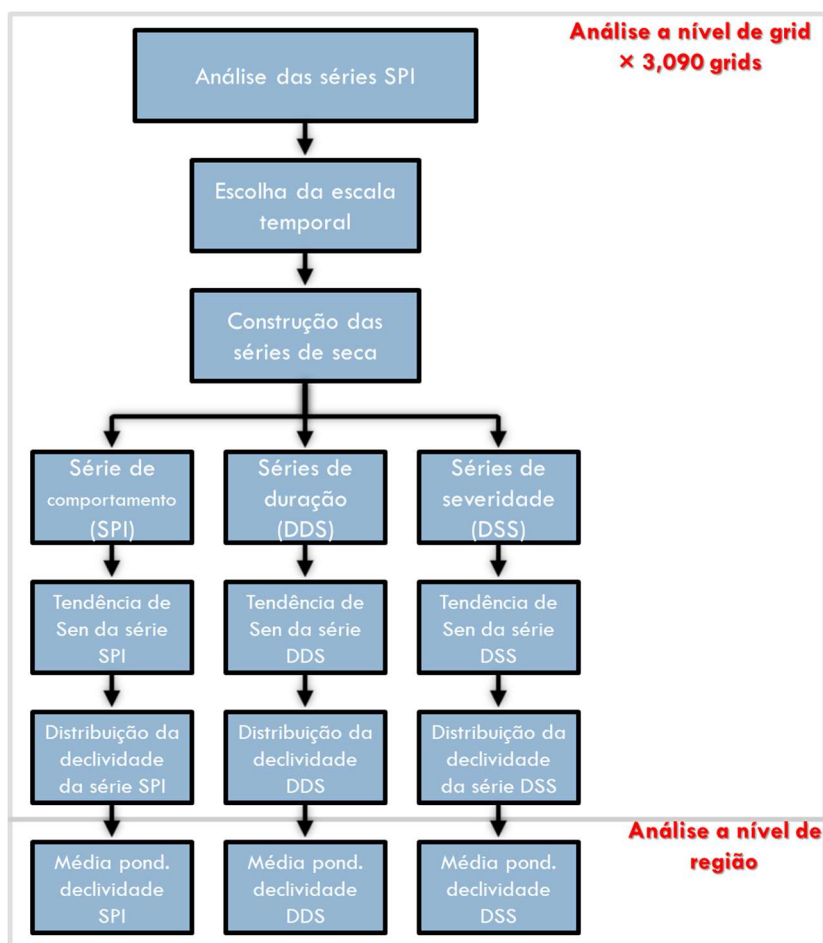


Figura 6 - Fluxograma da etapa de análise de tendências das séries de seca.

Este teste utiliza um modelo linear para estimar a declividade das tendências das séries, não sendo afetado em caso de existência de erros, valores extremos ou ausentes na composição das séries. A tendência  $f(t)$  se comporta conforme a Equação 17:

$$f(t) = Qt + B \quad (17)$$

onde  $Q$  representa a declividade da linha de tendência,  $t$  representa o tempo ao decorrer da série temporal e  $B$  representa a constante. As declividades de todos os pares de valores  $x_j$  e  $x_k$ , onde  $j > k$  são calculados conforme a Equação 18. A declividade  $Q$  é a mediana dos valores de  $Q_i$ :

$$Q_i = \frac{x_j - x_k}{j - k} \quad (18)$$

Para as análises pontuais, cerca de 37,000 testes ( $3,090 \text{ grids} \times 3 \text{ séries} \times 4 \text{ escalas de tempo}$ ) foram realizados e os resultados foram espaçados por todo Brasil. As análises regionais foram desenvolvidas a partir da média ponderada computada com base no método de Thiessen. Mais detalhes quanto ao teste de Sen podem ser encontrados em Santos *et al.* (2019b) e Brasil Neto *et al.* (2021b).

## 4.6. ÍNDICE DE EXPOSIÇÃO A AÇÃO DAS SECAS METEOROLÓGICAS-NIFT

### 4.6.1. METODOLOGIA DE CÁLCULO

Gerado a partir de dez parâmetros distintos, o NIFT (Número/Intensidade/Frequência/Tendência) Index é um índice padronizado e adimensional, que varia de 0 (baixo nível) a 100 (alto nível) a partir dos resultados de uma série de dados. O NIFT é interessante, pois contempla parâmetros que mensuram a exposição da região em relação aos eventos que já ocorreram (e.g., número de eventos, intensidade média e frequência dos eventos), como também parâmetros que ajudam a caracterização da exposição futura (a partir dos resultados da análise de tendências). Ademais, a partir do NIFT é possível examinar os resultados dos níveis de exposição à curto-, médio- e longo-prazo. A Tabela 2 mostra os parâmetros utilizados para computar o índice NIFT, a relação lógica entre eles, os pesos atribuídos a cada parâmetro ( $\omega$ ) e a qual grupo pertencem.

Inicialmente, o número e a intensidade média dos eventos de seca foram dois parâmetros de relevância para elencar as zonas mais expostas à ação das secas meteorológicas, pois juntos associam a relação entre duração e severidade dos eventos de seca. Quantificar quantos eventos ocorreram e o quão intensos eles foram auxiliam a velocidade de decisões para que os prejuízos sejam minimizados: eventos mais intensos atingem de modo mais rápido e severo a sociedade do que eventos menos intensos. Em seguida, avaliar o percentual de ocorrência de cada tipo de evento seco que ocorreu ao longo do tempo também foi considerada uma etapa importante para formulação do NIFT. A identificação da frequência tem alto valor na definição das zonas mais

expostas à ação das secas por se relacionar ao período de recorrência. Regiões onde os eventos secos são mais frequentes requerem maior atenção e cuidado quanto ao manejo de seus recursos do que regiões onde esses fenômenos não são tão frequentes.

Tabela 2 - Parâmetros de seca, suas relações lógicas e seus pesos para composição do NIFT.

ID	G	Parâmetro (e relação lógica)	Consideração lógica	$\omega$
P1	G1	Número de eventos de seca (N) (+)	Maior quantidade, maior exposição	0.125
P2		Intensidade dos eventos de seca (MDI) (+)	Maior intensidade, maior exposição	0.125
P3	G2	% eventos suavemente secos (%Mild) (+)	Maior percentual, maior exposição	0.009
P4		% eventos moderadamente secos (%Mod) (+)	Maior percentual, maior exposição	0.034
P5		% eventos severamente secos (%Sev) (+)	Maior percentual, maior exposição	0.071
P6		% eventos extremamente secos (%Ext) (+)	Maior percentual, maior exposição	0.136
P7	G3	Tendência de comportamento da seca (BT) (–)	Declividade negativa, maior exposição	0.100
P8		Tendência da duração dos eventos (DT) (+)	Declividade positiva, maior exposição	0.075
P9		Tendência da severidade dos eventos (ST) (+)	Declividade positiva, maior exposição	0.075
P10	G4	Precipitação anual média (Prec) (–)	Menor precipitação, maior exposição	0.250

Incluir informações relativas às tendências das séries das secas também foi uma atitude considerável para criação do NIFT. Baseando-se no estudo de Brasil Neto *et al.* (2021b), foram avaliadas as tendências de Sen das séries de comportamento, duração e severidade das secas, o que nos permitiu avaliar como os eventos tenderão a se comportar no futuro e como isso poderá agravar a situação de cada região. Por fim, o último parâmetro escolhido para compor o NIFT foi a precipitação média, sendo essa considerada imprescindível para apontar quais são as zonas mais expostas à ação das secas. Isso porquê todos os outros parâmetros foram computados com base no índice SPI, que, de certo modo, considera cada série isoladamente. Assim, por ter sido feita uma análise pontual para cada série, essas podem ter comportamentos similares. Logo, ao incluir esse fator há viabilidade de diferenciar as regiões: se uma região teve o mesmo número de eventos de outra, qual teve a situação mais grave? É fácil concluir que regiões mais chuvosas, apesar de terem tido o mesmo número de eventos, tendem a ser menos expostas à ação das secas do que regiões menos chuvosas.

Para criar o NIFT e transformá-lo em um índice adimensional, foi feita a padronização linear dos parâmetros a partir da consideração lógica entre eles e o NIFT. Para tanto, a Equação 19 foi empregada no caso de relação positiva entre o parâmetro  $j$  e o índice NIFT, e a Equação

20 foi utilizada quando há relação negativa entre o parâmetro  $j$  e o índice NIFT, procedimento padrão adotado por vários estudos (Carrão *et al.*, 2016; Thomas *et al.*, 2016; Ghosh *et al.*, 2018):

$$X_{ij} = \frac{x_{ij} - \text{Max}(x_j)}{\text{Max}(x_j) - \text{Min}(x_j)} \quad (19)$$

$$X_{ij} = \frac{\text{Max}(x_j) - x_{ij}}{\text{Max}(x_j) - \text{Min}(x_j)} \quad (20)$$

onde  $x_{ij}$  representa o valor real do parâmetro  $j$  da série  $i$ ,  $\text{Max}(x_j)$  e  $\text{Min}(x_j)$  representam o valor máximo e mínimo do parâmetro  $j$  dentre as séries  $i$ , e  $X_{ij}$  é o valor padronizado da série  $i$  e do parâmetro  $j$ . Se o valor máximo  $\text{Max}(x_j)$  da precipitação média anual no Brasil for de 3,600mm, o mínimo  $\text{Min}(x_j)$  for de 400mm e o valor da precipitação média de *grid*  $i$  de 2,800mm, a partir da Equação 20, estima-se que o valor  $X_{ij}$  será igual a 0.25. Daí, já que a precipitação foi elevada em comparação à máxima, o valor padronizado  $X_{ij}$  é baixo e a região tende a ser menos exposta à ação das secas. Na realidade, alguns apontamentos são intuitivos: se a intenção é formular um índice para quantificar a taxa de exposição à ação das secas, quanto maior for a precipitação, menor será a exposição da região.

Foram feitas mais de 30,000 operações com padronização de variáveis para cada índice SPI (3,090 séries  $\times$  10 parâmetros), totalizando mais de 110,000 valores  $X_{ij}$  calculados para as quatro escalas temporais. Com os valores padronizados, foram atribuídos pesos ( $\omega$ ) para cada um dos parâmetros  $j$  no intuito de compor o valor do NIFT. Para tanto, o somatório dos pesos dos parâmetros foi equivalente a um e esses foram divididos em quatro grupos, sendo eles: (a) o grupo G1 formado pelos parâmetros de número e intensidade média de eventos, (b) o segundo grupo G2 constituído por parâmetros relacionados ao percentual de eventos secos, (c) o terceiro grupo G3 composto de parâmetros relacionados aos resultados das análises de tendências e (d) o quarto grupo G4 formado pelo parâmetro relacionado ao padrão da precipitação média anual.

Como os parâmetros foram divididos em quatro grupos, o somatório dos pesos de cada parâmetro de determinado grupo foi 0.25. Para o grupo formado pelos parâmetros de número e intensidade média dos eventos de seca (G1), optou-se por dividir o valor de 0.25 entre os dois parâmetros igualmente, pois foi considerado que os dois parâmetros têm igual peso no processo de análise de exposição. Assim, o peso dos parâmetros P1 e P2 é igual a 0.125, como mostrado na Tabela 2. Já no caso dos parâmetros relacionados ao percentual de eventos secos, adotou-se a metodologia proposta por Santos *et al.* (2019b) como premissa para definição do peso desses

parâmetros. Os valores de DS, segundo Santos *et al.* (2019b) são iguais a 0.029, 0.109, 0.227 e 0.440 para eventos suaves, moderados, severos e extremos, respectivamente.

Assim, como o somatório dos valores é 0.805, foi feito um ajuste de proporcionalidade entre as variáveis para que, ao definir essa relação proporcional entre o somatório do DS (0.805) e o somatório dos pesos do grupo G2 (0.25), fosse possível calcular o peso dos parâmetros. Para tanto, o peso definido foi de 0.009, 0.034, 0.071 e 0.136, resultando no somatório de 0.25, mas seguindo a mesma fração adotada no estudo de Santos *et al.* (2019b). Em seguida, para o grupo G3, ao considerar que as séries de duração (P8) e severidade (P9) são parâmetros derivados das séries de comportamento (P7), fez-se uma adequação dos pesos, tal que para o comportamento das secas foi considerado um percentual de 40% do peso total do grupo G3 (i.e., 0.25), enquanto os outros parâmetros tiveram percentual de 30% cada. Por fim, por ser o único componente do grupo G4, o parâmetro ligado à precipitação média (P10) teve peso igual a 0.25.

O valor do índice NIFT é calculado através do somatório entre o produto dos pesos  $\omega_j$  e as variáveis padronizadas  $X_{ij}$ , conforme mostrado na Equação 21:

$$NIFT_i = \sum_{j=1}^K \omega_j X_{ij} \quad (21)$$

Feita a discussão a respeito da escolha dos parâmetros e dos seus pesos, é necessário pontuar questões a respeito do uso e da formulação do NIFT. Primeiramente, vale destacar que a intenção deste índice é identificar, dentre as regiões avaliadas, qual é a que apresenta a maior exposição à ação das secas meteorológicas. Assim, ressalta-se a importância de analisar várias séries que tenham, em geral, comportamentos distintos. Ao trabalhar com poucos dados ou em regiões com baixa variabilidade, os resultados do NIFT podem não expor quais as regiões foram mais expostas à ação das secas. Se os dados disponíveis tiverem elevada similaridade, é possível que a partir do uso do NIFT não seja possível distinguir qual é a região mais ou menos exposta. Nesse sentido, quanto mais representativa for a base de dados disponível, maior a probabilidade de obter resultados expressivos. A Figura 7 mostra o fluxograma para formulação do NIFT.

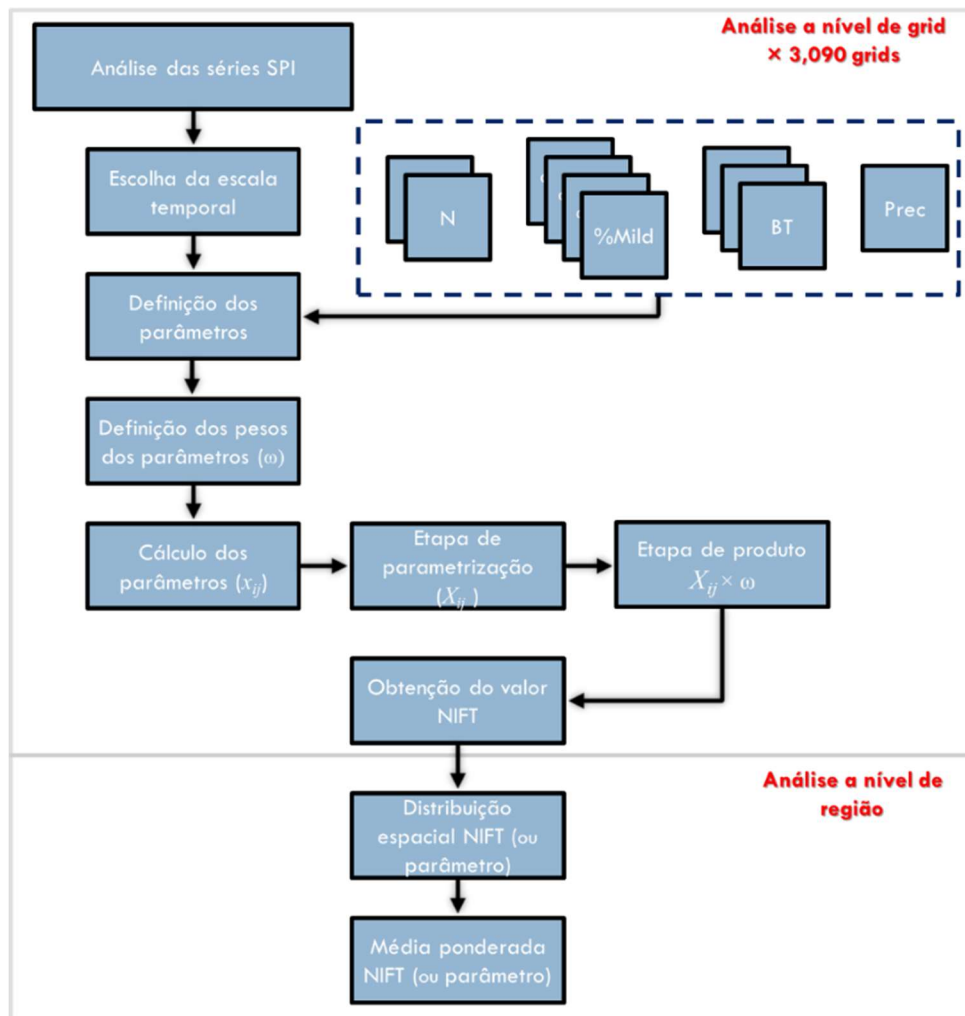


Figura 7 - Fluxograma da etapa de metodologia de cálculo do NIFT.

#### 4.6.2. ANÁLISE DE *CLUSTERS*

Neste trabalho, foram utilizadas técnicas de análise de *cluster* hierárquica para zonear o Brasil em diferentes regiões homogêneas com base nos parâmetros empregados para compor o índice NIFT. Para tanto, cabe destacar que cada *grid* apresenta dez valores (referente aos dados dos dez parâmetros) para cada escala temporal específica e foi com base nesses dez valores que os *grids* foram divididos em cinco *clusters*. Para esclarecimento, cinco foi o número escolhido, pois essa é a quantidade de regiões utilizada para desenvolver a análise regional sobre o Brasil e assim sendo, avaliou-se se a divisão política comumente adotada se assemelha a que foi obtida a partir dos resultados dos métodos de agrupamento. As análises foram realizadas para as quatro escalas temporais utilizando a distância euclidiana como métrica de dissimilaridade e o método de Ward como método de ligação entre os *clusters*.



A distância euclidiana foi a métrica de dissimilaridade escolhida, pois como a intenção é avaliar o quanto as regiões são similares entre si com base na magnitude dos seus parâmetros, e não em relação a sua variação ao decorrer do tempo (Santos *et al.*, 2019a; Brasil Neto *et al.*, 2021a), essa era a opção mais adequada para desenvolver a regionalização. Ademais, eleger o método de Ward como o método de ligação entre os *clusters* foi a melhor escolha por esse ser o método que melhor se combina quando a métrica empregada é a distância euclidiana (Unal *et al.*, 2003; Keller Filho *et al.*, 2005; Lyra *et al.*, 2014; Teodoro *et al.*, 2016; Zerouali *et al.*, 2022). Os *clusters* foram espacializados sobre o Brasil, dendrogramas foram utilizados para identificar quais os *clusters* são mais similares entre si e seus comportamentos foram detalhados. Por fim, a Figura 8 mostra o fluxograma utilizado para a desenvolver a análise de *clusters* com base nos parâmetros do NIFT.

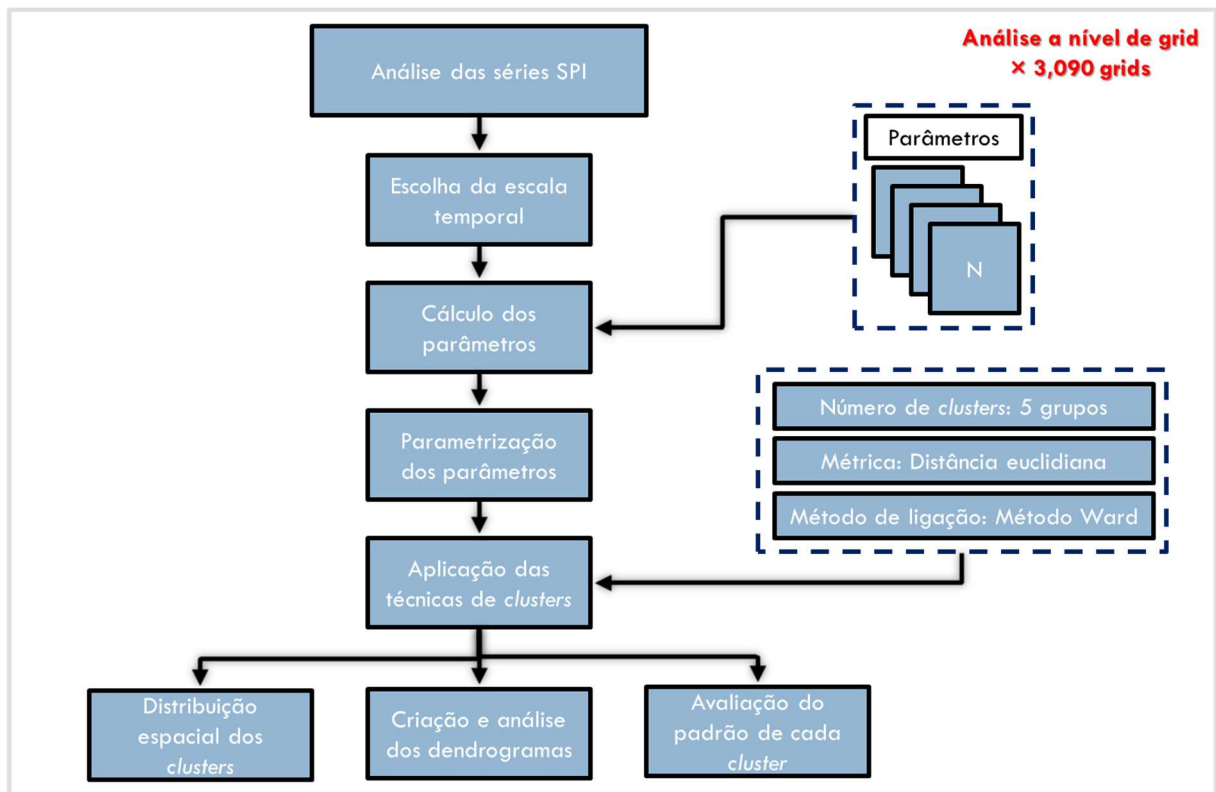


Figura 8 - Fluxograma da etapa de metodologia de análise de *clusters*.

#### 4.6.3. ANÁLISE DE RELACIONAMENTO

Após a formulação do índice NIFT, foi feita a avaliação de quais eram as relações entre os resultados do índice de exposição e as características físicas de cada região, para que, dentre outros motivos, esses resultados contribuíssem tanto para o entendimento das secas como para

servir de referência para regiões com características similares e instrumentação carente. Nesse sentido, oito características foram escolhidas para se relacionar aos resultados do índice NIFT: a média e o coeficiente de variação da temperatura média do ar e da precipitação média mensal, latitude, longitude, distância até o mar e a mediana da altitude. Detalhadamente, os resultados dessas características foram computados a nível de *grid* e foi feita uma análise dos gráficos de dispersão e mediante uso do teste de Fisher.

Os dados de precipitação utilizados para essa etapa foram os dados das séries GPCC, as mesmas utilizadas para o cálculo do índice SPI. Os dados de temperatura média do ar são os do banco de dados do *Climate Research Unit Time Series* (CRU) v.4.04 (Harris *et al.*, 2020). Esses dados são mensais, abrangem o período de janeiro de 1970 até dezembro de 2019 e têm resolução espacial de 0.50°, tal como empregado no caso dos dados de precipitação do GPCC. Os dados podem ser acessados pelo link <https://crudata.uea.ac.uk/cru/data/hrg/>. Os valores de latitude e longitude utilizados são os dos centroides de cada um dos *grids* GPCC, tal como mostra Figura 2. A distância até o mar foi calculada considerando a distância do centroide do *grid* até a costa, e a altitude considerada foi calculada a partir do valor mediano da altitude dentre cada *grid* com base nos dados do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) (doi: 10.5066/F7PR7TFT).

O teste de Fisher é um teste que se baseia na hipótese nula, de que não há associações não aleatórias entre duas variáveis, contra a hipótese alternativa, que indica que há associação não aleatória entre duas variáveis. Para tanto, utilizou-se uma tabela de contingência  $2 \times 2$  que relaciona os valores dos parâmetros e os valores NIFT (Tabela 3). O método empregado para avaliar e associar os resultados foi o seguinte: tanto os valores NIFT quanto os valores de cada um dos parâmetros foram divididos em dez classes distintas para desenvolver cada teste. Nesse sentido, como os valores de temperatura média do ar variaram entre 15°C e 30°C ao considerar os dados de todos os *grids*, por exemplo, os valores referências desse parâmetro foram de 15.0, 16.5, 18.0 e assim por diante (i.e., ao passo de 1.5°C, que representa um décimo da amplitude dentre os valores 15 e 30), tal que o mesmo foi feito para os valores NIFT, que variaram entre 0, 10, 20 até 90.

Tabela 3 - Tabela de contingência genérica para cálculo do teste de Fisher.

	Valor NIFT $\leq$	Valor NIFT $>$
Valor do parâmetro $\leq$	A	B
Valor do parâmetro $>$	C	D

Com base nessa tabela, foram calculados os valores de relação  $O$  entre as variáveis, tal que  $O$  pode ser computado através da razão entre o produto  $A \times D$  pelo produto  $B \times C$ . Assim, suponhamos que os limiares de determinado teste de Fisher que relacionou a temperatura média e o valor de NIFT foram de  $24^{\circ}\text{C}$  e 50, respectivamente: logo, caso o valor  $O$  seja igual a três, por exemplo, há indícios que regiões com temperatura média maiores do que  $24^{\circ}\text{C}$  tenham três vezes mais chance de terem valores  $\text{NIFT} > 50$  em comparação com as regiões com temperatura inferior a  $24^{\circ}\text{C}$ . Seguindo essa metodologia para os outros parâmetros, foi realizada uma vasta comparação sobre como o valor NIFT se relacionou com cada parâmetro utilizando diferentes referenciais. Esse teste foi aplicado mais de três mil vezes ( $4$  escalas de tempo  $\times 8$  parâmetros  $\times 100$  combinações) ao considerar todas as situações possíveis, ao nível de significância de 5%. A Figura 9 mostra o fluxograma para desenvolver a análise de relacionamento do NIFT com as características de cada região.

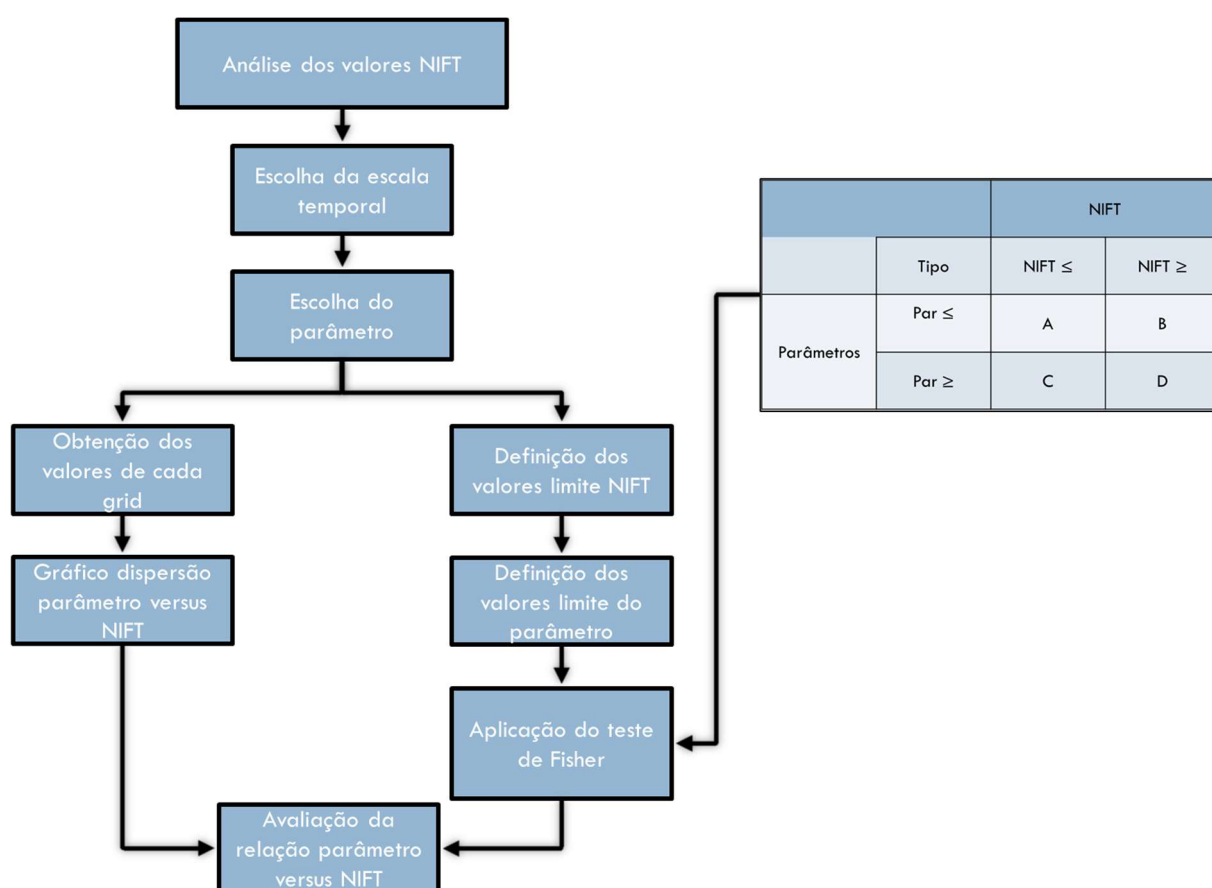


Figura 9 - Fluxograma da etapa de análise de relacionamento do NIFT com as características de cada região.

## 5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 5.1. ANÁLISE DOS DADOS DE PRECIPITAÇÃO

A Figura 10 mostra a distribuição espacial da precipitação média mensal sobre o Brasil (1970–2019). A partir desses resultados, percebe-se que o regime pluviométrico varia bastante entre e dentre os meses sobre o Brasil. De modo geral, de janeiro a abril os resultados são muito similares, tal que, a exceção do estado de Roraima, grande parte da região Norte tem elevados níveis pluviométricos, especialmente nas áreas do estado do Amapá e do nordeste do estado do Pará, com níveis próximos a 400mm mensais. Ainda nesse período, o comportamento na região Centro-Oeste varia especialmente no estado do Mato Grosso, que apresenta precipitação mais elevada em janeiro e tende a cair no mês de abril. Sul, Sudeste e especialmente Nordeste são as regiões do Brasil com menor precipitação mensal média entre janeiro e abril.

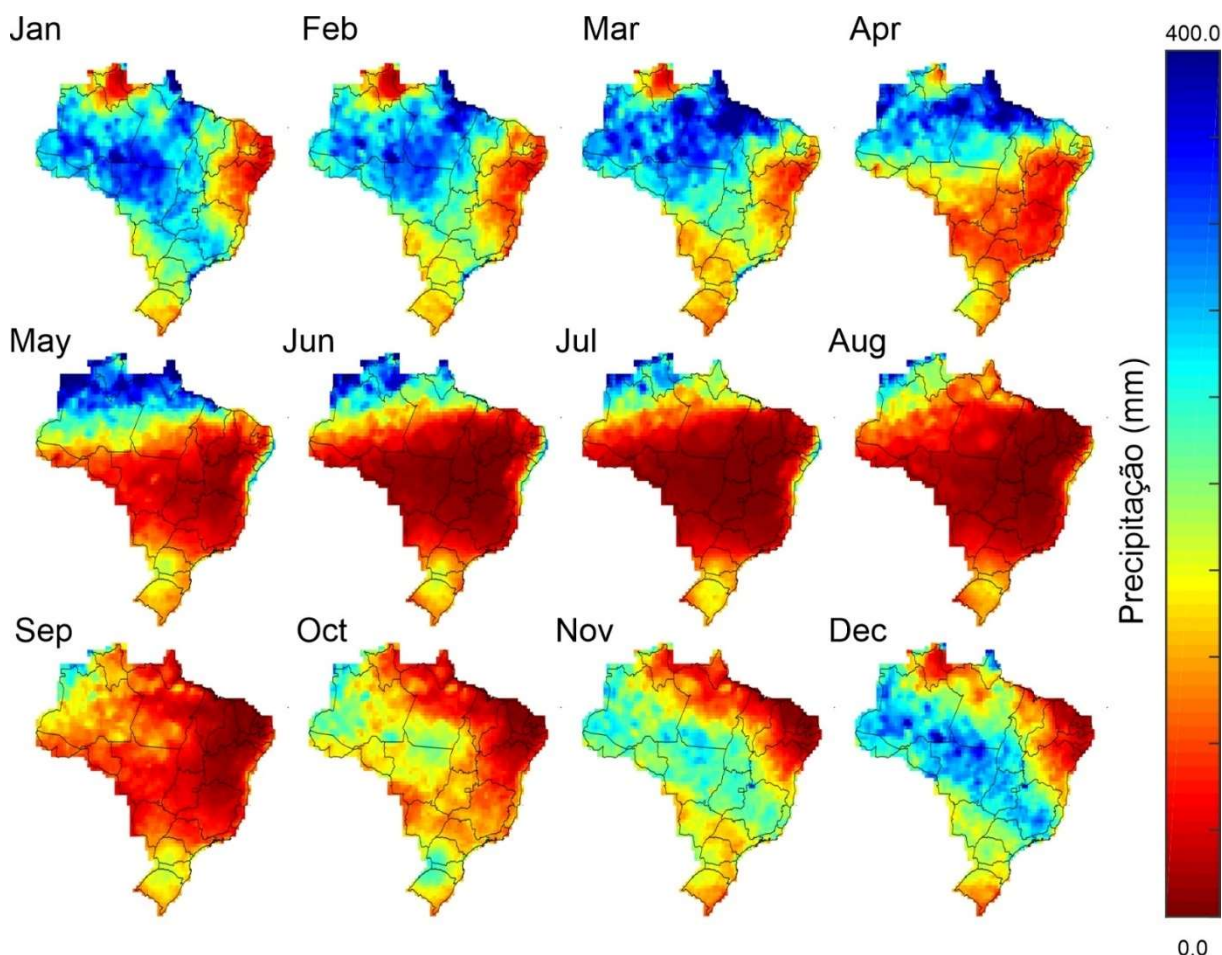


Figura 10 - Distribuição espacial da precipitação média mensal sobre o Brasil (1970–2019).

De maio a agosto, identifica-se um padrão mais específico das chuvas sobre o Brasil. A exceção da região ao extremo norte do país, a maior parte do Brasil tem considerável baixa nos

acumulados de precipitação mensal. As regiões Centro-Oeste, Sudeste e Nordeste são as zonas que têm os menores níveis pluviométricos, com precipitação mensal média praticamente nula. Em contrapartida, a partir de setembro, a precipitação tende a aumentar no país como um todo, especialmente no noroeste do estado do Amazonas e nos três estados da região Sul. Registra-se ainda que, no mês de setembro, a precipitação na região Centro-Oeste aumenta em relação aos valores encontrados entre junho a agosto, enquanto os acumulados de precipitação do Nordeste continuam muito baixos.

De outubro a dezembro, é possível perceber uma movimentação padronizada do volume de precipitação em sentido diagonal descendente sobre o país. Nesse período, grande parte do estado do Amazonas, do sul do estado do Pará e do Mato Grosso já passam a apresentar níveis pluviométricos mais altos que nos meses anteriores. Ademais, esse desempenho de elevação do nível de precipitação se estende até os estados de Goiás e de Minas Gerais no mês de dezembro. A região Sul, por outro lado, não tem uma variabilidade tão expressiva ao longo desse período. Ainda sobre essa situação, grande parte dos estados de Sergipe e Ceará, localizados ao norte da região Nordeste, apresentam precipitação média mensal próxima a zero, mas ao interior dessa região, alguns níveis pluviométricos são mais elevados, influenciados pela região Centro-Oeste e Sudeste.

A Figura 11 mostra a distribuição espacial da precipitação média anual e decenal sobre o Brasil (1970–2019). Em geral, a região Norte é a que apresenta maiores níveis pluviométricos nos últimos anos, especialmente no noroeste do estado do Amazonas, no nordeste do estado do Pará e no estado do Amapá como um todo. A exceção do estado do Mato Grosso, que apresenta comportamento similar ao da região Norte, os níveis pluviométricos das regiões Centro-Oeste e Sudeste são considerados intermediários a nível nacional, variando em torno de 1,700mm. Os valores de precipitação média anual da região Sul, por sua vez, são um pouco mais altos que os da região Centro-Oeste, não variam tanto e se mantêm na faixa de 2,000mm anuais. Por outro lado, do norte do estado de Minas Gerais até o estado do Piauí, região Nordeste, a precipitação média está abaixo de 1,500mm anuais em diversos estados.

Ao avaliar a precipitação média sobre o Brasil a nível decenal, não foram identificadas mudanças muito significativas no padrão da precipitação. Pontua-se, contudo, que nas décadas de 1990s e de 2010s, a precipitação média anual na região Nordeste foi inferior à precipitação média anual dos últimos 50 anos, conforme discutido por inúmeros estudos (Silva *et al.*, 2020; Marengo *et al.*, 2022; Oliveira *et al.*, 2022). Por outro lado, nas décadas de 1970s e de 2000s, a

precipitação na região Norte foi superior à precipitação média anual, especialmente no noroeste do estado do Amazonas e na fronteira dos estados do Pará e Mato Grosso. Na região Sul, por sua vez, as variações a nível decenal não foram tão expressivas e o regime da precipitação anual foi considerado bastante uniforme.

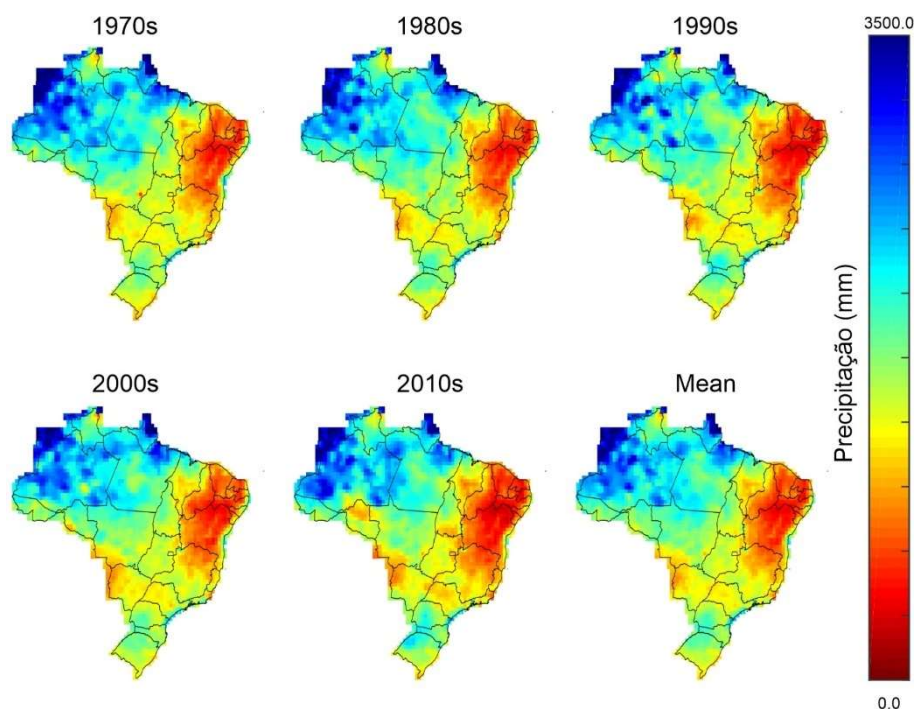


Figura 11 - Distribuição espacial da precipitação média anual e decenal no Brasil (1970–2019).

A Figura 12 mostra a variação da precipitação mensal e anual do Brasil a nível regional (1970–2019). A partir dessa figura, é possível realizar o detalhamento do regime pluviométrico de cada região ao decorrer de todos os 600 meses, viabilizando a identificação não só dos meses como também dos anos mais e menos chuvosos. Na região Norte, fica evidente que o período chuvoso vai de janeiro a abril, com precipitação média mensal superior a 300mm. De junho a outubro, por outro lado, a precipitação cai consideravelmente, chegando a valores menores que 100mm mensais. Nessa região, os resultados indicam que maio é o mês que demarca a transição do período chuvoso para o período seco, enquanto novembro e dezembro representam transição da fase seca para a fase chuvosa.

Em relação às outras regiões, a região Nordeste é reconhecida como a mais seca de todo país. Percebe-se que, à exceção de raros eventos de chuva ocorridos predominantemente entre os meses de janeiro, fevereiro e março, a precipitação média mensal é inferior a 50mm mensais, em grande parte da região, situação essa que se torna ainda mais agravante especialmente entre o período de julho a setembro. A região Centro-Oeste apresenta grande variabilidade no padrão



da precipitação interanual, tal que entre dezembro e fevereiro, os valores médios ultrapassaram 300mm mensais, especialmente nas décadas de 1980s e de 2000s. Por outro lado, a estação seca é bem delimitada, iniciando-se em maio e se estendendo até setembro, sendo o período entre os meses de junho a agosto o de menor precipitação dentre os demais.

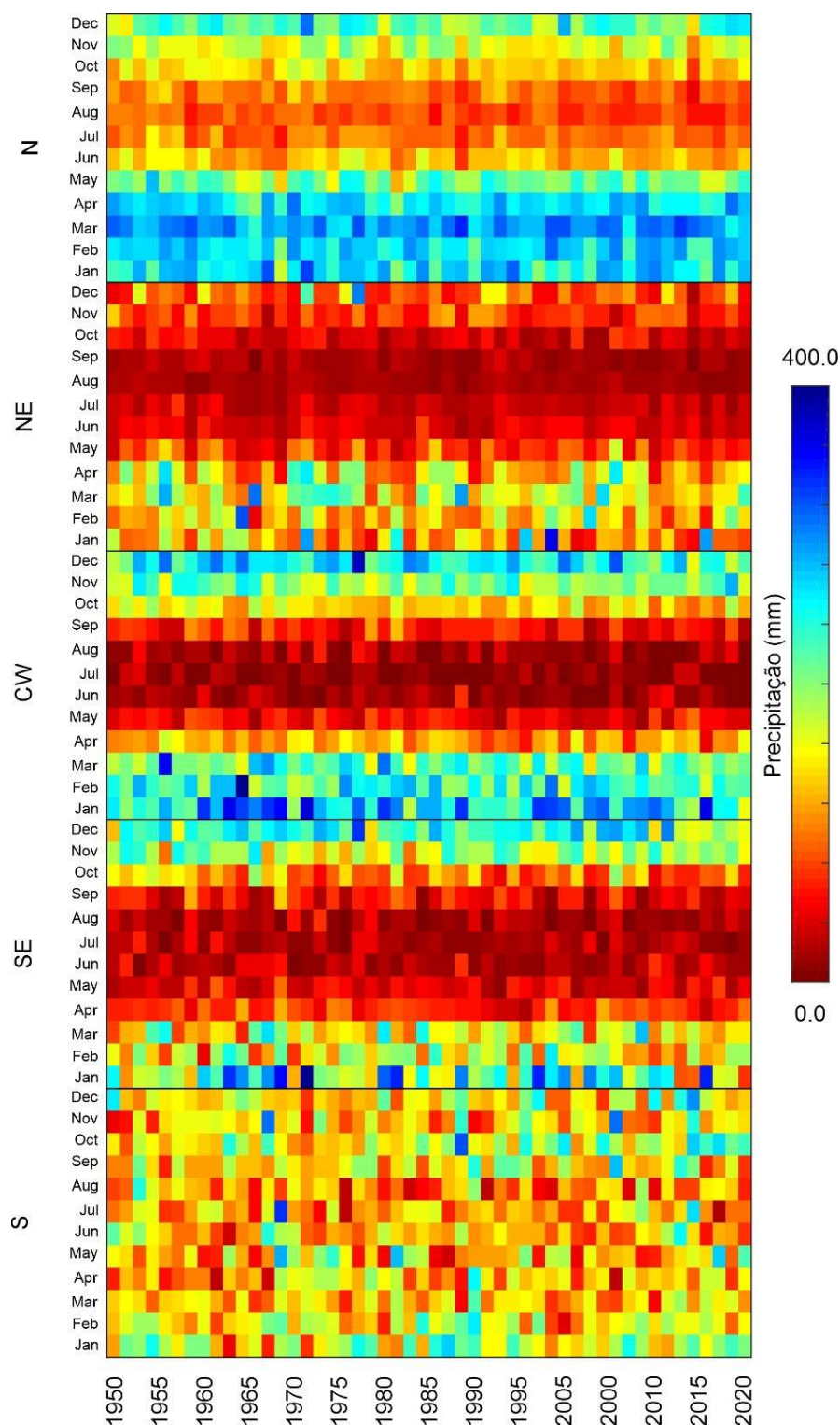


Figura 12 - Variação da precipitação mensal e anual do Brasil a nível regional (1970–2019).

O padrão da região Sudeste se assemelha aos resultados encontrados na região Centro-Oeste e Nordeste, sendo dezembro e janeiro os meses mais chuvosos. Apesar do período seco se estender por mais meses (entre abril e novembro), afere-se que a sua intensidade é bem menos expressiva do que a encontrada nas regiões Centro-Oeste e Nordeste: a partir de abril, há queda na precipitação média e isso tende a perdurar até novembro. Na região Sul, não há demarcação tão evidente entre o período seco e úmido, e a precipitação é bastante homogênea ao longo dos meses. Na maioria dos casos, a precipitação média é superior a 150mm, o que faz com que, no final das contas, essa seja uma das regiões mais chuvosas do Brasil. Os resultados encontrados corroboram com a pesquisa desenvolvida pelo Ministério do Meio Ambiente do Brasil (MMA, 2017).

## 5.2. ANÁLISE DA ADEQUAÇÃO DOS DADOS DE PRECIPITAÇÃO

A Figura 13 mostra a distribuição espacial dos resultados do teste de Lilliefors a respeito da adequação dos dados de precipitação a nível mensal para diferentes funções probabilísticas no Brasil. Os resultados obtidos a nível trimestral, semestral e anual, por sua vez, estão na seção de Apêndice. Os resultados da Figura 13 mostram que, ao rejeitar a hipótese  $H_0$ , há indícios de que a série de precipitação utilizada para cálculo do índice SPI-1 não se adequa a determinada função probabilística. Desse modo, pontua-se que existem várias combinações entre os meses, regiões e funções probabilísticas, em que há alto índice de rejeição, e por isso, os resultados são importantes para validar a escolha da distribuição gama como função probabilística padrão para cálculo do índice SPI do presente estudo.

As séries de precipitação dos acumulados de janeiro se adequam bem às funções gama, log-logística e de Weibull em grande parte do país. Para as funções logística e normal, por outro lado, a região Nordeste apresenta alta quantidade de *grids* em que o teste de Lilliefors apontou para a rejeição da hipótese nula. Já para a função log-normal, *grids* concentrados nas regiões Norte, Nordeste e Sul apresentam o mesmo padrão de rejeição. Nos meses de fevereiro e março, normal e log-normal foram as funções com o maior percentual de rejeição, especialmente sobre o estado da Bahia, no norte dos estados do Amazonas e Pará, e no estado de Roraima. No caso, tal padrão pode estar relacionado ao regime pluviométrico dessas regiões durante esses meses, onde predominam os baixos valores acumulados e o alto número de meses sem chuva.

No mês de abril, para as funções normal e especialmente log-normal, houve alto índice de rejeição do teste de Lilliefors em vários estados do país. Pontua-se também que a distribuição



gama não se mostrou ser uma função tão adequada para ajuste das séries de precipitação a nível mensal no estado do Paraná, comportamento um pouco singular em relação ao padrão dos dados a nível nacional. No mês de maio, quando inicia a fase seca em diversas regiões do Brasil, pode-se perceber aumento do número de *grids* em que houve rejeição do teste de modo específico a cada função probabilística: no Brasil como um todo ao tratar das funções normal e log-normal, na maior parte das regiões Centro-Oeste e Nordeste para a função logística, e no extremo norte do país para a função gama. Entre junho e agosto, esse comportamento se intensificou, de modo que grande parte dos *grids* não se adequou a nenhuma das funções probabilísticas utilizadas.

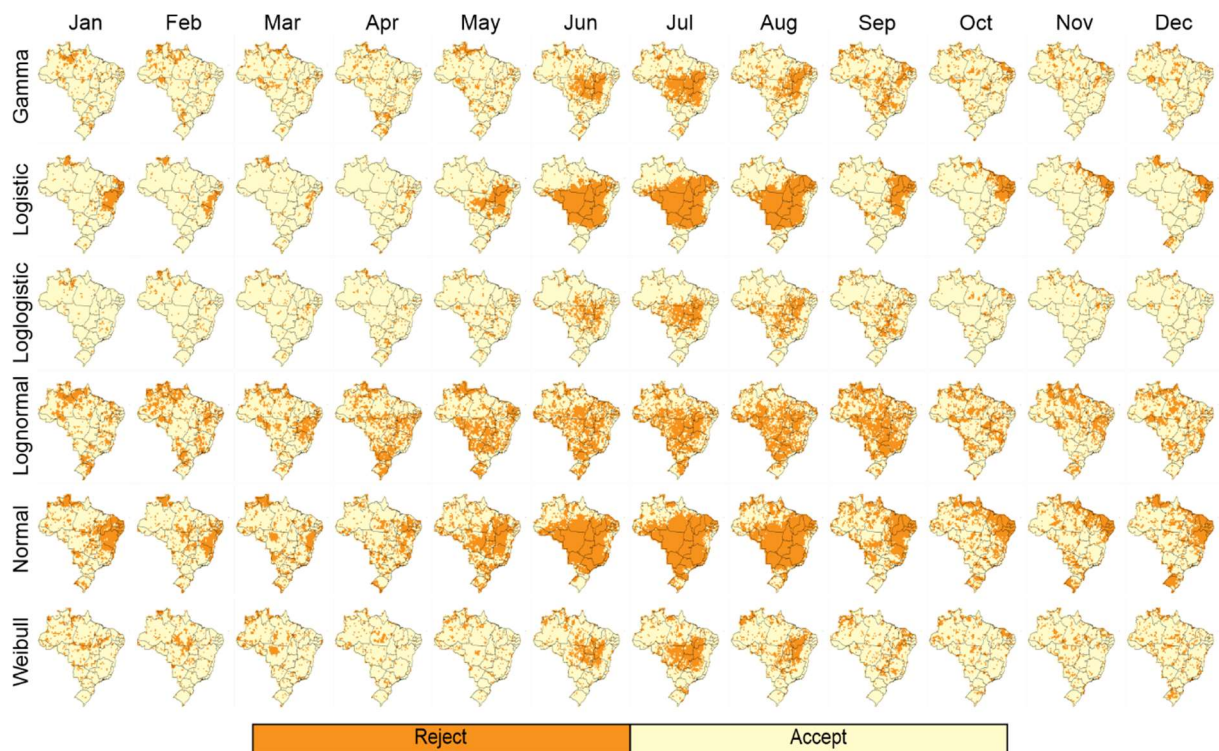


Figura 13 - Distribuição espacial dos resultados do teste de Lilliefors para adequação dos dados de precipitação a nível mensal sob diferentes funções probabilísticas no Brasil.

Nesse cenário, até mesmo para as funções gama, log-logística e de Weibull que, de certo modo, estavam se comportando como as melhores funções a serem utilizadas diante do baixo índice de rejeição do teste, foi notório o aumento do número de séries em que a hipótese  $H_1$  foi rejeitada, predominantemente na região central do Brasil. No caso das funções logística, normal e log-normal, os resultados foram ainda mais expressivos, tal que, em alguns estados, e.g., Mato Grosso, Goiás e Piauí, praticamente nenhuma das séries se adequou a nenhuma das funções que foram avaliadas. Mais uma vez, estima-se que o elevado percentual está intimamente ligado à combinação entre o padrão da precipitação e ao tipo de função adotada.

A distribuição gama, por exemplo, é uma função probabilística que não contempla valor definido quando a precipitação acumulada é igual a zero. Assim, como a análise desenvolvida de acordo com a Figura 13 foi a nível mensal, e consequentemente o período de acumulação é de apenas um mês, o percentual de eventos não chuvosos tende a ser maior do que ao avaliar o padrão trimestral, semestral e anual. Como o período entre os meses de junho e agosto é o que abrange a fase mais seca no Brasil de maneira geral, influenciando diretamente o percentual de eventos não chuvosos, as séries de precipitação não contemplaram todos os valores possíveis, i.e., 50 valores sendo um referente a cada ano, e por isso, ao diminuir o tamanho da amostra, é de se esperar uma tendência de aumento da chance de rejeição do teste de Lilliefors, tal como é o caso da maioria dos testes estatísticos em que há a confrontação de uma hipótese nula versus uma hipótese não nula.

Por fim, afere-se que entre os meses de setembro e dezembro o número de *grids* em que houve rejeição do teste diminuiu. Ainda assim, setembro foi considerado um mês de transição desses resultados, já que foi notório o alto índice de rejeição, especialmente na região Nordeste em se tratando da função logística e normal, na região Sudeste no caso das funções gama e log-logística e para o Brasil em geral ao avaliar o padrão da distribuição log-normal. Por outro lado, a partir do mês de outubro, as séries de precipitação a nível mensal passaram a ser adequadas a diferentes funções probabilísticas em várias regiões, à exceção dos resultados da faixa litorânea entre os estados de Ceará e Sergipe (logística e normal) e em outras zonas do país (log-normal).

A Figura 14 mostra a variação do percentual de área em que houve rejeição do teste de Lilliefors sobre o Brasil a nível regional. Para tanto, os dados de todos os doze meses e as áreas de influência de cada *grid* foram contemplados. Assim, a nível de esclarecimento, a barra azul da figura superior esquerda indica que, a nível mensal (TS-1), em média cerca de 20% das séries de precipitação que estão inseridos na região Centro-Oeste (coluna esquerda) não se adequaram à estrutura da distribuição gama (primeira linha) como função de referência. Nesse sentido, ao avaliar os resultados, é possível identificar expressiva variabilidade entre as regiões, escalas de tempo e funções, o que viabiliza uma análise detalhada sobre esse assunto e explicita a utilidade dessa figura para futuros estudos ligados ao tema.

Os resultados para a distribuição gama indicam que os valores dificilmente ultrapassam 20%, independentemente da região ou escala temporal avaliada. Os maiores percentuais foram encontrados a nível mensal (TS-1), especialmente nas regiões Centro-Oeste e Nordeste. Pontua-se que, como discutido na Figura 13, esses resultados estão ligados ao padrão das chuvas nessas

regiões e ao percentual de eventos não chuvosos. De todo modo, com o aumento do período de acumulação, os percentuais diminuíram em basicamente todas as regiões, à exceção do padrão a nível anual (TS-12) na região Norte. Para o Brasil, os percentuais variaram em torno de 10% e 20%, valor considerado baixo diante das dimensões e particularidades encontradas no país.

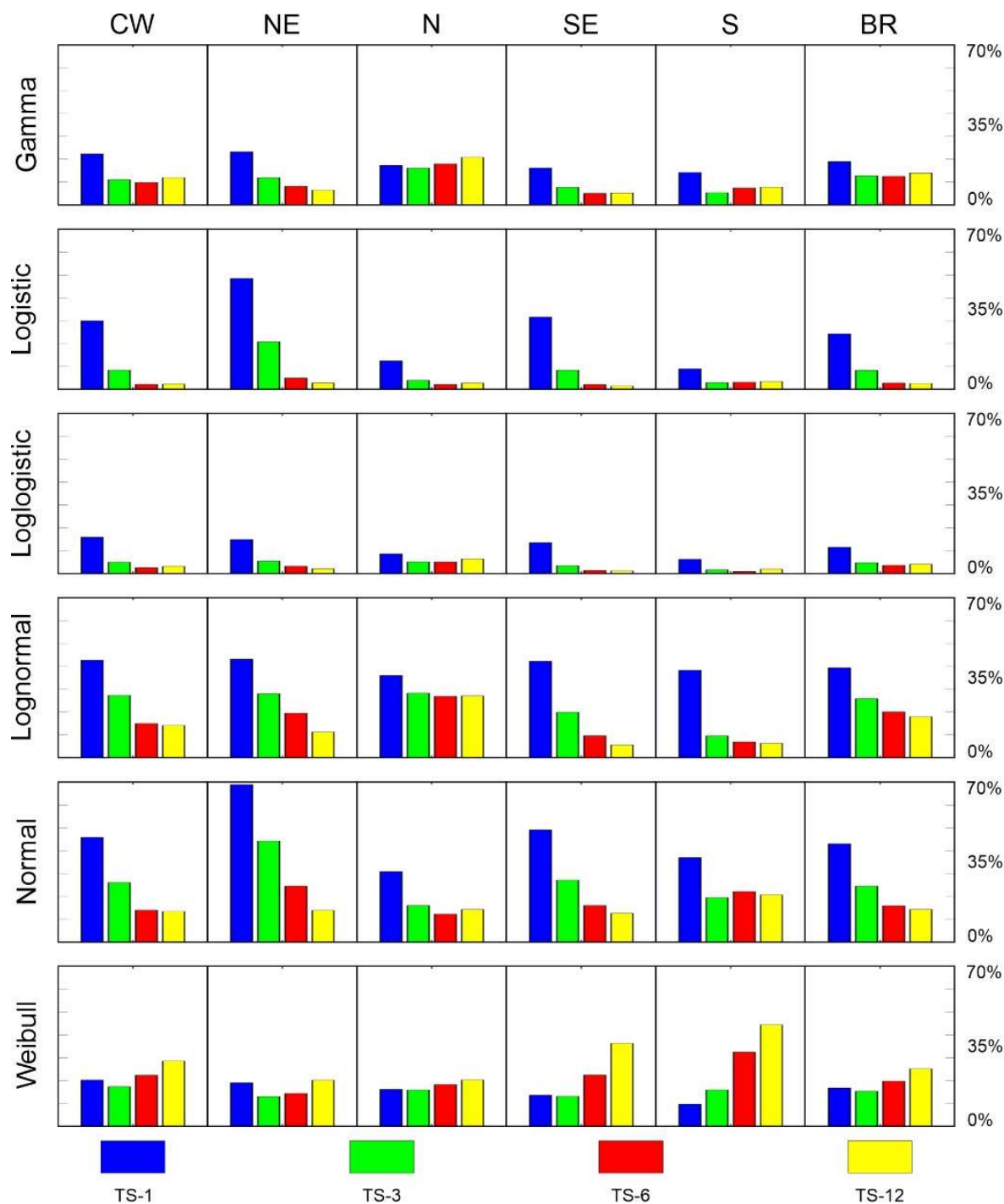


Figura 14 - Variação do percentual de área de rejeição do teste de Lilliefors sobre o Brasil a nível regional.

Os resultados para as funções logística e log-logística foram similares. De modo geral, o que se nota é que os maiores valores foram encontrados a nível mensal, e que esses percentuais foram bastante altos. Para a região Nordeste, os valores ultrapassaram a barreira de 50%, o que indica que, em média, mais da metade das séries de precipitação dessa região não se adequaram ao padrão da distribuição logística a nível mensal. Ao desenvolver uma análise em paralelo com os resultados da Figura 13, pontua-se que entre maio e dezembro na maior parte dos estados da região Nordeste, houve rejeição da hipótese nula. Ainda assim, tal como foi identificado para a função gama, o aumento da escala temporal influenciou os percentuais que passaram a ser quase nulos em todas as regiões. A nível nacional, os valores foram menores que 10%, à exceção dos resultados encontrados a nível mensal.

Os resultados encontrados para as funções normal e log-normal foram os piores dentre as funções probabilísticas. Ainda que tenha ocorrido uma melhora no desempenho ao passo que o período de acumulação aumentou, os percentuais que revelam a rejeição do teste de Lilliefors foram muito altos, tal como para as funções gama, logística e log-logística. Na região Nordeste, os valores chegaram a 70% a nível mensal, tendo sido esses os maiores valores dentre todas as regiões, funções e escalas examinadas. Os percentuais para as regiões Nordeste, Norte e Centro-Oeste foram maiores, enquanto que para as regiões Sul e Sudeste os percentuais foram menos expressivos, especialmente ao considerar escalas de tempo mais duradouras. Para o Brasil como um todo, os valores variaram de 20% a 40% a nível anual e mensal, respectivamente.

Os resultados encontrados para a distribuição de Weibull, enigmaticamente, diferem dos números obtidos para outras funções, tendo em vista que o aumento da escala temporal implicou no aumento dos valores percentuais, contrariando padrão encontrado por praticamente todas as funções. Na região Sul, por exemplo, os percentuais a nível mensal foram de cerca de 10%, e esse valor aumentou para quase 50% para as análises desenvolvidas a nível anual. Além disso, pontua-se que esse comportamento foi encontrado em todas as demais regiões do país, mas foi identificado de forma mais evidente no caso do Sul e do Sudeste. Os percentuais para o Brasil, por sua vez, aproximaram-se dos encontrados para a função gama, tendo sido mais homogêneos dentre as escalas de tempo e variando entre 20% e 30%.

Seguindo com a análise de adequação dos dados de precipitação, a Figura 15 mostra a distribuição espacial do percentual de eventos não chuvosos a nível mensal sobre o Brasil. Para tanto, a análise foi desenvolvida considerando o período de acumulação mensal e os resultados foram distribuídos para cada mês. Nesse sentido, a nível de esclarecimento, valores percentuais

de 60% encontrados no mês de julho indicam que em cerca de 60% dos meses disponíveis, que totalizam 30 dentre os 50 possíveis (1970-2019), o acumulado foi nulo. Os resultados revelam que entre os meses de janeiro e abril, os percentuais de eventos não chuvosos são praticamente nulos na maior parte do país. A partir do mês de maio, por outro lado, nota-se um aumento no percentual de eventos não chuvosos, especialmente nas regiões Centro-Oeste e Nordeste, com ênfase para o sul do estado do Piauí e para o norte do estado da Bahia. Em junho, julho e agosto os percentuais atingiram seus valores mais notáveis.

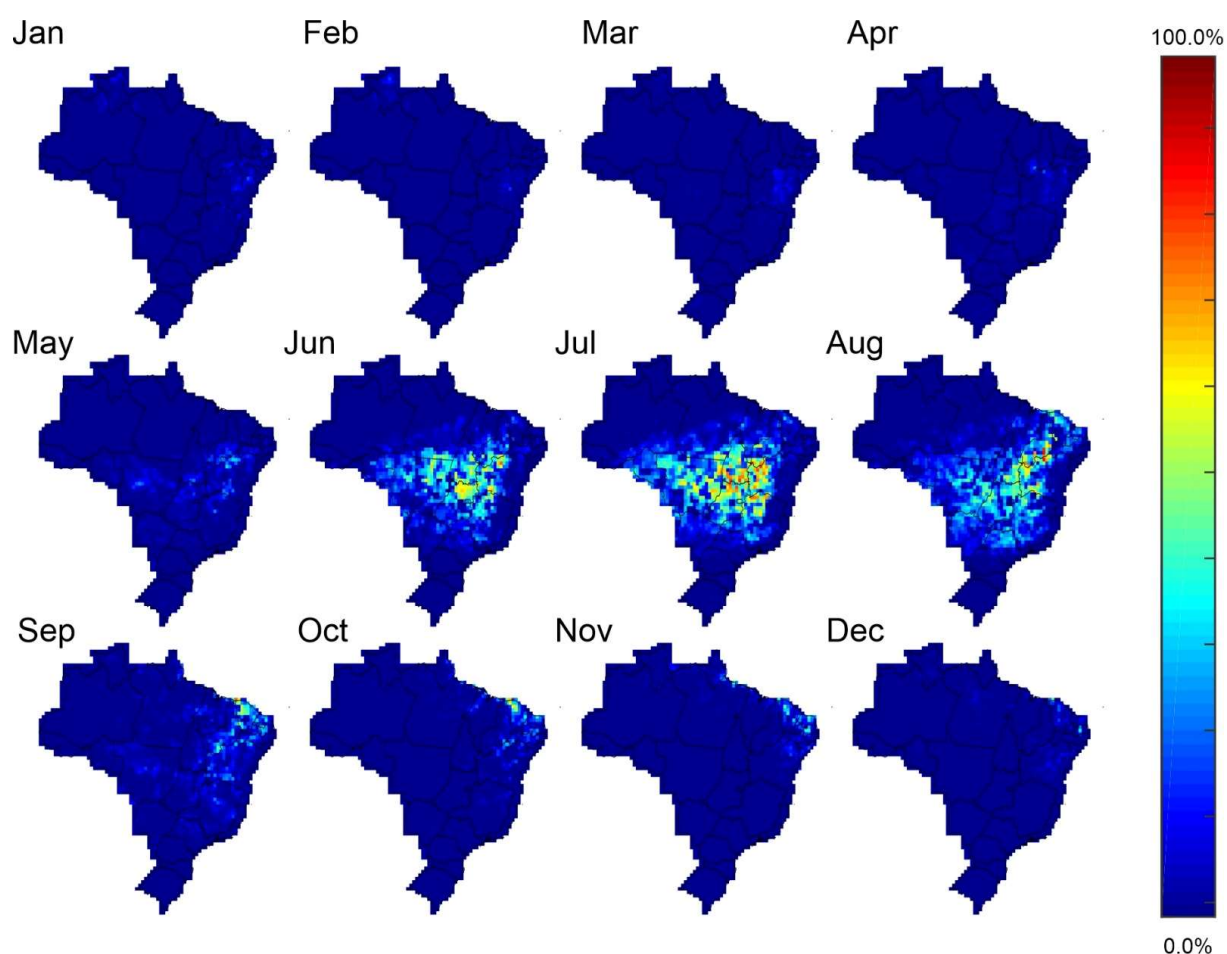


Figura 15 - Distribuição espacial do percentual de eventos não chuvosos a nível mensal sobre o Brasil (1970–2019).

No mês de junho, os percentuais chegaram a 40% na porção central do Brasil, tal que o leste do estado do Mato Grosso, o sul do estado do Piauí, o oeste do estado da Bahia e o norte do estado de Goiás foram as regiões com os percentuais mais elevados. No mês de julho, esse padrão não só se manteve, como também foi perceptível o aumento na quantidade de *grids* que também apresentaram altos percentuais de eventos não chuvosos, e.g., no estado do Piauí, Mato Grosso e Goiás. No mês de agosto, os percentuais diminuíram em relação ao mês de julho, mas

as regiões com os percentuais mais elevados continuaram a ser as mesmas, ressaltando de modo mais específico o norte do estado do Ceará. Para os meses de setembro e outubro, o percentual de eventos não chuvosos caiu em todo Brasil, apesar do norte do estado do Ceará continuar a apresentar um alto índice de eventos não chuvosos. Por fim, os percentuais observados entre os meses de novembro e dezembro são similares aos dos primeiros meses do ano, sendo os valores praticamente nulos.

A Figura 16 mostra a análise do percentual de eventos não chuvosos calculados a partir do período de acumulação mensal sobre o Brasil (1970–2019) a nível estadual. Assim como no caso da Figura 15, os meses com os maiores percentuais de eventos não chuvosos foram junho, julho e agosto, especialmente nos estados das regiões Centro-Oeste e Nordeste. Nesse período, agosto, junho e julho foram os meses que obtiveram, a nível percentual, as maiores medianas, respectivamente. Em julho, os valores de terceiro quartil foram mais relevantes dentre todos os outros meses, enquanto que para os demais, os percentuais foram praticamente irrelevantes. Já ao avaliar o padrão de resultados dentre os estados, percebe-se que grande parte deles apresenta mediana de eventos não chuvosos próximo a zero, mas com variabilidade considerável ao longo do ano.

Na região Centro-Oeste, os estados de Goiás e de Mato Grosso apresentaram percentuais de terceiro quartil que ultrapassaram 10%. Na região Nordeste, a variabilidade foi superior, tal que a diferença entre os valores do primeiro e terceiro quartil foi maior que 15%, fato singular dessa região. Dentre os estados que compõem a região Norte, Sudeste e Sul, destaca-se apenas o cenário do estado de Tocantins e do estado de Minas Gerais, cujo diferenças entre primeiro e terceiro quartil são superiores a 10%, revelando saliente variabilidade no percentual de eventos não chuvosos. Em todos os outros casos, os valores são quase nulos e indicam baixo percentual de eventos não chuvosos ao longo do ano sem grandes variações.

Diante dos resultados apresentados, vale destacar que a análise do percentual de eventos não chuvosos também serve como auxílio para a decisão de qual função probabilística deve ser usada para calcular os valores SPI. Verificou-se que a distribuição gama de dois parâmetros foi uma das mais adequadas em diversas situações frente as outras cinco funções avaliadas a partir do teste de Lilliefors. Sabe-se também que essa função não é definida para valores de nulos e é por isso que os resultados discutidos nessa seção foram considerados. A partir das Figuras 15 e 16, é notório que na maior parte dos meses e estados, o percentual de eventos não chuvosos é quase zero e isso não tende a influenciar expressivamente o cálculo do índice SPI. Apesar da

análise ter sido feita de maneira mais detalhada considerando o período de acumulação mensal, os resultados a nível trimestral, semestral e anual também apontam para as mesmas conclusões.

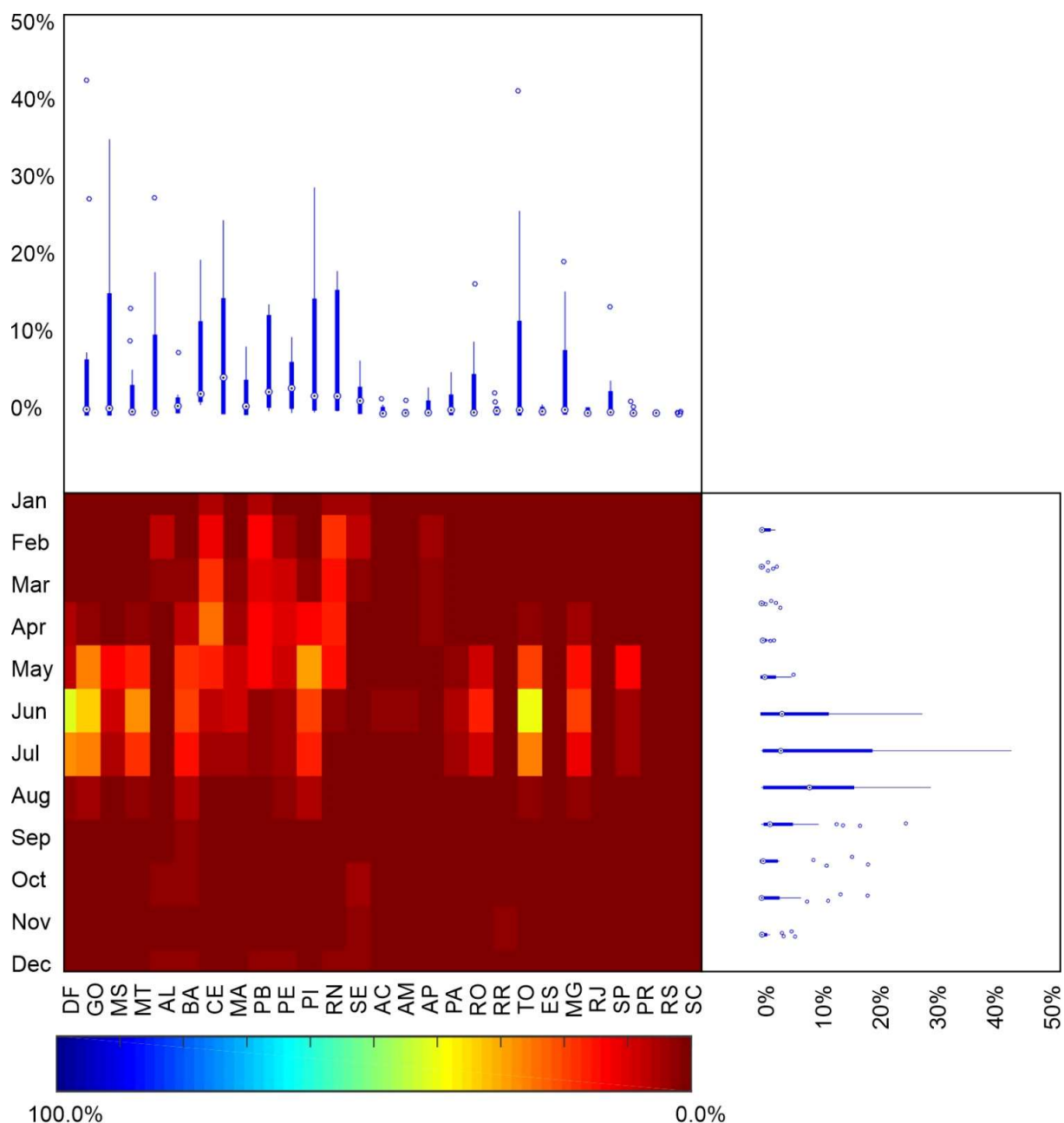


Figura 16 - Análise do percentual de eventos não chuvosos com base no período de acumulação mensal sobre o Brasil (1970–2019) a nível estadual.

De todo modo, não se pode descartar o fato de que entre junho, julho e agosto, os valores percentuais de eventos não chuvosos tendem a ser mais elevados em algumas regiões do Brasil, e essa condição precisa ser analisada com cuidado. Mesmo assim, optar pelo uso da distribuição gama de dois parâmetros não desabona os resultados e as conclusões obtidas e discutidas nesta pesquisa, tendo em vista que a influência do percentual de eventos não chuvosos é baixa. Como



dito previamente, esse percentual cai ainda mais ao considerar períodos de acumulação maiores, como no caso das análises a nível trimestral, semestral e anual. A nível trimestral, por exemplo, notou-se que o percentual de eventos não chuvosos é quase nulo em todos os meses e em todas as regiões do Brasil, o que não influencia o cálculo dos valores SPI.

Assim, apesar do conhecimento sobre as limitações de cálculo do índice SPI a partir da distribuição gama de dois parâmetros, essa foi a função escolhida para desenvolver as análises do trabalho diante de suas vantagens serem superiores as suas desvantagens. Pontua-se, de todo modo, que os resultados devem ser analisados e que caso a pesquisa passasse a ser desenvolvida contemplando apenas análises a nível mensal, ressalvas e ajustes deveriam ser feitos. Todavia, a situação mais desfavorável, em que os percentuais de eventos não chuvosos foram elevados, ocorreu em apenas três meses e em algumas regiões de uma única escala temporal. Ainda assim, faz-se o alerta para a escolha dessa e de outras funções em regiões cujo os percentuais são não só mais altos (em termos de magnitude) como mais frequentes (em termos de número de meses).

### 5.3. CARACTERIZAÇÃO DOS EVENTOS DE SECA

A Figura 17 mostra a distribuição espacial do número ( $N$ ), duração ( $MDD$ ), severidade ( $MDS$ ) e intensidade ( $MDI$ ) média dos eventos de seca sobre o Brasil (1970–2019) em múltiplas escalas temporais. Em relação ao número de eventos de seca, nota-se que quanto menor a escala temporal, maior é a quantidade de eventos. A nível mensal e trimestral, mais do que 50 eventos de seca ocorreram por o Brasil entre 1970 e 2019, enquanto a nível anual, o número caiu para cerca de dez eventos. De certo modo, esse resultado já era esperado e já foi discutido por vários outros estudiosos (Brasil Neto *et al.*, 2020; Brasil Neto *et al.*, 2021b; Brasil Neto *et al.*, 2022; Santos *et al.*, 2020). Isso ocorre pois como o período de acumulação da precipitação é menor, a série SPI é, de certo modo, mais sensível a variação dos eventos de chuva, e é por esse motivo que os eventos úmidos ( $SPI > 0$ ) e secos ( $SPI \leq 0$ ) se alternam com maior frequência.

Assim, mediante essa oscilação, a continuidade de eventos secos tende a se encerrar e a iniciar repetidamente, o que implica no aumento do número de eventos de seca. Ainda a respeito da quantidade de eventos de seca, é possível perceber que as regiões Centro-Oeste, Nordeste e Sudeste foram as zonas com maior número de eventos de seca no Brasil. Os resultados obtidos no sul do estado do Maranhão, a nível mensal, e para grande parte do estado da Bahia e a região Sudeste, a nível trimestral, indicam que essas foram as áreas com mais alto número de eventos de seca nos últimos anos. Já a nível semestral e anual, esse comportamento foi notório na região



oeste do estado da Bahia e nos estados de Goiás e de Minas Gerais. A região Norte e em especial o estado de Rondônia foram as áreas em que ocorreram menos eventos de secas, resultados que corroboram com os encontrados por Golian *et al.* (2019).

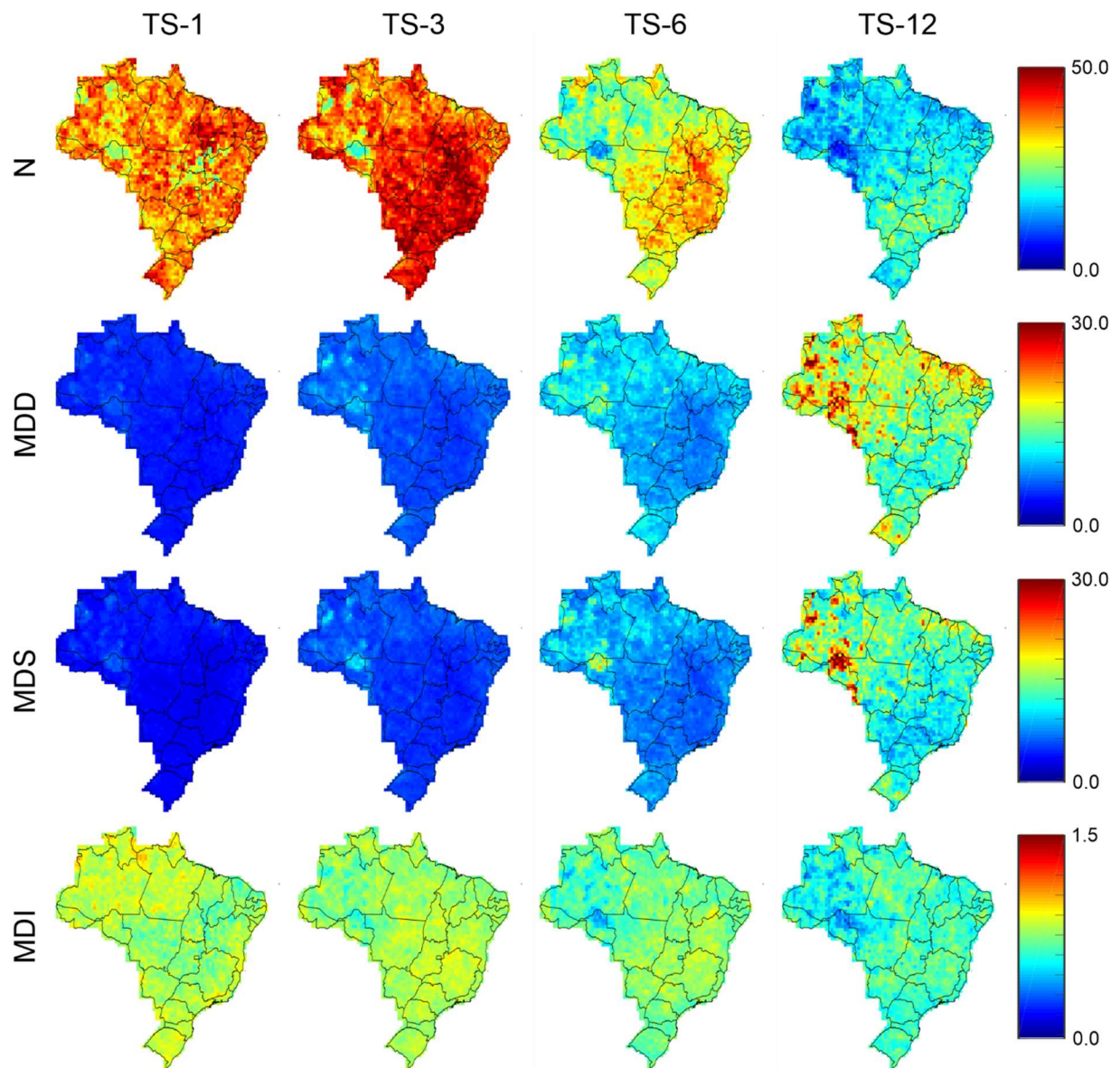


Figura 17 - Distribuição espacial do N, MDD, MDS, MDI sobre o Brasil (1970–2019).

A distribuição espacial dos resultados de duração e de severidade média dos eventos de seca são similares. Em geral, pelo mesmo motivo que a quantidade de eventos de seca tende a ser maior ao considerar escalas de tempo menores é que a duração e a severidade média tendem a ser maiores ao considerar as maiores escalas temporais: para ciclos abrangentes, o número de eventos de seca tende a ser menor, ao passo que esses eventos tendem a ser mais duradouros e severos. A nível mensal, a duração e severidade são quase nulos, enquanto que para as análises a nível anual as regiões tiveram duração e severidade média de cerca de 30 meses e 30 unidades

SPI, respectivamente. Os eventos mais duradouros e mais severos foram encontrados no oeste do Brasil, de maneira mais concentrada no estado do Acre e no oeste do estado do Amazonas. Além disso, pontuam-se os altos valores encontrados ao norte do estado do Maranhão, do Piauí e do Ceará a nível anual.

Em relação à intensidade média dos eventos de seca, foi possível notar variabilidade na distribuição espacial dentre as diferentes escalas temporais, apesar de que esses resultados não foram tão heterogêneos entre si em comparação ao cenário discutido para a quantidade, duração e severidade média. Para uma escala temporal específica, elencaram-se as regiões que tiveram eventos mais ou menos intensos, mas ao comparar os resultados das diferentes escalas de tempo, não houve alteração tão considerável e os valores mantiveram a mesma ordem de grandeza. Os resultados a nível mensal e trimestral são mais similares entre si, enquanto os que foram obtidos a nível semestral se assemelham os concebidos a nível anual. Apesar de não haver discrepância relevante, a intensidade média dos eventos de curto prazo é maior do que dos eventos de longo prazo. Ao norte do Brasil, no litoral da região Sudeste e na região Sul, os eventos de seca foram mais intensos, enquanto o noroeste do país foi atingido por eventos menos intensos.

Com os resultados discutidos a partir da Figura 17, destaca-se a importância da análise conjunta de várias características das secas: ao avaliar os resultados de intensidade dos eventos isoladamente, poderia ter sido criada a falsa impressão de que certa região não tinha sido afetada por eventos duradouros ou severos. Como os valores de intensidade são fruto da razão entre a duração e severidade, ainda que essas duas características apontem para a ocorrência de eventos duradouros e severos, sua intensidade pode não ser tão relevante assim. Em resumo, a intenção de avaliar diferentes características é indicar que a região pode ter sido atingida por um evento de alta duração e severidade, mas que não foi tão relevante em termos de intensidade. Frisa-se que análises a nível decenal considerando essas mesmas características foram desenvolvidas de maneira isolada e os resultados se encontram na seção de Apêndice.

A Figura 18 mostra a distribuição espacial do percentual de eventos secos sobre o Brasil a nível decenal (1970–2019). Essa figura contempla o percentual de todos os tipos de eventos secos, sejam eles os suaves, moderados, severos ou extremos. A análise mais detalhada a nível decenal para cada tipo de evento seco é mostrada na seção de Apêndice e está disponível para consulta ao final deste trabalho. Ao analisar os resultados para cada período, salienta-se que na década de 1970s, o percentual de eventos secos sobre o Brasil foi baixo ao considerar as quatro escalas temporais. A nível mensal, os percentuais foram de 50% na maior parte do país, mas a

nível semestral e anual, os percentuais sobre o estado de Rondônia, na fronteira entre os estados do Pará e do Mato Grosso, e na maioria da região Nordeste foram de cerca de 20%. Na região Sul, os percentuais foram os maiores e chegaram a quase 70% a nível anual.

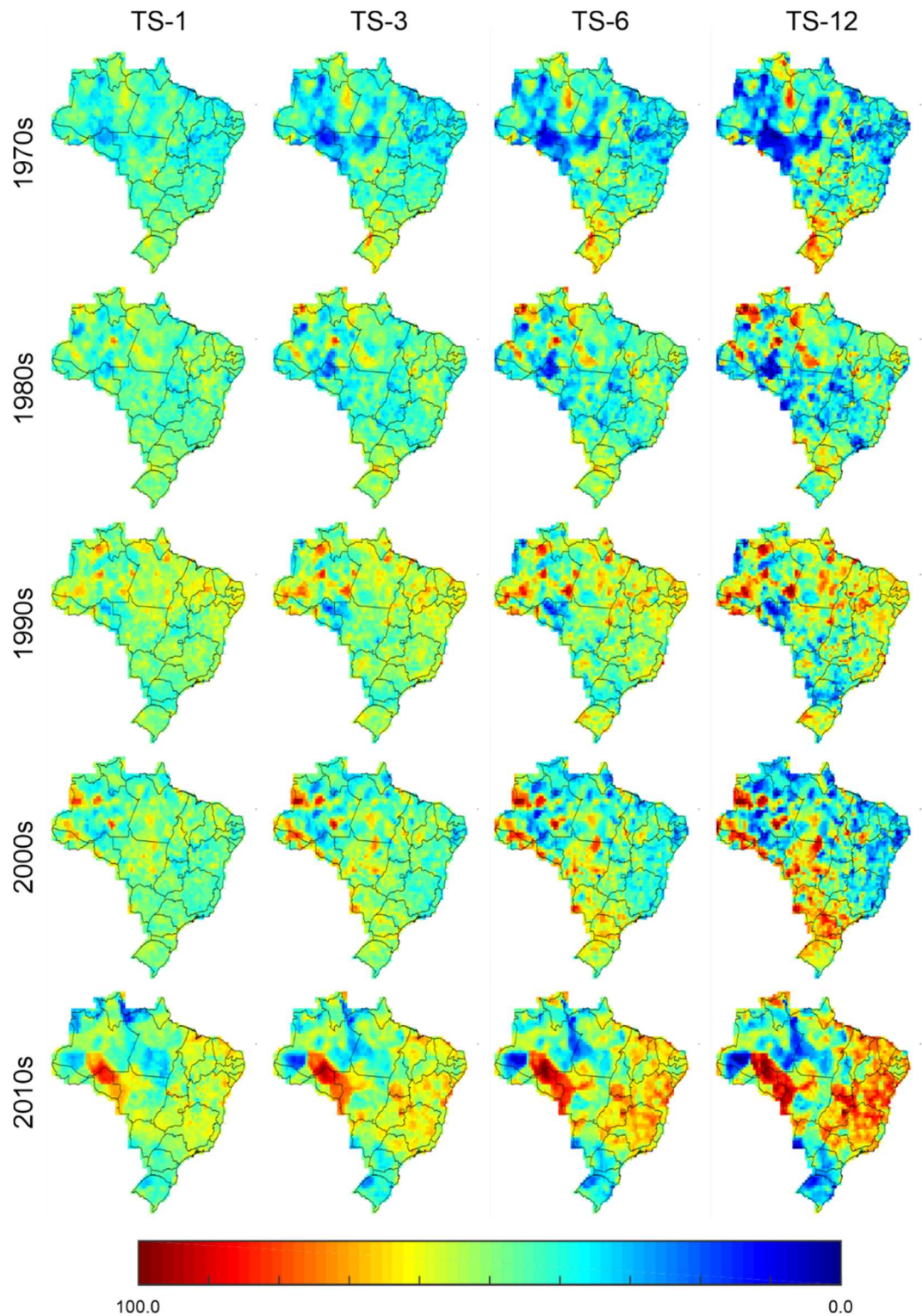


Figura 18 - Distribuição espacial do percentual de eventos secos sobre o Brasil a nível decenal (1970–2019).

Na década de 1980s, o percentual de eventos secos em relação aos resultados da década anterior aumentou, mas ainda assim não foram os mais relevantes de todas as décadas. A nível mensal, os percentuais foram da ordem de 50% em todo o Brasil, mas tenderam a diminuir com o aumento da escala temporal. Em geral, os eventos secos foram menos frequentes em grande parte da região Centro-Oeste e Norte, realçando, ainda assim, o padrão mais singular encontrado ao norte do estado de Amazonas a nível anual, com percentuais que atingiram cerca de 80%. Os resultados da década de 1990s apontam que houve aumento significativo do percentual de eventos secos em todo Brasil em comparação às décadas anteriores. Já a nível mensal, inúmeros estados das regiões Norte e Nordeste apresentaram percentuais superiores a 60%, o que mostra o predomínio de eventos secos nessas regiões.

Esses resultados foram ainda mais relevantes com aumento da escala temporal avaliada, tal que outras regiões passaram a apresentar percentuais de eventos secos consideráveis. A nível anual, o estado do Pará e a grande parte das regiões Nordeste e Sudeste tiveram cerca de 70% de eventos secos em uma década, taxa que é bastante expressiva. Na década de 2000s foi notório a diminuição dos percentuais, especialmente no litoral das regiões Norte, Nordeste e Sudeste. As regiões Centro-Oeste e Sul foram zonas onde os eventos secos ocorreram com percentuais superiores a 70%. Na década de 2010s houve o maior percentual de eventos secos sobre o Brasil dentre os 50 anos analisados. Nas regiões Nordeste e Sudeste, os percentuais foram de 60% no caso das secas de curto prazo e chegaram a 80% ao avaliar as secas de longo prazo. No estado de Rondônia, os resultados foram os mais expressivos de toda análise e indicam que em toda a década predominaram eventos secos, tendo sido esses os percentuais mais elevados dentre todas as situações analisadas.

A Figura 19 mostra a variação do número, duração, severidade e intensidade dos eventos de seca e do percentual de eventos secos para cada região do Brasil (1970–2019). Em suma, a figura contempla a variabilidade de todas as características empregadas nesse trabalho a nível regional e decenal. As linhas pontilhadas mostram o comportamento da tendência linear de cada escala temporal com base nos resultados das cinco décadas. Ao avaliar o número de eventos de seca ( $N$ ), os resultados confirmam que os valores a nível mensal e trimestral são maiores que os valores a nível semestral e anual. Nas regiões Centro-Oeste, Nordeste e Sudeste, há tendência de aumento do número de eventos de seca em todas as escalas temporais. Na região Norte, por sua vez, não houve variação considerável entre as décadas, e na região Sul há uma tendência de diminuição na quantidade de eventos de seca a nível mensal e trimestral.



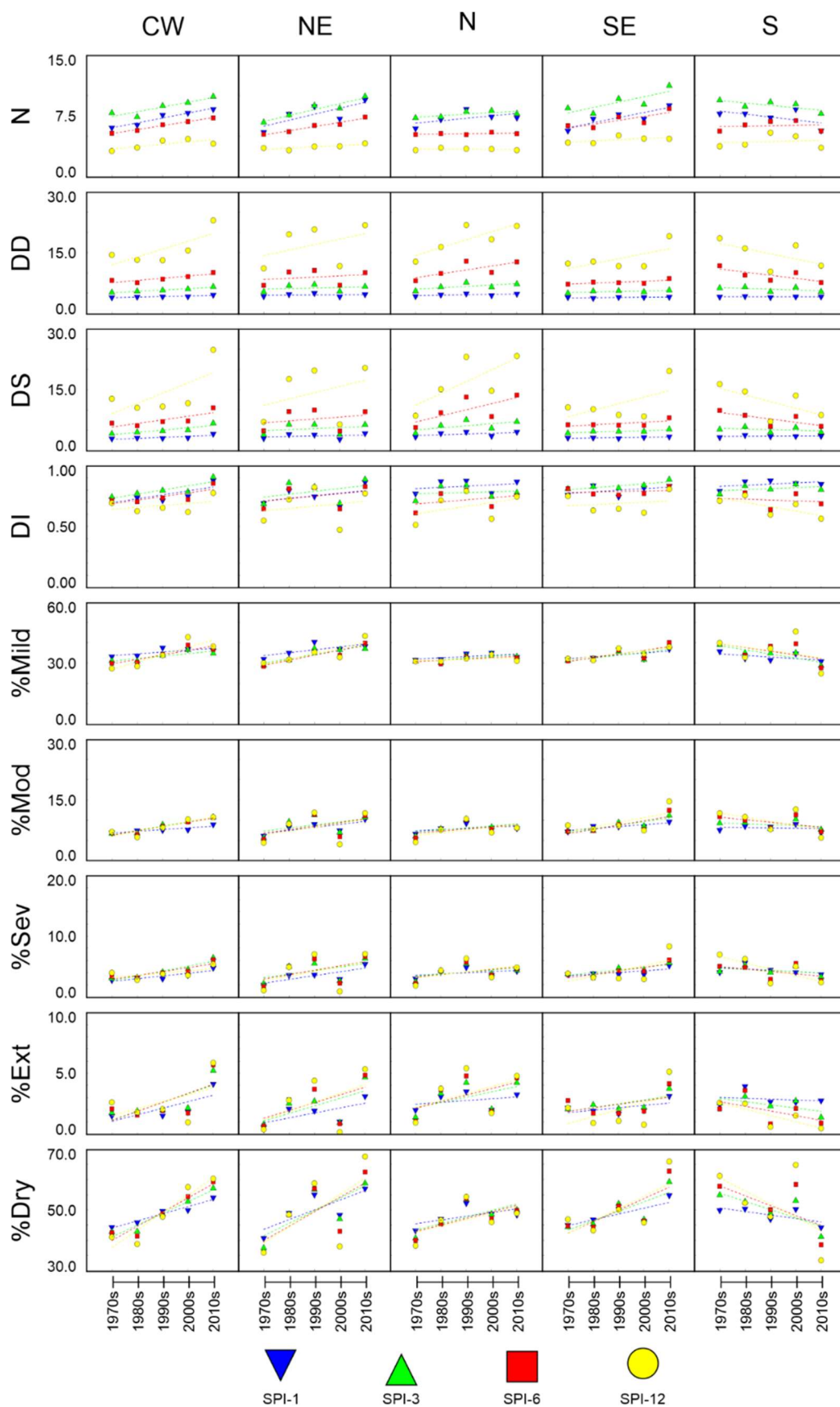


Figura 19 - Variação do N, MDD, MDS, MDI e percentual de eventos secos para cada região do Brasil (1970–2019).

Para a duração (*DD*) e severidade (*DS*), os valores mais expressivos foram identificados ao avaliar as secas a nível anual, enquanto os resultados a nível mensal foram menos relevantes. A nível anual, escala que contempla os valores mais relevantes para essas duas características, nota-se que, à exceção da região Sul, os eventos mais duradouros e mais severos ocorreram nos últimos dez anos (2010s). Nas regiões Centro-Oeste, Nordeste, Sudeste e principalmente Norte, destaca-se elevada tendência de aumento na duração e severidade dos eventos de seca. Todavia, na região Sul a tendência é de diminuição da duração e severidade dos eventos de seca ao longo das décadas. A nível mensal e trimestral, a duração e a severidade média dos eventos de seca não apresentam tendência expressiva.

Ao avaliar a intensidade dos eventos de seca (*DI*), não foi identificada variabilidade tão expressiva na tendência linear em relação às outras características discutidas. O comportamento da intensidade a nível mensal foi o mais notável dentre as escalas de tempo, enquanto os valores a nível anual foram os menos relevantes. Na década de 2010s, período marcado pela ocorrência de eventos de seca duradouros e severos em praticamente todo Brasil, os valores de intensidade seguiram o mesmo padrão e atingiram os seus máximos. Sobre as tendências lineares relativas à intensidade, à exceção da declividade encontrada a nível semestral e anual da região Sul, todos os demais resultados apontam para um aumento na intensidade dos eventos de seca ao longo das décadas, apesar de que essas tendências não tenham declividade tão acentuada.

Em relação aos resultados encontrados para a frequência dos eventos secos (*%Dry*) e de seus tipos, na maior parte dos casos, há uma tendência de aumento nos percentuais ao considerar quase todas as escalas temporais. Dentre os resultados, pontua-se de modo mais marcante o fato de que, na última década, os eventos extremamente secos ( $SPI < -2$ ) foram os mais frequentes de todo o período, à exceção do comportamento da região Sul. Para os percentuais de eventos secos como um todo, os valores foram ainda mais notáveis. Nas regiões Nordeste e Sudeste, os valores indicam que quase 70% dos eventos ocorridos na década de 2010s a nível anual foram secos e a tendência é de aumento considerável. Na região Norte, o percentual de eventos secos tende a aumentar, mas não com a mesma declividade das outras regiões. No Sul, a tendência é de queda, tendo sido encontrados os menores valores na última década.

O *Atlas Brasileiro de Desastres Naturais* é um produto de pesquisa resultante do acordo de cooperação entre a Secretaria Nacional de Defesa Civil e o Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC, 2013). Segundo os dados mais recentes, notou-se um aumento no percentual de desastres identificados no Brasil

a partir da década de 2000s, tal que no caso das secas, cerca de 73% dos eventos de estiagem e de seca se concentraram na década de 2000s, enquanto os outros 27% ocorreram na década de 1990s. Ademais, os mapas indicam que o maior número de notificações no Brasil foi entre 1991 e 2012, especialmente nas regiões Nordeste e Sul. A frequência anual aponta que o ano de 2012 foi o ano com o maior número de ocorrências dentre o todo o período, com relatos de cerca de 2.500 casos em todo o Brasil, o dobro dos demais anos.

Os dados do estudo ainda indicam que, a nível regional, a região Nordeste é região que concentra a grande maioria dos registros relativa aos episódios de secas, com mais de 70% do total. No Centro-Oeste, Sudeste e Sul, os desastres relacionados a tais fenômenos somam 18%, 31% e 40%, respectivamente. Na última década, entretanto, grande parte da região Norte vem sofrendo com esses fenômenos, especialmente nos anos de 2005 e 2010. Esse fato tem atraído a atenção da sociedade diante das consequências causadas, como o ressecamento dos igarapés e de cursos de água maiores, assim como de diversos afluentes do rio Amazonas. Nesse sentido, é possível perceber que os resultados encontrados nesse trabalho corroboram com as conclusões de outros estudos.

#### **5.4. AVALIAÇÃO DE EXPOSIÇÃO ÀS SECAS METEOROLÓGICAS**

A Figura 20 mostra a distribuição espacial dos parâmetros do NIFT sobre o Brasil e sua distribuição de probabilidade cumulativa. A partir dessa figura, destaca-se a variabilidade dos valores e ressalta-se a alta importância de entender como cada um dos parâmetros irá influenciar o valor do NIFT. Pontua-se ainda que, à exceção da análise de precipitação, que já foi discutida com base na Figura 10, os resultados de todos os parâmetros foram contemplados na Figura 20, o que mostra a relevância dessa figura. De maneira explicativa, as nove linhas representam cada parâmetro utilizado para compor o NIFT e as colunas indicam os resultados de cada escala de tempo. A coluna à direita representa a probabilidade cumulativa dos dados sobre o Brasil (3,090 *grids*) a nível mensal, trimestral, semestral e anual e a escala de cores indica os máximos (100) e os mínimos (0) valores de cada parâmetro para a escala temporal específica.

Grosso modo, para análise do número de eventos de seca (parâmetro P1), por exemplo, os dados mostrados na Figura 17 foram padronizados, de modo que, ao identificar a quantidade máxima e mínima de eventos de seca que atingiram o Brasil em cada escala de tempo, os demais dados foram ajustados, conforme discutido na seção de metodologia (Ver item 4.6.1). Com isso,

os valores adimensionais foram distribuídos espacialmente sobre o Brasil e foi possível verificar quais foram as regiões onde os eventos de seca foram mais ou menos frequentes. A nível mensal e anual, os valores são homogêneos e variam na ordem de 50. Assim, pontua-se que a exposição de uma região não é tão notadamente discrepante em comparação a outra. Os valores mais altos se concentraram na região Sul e Sudeste, enquanto no oeste do Brasil, na região Norte e no litoral nordestino, os valores foram menos relevantes. As análises a nível trimestral e semestral indicam elevada variabilidade sobre o Brasil, com valores mínimos nas proximidades do estado de Rondônia e máximos na região Sudeste.

Ao avaliar os resultados relativos à intensidade média (parâmetro P2), destaca-se que a nível trimestral, semestral e anual, a distribuição espacial dos valores foi bastante similar entre si, enquanto o comportamento a nível mensal foi mais peculiar. Para esta escala temporal (TS-1), o número de *grids* com valores baixos é mais elevado e esses se concentram na região central do Brasil e no litoral entre os estados do Ceará e Rio Grande do Norte. Nas regiões Norte, Sul e na faixa litorânea do país, os valores foram mais relevantes, indicando maior exposição. Para as demais escalas, os valores na região Sudeste foram notoriamente mais altos, especialmente a nível trimestral. No oeste da região Norte e, de maneira específica, no estado de Rondônia, os valores foram baixos. Diante disso, afere-se como os parâmetros do grupo G1 (Tabela 2) devem influenciar a composição do NIFT: a região Sudeste tem indícios de que será altamente exposta à ação das secas meteorológicas, de modo mais especial a nível trimestral e semestral.

Em relação aos parâmetros do grupo G2 (Tabela 2), ligados aos percentuais de eventos secos, destaca-se a existência de um padrão quanto a distribuição espacial dos valores ao avaliar o mesmo tipo de evento seco (suaves, moderados, severos ou extremos), mas a magnitude varia diante da escala temporal. Para os eventos suavemente secos (parâmetro P3), a região Nordeste, o litoral da região Sudeste e o estado do Amapá tiveram os maiores percentuais desses eventos, independentemente da escala temporal, enquanto a região Norte foi a menos atingida. Todavia, especialmente para as análises desenvolvidas a nível anual, há elevada variabilidade dos valores com níveis maiores que 50 em sua maioria. Esse resultado está ligado ao fato de que os valores nas proximidades do estado de Rondônia foram muito baixos em relação ao comportamento do restante do país, e por isso, ao efetuar a padronização dos percentuais em função dos máximos e dos mínimos, os valores tenderam a variar bastante.



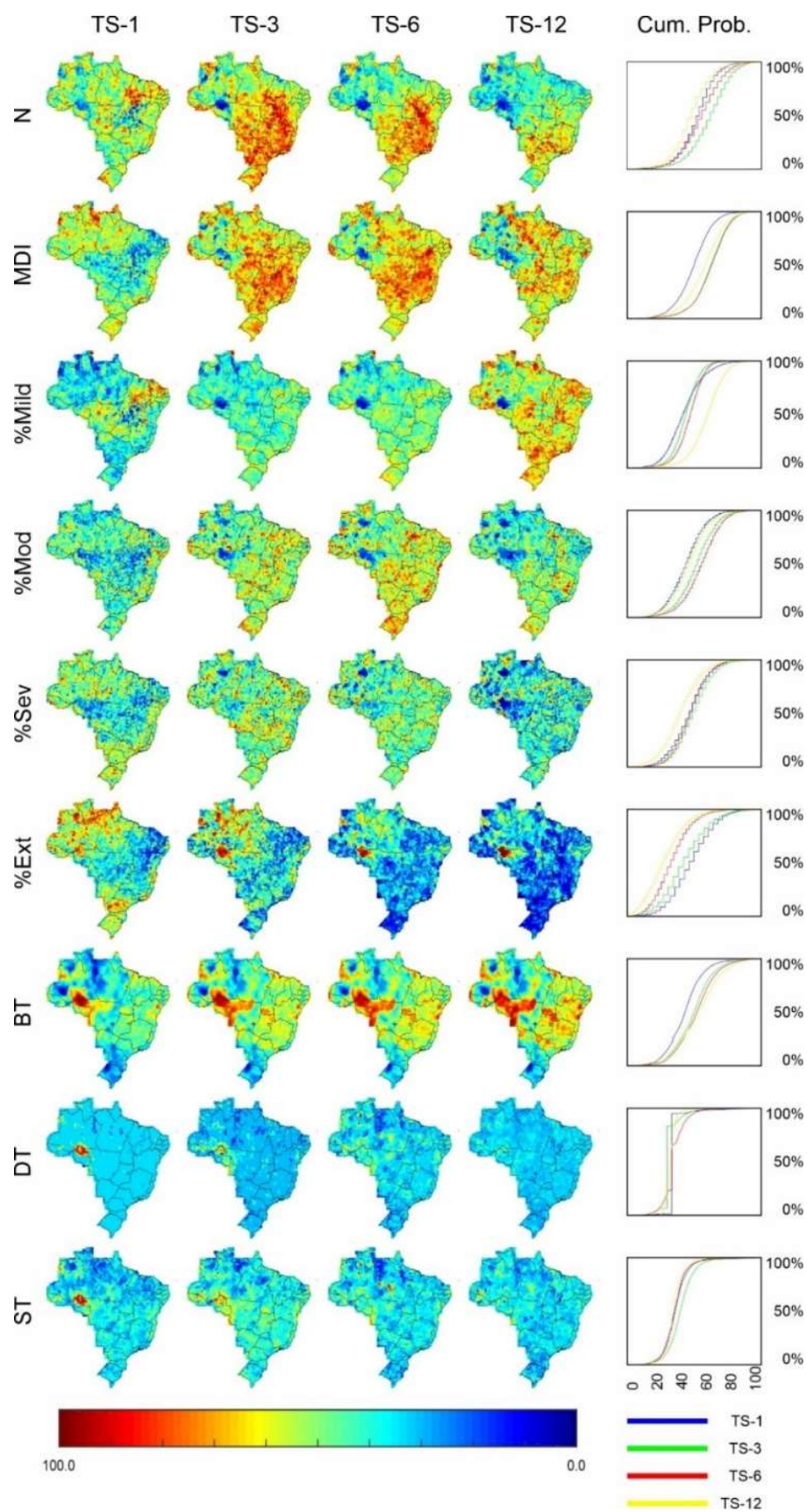


Figura 20 - Distribuição espacial dos parâmetros do NIFT sobre o Brasil e sua distribuição de probabilidade cumulativa.

Para os eventos moderadamente secos (parâmetro P4), a magnitude dos valores coincide com os resultados encontrados para os eventos suavemente secos, de modo que, a nível mensal e a nível anual, os resultados sobre todo o Brasil são mais homogêneos e não tão relevantes. No caso, os resultados foram homogêneos por não variarem consideravelmente em magnitude, bem como afere-se que eles não foram tão relevantes pelo fato de que a maior parte dos *grids* tiveram valores medianos, da ordem 50. A nível trimestral e semestral, por outro lado, os valores foram mais expressivos e se concentraram na região central do Brasil, estendendo-se pelas regiões Sul e Sudeste. De certa forma, os resultados indicam que há uma variabilidade mais pertinente do percentual de eventos moderadamente secos sobre o país e por isso, torna-se possível identificar regiões que foram mais ou menos acometidas por eventos desse tipo de maneira mais evidente.

Para os eventos severamente secos (parâmetro P5), os valores variam na faixa de 50 em diferentes regiões do Brasil, tal que não foi possível identificar claramente quais foram as áreas mais ou menos expostas à ação desses eventos. A nível mensal, os resultados se assemelham aos encontrados para os eventos moderadamente secos, sendo o litoral do país a região com os maiores valores. A nível trimestral e semestral, a distribuição espacial e a magnitude dos dados são mais similares aos encontrados no caso dos eventos suavemente secos, tendo sido os estados de Amazonas e de Rondônia as áreas com menor exposição aos eventos severamente secos. A nível anual, afere-se que à exceção do estado de Roraima, os valores a nível nacional são baixos, o que indica que esse parâmetro deve contribuir pouco para a identificar as zonas mais expostas à ação das secas meteorológicas.

Em relação aos eventos extremamente secos (parâmetro P6), que é o parâmetro do grupo G2 que tem a maior representatividade para composição dos valores NIFT, é notória a alteração na distribuição espacial dos resultados em relação aos outros tipos de eventos secos. Em geral, os resultados revelam que a região Norte foi uma das mais atingidas por eventos extremamente secos ao longo dos últimos anos e que esses percentuais foram superiores aos das outras regiões do Brasil. A nível mensal, destaca-se o comportamento da faixa ao norte do Brasil e do Sul de modo geral. Ressaltam-se ainda assim os resultados mostrados sobre o estado de Rondônia, que concentrou grande parte dos valores mais relevantes, especialmente a nível anual. Nesse caso, pode-se dizer que os percentuais foram tão consideráveis nessa região que os das outras áreas praticamente se anularam.

Os resultados dos parâmetros relacionados ao grupo G3 (Tabela 2) são intrigantes, tendo em vista que eles mantem o mesmo padrão espacial, mas variam em magnitude. Notoriamente,

a região próxima ao estado de Rondônia é a área cujo as tendências das séries de comportamento (BT), duração (DT) e severidade (ST) das secas foram mais acentuadas, destacando-se que para esses dois últimos, as declividades foram muito salientes em comparação ao restante do país, o que fez com que os outros valores fossem baixos. As tendências das séries de comportamento das secas (parâmetro P7) indicam que os valores entre os estados do Amazonas e de Rondônia foram os mais relevantes do país, independentemente da escala temporal avaliada. Todavia, as declividades da região destoaram das demais regiões do país especialmente a nível mensal, pois os valores de grande parte dos *grids* se aproximaram mais de zero.

Para as outras escalas temporais, não só essa porção da região Norte apresentou valores relevantes como também grande parte das regiões Nordeste, Sudeste e, especificamente, o norte do estado de Mato Grosso. Na região Sul, por sua vez, os valores foram os mais baixos de todo o país, o que indica que os eventos tendem a ser menos secos. Os resultados das tendências das séries de duração e severidade das secas (parâmetros P8 e P9, respectivamente) foram bastante similares. Em geral, há indícios de que há uma região particular no Brasil em que as tendências tiveram comportamento bastante singular em relação as demais e essa condição fez com que os valores obtidos a nível nacional fossem praticamente irrelevantes comparados ao valor máximo. Em função dos parâmetros que compõem o grupo G3 terem peso relevante para compor o valor final do NIFT ( $\omega = 0.250$ ), estima-se que, especialmente a nível mensal, a região mais próxima ao estado de Rondônia tenda a apresentar elevado nível de exposição às secas a nível nacional.

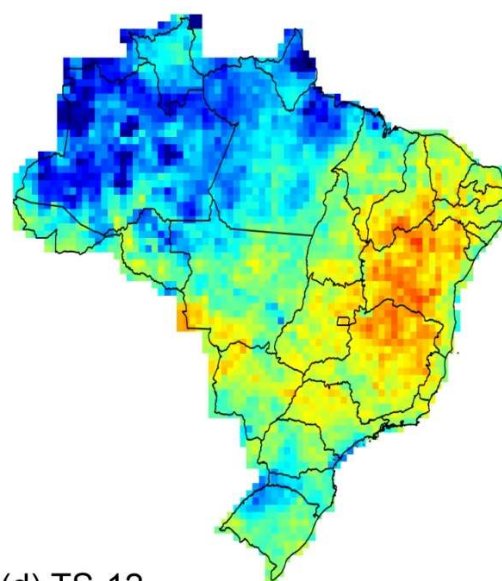
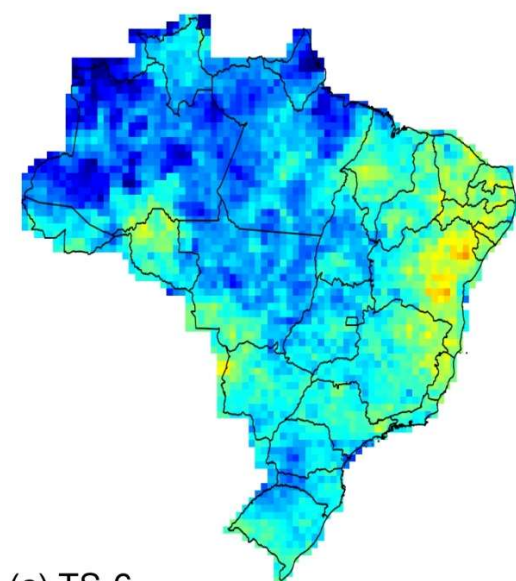
A Figura 21 mostra a distribuição espacial dos valores NIFT sobre Brasil em múltiplas escalas temporais. Em suma, essa figura sintetiza os resultados de todos os parâmetros da Figura 20, sendo considerada o produto mais relevante desse trabalho: para cada parâmetro, os valores foram ajustados e multiplicados por seus respectivos pesos, seguido do somatório de todos esses produtos. A partir da Figura 21 é possível identificar com base nos dez parâmetros escolhidos, quais foram as regiões mais e menos expostas à ação das secas meteorológicas no Brasil. Em geral, nota-se que existe um certo padrão de similaridade entre os resultados encontrados, mas diante da sua variabilidade em termos de magnitude e de distribuição espacial, e da importância dessa figura, é preciso pontuar as particularidades de cada escala temporal.

Em comparação as demais escalas de tempo, nota-se que os valores NIFT a nível mensal foram os menos relevantes. Em grande parte do Brasil, os valores não ultrapassaram a faixa de 30, o que indica baixo nível de exposição. As regiões Centro-Oeste, Norte e Sul foram as zonas que apresentaram os valores mais baixos, especialmente ao noroeste do estado do Amazonas.

No litoral das regiões Nordeste e Sudeste, por outro lado, os valores foram mais expressivos, o que mostra que essas são as áreas com maior nível de exposição. Pontua-se, de qualquer modo, que é necessário entender como os resultados do NIFT foram obtidos e o que eles representam. No caso, afere-se que o NIFT é índice que foi computado a partir da composição de dez valores distintos e que por isso, não seja de se esperar que sempre haja uma região cujo os valores NIFT serão próximos a 100, nível máximo de exposição.

(a) TS-1

(b) TS-3



(c) TS-6

(d) TS-12

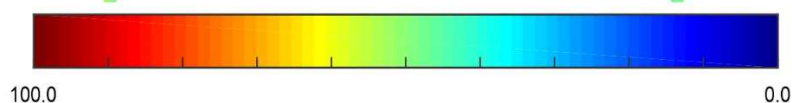
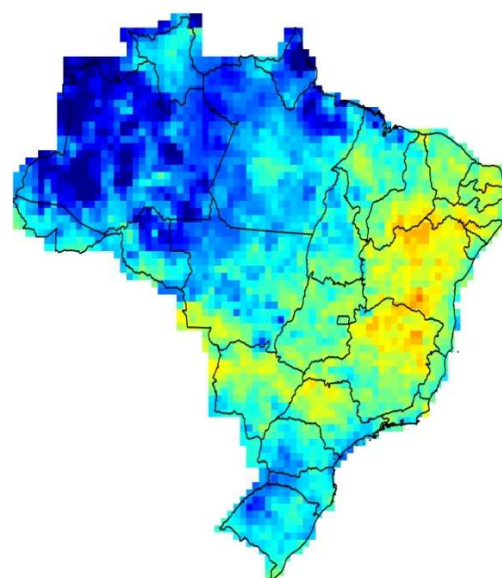
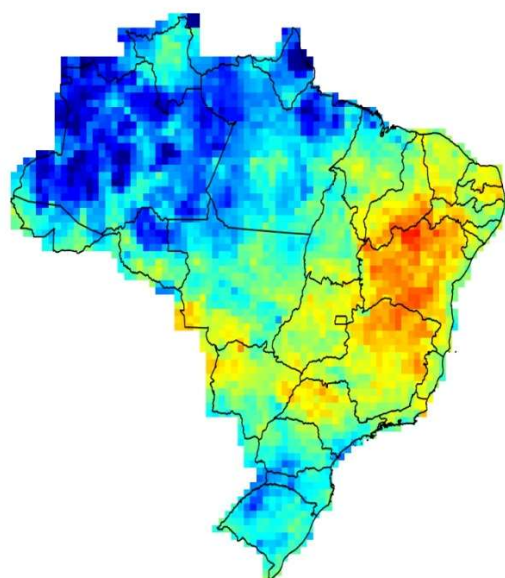


Figura 21 - Distribuição espacial dos valores NIFT sobre Brasil (1970–2019).

A região próxima ao estado de Rondônia, por exemplo, apresentou valores similares ao de alguns pontos da região Nordeste, tendo sido possivelmente influenciados pelos altos valores obtidos dos parâmetros do grupo G3 (Figura 20). O que se quer demonstrar com essa análise é que, apesar da região próxima ao estado de Rondônia ter sido a zona que apresentou as maiores tendências das séries de comportamento, duração e severidade das secas, ela se portou de modo menos expressivo ao considerar a quantidade de eventos de seca (Figura 20). Nesse sentido, ao integrar os resultados de todos os parâmetros, os valores NIFT sobre a região ainda assim não foram os mais expressivos para essa escala temporal. Na realidade, é a compensação entre todos os produtos que determinará a região mais ou menos exposta à ação das secas meteorológicas.

A nível trimestral, foi identificada uma clara alteração na magnitude dos valores NIFT em comparação aos resultados a nível mensal. O estado do Amazonas, região Norte, continuou a ser o estado com os menores valores NIFT do país. Por outro lado, os valores NIFT das regiões Centro-Oeste e, de maneira especial, Nordeste e Sudeste tiveram considerável aumento. Entre os estados da Bahia e de Minas Gerais, por exemplo, a magnitude dos valores NIFT ultrapassou a ordem de 70, o que indica que essa região tem alto nível de exposição à ação das secas. Apesar do aumento da magnitude dos valores NIFT em praticamente todas as regiões do Brasil, pontua-se que os valores entre os estados de Amazonas e Rondônia, área com comportamento singular a nível mensal, diminuíram e apontam para um cenário de menor gravidade.

Os resultados semestrais foram similares aos obtidos a nível trimestral. Para tal situação, as diferenças mais evidentes entre essas escalas temporais foram a diminuição dos valores NIFT nas proximidades do estado de Rondônia e o aumento na magnitude dos valores NIFT no estado da Bahia. A nível semestral foram encontrados os maiores valores NIFT dentre todas as demais escalas temporais, superando o patamar de 80. Esses produtos indicam que o nível de exposição à ação das secas meteorológicas tende a ser consideravelmente acentuado, sendo os níveis mais preocupantes do país. A nível anual, destaca-se que padrão espacial a nível nacional é o mesmo, apesar de haver queda na magnitude dos valores NIFT. Na região Norte, os valores que já eram baixos caíram ainda mais em relação aos resultados a nível trimestral e semestral. Para a região Sul, as variações não foram tão abruptas e não ultrapassaram a ordem de 40 em nenhuma das escalas. Os valores mais expressivos se concentraram sobre os estados de Bahia e Minas Gerais.

Apesar de terem desenvolvido um estudo a nível global, alguns resultados do trabalho de Carrão *et al.* (2016) podem ser discutidos. As conclusões deste estudo mostram que a região semiárida do Nordeste é uma das zonas mais perigosas do mundo em termos de ação das secas,

apesar de também destacarem o sul da região Centro-Oeste como zona de perigo intermediária. Já a região Norte é reconhecida como uma das zonas com menor nível de perigo a nível nacional e global. Apesar do índice de exposição à ação das secas meteorológicas de Carrão *et al.* (2016) ter sido formulado a partir de outros parâmetros, nota-se que os resultados encontrados entre as pesquisas corroboram entre si. Diante das problemáticas enfrentadas em decorrência das secas, o Ministério do Meio Ambiente (MMA, 2017) desenvolveu um índice de vulnerabilidade aos desastres naturais relacionados às secas no contexto da mudança do clima.

Os resultados indicam que o risco climático à ação das secas são extremamente altos em grande parte da região Nordeste, especialmente no semiárido brasileiro. Apesar das divergências entre as bases de dados empregadas nessa pesquisa, os resultados apontam o extremo norte do Brasil como região de risco elevado, especialmente nos estados de Roraima e Amapá. Ademais, além da região Nordeste, regiões próximas aos estados do Mato Grosso do Sul e do Rio Grande do Sul também foram categorizadas como zonas expostas à ações das secas. Todavia, é preciso ressaltar que a validação desses mapas é limitada já que nosso estudo envolve uma metodologia inovadora e que muitas vezes há consideração apenas de ocorrências registrados oficialmente pela Secretaria Nacional de Defesa Civil (UFSC, 2013). Além disso, estimula-se o fato de que a diversidade entre as regiões deve ser fortemente considerada para o processo de interpretação dos resultados, tendo em vista que os impactos das secas variam de região para região.

A Figura 22 mostra a variação dos parâmetros e do NIFT para cada região do Brasil. A partir dessa figura, pode-se identificar a variabilidade dos resultados ao considerar as diferentes escalas temporais, os diferentes parâmetros e as diferentes regiões do Brasil. Para a quantidade de eventos de seca (N), nota-se que os valores na região Sudeste são os maiores dentre todas as outras regiões. A média a nível trimestral e semestral sobre essa região chega a 70, o que realça a relevância desse parâmetro para essa região. Os valores nas regiões Centro-Oeste, Nordeste e Sul foram um pouco inferiores aos encontrados na região Sudeste, mas ainda assim superaram a ordem de 50 a nível trimestral e semestral, escalas em que os valores foram mais relevantes. Na região Norte, os valores foram os mais baixos dentre as regiões e diminuíram com o aumento da escala temporal, chegando à ordem de 40 a nível anual.

Os maiores valores relativos à intensidade média dos eventos de seca (MDI) foram mais uma vez encontrados a nível trimestral e semestral, enquanto os menos expressivos foram para as escalas anual e, principalmente, mensal. Destaca-se que a variabilidade não foi marcante para todas as regiões do Brasil, assim como para as regiões Norte e Sul. Os valores da região Sudeste



foram mais altos e ultrapassaram a ordem de 70, seguido da região Nordeste, Centro-Oeste, Sul e Norte. Conforme discutido a nível pontual (Figura 20), os resultados obtidos para intensidade média dos eventos de seca se assemelham aos resultados para a quantidade de eventos de seca. Nesse sentido, ao considerar esses parâmetros, destaca-se que a região Sudeste como região de maior nível de exposição, enquanto a região Norte apresenta os menores indícios de exposição.

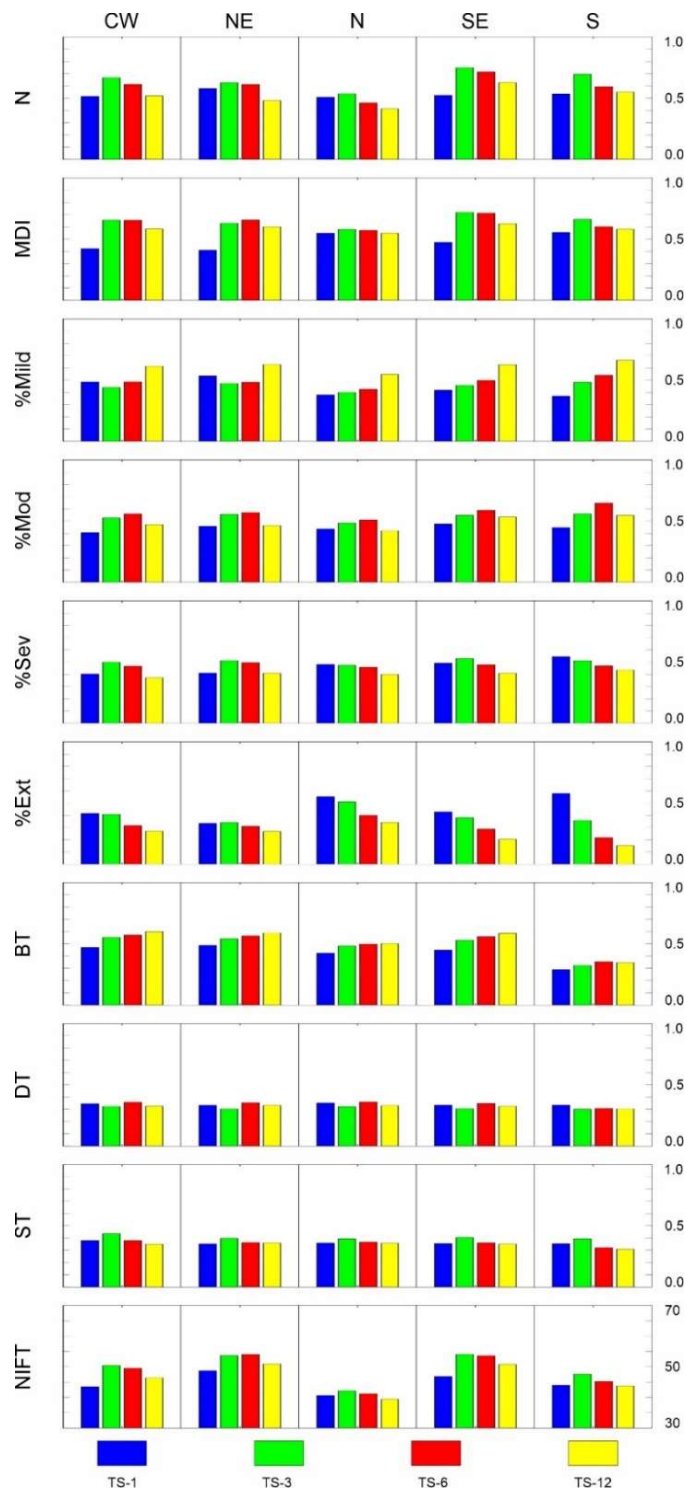


Figura 22 - Variação dos parâmetros e do NIFT para cada região do Brasil.

Em relação aos percentuais de eventos de secos de modo geral, afere-se que a alteração na escala temporal influencia a ordem de grandeza de alguns valores. Para eventos suavemente secos (%Mild) quanto maior a escala, maior a ordem dos valores. Na região Sul, por exemplo, os valores a nível mensal variam na faixa de 40 e valores a nível anual se aproximam de 70. Já Para os eventos extremamente secos (%Ext), quanto menor a escala temporal, maior foi a ordem de grandeza dos valores. Ao utilizar o mesmo exemplo da região Sul, os valores variaram entre 70 e 10 ao contemplar as análises a nível mensal e anual, respectivamente. Para os outros tipos de eventos, i.e., moderados (%Mod) e severos (%Sev), os maiores valores foram encontrados a nível trimestral e semestral, enquanto os mínimos foram obtidos a nível mensal e anual. Para os parâmetros relativos ao grupo G2, os valores se compensaram, apesar de que para os eventos extremos, que são os mais expressivos desse grupo em peso, a região Norte teve os dados mais agressivos.

Para os parâmetros relativos às tendências, houve similaridade no padrão dos resultados, mas esses diferiram em termos de magnitude. Para as tendências das séries de comportamento das secas (BT) os valores foram superiores aos obtidos no caso das séries de duração (DT) e de severidade das secas (ST). Para as séries de comportamento, a magnitude dos valores aumenta com o aumento da escala temporal, tendo sido os maiores valores encontrados a nível anual. A nível regional, os valores mais relevantes foram encontrados para as regiões Nordeste e Sudeste, enquanto as regiões Norte e, principalmente, Sul tiveram os valores mais baixos. Esse resultado indica que esse parâmetro não contribui tanto para a composição de um alto valor final do NIFT.

Os resultados das tendências das séries de duração e severidade foram similares. Pode-se afirmar que os valores para esses parâmetros foram baixos, de modo que, ainda nas situações mais críticas (e.g., a nível trimestral na região Centro-Oeste), os dados não ultrapassam a ordem de 40. Não foi possível identificar uma variabilidade tão evidente dentre as escalas de tempo e nem dentre as regiões. Esse resultado é interessante pois ao ser comparado com o da Figura 20, é passível de verificação que apesar da área próxima ao estado de Rondônia ter tido os valores mais consideráveis do Brasil, ao avaliar os valores computados a partir da média ponderada de toda a região Norte, a grandeza total não é mais tão expressiva.

Os resultados do NIFT a nível regional indicam que os valores variam dentre as regiões e as escalas temporais. No geral, as regiões Nordeste e Sudeste foram as que tiveram, em média, os maiores valores NIFT, tendo sido esses valores mais altos ao contemplar a escala trimestral na região Nordeste e semestral na região Sudeste. Além disso, ainda para essas áreas, os valores



a nível anual foram superiores do que os obtidos a nível mensal. Os dados revelam que a região Centro-Oeste é uma zona intermediária em termos de exposição, já que não é a região mais nem menos exposta com base nos valores NIFT. No Sul, seguiu-se o mesmo padrão e a magnitude foi menos relevante, com valores que variaram entre 40 e 45. A região Norte é a que apresenta, em média, os menores valores NIFT em todas as escalas de tempo.

A Figura 23 mostra a distribuição espacial, o dendrograma de relação entre os *clusters* e o comportamento dos parâmetros NIFT de cada *cluster*. Ao detalhar os componentes dessa figura, a coluna à esquerda representa a distribuição dos *clusters*, a coluna central representa o dendrograma que relaciona os *clusters* de maneira hierárquica e a coluna à direita representa o comportamento dos parâmetros NIFT de cada *grid*. No caso, a linha sólida é o valor médio do comportamento do *cluster*, enquanto as linhas cinzas representam a variação dos parâmetros de todas as séries que compõem determinado *cluster*. Assim, se o *cluster* 1 for composto por 100 *grids*, por exemplo, pode-se dizer que existem 100 séries em cinza na composição dessa figura. Os resultados são interessantes e mostram que, a depender da escala temporal, é possível zonear o Brasil em diferentes regiões que variam com base no nível de exposição à ação das secas.

A nível mensal, os *clusters* com maior nível de similaridade entre si são os *clusters* 3 e 4. Os *grids* que compõem o *cluster* 3 estão concentrados sobre o estado de Rondônia, enquanto o *cluster* 4 cobre a área norte da região Nordeste, especialmente os estados do Maranhão, Piauí, Rio Grande do Norte e Ceará. Em seguida, o *cluster* 5 é o que mais se assemelha ao padrão dos outros dois *clusters* e se difunde por grande parte do país. No caso, o comportamento da região Norte e do Sul apresentou o mesmo padrão com base nos resultados dos parâmetros NIFT. Os *clusters* 1 e 2 são os que apresentam padrão mais distinto dos demais: *cluster* 1 é o que apresenta desempenho mais singular do Brasil e está mais concentrado no litoral das regiões Nordeste e Sudeste, apesar de também aparecer em outras regiões, e.g., norte do estado do Maranhão e na região limítrofe entre o Centro-Oeste e Sudeste. O *cluster* 2, por sua vez, concentra-se na porção central do Brasil.

A nível trimestral, pode-se considerar que o Brasil é dividido em dois grandes *clusters*, sendo um composto pelos *clusters* 1, 3 e 4, e outro pelos *clusters* 2 e 5. Em geral, os *clusters* 2 e 5 são os que apresentam maior similaridade entre si e juntos cobrem grande parte das regiões Centro-Oeste, Nordeste e Sudeste, sendo o *cluster* 2 o que tem maior representatividade sobre o país. O *cluster* 5, por sua vez, está predominantemente situado sobre o estado de Rondônia e na região Norte do estado do Amazonas. O *cluster* 1 é o *cluster* que tem *grids* em praticamente

todos os estados do Brasil, apesar de que em nenhum deles esses *grids* estão mais concentrados, à exceção do padrão encontrado no estado do Paraná, região Sul. Os representantes dos *clusters* 3 e 4, por fim, estão majoritariamente na região Norte, tendo sido o *cluster* 4 encontrado ainda no norte do estado de Mato Grosso e em alguns estados da região Nordeste.

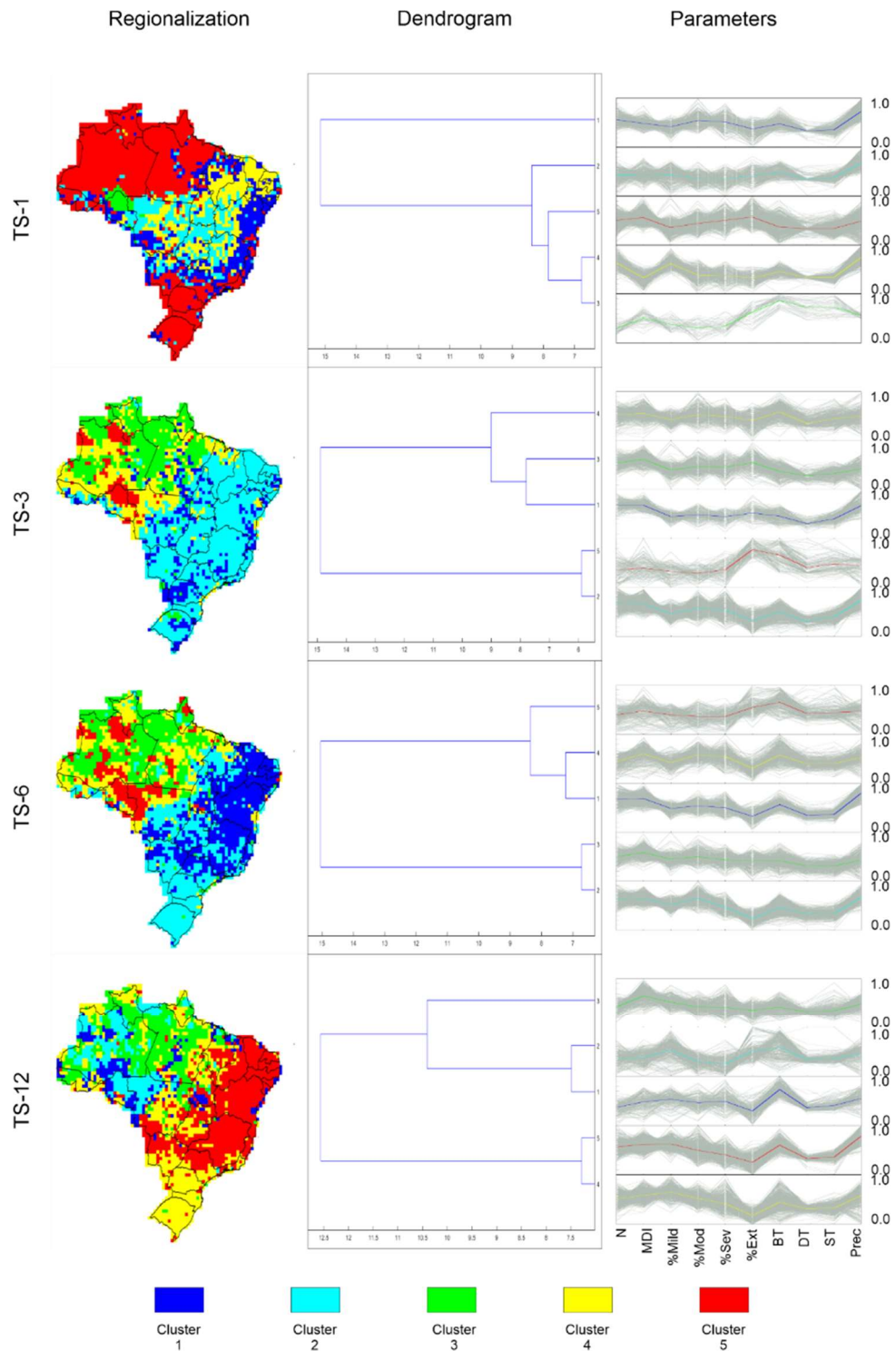


Figura 23 - Distribuição espacial, o dendrograma de relação entre os *clusters* e comportamento dos parâmetros NIFT de cada *cluster*.

Os resultados encontrados a nível semestral diferem um pouco dos encontrados a nível trimestral. Os *grids* também foram divididos em dois grandes *clusters*, sendo um formado pelos *clusters* 2 e 3, e o outro pelos *clusters* 1, 4 e 5. Apesar da região Norte ter sido dividida em mais *clusters*, tal como na análise a nível trimestral, as regiões Centro-Oeste, Nordeste e Sudeste não apresentaram comportamento tão similar entre si. O *cluster* 2 cobriu grande parte da região Sul, o oeste da região Centro-Oeste e o noroeste da região Nordeste, enquanto o *cluster* 3 manteve sua concentração em grande parte dos estados da região Norte. Esses foram os dois *clusters* que apresentaram comportamento mais similar entre si, o que revela um comportamento distinto da análise a nível trimestral. O *cluster* 1 se concentrou na região Nordeste e de maneira especial, nas proximidades do semiárido brasileiro. O *cluster* 4 se espalhou pela região Norte e o *cluster* 5, por sua vez, manteve o mesmo padrão espacial da análise trimestral e se concentrou sobre os estados de Rondônia e na região limítrofe entre os estados do Amazonas e de Roraima.

A distribuição espacial dos *clusters* a nível anual se assemelha aos resultados definidos a nível semestral, embora o nível de similaridade entre os *clusters* aponte para uma semelhança aos resultados encontrados a nível trimestral. A nível anual, os *clusters* 4 e 5 são os grupos mais similares entre si, seguido dos *clusters* 1, 2 e 3. O *cluster* 4 recobre grande parte dos estados da região Centro-Oeste e Sul, apesar de também aparecer ao extremo norte do Brasil. O *cluster* 5, cobre maior parte da região Nordeste e do estado de Minas Gerais, demarcando a zona que teve comportamento mais agressivo em relação ao nível de exposição à ação das secas, tal como a nível semestral (*cluster* 1). O *cluster* 1 está espalhado por várias regiões, mas não se concentrou em nenhuma delas de maneira mais evidente. Já o *cluster* 2 abrangeu grande parte de Rondônia, o noroeste do estado do Mato Grosso e o oeste do Amazonas. Por fim, o *cluster* 3 se concentrou especialmente sobre o estado do Pará e pela região Norte de modo geral.

A Figura 24 mostra a relação de dispersão entre os valores do NIFT e as características dos *grids* sobre o Brasil. Para cada escala temporal, cada figura contempla a dispersão entre os valores NIFT computados (Figura 21) e cada uma das oito características (eixo Y) avaliadas. A partir dessa figura, nota-se que os resultados variam ao considerar as diferentes características e as diferentes escalas temporais, e é esperado que as conclusões auxiliem a compreensão sobre como cada característica pode influenciar o nível de exposição à ação das secas. Inicialmente, a média (Mean Temp) e o coeficiente de variação da temperatura (CV Temp) média do ar foram as duas características avaliadas. Grande parte dos *grids* no Brasil tem temperatura média do ar variando entre 25.5°C e 27.5°C, e coeficiente de variação com valores inferiores a 5%.

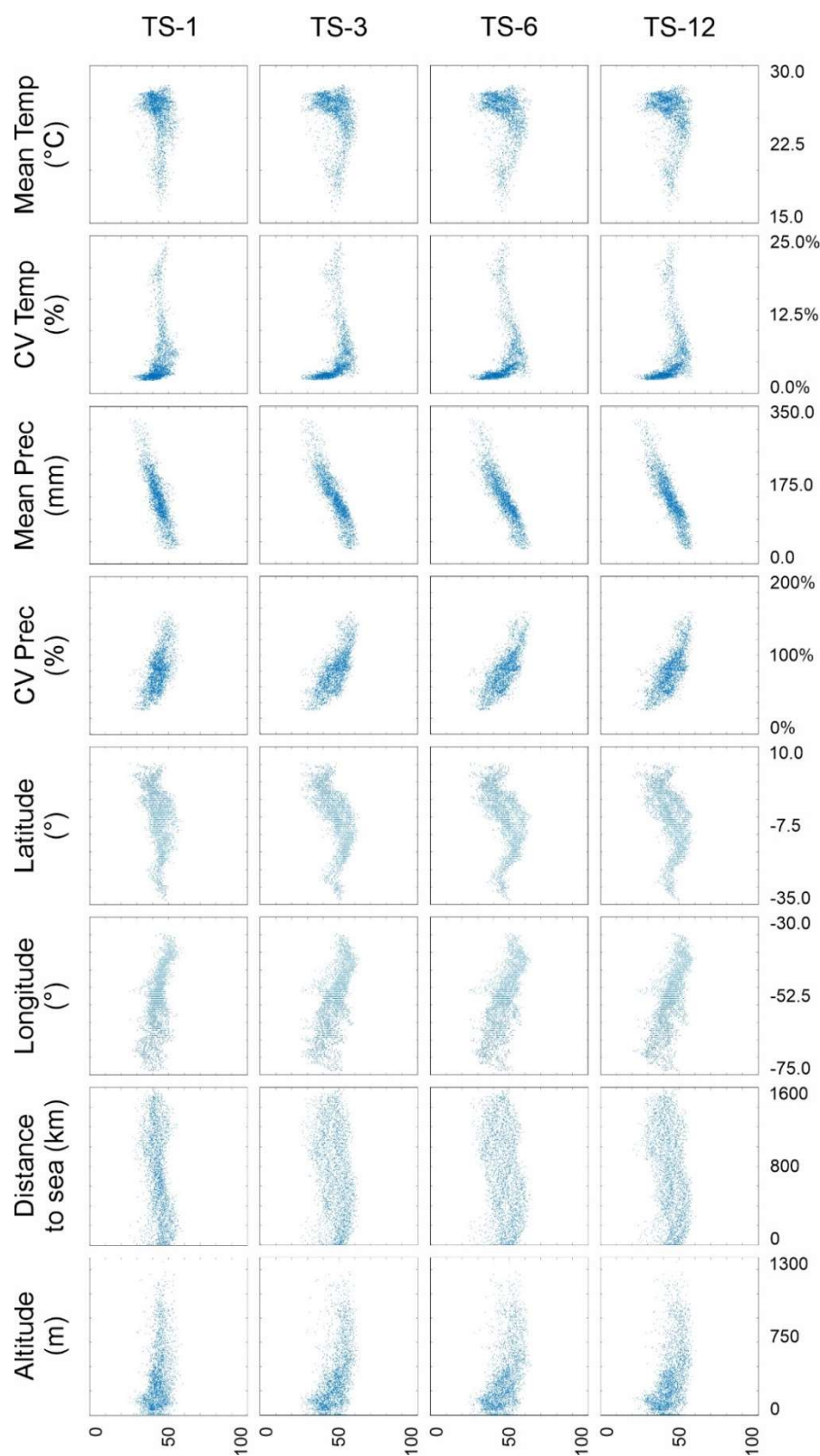


Figura 24 - Relação de dispersão entre os valores do NIFT e as características dos *grids* sobre o Brasil.

Para precipitação mensal média (Mean Prec), maior parte dos valores variam entre 100 e 200mm, e para o coeficiente de variação da precipitação (CV Prec) há maior concentração de

*grids* com valores de 80%. Em função do formato do Brasil, há mais *grids* entre as latitudes de 0°S e 5°S e nas proximidades da longitude de 50°O. Do mesmo modo, para a distância ao mar, não há predomínio relevante de uma determinada margem de valores, já que há uma vasta faixa litorânea e existem *grids* que distam mais dos oceanos Atlântico ou Pacífico. Para a altitude, os valores não indicam a existência de grandes áreas com altitude mediana considerável. Partindo para a análise de dispersão entre as variáveis, destaca-se que para a temperatura média não foi identificada a existência de uma relação linear entre essa característica e o NIFT em nenhuma escala de tempo.

De todo modo, destaca-se que os valores ficaram mais dispersos para as maiores escalas temporais. Além disso, para *grids* com temperaturas mais elevadas, próximas a 25°C, os valores NIFT foram expressivos, especialmente a nível trimestral e semestral, resultado esse que é mais perceptível ao verificar o aumento da projeção da curvatura dos dados dentre a faixa de valores. Em geral, a mesma situação se repete ao avaliar o coeficiente de variação da temperatura média do ar, tal que é possível perceber que nas zonas com baixa variação de temperatura média (entre 2.5% e 5.0%), os valores NIFT foram mais acentuados. Em zonas em que os percentuais foram muito mais baixos, os valores NIFT também foram menores. Para a precipitação média, há uma evidente relação linear com os valores NIFT, tal que quanto maior a precipitação, menor o nível de exposição.

Para tanto, destaca-se a influência da escala temporal nessa relação, tendo em vista que, a nível mensal, a variabilidade da precipitação média não alterou tão expressivamente os valores NIFT como no caso das análises a nível anual. A relação entre os valores de precipitação média e os valores NIFT visivelmente resultam em uma reta com alta inclinação e que relaciona essas variáveis, o que mostra que não há variabilidade nos valores NIFT ainda que os níveis de chuva se alterem muito. A nível trimestral, semestral e anual, por outro lado, a variação da precipitação implica na variação de valores NIFT de maneira mais brusca e a reta passa a ter uma declividade menos acentuada. De maneira inversa ao comportamento da precipitação, o padrão encontrado para o coeficiente de precipitação indica que áreas com precipitação mais variáveis apresentam maiores valores NIFT, e a ordem de grandeza se intensifica para maiores escalas temporais.

Para a latitude, há um certo padrão de dispersão entre as escalas de tempo. Em geral, há formação de uma curva que relaciona as variáveis e essa se acentua em curvatura especialmente ao considerar maiores escalas de tempo. Nas proximidades da latitude de 7.5°S, os valores NIFT são maiores, enquanto que nas regiões ao extremo norte e sul do país os valores NIFT são mais

amenos. Para a longitude, pontua-se a existência de uma certa relação linear entre as variáveis: segundo o gráfico de dispersão, regiões que estão mais próximas ao litoral do Oceano Atlântico apresentaram os maiores valores NIFT, com padrão mais evidente a nível anual. A nível mensal, por outro lado, a reta fictícia que relaciona as variáveis teve declividade bastante elevada, o que indica que os valores NIFT não variam com a mesma proporção que a longitude.

Não foi identificada uma relação linear evidente entre os valores NIFT e a distância dos *grids* até o mar. Nota-se que os valores a nível mensal são mais concentrados na faixa de valores NIFT próximos a 50, enquanto para as outras escalas, os valores estão mais dispersos. Por fim, ao avaliar o comportamento da altitude mediana dos *grids*, nota-se que grande parte das zonas apresentam altitude baixa, próximas a zero, não tendo sido identificada uma relação linear de porte expressiva entre essas variáveis. Conclui-se que os resultados dessa figura são importantes porque podem direcionar outros trabalhos sobre como as características de cada região podem estar relacionadas ao nível exposição à ação das secas. Ainda assim, realça-se que os resultados devem ser avaliados para cada região, já que os dados apresentados nessa pesquisa estão ligados ao conceito de Brasil, país de grande diversidade.

A Figura 25 mostra a variação dos valores de relação  $O$  do teste de Fisher sobre o Brasil. Portanto, cada uma das 32 figuras ( $8$  características  $\times 4$  escalas temporais) é composta por 100 análises combinatórias que relacionam as dez classes de valores de cada característica com as dez classes de valores NIFT. Os valores de  $O$  foram categorizados em seis classes para facilitar o entendimento dos resultados. Os resultados da figura superior esquerda, por exemplo, indicam que, a nível mensal (TS-1), regiões com temperatura média superiores a  $19.5^{\circ}\text{C}$  (linha 4) têm quatro (ou mais) vezes mais chance de terem valores NIFT maiores que 50 (coluna 6) em termos de comparação a regiões com temperatura média inferior a  $19.5^{\circ}\text{C}$ . Valores em branco indicam que o teste de Fisher não foi significativo ( $p > 0.05$ ). Esses resultados são muito interessantes já que indicam se há relação entre os valores NIFT e as características que estão sendo avaliadas, bem como qual é o nível de associação entre essas variáveis.

Para a temperatura média do ar (Mean Temp), *grids* com temperatura altas ( $> 27.0^{\circ}\text{C}$ ) têm menos chance de ter valores NIFT mais elevados do que zonas mais frias. Os valores de  $O$  indicam que a probabilidade é entre duas e quatro vezes inferior, especialmente em regiões com temperaturas maiores que  $27.0^{\circ}\text{C}$ . A nível trimestral e semestral, áreas com temperatura maior do que  $25.5^{\circ}\text{C}$  têm menor probabilidade de terem valores NIFT superiores a 60. Por outro lado, regiões em que a temperatura é superior a  $21.0^{\circ}\text{C}$  têm probabilidade maior de terem valores do

NIFT superiores a 50. De certo modo, esse resultado pode estar relacionado ao padrão da região Norte, onde as temperaturas são as mais altas do país e os valores NIFT são, em maioria, baixos.

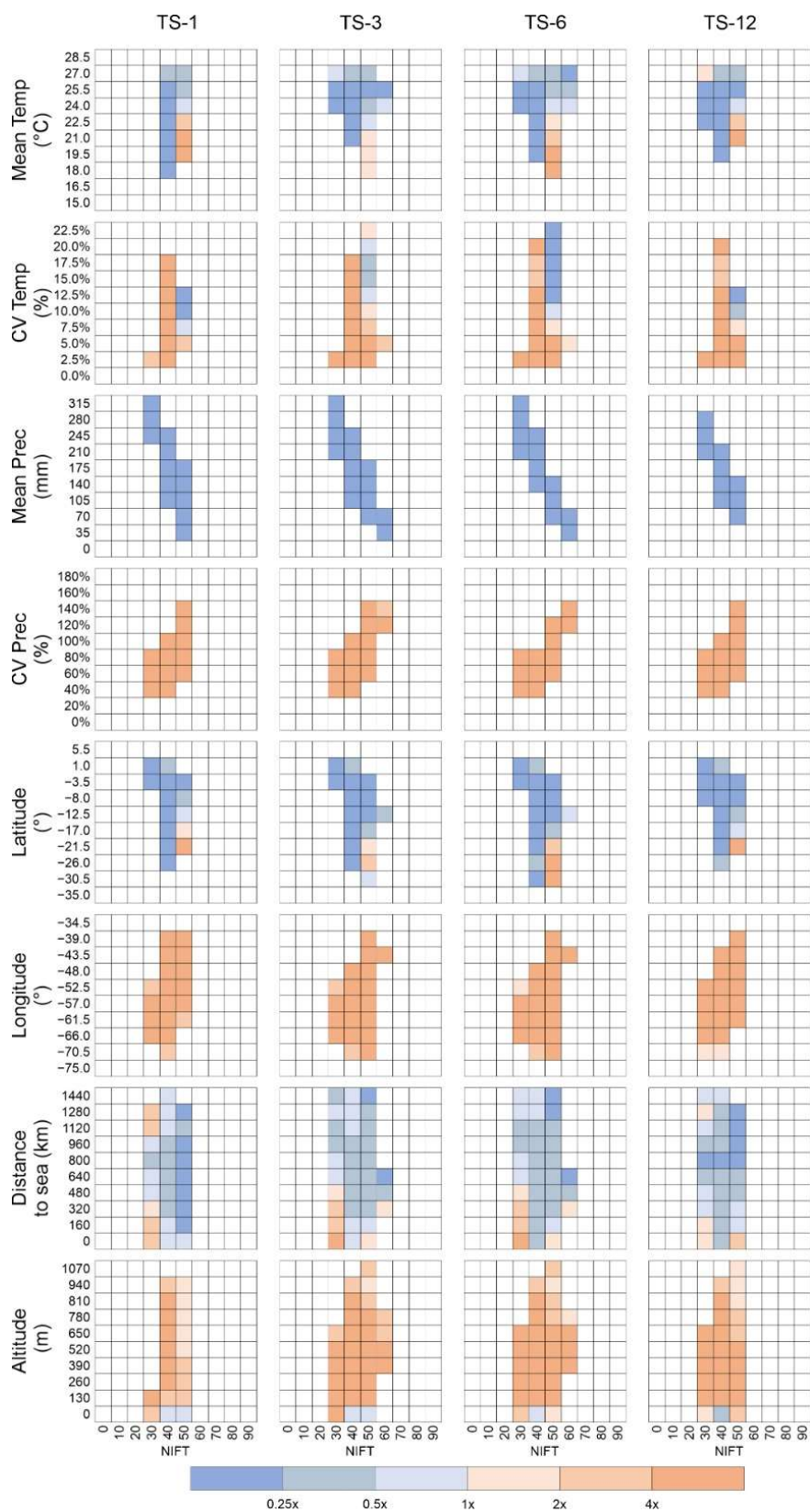


Figura 25 - Variação dos valores de relação  $O$  do teste de Fisher sobre o Brasil.

Em relação ao coeficiente de variação da temperatura (CV Temp), é possível perceber que as regiões que com variabilidade térmica menor possuem maior probabilidade de ter valores NIFT elevados em comparação a regiões com padrão de temperatura uniforme. De todo modo, diferentemente do que foi obtido para a temperatura média do ar, os resultados mais relevantes são aqueles que tomam como base o valor de NIFT igual a 40, que é um valor não tão saliente. Para tanto, os resultados obtidos podem estar relacionados à variabilidade térmica do Sul, onde os coeficientes de variação atingem seus máximos índices, apesar de que os valores NIFT sejam relativamente baixos. Os resultados a nível trimestral, semestral e anual revelam que zonas com coeficiente maior do que 2.5% e 5.0% têm mais de quatro vezes de chance de terem altos valores NIFT (>50).

Em relação à precipitação média (Mean Prec), fica claro que regiões mais chuvosas têm menos chance de ter valores NIFT altos. A exceção dos resultados a nível anual, *grids* que têm precipitação mensal média superior a 35mm tem até quatro vezes menos chance de ter valores NIFT > 50, comportamento que se estendeu para outras combinações. De maneira específica, a nível trimestral e semestral, regiões com precipitação superior a 35mm e 70mm mantiveram o mesmo padrão e apresentam menos de um quarto de chance de terem valores NIFT superiores a 60. Para o coeficiente de variação da precipitação (CV Prec) os resultados indicam que para todas as escalas temporais, áreas que têm coeficiente maiores do que 60%, 80%, 100% e 120% apresentam probabilidade superior a quatro vezes de terem valores NIFT > 50.

A nível trimestral e semestral, esse comportamento se manteve, mas a faixa de valores diminuiu, pois os resultados mais relevantes foram identificados para áreas com coeficiente de variação superiores a 120% e 140%. Os resultados obtidos para latitude (Lat) e longitude (Long) se diferenciaram: os valores *O* variaram ao avaliar a latitude, enquanto que para a longitude, os valores *O* sempre foram superiores a um. Para latitude, todas as regiões que estavam acima de latitude 21.5°S apresentam maior chance de ter valores NIFT > 50, tendo a magnitude variado dentre as escalas temporais, i.e.,  $O > 4\times$  a nível mensal e anual,  $2\times > O > 4\times$  a nível semestral e  $1\times > O > 2\times$  a nível trimestral. Em relação à longitude, os resultados entre as escalas temporais são similares e inconclusivos, apesar de ser interessante destacar que *grids* que estão à leste da linha longitudinal de 43.5°O tiveram alta chance de terem valores NIFT superiores a 60 a nível trimestral e semestral.

Os resultados que relacionam os valores NIFT e a distância até o mar (Distance to sea) indicam que regiões mais distantes do mar tendem a ter menores valores *O* ao considerar valores



NIFT > 50. A nível trimestral e semestral, *grids* com distância superior a 1440km apresentam quatro vezes menos chance de ter valores NIFT > 50. Ainda para essas duas escalas temporais, nota-se que para *grids* que distam mais de 320km do mar, a chance é de até duas vezes de que valores NIFT sejam maiores que 60 em relação a regiões mais próximas. Para a altitude mediana (Altitude) os resultados indicam que regiões mais altas tendem a apresentar valores de *O* mais baixos. Já zonas com altitude superior a 1070m tem até duas vezes mais chances de ter valores NIFT > 50 a nível mensal e trimestral, entretanto, caso os valores limiares diminuam, os valores de *O* só tendem a aumentar.

## 6. CONCLUSÕES

A partir deste trabalho, foi possível desenvolver um índice para quantificar o nível de exposição à ação das secas meteorológicas em múltiplas escalas temporais tomando como base o *Standardized Precipitation Index* sobre o Brasil utilizando dados de precipitação do GPCC ao longo de 50 anos (1970–2020). Em relação à variabilidade espaço-temporal da precipitação, é possível observar que a região Norte é a região mais chuvosa do país, as regiões Centro-Oeste e Sudeste apresentam níveis pluviométricos intermediários a escala nacional, enquanto a região Nordeste é a região mais seca do Brasil. A variabilidade espaço-temporal dos eventos de seca mostra que o número de eventos é maior em escalas temporais menores, enquanto a duração e a severidade dos eventos tendem a ser maiores em escalas temporais maiores. Para a intensidade média, a ordem de grandeza dos valores se manteve dentre as escalas de tempo, tal que a região Norte do Brasil e o litoral da região Sudeste e Sul foram as zonas com os eventos mais intensos, enquanto no noroeste do país os eventos foram menos intensos.

Ainda a respeito da análise dos eventos de seca, os resultados indicam que na década de 2010 houve o maior percentual de eventos secos dos últimos 50 anos, tendo esses percentuais atingido valores de 70% nas regiões Nordeste e Sudeste. De modo geral, os eventos secos foram menos frequentes na maior parte da região Centro-Oeste e Norte, com exceção de algumas áreas específicas, enquanto as regiões Nordeste e Sudeste tiveram percentuais expressivos de eventos secos em várias décadas. Os resultados mostram que, à exceção do padrão encontrado na região Sul, os eventos de secas tendem a ser mais numerosos, duradouros, severos e intensos ao longo dos anos, bem como também há indícios de que houve aumento na frequência de eventos secos em todas as escalas de tempo na maioria das regiões do Brasil.

Ao avaliar o comportamento espaço-temporal dos parâmetros escolhidos para compor o NIFT, nota-se que os resultados apresentaram elevada variabilidade. Os parâmetros que estão ligados à quantidade e intensidade dos eventos de seca (i.e., ao grupo G1) mostram que a região Sudeste foi a que apresentou maior nível de exposição em relação à essas características, e isso se deu de modo mais marcante a nível trimestral e semestral. Já para os percentuais de eventos secos, os resultados mantiveram um padrão similar na distribuição espacial dos valores, porém a magnitude varia de acordo com a escala temporal. Os percentuais de eventos extremamente secos, que são os mais representativos do G2, indicam que a região Norte e em especial o estado de Rondônia, foram as zonas com padrões mais alarmantes. Os parâmetros ligados ao conceito de tendências das séries de secas revelam que a região próxima ao estado de Rondônia foi a que teve as declividades mais acentuadas em relação ao comportamento, duração e severidade das secas. A região Norte teve valores relevantes, assim como parte das regiões Nordeste, Sudeste e norte do estado de Mato Grosso, enquanto a região Sul apresentou os valores mais baixos.

As análises que relacionam as características de cada *grid* com os valores NIFT mostram que existem alguns parâmetros que se relacionam de modo mais evidente com os resultados do NIFT que outros. Precipitação média, coeficiente de variação da precipitação média e longitude foram três das características em que há uma relação linear mais clara. Para essas três situações, regiões menos chuvosas, com maior variabilidade da precipitação e localizadas mais à leste do Brasil tendem a apresentar maiores valores NIFT. Regiões com temperatura intermediária, com baixa variabilidade térmica e próximas ao Trópico de Câncer foram caracterizadas como zonas em que há maior chance de ter valores NIFT mais elevados. Em contrapartida, regiões que estão muito distantes do mar e de altitude elevada têm menor probabilidade de serem expostas à ação das secas.

Os resultados das análises de *clusters* hierárquicas indicam que existem diferentes zonas homogêneas sobre o Brasil e essas variam a depender da escala: a nível mensal, a porção central e o litoral do Brasil se comportam de maneira singular em relação ao restante do país. A nível trimestral, semestral e anual, pode-se considerar que o país foi dividido em dois grandes *clusters*, mas esses se relacionam distintamente. A nível trimestral, o padrão da região Norte difere do das regiões Centro-Oeste, Nordeste, Sudeste e Sul. A nível semestral há distinção entre o padrão das proximidades do semiárido brasileiro e das zonas próximas ao estado de Rondônia com as demais regiões do Brasil, e.g., as regiões Centro-Oeste e Sul. A nível anual, as regiões Centro-Oeste, Nordeste e Sudeste apresentam comportamento específico em relação a região Norte, tal como na análise trimestral.

A partir da distribuição espacial do índice NIFT, foi possível identificar quais foram as zonas mais e menos expostas à ação das secas meteorológicas sobre o Brasil. De certo modo, os resultados sugerem que é preciso compreender que é a compensação entre os parâmetros que determina qual região foi mais ou menos exposta à ação das secas meteorológicas e como cada parâmetro é mais ou menos importante para a composição do índice na região. Os valores NIFT a nível mensal foram menos protuberantes se comparados às demais escalas de tempo, enquanto os valores a nível trimestral e semestral foram mais expressivos e indicam nível de exposição superior. Para as análises regionais, os resultados indicam que as regiões Sul e especialmente Norte são as áreas que apresentam os menores valores NIFT no Brasil, as regiões Centro-Oeste e Sudeste apresentam valores mais elevados e a região Nordeste é a região do país em que os valores NIFT foram mais altos em quaisquer das escalas temporais avaliadas.

## 7. RECOMENDAÇÕES

Apesar dos excelentes resultados desta pesquisa, é preciso pontuar que algumas lacunas ainda devem ser preenchidas a fim de que o entendimento sobre o comportamento das secas e de suas consequências seja mais completo. Para tanto, uma das primeiras recomendações deste trabalho é avaliar como diferentes índices de seca e outros produtos de precipitação influenciam os resultados do NIFT sobre a região. Quanto à escolha do índice de seca base, é fato que o SPI é um dos mais utilizados para monitorar as secas em múltiplas escalas de tempo, mas, por outro lado, utilizar índices que consideram outras variáveis meteorológicas, como é o caso do SPEI, poderá ampliar o entendimento desses desastres sob outras perspectivas. Em suma, a pergunta a ser respondida a partir dessa sugestão é: será que os resultados seriam os mesmos ao tomar o SPEI como índice de seca base para o cálculo do NIFT?

Da maneira análoga e considerando a diversidade de produtos de precipitação existentes atualmente, é válido pontuar que a base de dados do GPCC é uma das mais completas e robustas a nível mundial. Entretanto, com o advento da tecnologia, diferentes produtos de precipitação com escalas espaço-temporais mais refinadas e janelas temporais mais amplas são regularmente desenvolvidos. Por isso, avaliar como os resultados e conclusões relativas ao NIFT, gerados a partir de outras bases de dados, diferem dos resultados desse estudo é considerada uma sugestão válida para ampliar o entendimento a respeito desses desastres. A nova pergunta que se pretende responder é: será que os resultados dessa pesquisa seriam os mesmos ao tomar outras bases de dados de precipitação, em formato de *grid* ou pontuais, como base de referência?

Em relação à formulação do NIFT de modo propriamente dito, sugere-se que trabalhos futuros avaliem a influência de outros parâmetros de eventos de seca que não foram utilizados nessa fase da pesquisa. No geral, nossa intenção é de que novos dados possam ser incorporados na metodologia de cálculo do NIFT, deixando-o cada vez mais completo. Sugere-se também a avaliação e o emprego de outras técnicas para definição dos pesos dos parâmetros, a citar por exemplo o uso de redes neurais artificiais, a fim de otimizar os resultados do NIFT em diferentes regiões. Por fim, ao combinar os resultados do índice NIFT, que estão relacionados ao conceito de exposição à ação das secas, com outros indicadores como PIB, por exemplo, relacionados à capacidade adaptativa à ação das secas, podem fomentar pesquisas futuras e importantes ligadas ao conceito de vulnerabilidade aos efeitos das secas meteorológicas, o que garantirá auxílio aos tomadores de decisão de diferentes partes do mundo.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abramowitz M. e Stegun I. Handbook of mathematical functions with formulas, graphs, and mathematical table. New York: Dover, 1965.
- Adnan S., Ullah K., Shuanglin L., Gao S., Khan A.H. e Mahmood R. 2017. Comparison of various drought indices to monitor drought status in Pakistan. *Climate Dynamics*, **51**(5-6), 1885–1899. doi: 10.1007/s00382-017-3987-0
- Alvares C.A., Stape J.L., Sentelhas P.C., de Moraes Gonçalves J.L. e Sparovek G. 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, **22**(6), 711–728. doi: 10.1127/0941-2948/2013/0507
- Awange J.L., Mpelasoka F. e Goncalves R.M. 2016. When every drop counts: Analysis of Droughts in Brazil for the 1901-2013 period. *Science of The Total Environment*, **566-567**, 1472–1488. doi: 10.1016/j.scitotenv.2016.06.031
- Becker A., Finger P., Meyer-Christoffer A., Rudolf B., Schamm K., Schneider U. e Ziese M. 2013. A description of the global land-surface precipitation data products of the Global Precipitation Climatology Centre with sample applications including centennial (trend) analysis from 1901–present. *Earth System Science Data*, **5**(1), 71–99. doi:10.5194/essd-5-71-2013
- Bhattacharyya S. e Sreelesh S. 2021. Assessments of multiple gridded-rainfall datasets for characterizing the precipitation concentration index and its trends in India. *International Journal of Climatology*, **42**(5), 3147–3172. doi: 10.1002/joc.7412
- Bhattacharyya S., Sreelesh S. e King A. 2022. Characteristics of extreme rainfall in different gridded datasets over India during 1983–2015. *Atmospheric Research*, **267**, 105930. doi: 10.1016/j.atmosres.2021.105930
- Botai C.M., Botai J.O., Wit J.P., Ncongwane K.P. e Adeola A.M. 2017. Drought characteristics over the Western Cape Province, South Africa. *Water*, **9**(11), 876–891. doi: 10.3390/w9110876
- Bougara H., Hamed K.B., Borgemeister C., Tischbein B. e Kumar N. 2021. A comparative assessment of meteorological drought in the Tafna basin, Northwestern Algeria. *Journal of Water and Land Development*, **51**, 78–93. doi: 10.24425/jwld.2021.139018
- Brasil Neto, R.M. Avaliação da seca e de suas características sobre o estado da Paraíba utilizando dados TRMM e de pluviômetros (1998-2017). Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental) – Universidade de Federal da Paraíba. João Pessoa, p. 189. 2020.

- Brasil Neto R.M., Santos C.A.G., Da Silva R.M., Dos Santos C.A.C., Liu Z. e Quinn N.W. 2021a. Geospatial *cluster* analysis of the state, duration and severity of drought over Paraíba State, northeastern Brazil. *Science of the Total Environment*, **799**, 149492. doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.149492
- Brasil Neto R.M., Santos C.A.G., Nascimento T.V.M., Silva R.M. e Santos C.A.C. 2020. Evaluation of the TRMM Product for Monitoring Drought over Paraíba State, Northeastern Brazil: A Statistical Analysis. *Remote Sensing*, **12**(14), 2184. doi: 10.3390/rs12142184
- Brasil Neto R.M., Santos C.A.G., Silva J.F.C.B.d.C., Silva R.M., Santos C.A.C. e Mishra M. 2021b. Evaluation of the TRMM product for monitoring drought over Paraíba State, northeastern Brazil: a trend analysis. *Scientific Reports*, **11**, 1097. doi: 10.1038/s41598-020-80026-5
- Brasil Neto R.M., Santos C.A.G., Silva R.M. e Dos Santos C.A.C. 2022. Evaluation of TRMM satellite dataset for monitoring meteorological drought in northeastern Brazil. *Hydrological Sciences Journal*, **67**(14), 2100–2120. doi: 10.1080/02626667.2022.2130333
- Brito C.S., Silva R.M., Santos C.A.G., Brasil Neto R.M. e Coelho V.H.R. 2021. Monitoring meteorological drought in a semiarid region using two long-term satellite-estimated rainfall datasets: A case study of the Piranhas River basin, northeastern Brazil. *Atmospheric Research*, **250**, 105380. doi: 10.1016/j.atmosres.2020.105380
- Byakatonda J., Parida B.P., Moalafhi D.B. e Kenabatho P.K. 2018. Analysis of long-term drought severity characteristics and trends across semiarid Botswana using two drought indices. *Atmospheric Research*, **213**, 492–508. doi: 10.1016/j.atmosres.2018.07.002
- Caloiero T. 2017. Drought analysis in New Zealand using the Standardized Precipitation Index. *Environmental Earth Sciences*, **76**(16), 569–581. doi: 10.1007/s12665-017-6909-x
- Caloiero T., Veltri S., Caloiero P. e Frustaci F. 2018. Drought analysis in Europe and in the Mediterranean basin using the Standardized Precipitation Index. *Water*, **10**(8), 1043–1055. doi: 10.3390/w10081043
- Cao Y., Zhang W. e Wang W. 2018. Evaluation of TRMM 3B43 data over the Yangtze River Delta of China. *Scientific Reports*, **8**(1), 5290–5301. doi: 10.1038/s41598-018-23603-z

- Carrão H., Naumann G. e Barbosa P. 2016. Mapping global patterns of drought risk: An empirical framework based on sub-national estimates of hazard, exposure and vulnerability. *Global Environmental Change*, **39**, 108–124. doi: 10.1016/j.gloenvcha.2016.04.012
- Carvalho L.M.V. 2019. Assessing precipitation trends in the Americas with historical data: A review. *WIREs Climate Change*, **11**, 627. doi: 10.1002/wcc.627
- Costa R.L., Barros Gomes H., Cavalcante Pinto D.D., da Rocha Júnior R.L., dos Santos Silva F.D., Barros Gomes H., Lemos da Silva M.C. e Luís Herdies D. 2021. Gap Filling and Quality Control Applied to Meteorological Variables Measured in the Northeast Region of Brazil. *Atmosphere*, **12**, 1278. doi: 10.3390/atmos12101278
- Coughlan M.J. 1987. Monitoring drought in Australia. In: Planning for drought: toward a reduction of societal vulnerability. West View, Boulder, pp 131–144.
- Cunha A.P.M.A., Tomasella J., Ribeiro-Neto G.G., Brown M., Garcia S.R., Brito S.B. e Carvalho M.A. 2018. Changes in the spatial–temporal patterns of droughts in the Brazilian Northeast. *Atmospheric Science Letters*, **19**(10), 855–862. doi: 10.1002/asl.855
- Curtarelli M.P., Renno C.D. e Alcantara E.H. 2014. Evaluation of the Tropical Rainfall Measuring Mission 3B43 product over an inland area in Brazil and the effects of satellite boost on rainfall estimates. *Journal of Applied Remote Sensing*, **8**(14), 1–14. doi: 10.1117/1.JRS.8.083589
- Dahri Z.H., Ludwig F., Moors E., Ahmad E., Ahmad B., Shoaib M., Ali I., Iqbal M.S., Pomee M.S., Mangrio A.G., Ahmad M.M. e Kabat P. 2021. Spatio-temporal evaluation of gridded precipitation products for the high-altitude Indus basin. *International Journal of Climatology*, **41**, 4283–4306. doi: 10.1002/joc.7073
- Dashtpagerdi M.M., Kousari M.R., Vagharfard H., Ghonchepour D., Hosseini M.E. e Ahani H. 2018. An investigation of drought magnitude trend during 1975–2005 in arid and semi-arid regions of Iran. *Environmental Earth Sciences*, **73**(3), 1231–1244. doi: 10.1007/s12665-014-3477-1
- Degefu M.A., Bewket W. e Amha Y. 2022. Evaluating performance of 20 global and quasi-global precipitation products in representing drought events in Ethiopia I: Visual and correlation analysis. *Weather and Climate Extremes*, **35**, 100416. doi: 10.1016/j.wace.2022.100416

- Dogan S., Berkday A. e Singh V.P. 2012. Comparison of multi-monthly rainfall-based drought severity indices, with application to semiarid Konya closed basin, Turkey. *Journal of Hydrology*, **470**, 255–268. doi: 10.1016/j.jhydrol.2012.09.003
- Edwards D.C. e McKee T.B. 1997. Characteristics of 20th Century Drought in the United States at Multiple Time Scales. Climatology Report 97-2, Department of Atmospheric Science, Colorado State University, Fort Collins.
- Elhoussaoui A., Zaagane M. e Benaabidate L. 2021. Comparison of various drought indices for assessing drought status of the Northern Mekerra watershed, Northwest of Algeria. *Arabian Journal of Geosciences*, **14**, 915. doi: 10.1007/s12517-021-07269-y
- Farhangi M., Kholghi M. e Chavoshian S.A. 2016. Rainfall Trend Analysis of Hydrological Subbasins in Western Iran. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, **142**(10), 1–11. doi: 10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0001040
- Gadelha A.N., Coelho V.H.R., Xavier A.C., Barbosa L.R., Melo D.C.D., Xuan Y., Huffman G.J., Petersen W.A. e Almeida C.D.N. 2019. Grid box-level evaluation of IMERG over Brazil at various space and time scales. *Atmospheric Research*, **218**, 231–244. doi: 10.1016/j.atmosres.2018.12.001
- Gallopín G.C. 2006. Linkages between vulnerability, resilience, and adaptive capacity *Global Environmental Change*, **16**(3), 293–303. doi: 10.1016/j.gloenvcha.2006.02.004
- Gao B. 1996. NDWI: A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, **58**(3), 257–266. doi: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3
- Ghosh K.P. 2018. Spatial and temporal appraisal of drought jeopardy over the Gangetic West Bengal, eastern India. *Geoenvironmental Disasters*, **6**(1), 1–21. doi: 10.1186/s40677-018-0117-1
- Golian S., Javadian M. e Behrangi A. 2019. On the use of satellite, gauge, and reanalysis precipitation products for drought studies. *Environmental Research Letters*, **14**(7), 075005. doi: 10.1088/1748-9326/ab2203
- GPCC, Global Precipitation Climatology Centre – Deutscher Wetterdienst Services. 2023. Disponível: <https://www.dwd.de/EN/ourservices/gpcc/gpcc.html>. Acesso em: abr. de 2023.



- Gulizia C. e Camilloni I. 2016. A spatio-temporal comparative study of the representation of precipitation over South America derived by three gridded data sets. *International Journal of Climatology*, **36**, 1549–1559. doi: 10.1002/joc.4416
- Guo H., Bao A., Liu T., Chen S. e Ndayisaba F. 2016. Evaluation of PERSIANN-CDR for Meteorological Drought Monitoring over China. *Remote Sensing*, **8**(5), 379–393. doi: 10.3390/rs8050379
- Guo H., Bao A., Liu T., Jiapaer G., Ndayisaba F., Jiang L., Kurban A. e De Maeyer P. 2018a. Spatial and temporal characteristics of droughts in Central Asia during 1966–2015. *Science of the Total Environment*, **624**, 1523–1538. doi: 10.1016/j.scitotenv.2017.12.120
- Guo H., Bao A., Ndayisaba F., Liu T., Jiapaer G., El-Tantawi A.M. e De Maeyer P. 2018b. Space-time characterization of drought events and their impacts on vegetation in Central Asia. *Journal of Hydrology*, **564**, 1165–1178. doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.07.081
- Haboudane D., Miller J.R., Pattey E., Zarco-Tejada P.J. e Strachan I.B. 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, **90**(3), 337–352. doi: 10.1016/j.rse.2003.12.013
- Haied N., Foufou A., Chaab S., Azlaoui M., Khadri S., Benzahia K. e Benzahia I. 2017. Drought assessment and monitoring using meteorological indices in a semi-arid region. *Energy Procedia*, **119**, 518–529. doi: 10.1016/j.egypro.2017.07.064
- Hao Z. e AghaKouchak A. 2013. Multivariate Standardized Drought Index: a parametric multi-index model. *Advances in Water Resources*, **57**, 12–18. doi: 10.1016/j.advwatres.2013.03.009
- Harris I., Osborn T.J., Jones P. e Lister D. 2020. Version 4 of the CRU TS monthly high-resolution gridded multivariate climate dataset. *Scientific Data*, **7**(109). doi: 10.1038/s41597-020-0453-3
- Heim R.R. 2002. A review of twentieth-century drought indices used in the United States. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **83**, 1149–1165. doi:10.1175/1520-0477(2002)083<1149:AROTDI>2.3.CO;2
- Henry A.J. 1906. Climatology of the United States, Bulletin Q. U.S. Weather Bureau Bulletin. 361, Washington, DC, pp. 51–58.

IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2023. Estimativas da população residente no Brasil e Unidades da Federação com data de referência em 1º de julho de 2021. Disponível: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao.html>. Acesso em: fev. de 2023.

Ionita M., Scholz P. e Chelcea S. 2016. Assessment of droughts in Romania using the Standardized Precipitation Index. *Natural Hazards*, **81**(3), 1483–1498. doi: 10.1007/s11069-015-2141-8

IPCC. 2007. Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, M.L. Parry, O.F. Canziani, J.P. Palutikof, P.J. van der Linden and C.E. Hanson, Eds., Cambridge University Press, Cambridge, UK, 976pp.

IPCC. 2014. Central and South America. In: Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part B: Regional Aspects. In: Barros VR *et al.* (Eds), Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, p. 1499-1566.

Irannezhad M. e Liu J. 2022. Evaluation of six gauge-based gridded climate products for analyzing long-term historical precipitation patterns across the Lancang-Mekong River Basin. *Geography and Sustainability*, **3**, 85–103. doi: 10.1016/j.geosus.2022.03.002

Jesús A., Breña-Naranjo J.A., Pedrozo-Acuña A. e Yamanaka V.H.A. 2016. The Use of TRMM 3B42 Product for Drought Monitoring in Mexico. *Water*, **8**(8), 325–342. doi: 10.3390/w8080325

Júnior W.S., Baldwin C., Camkin J., Fidelman P., Silva O., Neto S. e Smith T.F. 2016. Water: Drought, Crisis and Governance in Australia and Brazil. *Water*, **8**(11), 493–513. doi: 10.3390/w8110493

Kao S.C. e Govindaraju R.S. 2010. A copula-based joint deficit index for droughts. *Journal of Hydrology*, **380**(1-2), 121–134. doi: 10.1016/j.jhydrol.2009.10.029

Katiraie-Boroujerdy P., Rahnamay Naeini M., Akbari Asanjan A., Chavoshian A., Hsu K. e Sorooshian S. 2020. Bias correction of satellite-based precipitation estimations using Quantile mapping approach in different climate regions of Iran. *Remote Sensing*, **12**(13), 2102. doi: 10.3390/rs12132102

- Keller Filho T., Assad E.D. e Lima P.R.S.R. 2005. Regiões pluviometricamente homogêneas no Brasil. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, **40**(4), 311–322. doi: 10.1590/S0100-204X2005000400001
- Kenabatho P.K., McIntyre N.R., Chandler R.E. e Wheeler H.S. 2012. Stochastic simulation of rainfall in the semi-arid Limpopo basin, Botswana. *International Journal of Climatology*, **32**(7), 1113–1127. doi:10.1002/joc.2323
- Kendall M.G. e Stuart A. 1977. The advanced theory of statistics. High Wycombe, London, 676 p.
- Kharyutkina E., Loginov S., Martynova Y. e Sudakov I. 2022. Time Series Analysis of Atmospheric Precipitation Characteristics in Western Siberia for 1979–2018 across Different Datasets. *Atmosphere*, **13**, 189. doi: 10.3390/atmos13020189
- Kidd C. e Huffman G. 2011. Global precipitation measurement. *Meteorological Applications*, **18**(3), 334–353. doi: 10.1002/met.284
- Kidd C., Becker A., Huffman G.J., Muller C.L., Joe P., Skofronick-Jackson G. and Kirschbaum D.B. 2017. So, How Much of the Earth's Surface Is Covered by Rain Gauges? *Bulletin of the American Meteorological Society*, **98**(1), 69–78. doi: 10.1175/BAMS-D-14-00283.1
- Kiem A.S., Johnson F., Westra, S., Van Djik A., Evans J.P., O'Donnell A., Rouillard A., Barr C., Tyler J., Thyer M., Jakob D., Woldemeskel F., Sivakumar B. e Mehrotra R. 2016. Natural hazards in Australia: droughts. *Climatic Change*, **139**(1), 37–54. doi: 10.1007/s10584-016-1798-7
- Kogan F.N. 1995. Droughts of the late 1980s in the United States as derived from NOAA polar-orbiting satellite data. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **76**(5), 655–668. doi: 10.1175/1520-0477(1995)076<0655:DOTLIT>2.0.CO;2
- Kolmogorov A.N. 1933. Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione. *Giornale dell'Istituto Italiano degli Attuari*, **4**, 83–91.
- Li F., Li H., Lu W., Zhang G. e Kim J.-C. 2020. Meteorological drought monitoring in Northeastern China using multiple indices. *Water*, **11**(1), 72–88. doi: 10.3390/w11010072
- Li X., Zhang Q. e Ye X. 2013. Dry/wet conditions monitoring based on TRMM rainfall data and its reliability validation over Poyang Lake basin, China. *Water*, **5**(4), 1848–1864. doi: 10.3390/w5041848

- Lilliefors H.W. 1967. On the Kolmogorov-Smirnov test for normality with mean and variance unknown. *Journal of the American Statistical Association*, **62**(318), 399–402. doi: 10.1080/01621459.1967.10482916
- Liu X., Zhu X., Pan Y., Li S., Liu Y. e Ma Yuqi. 2016. Agricultural drought monitoring: Progress, challenges, and prospects. *Journal of Geographical Sciences*, **26**(6), 750–767. doi: 10.1007/s11442-016-1297-9
- Lyra G.B., Oliveira-Júnior J.F. e Zeri M. 2014. Cluster analysis applied to the spatial and temporal variability of monthly rainfall in Alagoas state, Northeast of Brazil. *International Journal of Climatology*, **34**(13), 3546–3558. doi: 10.1002/joc.3926
- Mahmoudi P., Rigi A. e Kamak M.M. 2019. A comparative study of precipitation-based drought indices with the aim of selecting the best index for drought monitoring in Iran. *Theoretical and Applied Climatology*, **137**(3-4), 3123–3138. doi: 10.1007/s00704-019-02778-z
- Marengo J.A., Galdos M.V., Challinor A., Cunha A.P., Marin F.R., Vianna M.d.S., Alvala R.C.S., Alves L.M., Moraes O.L. e Bender F. 2022. Drought in Northeast Brazil: A review of agricultural and policy adaptation options for food security. *Climate Resilience and Sustainability*, **1**, e17. doi: 10.1002/cli2.17
- McKee T.B., Doesken N.J. e Kleist J. 1993. The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales. *Proceedings of the Eighth Conference on Applied Climatology*, American Meteorological Society, pp. 179-184.
- Mega N. e Medjerab A. 2021. Statistical comparison between the standardized precipitation index and the standardized precipitation drought index. *Modeling Earth Systems and Environment*, **7**, 373–388. doi: 10.1007/s40808-021-01098-4
- Merino A., López L., Hermida L., Sánchez J.L., García-Ortega E., Gascón E. e Fernández-González S. 2015. Identification of drought phases in a 110-year record from Western Mediterranean basin: Trends, anomalies and periodicity analysis for Iberian Peninsula. *Global and Planetary Change*, **133**(1), 96–108. doi: 10.1016/j.gloplacha.2015.08.007
- Mhanna M. e Bauwens W. 2012. A stochastic space-time model for the generation of daily rainfall in the Gaza Strip. *International Journal of Climatology*, **32**(7), 1098–1112. doi: 10.1002/joc.2305

- Mishra A.K. e Singh V.P. 2010. A review of drought concepts. *Journal of Hydrology*, **391**(1-2), 202–216. doi: 10.1016/j.jhydrol.2010.07.012
- MMA, 2017. Índice de vulnerabilidade aos desastres naturais relacionados às secas no contexto da mudança do clima / Ministério do Meio Ambiente, Ministério da Integração Nacional, WWF-Brasil. – Brasília, DF: MMA, 2017.
- Morid S., Smakhtin V. e Moghaddasi M. 2006. Comparison of seven meteorological indices for drought monitoring in Iran. *International Journal of Climatology*, **26**(7), 971–985. doi: 10.1002/joc.1264
- Muhammad W., Yang H., Lei H., Muhammad A. e Yang D. 2018. Improving the regional applicability of satellite precipitation products by ensemble algorithm. *Remote Sensing*, **10**(4), 577. doi: 10.3390/rs10040577
- Mukherjee S., Mishra A. e Trenberth K.E. 2018. Climate Change and Drought: A Perspective on Drought Indices. *Current Climate Change Reports*, **4**(2), 145–163. doi: 10.1007/s40641-018-0098-x
- Nassaj B.N., Zohrabi N., Shahbazi A.N. e Fathian H. 2022. Evaluating the performance of eight global gridded precipitation datasets across Iran. *Dynamics of Atmospheres and Oceans*, **98**, 101297. doi: 10.1016/j.dynatmoce.2022.101297
- NDMC, National Drought Mitigation Center. 2019. Disponível em: <http://drought.unl.edu>. Acesso em: nov. de 2019.
- Ng J.L., Aziz A.S., Huang Y.F., Wayayok A. e Rowshon M. 2018. Generation of a stochastic precipitation model for the tropical climate. *Theoretical and Applied Climatology*, **133**(1-2), 489–509. doi: 10.1007/s00704-017-2202-x
- Okal H.A., Ngetich F.K. e Okeyo J.M. 2020. Spatio-temporal characterisation of droughts using selected indices in Upper Tana River watershed, Kenya. *Scientific African*, **7**, e00275. doi: 10.1016/j.sciaf.2020.e00275
- Okan M.K., Reşat A. e Selim Ş. 2020. Comparison of meteorological indices for drought monitoring and evaluating: a case study from Euphrates basin, Turkey. *Journal of Water and Climate Change*, **11**(S1), 29–43. doi: 10.2166/wcc.2020.171
- Oliveira N.M., Silva R.M., Brasil Neto R.M., Santos Celso A.G. e Viana P.C.G. 2022. Spatiotemporal patterns of agricultural and meteorological droughts using SPI and MODIS-

based estimates over a Brazilian semiarid region: Study case of Upper Paraíba River basin. *Geocarto International*, **37**(26), 11590–11613. doi: 10.1080/10106049.2022.2060315

Palmer W.C. 1965. Meteorological drought. Research Paper no. 45, US Weather Bureau, Washington, DC, USA.

Palmer W.C. 1968. Keeping track of crop moisture conditions, nationwide: The new crop moisture index. *Weatherwise*, **21**(4), 156–161. doi: 10.1080/00431672.1968.9932814

Ped D.A. 1975. On indicators of droughts and wet conditions. *Proceedings of USSR Hydrometeorology Centre*, **156**, 19–39.

Pereira G., Silva M.E.S., Moraes E.C. e Cardozo F.S. 2013. Avaliação dos Dados de Precipitação Estimados pelo Satélite TRMM para o Brasil. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, **18**(3), 139–148. doi: 10.21168/rbrh.v18n3.p139-148

Rahmat S.N., Jayasuriya N. e Bhuiyan M. 2015. Assessing droughts using meteorological drought indices in Victoria, Australia. *Hydrology Research*, **46**(3), 463–476. doi: 10.2166/nh.2014.105

Rao V.B., Franchito S.H., Santo C.M.E. e Gan M.A. 2015. An update on the rainfall characteristics of Brazil: seasonal variations and trends in 1979–2011. *International Journal of Climatology*, **36**(1), 291–302. doi: 10.1002/joc.4345

Reboita M.S., Gan M.A., Rocha R.P. e Ambrizzi T. 2010. Regimes de precipitação na América do Sul: Uma revisão bibliográfica. *Revista Brasileira de Meteorologia*, **25**(2), 185–204. doi: 10.1590/S0102-77862010000200004

Rozante J.R., Vila D.A., Chiquetto J.B., Fernandes A.A. e Alvim D.S. 2018. Evaluation of TRMM/GPM Blended Daily Products over Brazil. *Remote Sensing*, **10**(6), 882–898. doi: 10.3390/rs10060882

Saemian P., Hosseini-Moghari S-M., Fatehi I., Shoarinezhad V., Modiri E., Tourian M.J., Tang Q., Nowak W., Bárdossy A. e Sneeuw N. 2021. Comprehensive evaluation of precipitation datasets over Iran. *Journal of Hydrology*, **603**, 127054. doi: 10.1016/j.jhydrol.2021.127054

Salman S.A., Shahid S., Ismail T., Al-Abadi A.M., Wang X. e Chung E. 2019. Selection of gridded precipitation data for Iraq using compromise programming. *Measurement*, **132**, 87–98. doi: 10.1016/j.measurement.2018.09.047

- Santos C.A.G., Brasil Neto R.M., Passos J.S.A. e Silva R.M. 2017. Drought assessment using a TRMM-derived standardized precipitation index for the upper São Francisco River basin, Brazil. *Environmental Monitoring and Assessment*, **189**(6), 250–270. doi: 10.1007/s10661-017-5948-9
- Santos C.A.G., Brasil Neto R.M., Silva R.M. e Costa S.G.F. 2019a. Cluster analysis applied to spatiotemporal variability of monthly precipitation over Paraíba state using Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) data. *Remote Sensing*, **11**(6), 637. doi: 10.3390/rs11060637
- Santos C.A.G., Brasil Neto R.M., Silva R.M. e Santos D.C. 2019b. Innovative approach for geospatial drought severity classification: a case study of Paraíba state, Brazil. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, **33**(2), 545–562. doi: 10.1007/s00477-018-1619-9
- Santos C.A.G., Brasil Neto R.M., Nascimento T.V.M., Silva R.M., Mishra M. e Frade T.G. 2020. Geospatial drought severity analysis based on PERSIANN-CDR-estimated rainfall data for Odisha state in India (1983-2018). *Science of the Total Environment*, **750**, 141258. doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.141258
- Schneider U., Becker A., Finger P., Rustemeier E. e Ziese M. 2020. GPCC Full Data Monthly Product Version 2020 at 0.5°: Monthly Land-Surface Precipitation from Rain-Gauges built on GTS-based and Historical Data. doi: 10.5676/DWD\_GPCC/FD\_M\_V2020\_050
- Schneider U., Ziese M., Meyer-Christoffer A., Finger P., Rustemeier E. e Becker A. 2016. The new portfolio of global precipitation data products of the Global Precipitation Climatology Centre suitable to assess and quantify the global water cycle and resources. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences*, **374**, 29–34. doi: 10.5194/piahs-374-29-2016.
- Sen P.K. 1968. Estimates of the Regression Coefficient Based on Kendall's Tau. *Journal of the American Statistical Association*, **63**(324), 1379–1389. doi: 10.1080/01621459.1968.10480934
- Shukla S. e Wood A.W. 2008. Use of a standardized runoff index for characterizing hydrologic drought. *Geophysical Research Letters*, **35**(2), 1–7. doi: 10.1029/2007GL032487
- Silva R.M., Silva J.F.C.B.C., Santos C.A.G. e Brasil Neto R.M. 2020. Spatial distribution and estimation of rainfall trends and erosivity in the Epitácio Pessoa reservoir catchment, Paraíba - Brazil. *Natural Hazards*, **102**, 829–849. doi: 10.1007/s11069-020-03926-9

- Sivakumar M.V.K., Stefanski R., Bazza M., Zelaya S., Wilhite D. e Magalhaes A.R. 2014. High Level Meeting on National Drought Policy: Summary and Major Outcomes. *Weather and Climate Extremes*, **3**, 126–132. doi: 10.1016/j.wace.2014.03.007
- Soares A.S.D., Da Paz A.R. e Piccilli D.G.A. 2016. Avaliação das estimativas de chuva do satélite TRMM no Estado da Paraíba. *Revista Brasileira de Recursos Hidricos*, **21**(2), 288–299. doi: 10.21168/rbrh.v21n2.p288-299
- Spinoni J., Naumann G., Carrão H., Barbosa P. e Vogt, J.V. 2014. World drought frequency, duration, and severity for 1951-2010. *International Journal of Climatology*, **34**(8), 2792–2804. doi: 10.1002/joc.3875
- Teodoro P.E., Oliveira-Júnior J.F., Cunha E.R., Correa C.C.G., Torres F.E., Bacani V.M., Gois G. e Ribeiro L.P. 2016. Cluster analysis applied to the spatial and temporal variability of monthly rainfall in Mato Grosso do Sul State, Brazil. *Meteorology and Atmospheric Physics*, **128**(2), 197–209. doi: 10.1007/s00703-015-0408-y
- Terink W., Leijnse H., Eertwegh G. e Uijlenhoet R. 2018. Spatial resolutions in areal rainfall estimation and their impact on hydrological simulations of a lowland catchment. *Journal of Hydrology*, **563**, 319–335. doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.05.045
- Thom H.C.S. 1958. A note on the gamma distribution. *Monthly Weather Review*, **86**, 117–122. doi: 10.1175/1520-0493(1958)086<0117:ANOTGD>2.0.CO;2
- Thomas T., Jaiswal R.K., Galkate R., Nayak P.C. e Ghosh N.C. 2016. Drought indicators-based integrated assessment of drought vulnerability: a case study of Bundelkhand droughts in central India. *Natural Hazards*, **81**(3), 1627–1652. doi: 10.1007/s11069-016-2149-8
- Timimi Y.K. e Osamah O.A. 2016. Comparative study of four meteorological drought indices in Iraq. *Journal of Applied Physics*, **8**(5), 76–84. doi: 10.9790/4861-0805037684
- Tsakiris G., Pangalou D. e Vangelis H. 2007. Regional drought assessment based on the Reconnaissance Drought Index (RDI). *Water Resources Management*, **21**(5), 821–833. doi: 10.1007/s11269-006-9105-4
- Tucci C.E.M. 2001. Hidrologia: ciência e aplicação. Editora da Universidade Federal do Rio Grande do Sul–ABRH, Porto Alegre, 943 p.
- Turner B.L., Kasperson R.E., Matson P.A., McCarthy J.J., Corell R.W., Christensen L., Eckley N., Kasperson J.X., Luers A., Martello M.L., Polsky C., Pulsipher A. e Schiller A. 2003. A



framework for vulnerability analysis in sustainability science. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, **100**(14), 8074–8079. doi: 10.1073/pnas.1231335100

UFSC, 2013. Universidade Federal de Santa Catarina. Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres. Atlas Brasileiro de Desastres Naturais: 1991 a 2012 / Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres. 2. ed. rev. ampl. – Florianópolis: CEPED UFSC, 2013. 126p.

Unal Y., Kindap T. e Karaca M. 2003. Redefining the climate zones of Turkey using *cluster* analysis. *International Journal of Climatology*, **23**(9), 1045–1055. doi: 10.1002/joc.910

Van Dijk A.I.J.M., Beck H.E., Crosbie R.S., Jeu R.A.M., Liu Y.Y., Podger G.M., Timbal B. e Viney N.R. 2013. The millennium drought in Southeast Australia (2001–2009): natural and human causes and implications for water resources, ecosystems, economy and society. *Water Resources Research*, **49**(2), 1040–1057. doi: 10.1002/wrcr.20123

Van Loon A.F. e Van Lanen H.A.J. 2013. Making the distinction between water scarcity and drought using an observation-modeling framework. *Water Resources Research*, **49**(3), 1483–1502. doi: 10.1002/wrcr.20147

Varikoden H., Preethi B. e Revadekar J.V. 2012. Diurnal and spatial variation of Indian summer monsoon rainfall using tropical rainfall measuring mission rain rate. *Journal of Hydrology*, **475**, 248–258. doi: 10.1016/j.jhydrol.2012.09.056

Vicente-Serrano S.M., Beguería S. e López-Moreno J.I. 2010. A multiscalar drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index. *Journal of Climate*, **23**(7), 1696–1718. doi: 10.1175/2009jcli2909.1

Wable P.S., Jha M.K. e Shekhar A. 2018. Comparison of Drought Indices in a Semi-Arid River Basin of India. *Water Resources Management*, **33**(1), 75–102. doi: 10.1007/s11269-018-2089-z

Wagner P.D., Fiener P., Wilken F., Kumar S. e Schneider K. 2012. Comparison and evaluation of spatial interpolation schemes for daily rainfall in data scarce regions. *Journal of Hydrology*, **464–465**, 388–400. doi: 10.1016/j.jhydrol.2012.07.026

Wilhite D.A. e Glantz M.H. 1985. Understanding the Drought Phenomenon: The Role of Definitions. *Water International*, **10**(3), 111–120. doi: 10.1080/02508068508686328

- WMO, World Meteorological Organization, 1994. Guide to Hydrological Practices: Data Acquisition and Processing, Analysis, Forecasting and Other Applications.
- WMO, World Meteorological Organization, 2012. Standardized precipitation index user guide (M Svoboda, M Hayes and D Wood).
- Xie P., Janowiak J.E., Arkin P.A., Adler R., Gruber A., Ferraro R., Huffman G.J. e Curtis S. 2003. GPCP pentad precipitation analyses: An experimental dataset based on gauge observations and satellite estimates. *Journal of Climate*, **16**(13), 2197–2214. doi:10.1175/2769.1
- Yevjevich V. 1967. An Objective Approach to Definitions and Investigation of Continental Hydrologic Droughts. Hydrology Paper 23. Colorado State U, Fort Collins.
- Zerouali B., Chettih M., Abda Z., Mesbah M., Santos C.A.G. e Brasil Neto R.M. 2022. A new regionalization of rainfall patterns based on wavelet transform information and hierarchical cluster analysis in northeastern Algeria. *Theoretical and Applied Climatology*, **147**, 1489–1510 doi: 10.1007/s00704-021-03883-8
- Zhang A. e Jia G. 2013. Monitoring meteorological drought in semiarid regions using multi-sensor microwave remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, **134**, 12–23. doi: 10.1016/j.rse.2013.02.023
- Zhao Q., Chen Q., Jiao M., Wu P., Gao X., Ma M. e Hong Y. 2018. The temporal-spatial characteristics of drought in the Loess Plateau using the remote-sensed TRMM precipitation data from 1998 to 2014. *Remote Sensing*, **10**(6), 838. doi: 10.3390/rs10060838
- Zhao X., Xia H., Liu B. e Jiao W. 2022. Spatiotemporal Comparison of Drought in Shaanxi–Gansu–Ningxia from 2003 to 2020 Using Various Drought Indices in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, **14**, 1570. doi: 10.3390/rs14071570
- Zilli M.T., Carvalho L.M.V., Liebmann B. e Silva Dias M.A. 2017. A comprehensive analysis of trends in extreme precipitation over southeastern coast of Brazil. *International Journal of Climatology*, **37**, 2269–2279. doi: 10.1002/joc.4840

## APÊNDICE

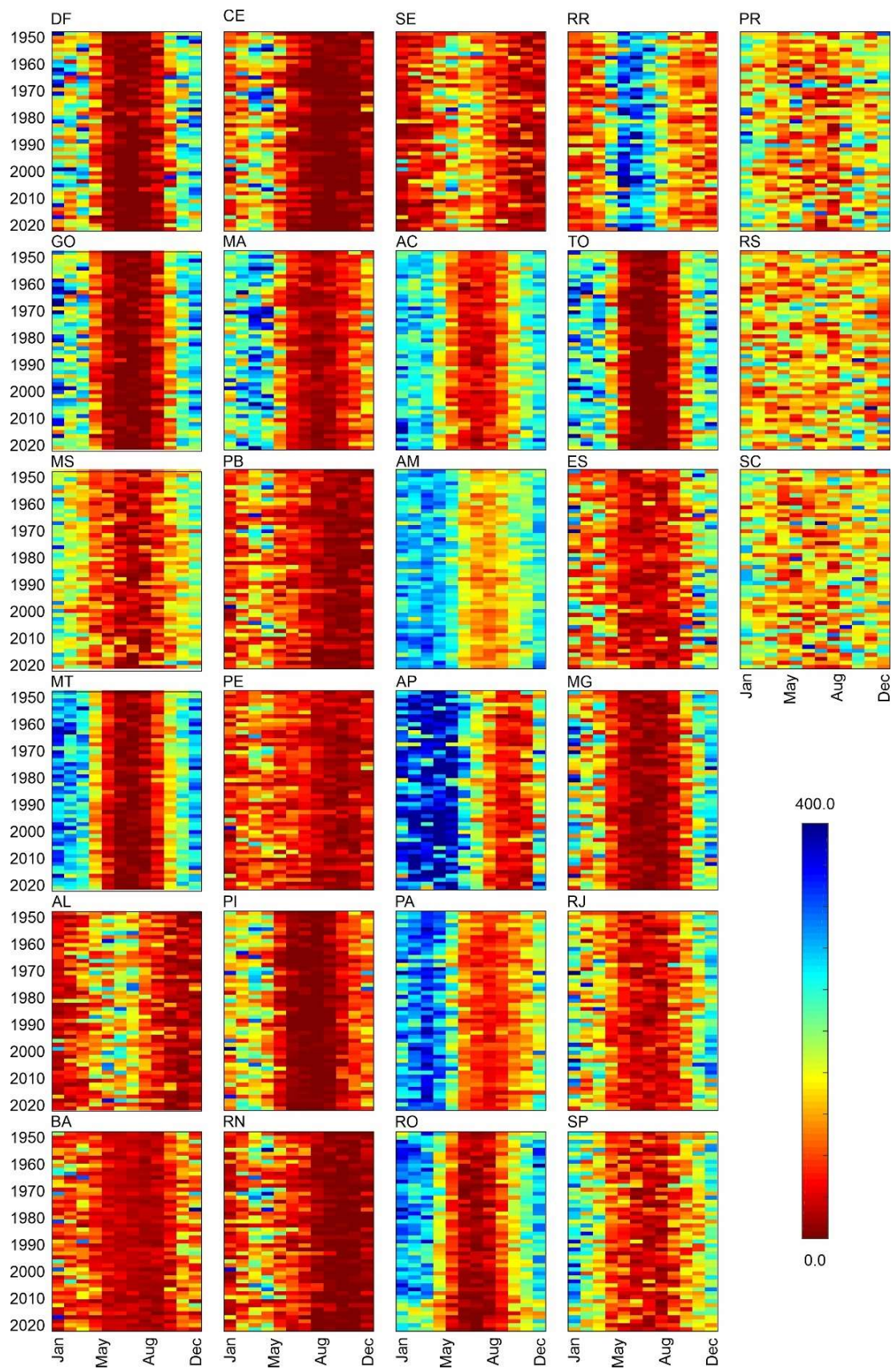


Figura A1 - Variação da precipitação mensal de cada estado do Brasil (1970–2019).



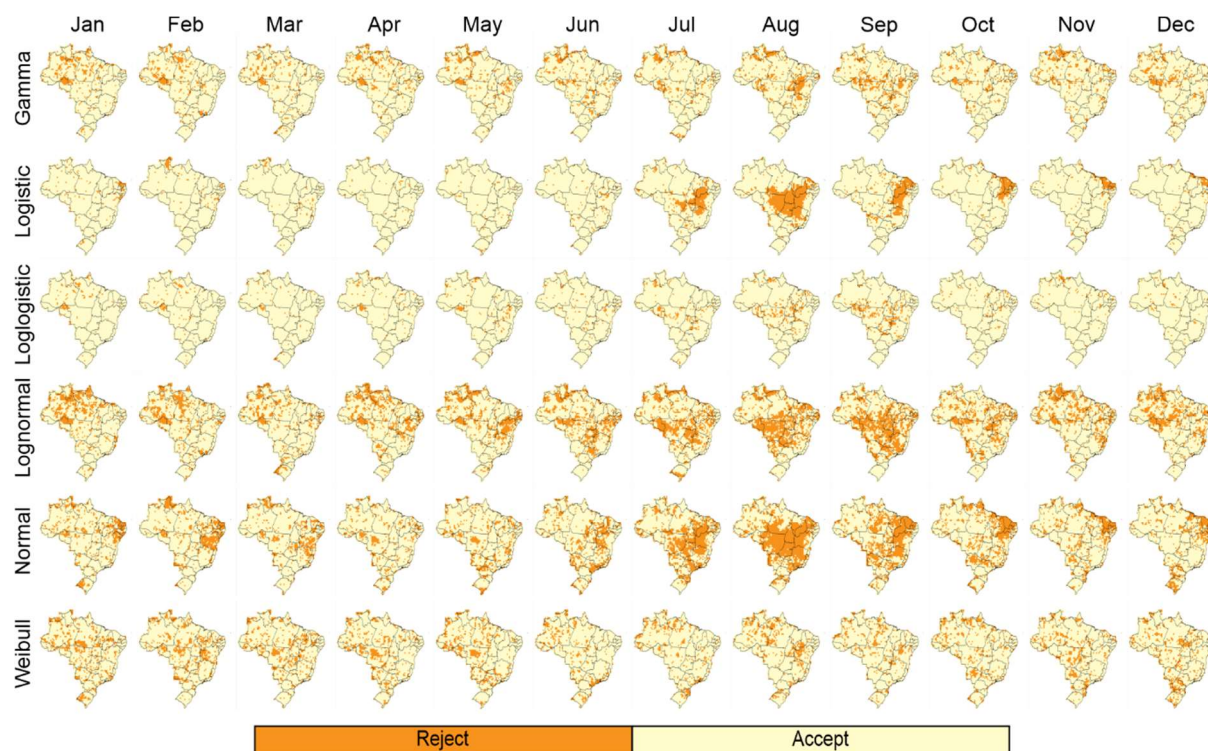


Figura A2 – Distribuição espacial dos resultados do teste de Lilliefors para os dados de chuva a nível trimestral sobre o Brasil.

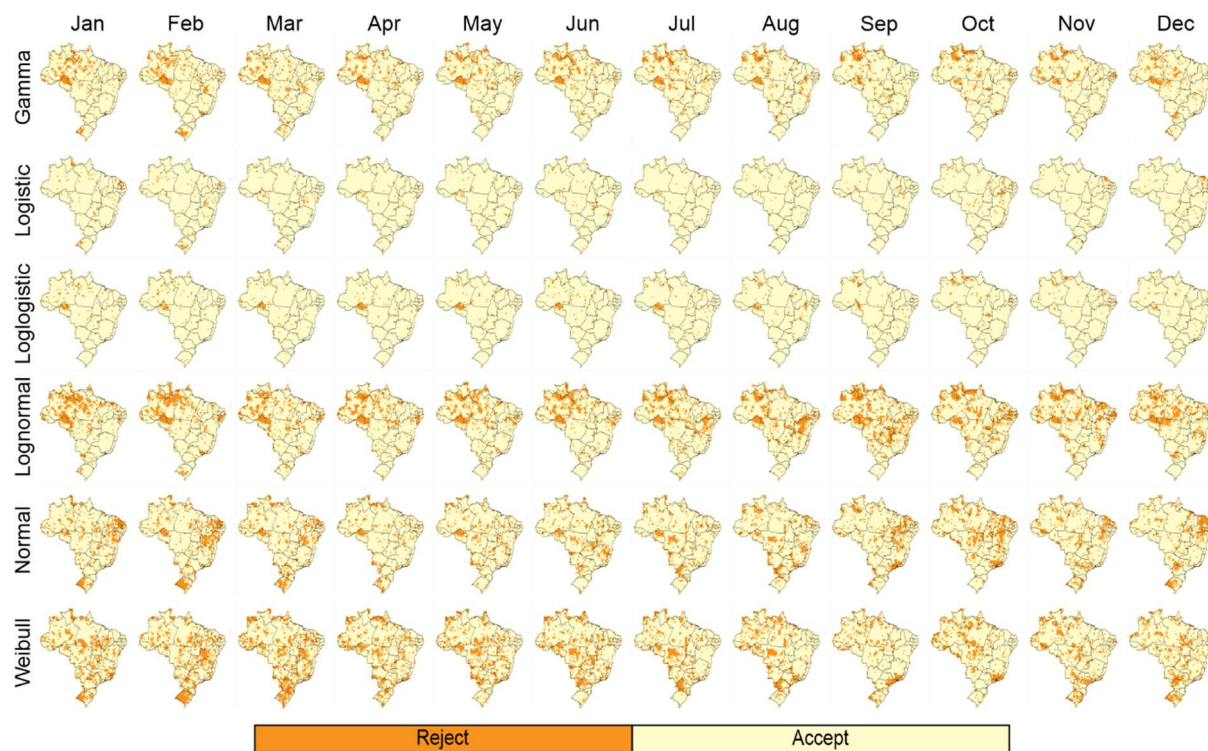


Figura A3 - Distribuição espacial dos resultados do teste de Lilliefors para os dados de chuva a nível semestral sobre o Brasil.

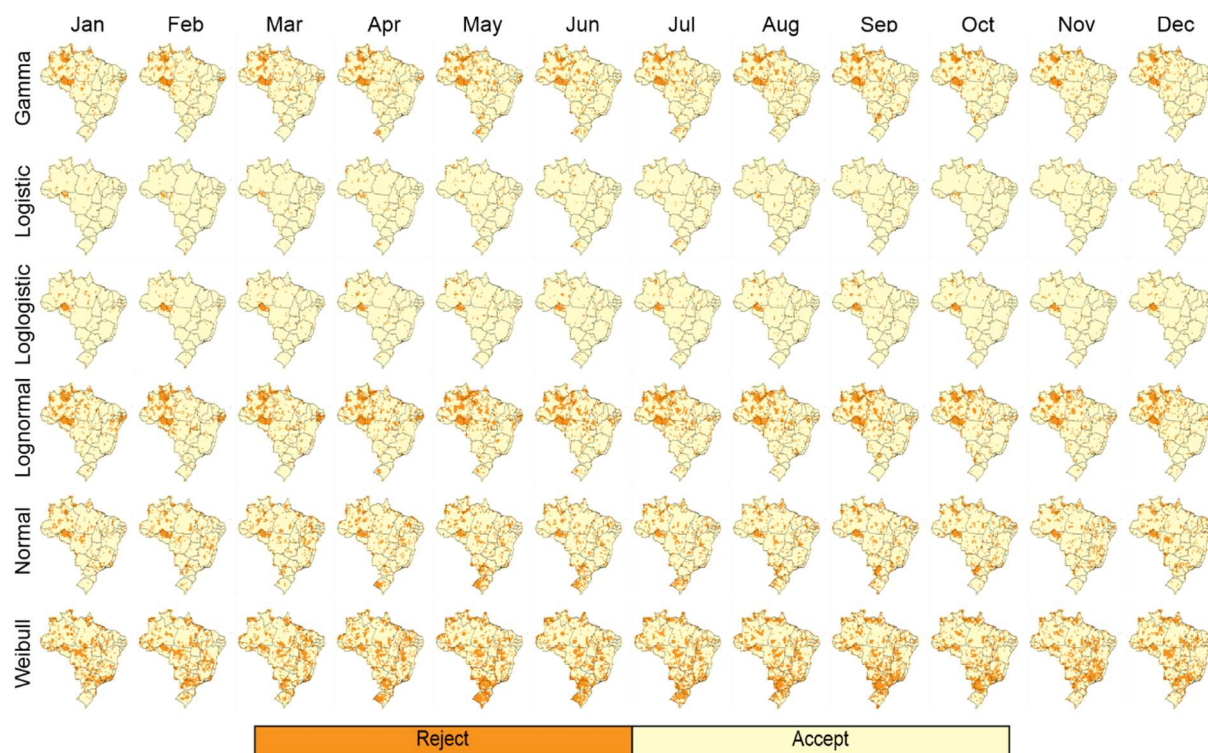


Figura A4 - Distribuição espacial dos resultados do teste de Lilliefors para os dados de chuva a nível anual sobre o Brasil.



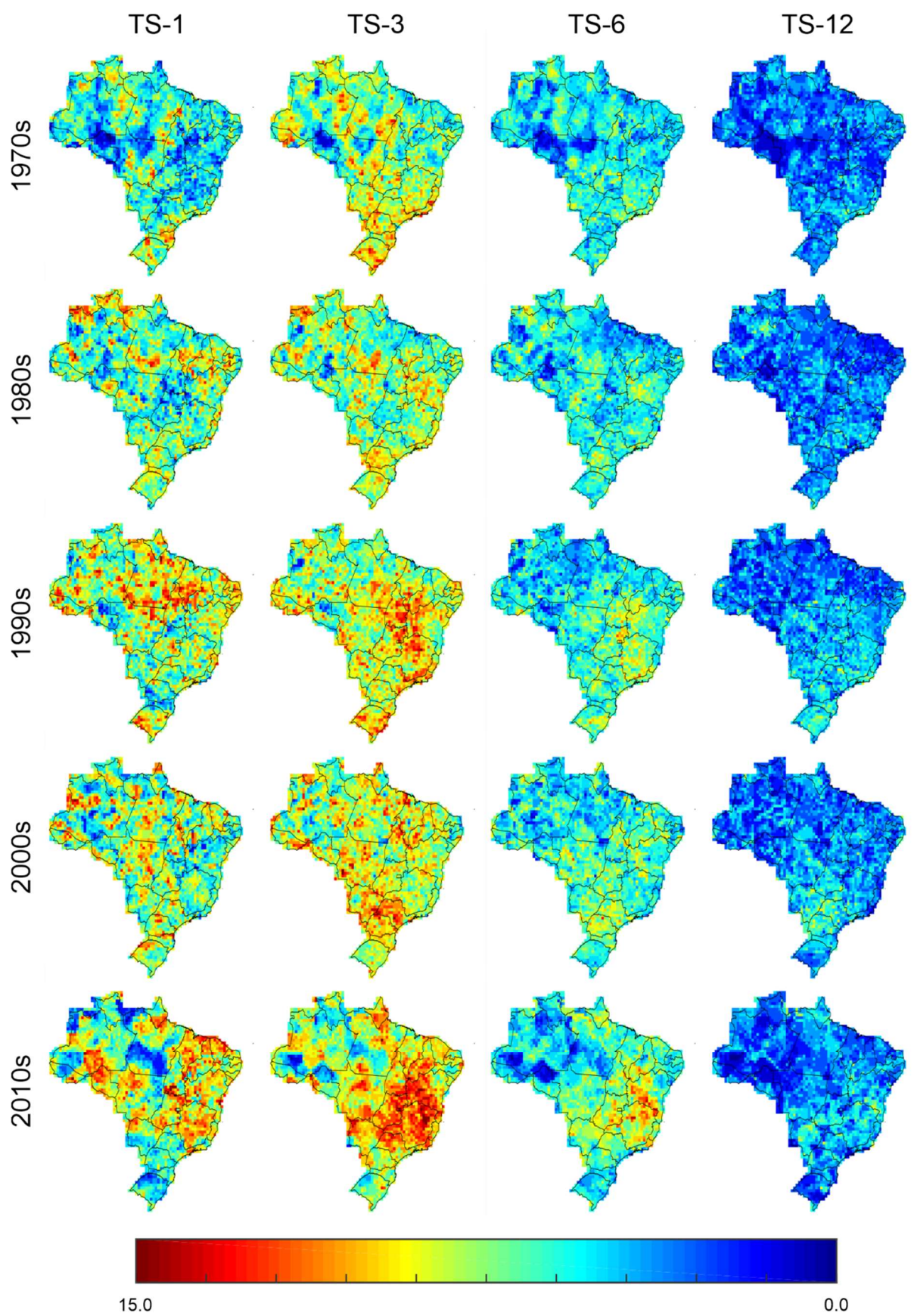


Figura A5 - Distribuição espacial do número de eventos de seca ( $N$ ) sobre o Brasil por década (1970–2019).

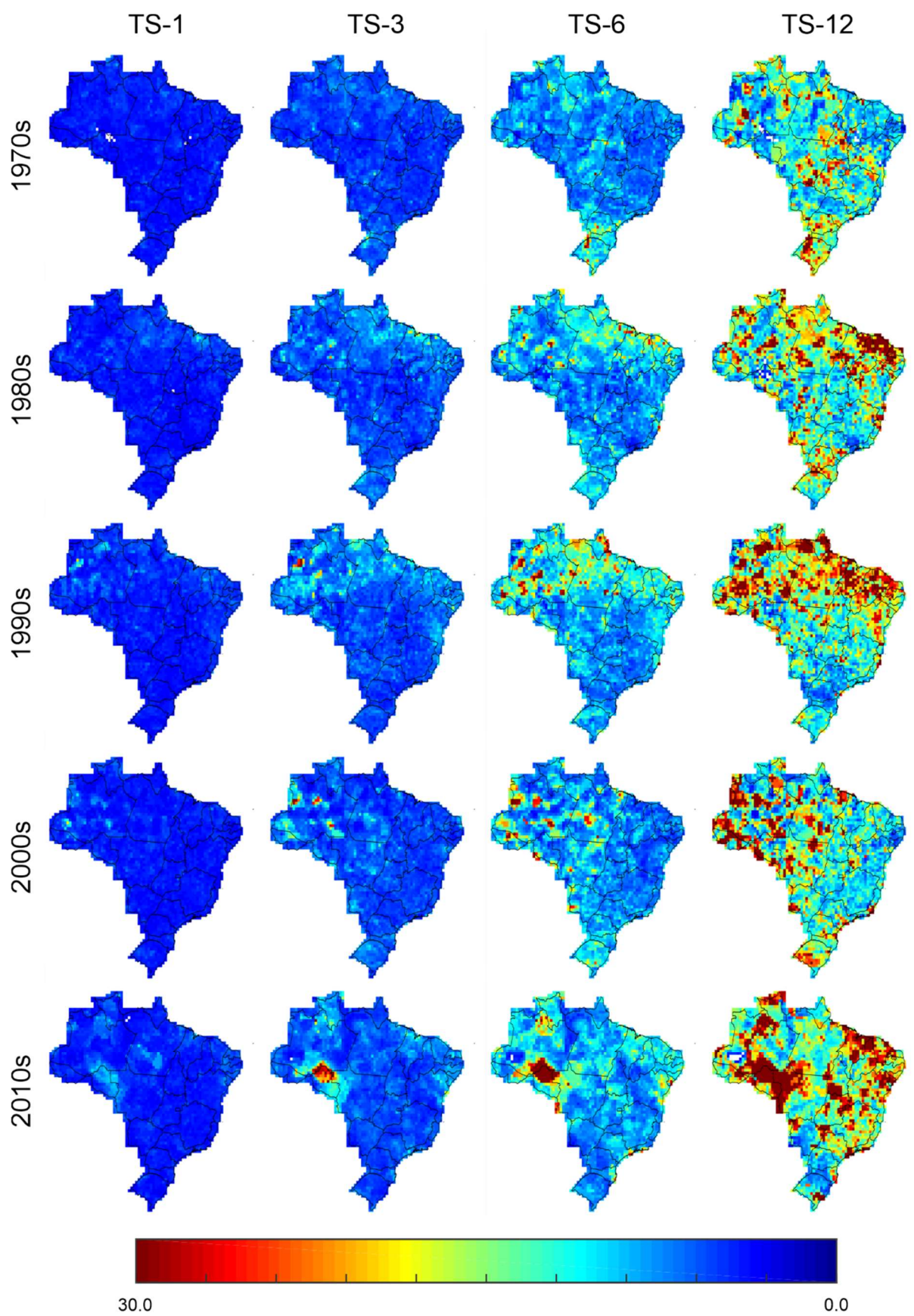


Figura A6 - Distribuição espacial da duração média de eventos de seca (*MDD*) sobre o Brasil por década (1970–2019).



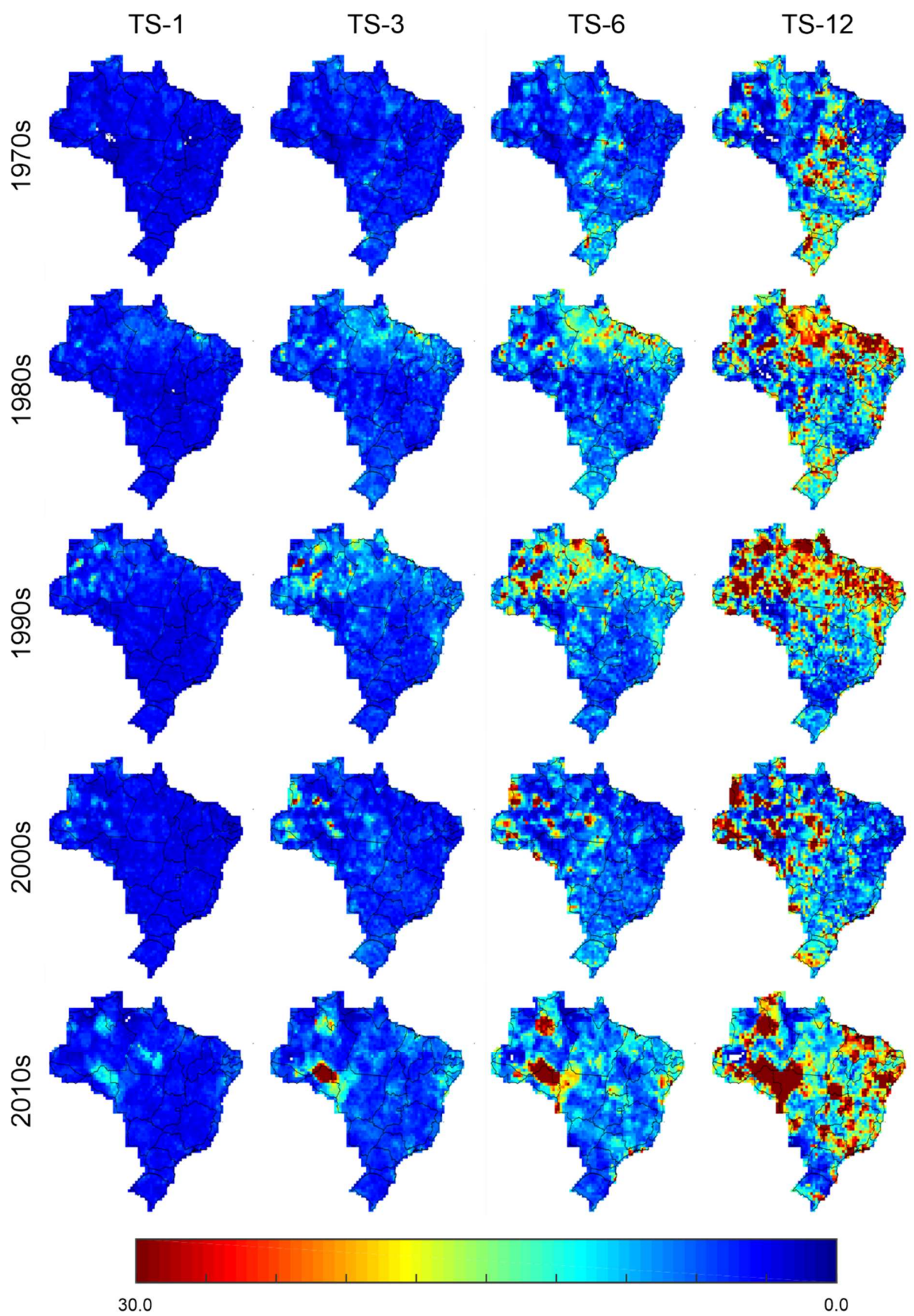


Figura A7 - Distribuição espacial da severidade média de eventos de seca (*MDS*) sobre o Brasil por década (1970–2019).



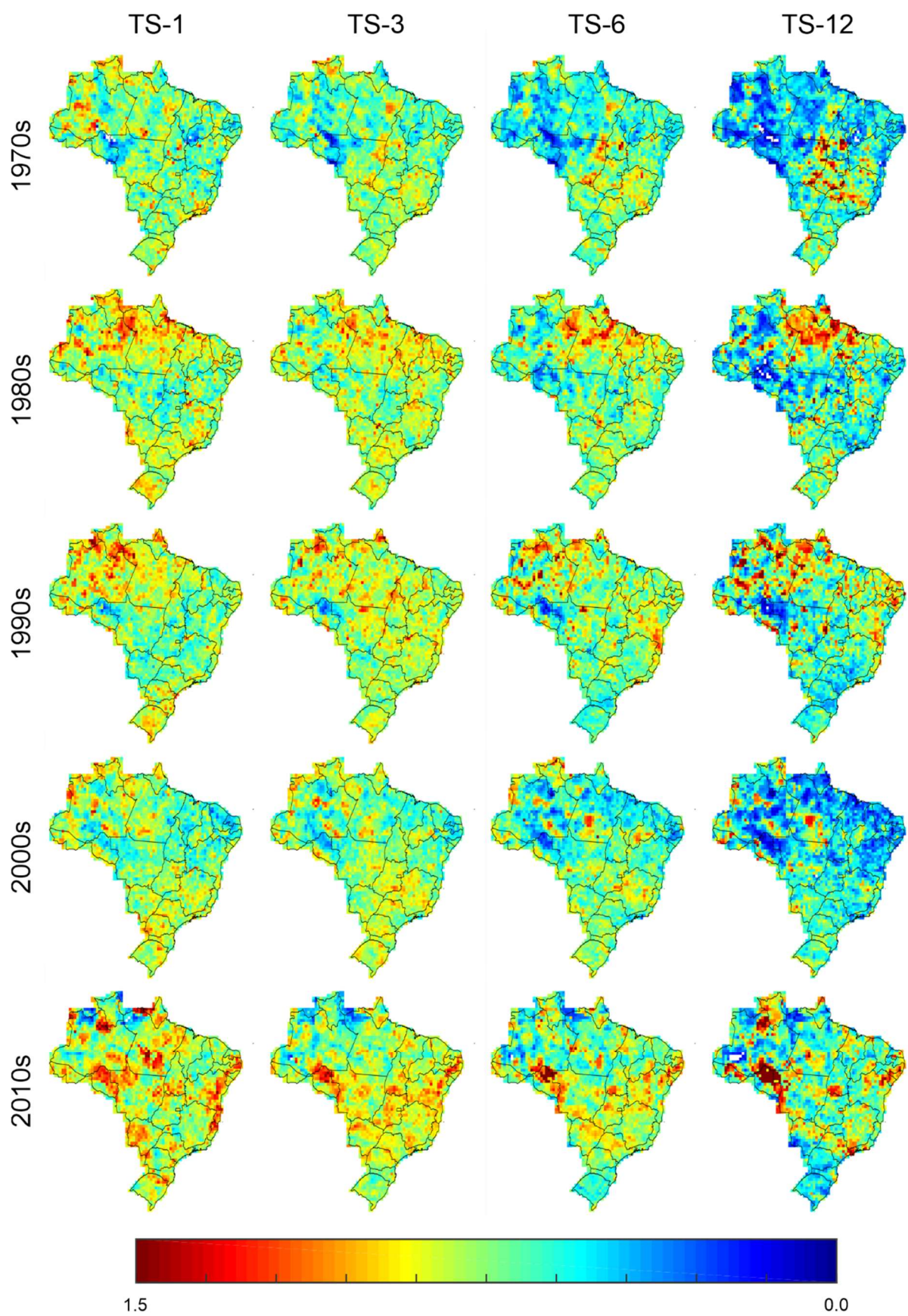


Figura A8 - Distribuição espacial da intensidade média de eventos de seca (*MDI*) sobre o Brasil por década (1970–2019).

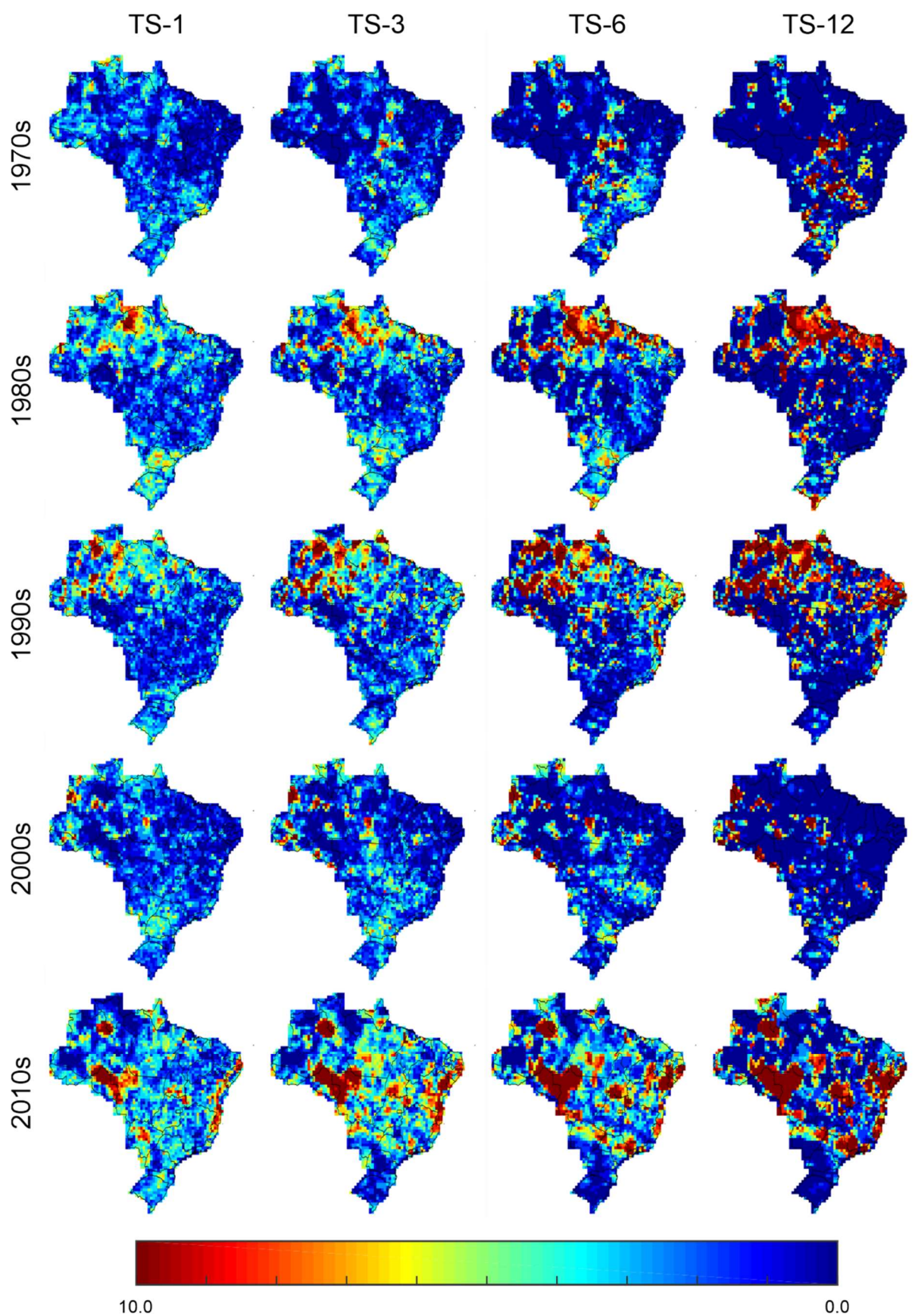


Figura A9 - Distribuição espacial do percentual de eventos extremamente secos sobre o Brasil por década (1970–2019).



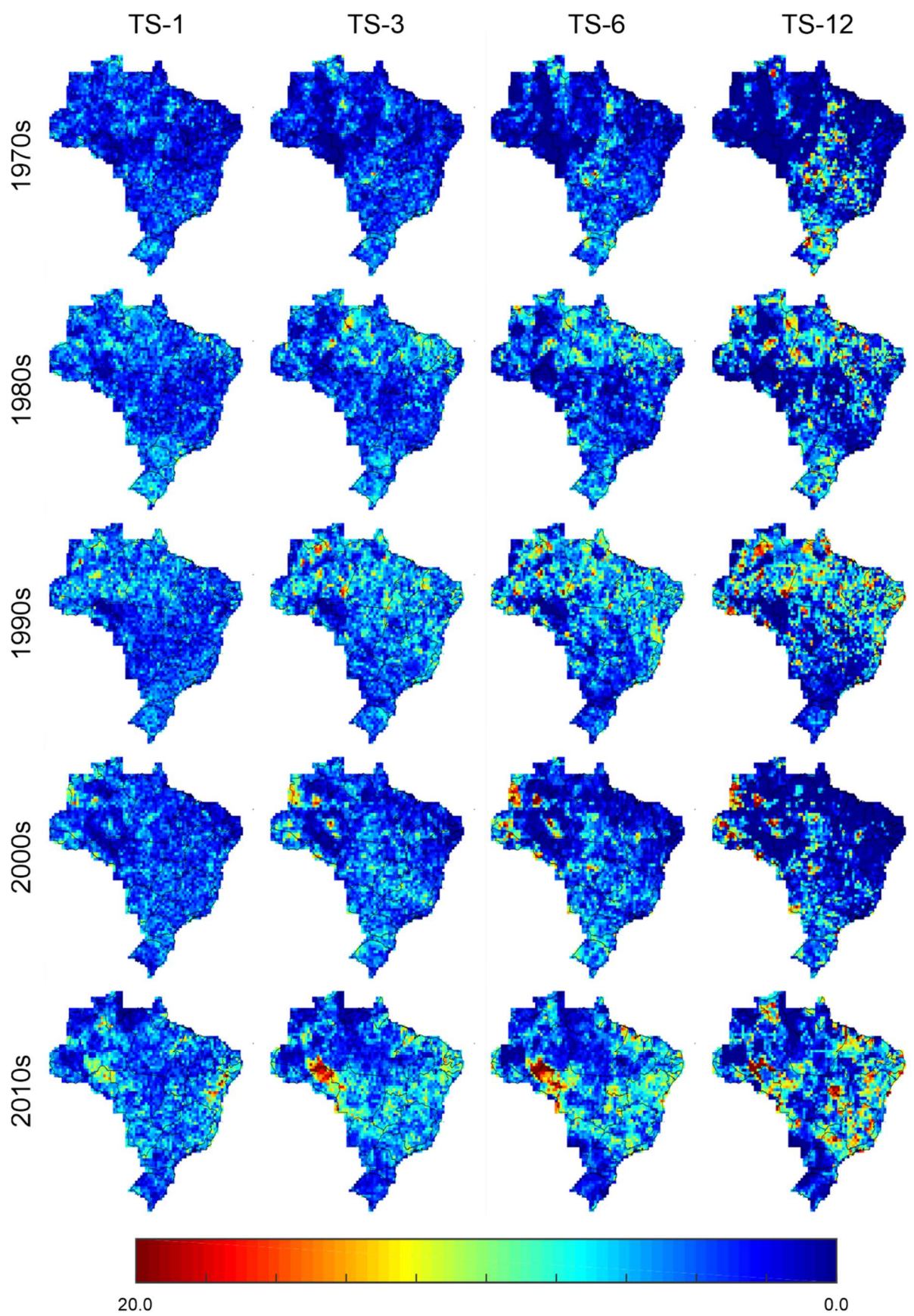


Figura A10 - Distribuição espacial do percentual de eventos severamente secos sobre o Brasil por década (1970–2019).

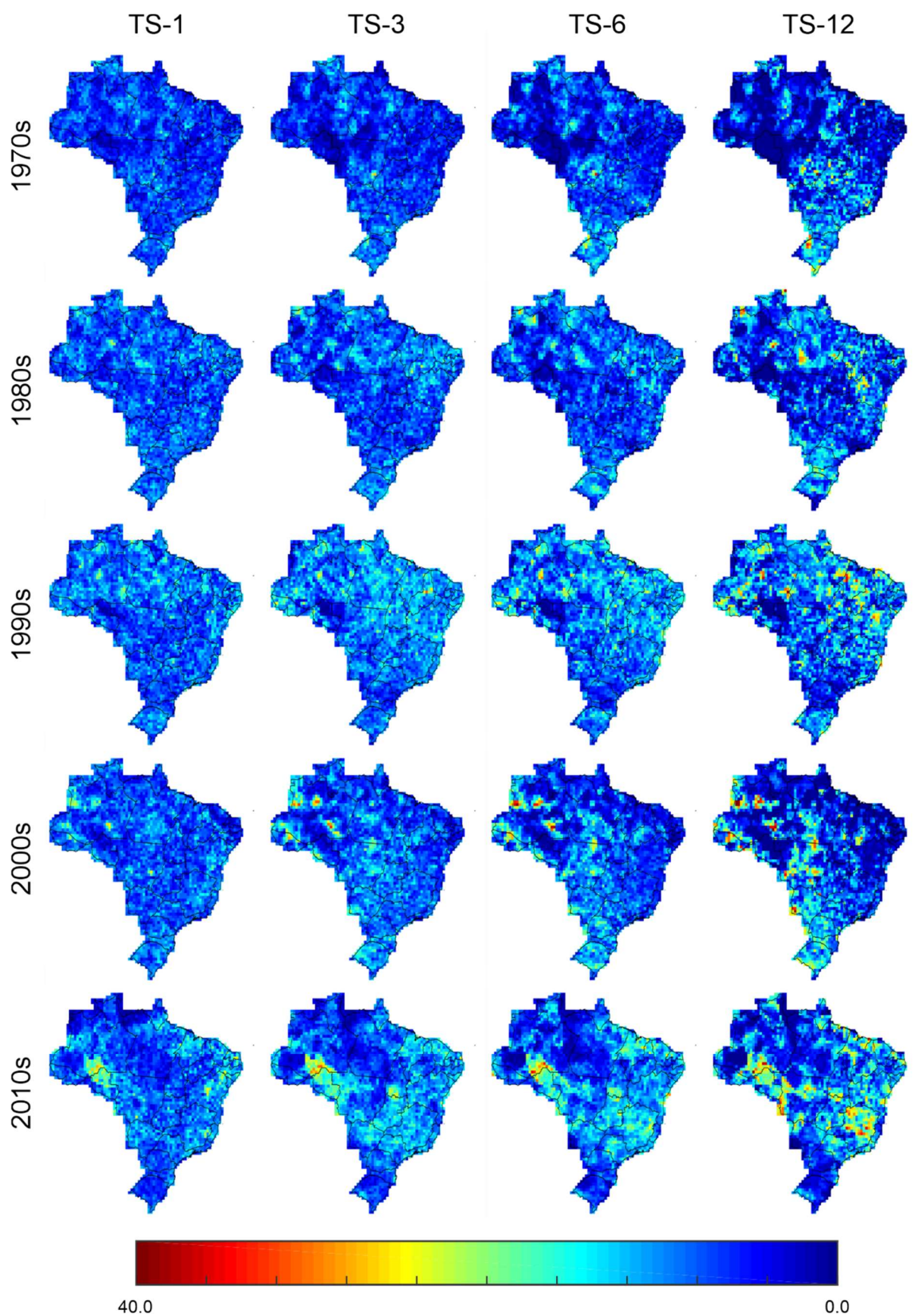


Figura A11 - Distribuição espacial do percentual de eventos moderadamente secos sobre o Brasil por década (1970–2019).



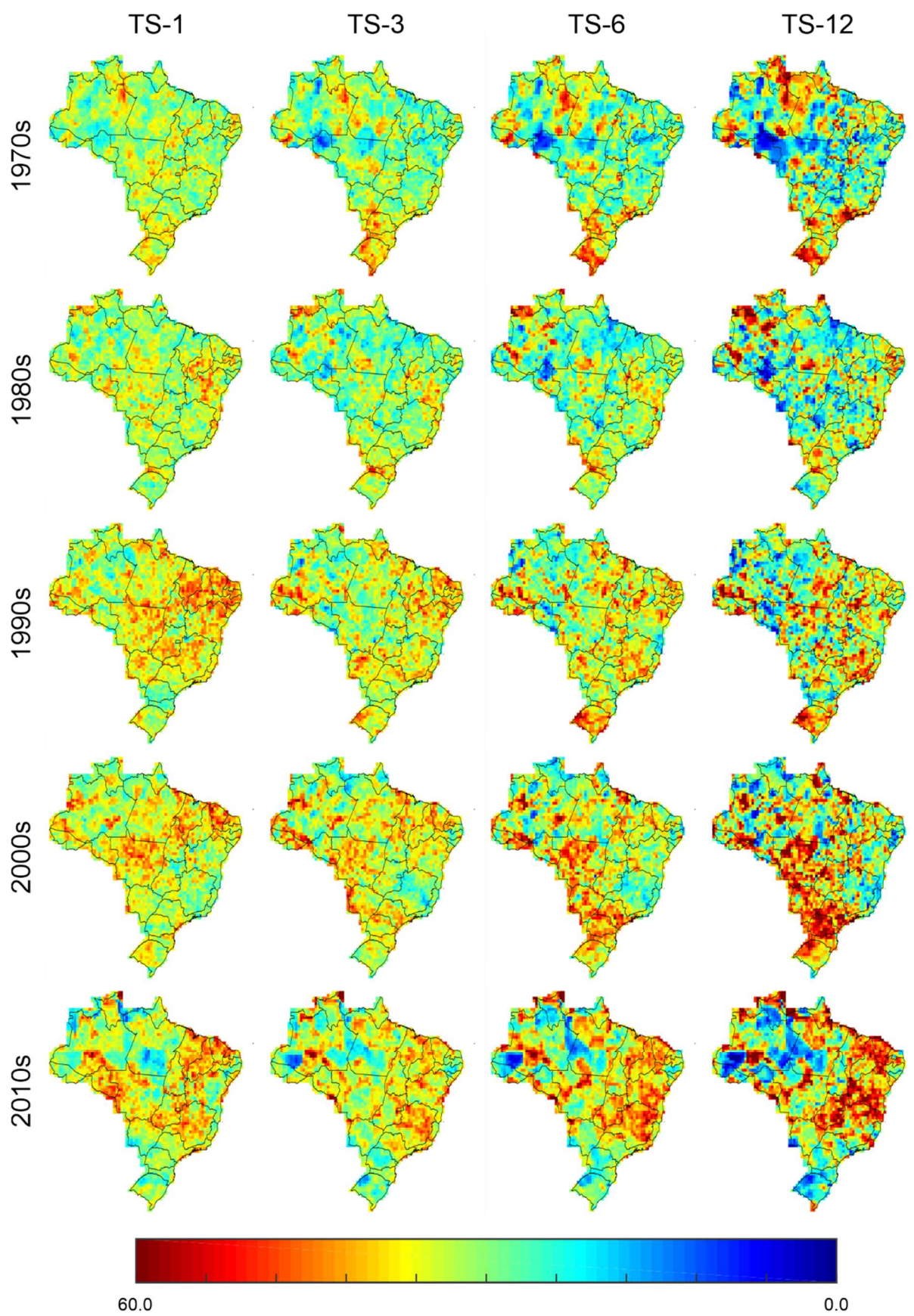


Figura A12 - Distribuição espacial do percentual de eventos suavemente secos sobre o Brasil por década (1970–2019).