

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS-UFAL  
CAMPUS DE ENGENHARIA E CIÊNCIAS AGRÁRIAS  
ENGENHARIA DE ENERGIA**

**JOSÉ HALDO BOMFIM DAMASCENO**

**ESTIMATIVA DE ÍNDICES DE ESTIAGEM NA BACIA DO RIO SÃO FRANCISCO  
COM DADOS DE PRECIPITAÇÃO DO PRODUTO DE MISSÕES ESPACIAIS: CHIRPS**

**RIO LARGO  
2023**

José Haldo Bomfim Damasceno

ESTIMATIVA DE ÍNDICES DE ESTIAGEM NA BACIA DO RIO SÃO FRANCISCO COM  
DADOS DE PRECIPITAÇÃO DO PRODUTO DE MISSÕES ESPACIAIS: CHIRPS

Monografia apresentada como requisito parcial para  
obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de  
Energia da Universidade Federal de Alagoas - UFAL,  
Campus de Engenharia e Ciências Agrárias.

Orientador: Prof. Dr. Fábio Farias Pereira

Rio Largo  
2023

**Catálogo na Fonte**  
**Universidade Federal de Alagoas**  
**Biblioteca Campus de Engenharias e Ciências Agrárias**  
Bibliotecário Responsável: Erisson Rodrigues de Santana - CRB4 - 1512

D155e Damasceno, José Haldo Bomfim.

Estimativa de índices de estiagem na bacia do Rio São Francisco com dados de precipitação do produto de missões espaciais: chirps / José Haldo Bomfim Damasceno. – 2023.

40f.: il.

Orientador(a): Fábio Farias Pereira.

Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Energia) – Graduação em Engenharia de Energia, Campus de Engenharias e Ciências Agrárias, Universidade Federal de Alagoas. Rio Largo, 2023.

Inclui bibliografia

1. Sensoriamento remoto. 2. CHIRPS. 3. Seca. I. Título.

CDU: 528.8

## **Folha de Aprovação**

JOSÉ HALDO BOMFIM DAMASCENO

Estimativa de índices de estiagem na bacia do rio São Francisco com dados de precipitação do produto de missões espaciais: CHIRPS

Trabalho de Conclusão de Curso  
apresentado como requisito parcial  
para a obtenção do título de  
Engenheiro de Energia pela  
Universidade Federal de Alagoas.  
Aprovado em 29 de maio de 2023.

---

Prof. Dr. Fábio Farias Pereira, CECA/UFAL (Orientador)

### **Banca Examinadora:**

---

Prof. Dr. Sandro Correia de Holanda, CECA/UFAL (1º Avaliador)

---

Prof. Dr. Thiago Alberto da Silva Pereira, CECA/UFAL (2º Avaliador)

---

Enga. Ana Carine de Melo Silva, CTEC/UFAL (3ª Avaliadora)

## **AGRADECIMENTOS**

Sou grato primeiramente a Deus por todas as coisas boas feitas em minha vida, até aqui Ele me sustentou. À minha mãe e exemplo de professora que nunca mediu esforços para me educar, obrigado por sempre me incentivar e apoiar minhas decisões. À família que construí, em que minha esposa Karielle e eu fomos imensamente abençoados com nosso maior tesouro, Gabrielle Silvestre Damasceno. Vocês são meu combustível diário. E aos demais familiares e amigos que estiveram juntos comigo nessa caminhada, saibam que tenho uma enorme gratidão.

A boa sorte muitas vezes acontece quando a oportunidade se encontra com o preparo.

Thomas Edison

## **RESUMO**

A escassa distribuição de postos pluviométricos, as incertezas de registro e a ausência de dados são alguns fatores que representam empecilhos na caracterização dos regimes hídricos de uma localidade. Neste contexto, as técnicas de sensoriamento remoto têm sido um caminho para o monitoramento de precipitação. O presente trabalho teve como objetivo analisar e quantificar índices de seca para a BHRSF, no período correspondente aos anos de 1998 a 2017, foram avaliados os valores mensais de chuva no comparativo das décadas e o SPI. Utilizando-se as estimativas de precipitação do algoritmo CHIRPS. Foi possível identificar um grave período de seca entre os anos de 2013 até 2017, onde os maiores impactos foram observados na região do Alto São Francisco no período considerado úmido (DJF). Apesar do CHIRPS transparecer algumas limitações para regiões semiáridas, o mesmo se mostrou uma boa alternativa para a BHRSF. Por fim, as causas dos períodos secos é uma combinação de fatores climáticos.

**Palavras-chave:** Sensoriamento remoto. CHIRPS. Seca.

## **ABSTRACT**

The sparse distribution of pluviometric stations, the recording uncertainties and the absence of data are some factors that represent obstacles in the characterization of the water regimes of a location. In this context, remote sensing techniques have been a way to precipitation monitoring. This study aimed to analyze and quantify drought indexes for the BHRSE, in the period corresponding to the years 1998 to 2017, where Monthly rainfall values were evaluated in the comparison of decades and the SPI. Using the precipitation estimates from the CHIRPS algorithm. It was possible to identify a serious period of drought between the years 2013 to 2017, where the greatest impacts were observed in the region of Alto São Francisco in the period considered humid (DJF). Although CHIRPS appears some limitations for semi-arid regions, it proved to be a good alternative for BHRSE. Finally, the causes of dry periods is a combination of climatic factors.

**Keywords:** Remote sensing. CHIRPS. Dry.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Esquema de produção e aplicação do CHIRPS . . . . .	20
Figura 2 – Fluxograma das fases de realização do trabalho . . . . .	21
Figura 3 – Bacia Hidrográfica do rio São Francisco . . . . .	22
Figura 4 – Distribuição espacial das estações pluviométricas utilizadas pelo CHIRPS .	23
Figura 5 – Estimativa de precipitação média mensal na bacia do rio São Francisco proveniente do CHIRPS. . . . .	24
Figura 6 – Diferenças mensais de precipitação entre 1998-2007 e 2008-2017. . . . .	27
Figura 7 – Mapa das diferenças mensais de precipitação em relação à média entre 1998- 2007 e 2008-2017 ao longo da bacia do rio São Francisco. . . . .	29
Figura 8 – Série histórica de SPI para a bacia do rio São Francisco em diferentes escalas temporais: 3; 6; 12 e 24 meses. . . . .	31

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Classificação de SPI . . . . .	15
Tabela 2 – Classificação de SPEI . . . . .	16
Tabela 3 – Frequência de meses secos para a bacia do rio São Francisco em diferentes períodos: 1998 a 2012 e 2013 a 2017. . . . .	34

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BHRSF	Bacia Hidrográfica do rio São Francisco
CHESF	Companhia Hidro Elétrica do São Francisco
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
CHIRPS	<i>Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations</i>
TIROS	<i>Television Infrared Observation Satellite</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NOAA's	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration's</i>
TARCAT	<i>African Rainfall Climatology or the University of Reading's TAMSAT African Rainfall Climatology And Time series</i>
TRMM	<i>The Tropical Rainfall Measuring Mission</i>
NetCDF	<i>Network Common Data Form</i>
SPI	<i>Standardized Precipitation Index</i>
SPEI	<i>Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
IIS	Índice Integrado de Seca
ADS	Água Disponível no Solo
VSWI	<i>Vegetation Supply Water Index</i>
VHI	<i>Vegetation Health Index</i>
CEMADEN	Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
GPCC	<i>Global Precipitation Climatology Centre</i>

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO . . . . .</b>	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO . . . . .</b>	<b>14</b>
2.1	Estiagens . . . . .	14
2.1.1	Índices e indicadores de seca . . . . .	14
2.1.1.1	<i>Standardized Precipitation Index</i> (SPI) . . . . .	14
2.1.1.2	<i>Standardized Precipitation Evapotranspiration Index</i> (SPEI) . . . . .	15
2.1.1.3	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI) . . . . .	16
2.1.1.4	Índice Integrado de Seca (IIS) . . . . .	17
2.1.1.5	<i>Vegetation Supply Water Index</i> (VSWI) . . . . .	17
2.2	Estimativa de precipitação . . . . .	18
2.2.1	Convencional . . . . .	18
2.2.2	Radar . . . . .	18
2.2.3	Sensoriamento remoto . . . . .	19
2.2.3.1	Algoritmo CHIRPS . . . . .	19
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS . . . . .</b>	<b>21</b>
3.1	Área de estudo . . . . .	21
3.2	Estimativa de precipitação: CHIRPS . . . . .	22
3.3	Identificação de estiagens . . . . .	25
3.3.1	Série de diferenças entre as duas últimas décadas . . . . .	25
3.3.2	Distribuição espacial de 3.3.1 . . . . .	25
3.3.3	Séries de SPI (3, 6, 12 e 24 meses) . . . . .	25
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO . . . . .</b>	<b>27</b>
4.1	Série de diferenças de mensais de precipitação entre as décadas de 1998-2007 e 2008-2017 . . . . .	27
4.2	Diferenças de precipitação dispostas em mapas mensais . . . . .	28
4.3	Séries históricas de SPI . . . . .	30
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO . . . . .</b>	<b>36</b>
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>37</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A Bacia Hidrográfica do rio São Francisco (BHRSF) é uma importante ferramenta para desenvolvimento social e econômico das regiões que correm suas águas, em especial o Nordeste. Além dos múltiplos usos da água fundamentais para a manutenção da vida, a BHRSF ocupa uma posição privilegiada na matriz elétrica brasileira, pois, 56,8% da energia elétrica nacional é proveniente das hidroelétricas (EPE, 2022). Devido aos seus reservatórios, a BHRSF escoar cerca de 40% da energia exportada do Nordeste para Sul e Sudeste do país (CHESF, 2020). Dessa maneira, entender seu regime hídrico é de fundamental importância para tomadas de decisões de maneira mais assertiva (VASCO et al., 2019; CAVALCANTE et al., 2020).

A seca causa desequilíbrio negativo nos recursos naturais e regimes hídricos de rios, lagos e afluentes, influenciando diretamente o progresso das regiões afetadas. A ausência de chuva acontece de forma contínua em intervalos ao longo dos anos, porém, está cada vez mais frequente devido à grande interferência proveniente da destruição das florestas e uso excessivo de recursos hídricos, o que gera dificuldades econômicas, privando o desenvolvimento social de insumos básicos (ERDEM et al., 2021; JIAO et al., 2021). A utilização de índices de seca faz-se primordial para que seus efeitos sejam contabilizados, porque somente dessa forma é possível monitorar e identificar variáveis como tempo de duração e intensidade (CHENG et al., 2023).

Uma das principais dificuldades relacionadas à pesquisa hidrológica é a ausência de dados de boa qualidade, seja devido a imprecisão dos pluviômetros ou até mesmo as lacunas desses dados ao longo do tempo. Uma alternativa eficaz são os satélites que estimam e geram produtos de precipitação em escala global, pois, além de possuírem dados consistentes, têm também boa resolução espacial, englobando bacias hidrográficas e densas regiões (BOLUWADE, 2020). O avanço do sensoriamento remoto e algoritmos permitiu a disponibilidade de vastos produtos de estimativas de chuvas obtidos por sensores acoplados a satélites (CAVALCANTE et al., 2020), desta forma é possível vencer algumas barreiras físicas e econômicas para que as informações fornecidas pelos pluviômetros terrestres sejam complementadas pelos produtos dos satélites (DUMONT et al., 2022).

Dentre os variados produtos de estimativas de precipitação provenientes de sensores acoplados a satélites, o produto *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations* (CHIRPS) apresenta um excelente conjunto de dados para análise de tendências e monitoramento de chuvas e secas para diferentes variabilidades temporais: mensal, sazonal e anual em diversas regiões da Terra, incluindo o Brasil (OCAMPO-MARULANDA et al., 2022). O produto

do CHIRPS é baseado em estimativas de precipitação por satélites combinados com dados pluviométricos (TREJO et al., 2016; ABDOURAHAMANE, 2021; FUNK et al., 2015).

Desta forma, o presente trabalho tem como objetivo avaliar índices de secas baseados em dados de estimativas de precipitação para a BHRSF entre o período de 1998 a 2017.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 ESTIAGENS

A seca é determinada basicamente por um extenso período de ausência de chuva, o que conseqüentemente gera-se uma escassez hídrica. Há diferentes tipos de secas que podem ser categorizadas das seguintes formas: meteorológica; hidrológica; agrícola e socioeconômica (CUNHA et al., 2015; LEMMA et al., 2022; TLADI et al., 2022). Respectivamente, elas podem ser definidas como um evento de seca onde está diretamente ligada à deficiência de precipitação podendo estar associada a evapotranspiração; insuficiência hídrica nos volumes de água em rios e aquíferos, impactando diretamente os reservatórios subterrâneos; baixo teor de umidade do solo, o que prejudica a agricultura, e geralmente ocorre após uma seca meteorológica; por fim, temos um tipo de seca que não é necessariamente física, a seca socioeconômica ocorre quando os impactos interferem diretamente na disponibilidade de produtos agropecuários, diminuindo a oferta de mercado e elevando os custos (WILHITE, 2000; SON et al., 2012; TLADI et al., 2022).

A nível global a área afetada pelas secas dobrou entre a década de 1970 até os anos 2000, sendo que em termos econômicos e sociais os impactos foram triplicados entre a década de 1960 até a década de 1980. Um fato é que nos últimos anos esses eventos estão se tornando cada vez mais frequentes e intensos, além disso é estimado que sejam ainda mais recorrentes nas próximas décadas. De maneira mais específica, seus efeitos atingem em maiores proporções os pequenos produtores que tiram seus sustentos da agricultura familiar. Tornando assim inviável suas subsistências nas áreas rurais, o que os obrigam a migrarem para as cidades (CUNHA et al., 2015; WILHITE, 2000; TLADI et al., 2022).

De maneira geral, a causa para os períodos de estiagens é a ausência de chuva e as consequências desse efeito são potencializadas a partir de um mau planejamento do uso dos recursos naturais, logo, em decorrência disso a mitigação só pode ser viabilizada a partir de um monitoramento confiável do volume de precipitação, visto que é a informação mais importante na geração de resultados dos modelos hidrológicos (ABDOURAHAMANE, 2021).

#### 2.1.1 Índices e indicadores de seca

##### 2.1.1.1 *Standardized Precipitation Index* (SPI)

O SPI que em tradução livre seria Índice de Precipitação Padronizada é o cálculo que define o quanto de chuva para determinadas escalas mensais se desvia da média histórica (SHAHABFAR; EITZINGER, 2013), ou seja, avalia-se o acumulado de precipitação para

períodos que geralmente variam entre 1, 3, 6, 12, 24 ou 48 meses dentro de fontes de dados pluviométricas e obtém-se então um valor normalizado desses desvios, podendo apontar anomalias nas regiões de interesse (MCKEE et al., 1993).

O SPI é formulado com base na função densidade de probabilidade Gama (Eq. 1) que são calculados para cada escala mensal ajustados de acordo com o interesse, conforme mencionado anteriormente, a partir dos parâmetros de forma ( $\alpha$ ) e parâmetro de escala ( $\beta$ ) obtidos através do método de máxima verossimilhança. Onde os valores calculados são normalizados e convertidos para a distribuição Normal de média zero e variância um (OLIVEIRA-JÚNIOR et al., 2021; GUTTMAN, 1998; SUASSUNA, 2018).

$$g(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} \quad (1)$$

Sendo  $\Gamma(\alpha)$  a função Gama e x a quantidade de precipitação.

Após os cálculos, o SPI é classificado de acordo com a tabela 1.

Tabela 1 – Classificação de SPI	
SPI	CLASSIFICAÇÃO
$\geq 2$	Extremamente úmido
1 a 1,99	Muito úmido
0,5 a 0,99	Moderadamente úmido
0,49 a -0,49	Normal
-0,5 a -0,99	Moderadamente seco
-1 a -1,99	Muito seco
$\leq -2$	Extremamente seco

Fonte: Adaptado de (MCKEE et al., 1993)

#### 2.1.1.2 *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI)*

Diferentemente do SPI, que utiliza-se apenas do histórico de precipitação (P), o SPEI utiliza outra variável de entrada que interfere diretamente no entendimento para cálculo do índice, a temperatura. Indiretamente é calculada a evapotranspiração potencial (ETP) e conseqüentemente faz-se o balanço hídrico (D) do intervalo de interesse ( $D = P - ETP$ ). Esse incremento é importante, pois, entende-se que a depender da região, a evapotranspiração tem interferência que pode chegar até 80% do balanço hídrico (VICENTE-SERRANO et al., 2010).

O SPEI baseia-se em um modelo de cálculo semelhante ao SPI (escala mensal ou semanal), onde os valores de D são convertidos para diferentes escalas de tempo, da mesma forma que o SPI. Entretanto, um fator que diferencia os cálculos são os parâmetros de distribuição.



O SPEI necessita de uma função de distribuição com três parâmetros de entrada e estudos mostraram que a função que melhor se adequa é a log-logística (VICENTE-SERRANO et al., 2010; MA et al., 2020).

Os índices SPI e SPEI se transformaram em referências quando se trata da análise de secas, pelos ótimos desempenhos e facilidades de aplicação. Sendo bastante difundidos em pesquisas de produtividade agrícola, medição de incidência de incêndios e quantificação do nível de águas subterrâneas. Entretanto, cada região pode ter um índice que seja mais adequado devido às suas características particulares. O SPEI, por exemplo, tem uma aplicação mais limitada em regiões semiáridas (BERA et al., 2021).

Tabela 2 – Classificação de SPEI

INTERVALO	CLASSIFICAÇÃO
$SPEI > 2$	Extremamente úmido
$1,5 < SPEI \leq 2$	Severamente úmido
$1 < SPEI \leq 1,5$	Moderadamente úmido
$0,5 < SPEI \leq 1$	Levemente úmido
$-0,5 < SPEI \leq 0,5$	Quase normal
$-1 < SPEI \leq -0,5$	Levemente seco
$-1,5 < SPEI \leq -1$	Moderadamente seco
$-2 < SPEI \leq -1,5$	Severamente seco
$SPEI \leq -2$	Extremamente seco

Fonte: Adaptado de (MA et al., 2020)

#### 2.1.1.3 *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI)

Uma forma bastante intuitiva de avaliar se determinada região tem passado por períodos secos ou chuvosos é avaliando justamente sua vegetação, essencialmente em regiões onde há conservação da mata nativa. Portanto, uma análise superficial da flora a partir de sensores retorna resultados interessantes (ESSAADIA et al., 2022).

O NDVI utiliza-se do valor de reflectância na faixa do infravermelho próximo (NIR) e o valor de reflectância na faixa do vermelho (RED) para contabilizar o quão sadia está a vegetação. De maneira complementar, os valores de NIR e RED variam de 0 a 1, dessa forma o NDVI pode assumir valores entre -1 e 1, sendo os valores negativos objetos inanimados ou vegetação morta e 1 o valor ótimo, onde haveria uma excelente taxa de clorofila nas plantas (RUAN et al., 2022; CORRÊA et al., 2011). Segue a Equação (2) adaptada de Jr et al. (1974):

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)} \quad (2)$$

Certamente esse índice preenche algumas lacunas apresentadas por indicadores que analisam de maneira isolada as variáveis meteorológicas, uma vez que avalia e quantifica a interferência das estiagens em um dos pontos mais sensíveis às variações climáticas, a vegetação.

#### 2.1.1.4 Índice Integrado de Seca (IIS)

O IIS é calculado a partir da combinação do SPI (escalas de três e seis meses), a Água Disponível no Solo (ADS) e *Vegetation Supply Water Index* (VSWI) ou com o *Vegetation Health Index* (VHI). Para equalizar os índices, é proposto que os dados observados de precipitação tenham como fontes as informações disponíveis no Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais (CEMADEN), Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e Centros Estaduais de Meteorologia. O IIS possui as seguintes classes: condição normal (6), seca fraca (5), seca moderada (4), seca severa (3), seca extrema (2) e seca excepcional (1) (CEMADEN, 2022).

Embora os dados de IIS estejam disponíveis para *download* em território nacional, a metodologia para replicar utilizando outras fontes de dados não fica muito explícita. O que dificulta o comparativo entre os índices calculados a partir de dados pluviométricos e dados estimados por satélites.

#### 2.1.1.5 *Vegetation Supply Water Index* (VSWI)

As lavouras têm necessidade do suprimento de água que podem ser provenientes de chuvas ou irrigação, quando o abastecimento é suficiente as plantas tendem a evapotranspirar, o que favorece uma temperatura mais amena no solo quando coberto por vegetação (CUNHA et al., 2015).

No momento em que o insumo passa a ser escasso, as plantas passam a ativar um mecanismo de defesa, inibindo a evapotranspiração e consequentemente há uma elevação de temperatura da superfície ( $T_s$ ). Paralelo a isso, há menos atividade fotossintética, sendo perceptível através do índice NDVI (SANDEEP et al., 2021).

De acordo com (GAO et al., 2008), o VSWI pode ser calculado a partir da equação (3). Onde os valores abaixo de 60 significam baixos índices de seca e acima disso a torna mais severa (CUNHA et al., 2015).

$$VSWI = \frac{NDVI}{T_s} \quad (3)$$

## 2.2 ESTIMATIVA DE PRECIPITAÇÃO

### 2.2.1 Convencional

O pluviômetro é a ferramenta dita como convencional para a quantificação direta de precipitação, que faz captação da quantidade de chuva que precipita em uma determinada área por unidade de tempo, geralmente as informações são disponibilizadas em mm/mês. Por se tratar de um registrador, muitas vezes é generalizado como uma fonte de referência para outras metodologias. Entretanto, há erros inerentes associados aos pluviômetros, justamente por serem dispositivos mecânicos, sejam eles imprecisões do próprio *hardware* ou também por sofrerem interferências externas ao meio que estão inseridos (PEDERSEN et al., 2010).

Em sua maioria os dados de precipitação confiáveis são adquiridos por meio de rede pluviométricas bem distribuídas espacialmente, o que dificilmente encontra-se em países sub-desenvolvidos, por limitações técnicas e financeiras (ABDOURAHAMANE, 2021). O mesmo entendimento é compartilhado por (MU et al., 2021), onde salienta-se a necessidade de ter uma densa distribuição dos pluviômetros para poder obter dados seguros, além disso, outro fator limitante mencionado é a região de instalação, pois, as condições topográficas surgem como uma variável externa que interfere na precisão na quantificação de chuva.

Ainda que essa metodologia seja mais palpável e até apresentem bons resultados de maneira pontual, não é indicado para ser estendida para representatividade de grandes extensões territoriais, especialmente pelo fato de em média a área de captação de chuva varia entre 0,02 m<sup>2</sup> a 0,04 m<sup>2</sup> (PEDERSEN et al., 2010).

### 2.2.2 Radar

O radar é um método terrestre de sensoriamento remoto, cujo sistema envia de sinais eletromagnéticos para detectar nuvens. A partir da refletância dos corpos é possível quantificar a quantidade volumétrica das chuvas que estão prestes a precipitar (TUCCI, 2001).

Bacias hidrográficas urbanas têm necessidade de um tempo de resposta menor para identificar chuvas de alta densidade que estão próximas de acontecer, com o intuito de prever e antecipar inundações repentinas ou eventos de chuvas extremas nos sistemas fluviais. O radar apresenta-se como uma excelente opção para essa aplicação, pois, são instrumentos de alta resolução espacial e temporal, até 1 km e até 5 minutos, respectivamente (RICO-RAMIREZ et al., 2015; NANDING et al., 2021).

Entretanto, falhas são comuns na conversão de informações recebidas para geração de

dados proveniente dos radares, uma vez que, podem haver erros na medição de refletividade e na tentativa converter efetivamente a refletividade em chuva, propagação defeituosa do feixe do radar, etc. Normalmente esses erros são causados por fatores geográficos, como a proximidade com o mar e os relevos ao entorno. Um meio de diminuição dessas imprecisões seria a combinação dos radares com os pluviômetros (YAN; BÁRDOSSY, 2019; OLIAYE et al., 2023).

### 2.2.3 Sensoriamento remoto

O sensoriamento remoto é uma metodologia empregada para obtenção de informações climáticas a partir de sensores acoplados a satélites e que graças aos recentes avanços tecnológicos tem sido bastante utilizado em escala global, especialmente em regiões de difícil acesso (FENG et al., 2022). Em suma, são utilizados sensores que quantificam água nas nuvens, baseados em radiação eletromagnética, para as bandas espectrais: ultravioleta; luz visível; infravermelho e micro-ondas (BRAUN et al., 2011; COLLISCHONN, 2006).

Por mais que o sensoriamento remoto seja uma ferramenta bastante difundida atualmente, seus primeiros registros foram a partir da década de 1960 através da missão *Television Infrared Observation Satellite* (TIROS) que foi criada pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA). Sendo o satélite TIROS-1 pioneiro na obtenção de dados para estudos meteorológicos (NEECK et al., 2005).

As vantagens dessa técnica são inúmeras para o entendimento do ciclo hidrológico, porém, ainda há alguns fatores limitantes devido às condições adversas que a natureza pode proporcionar. De acordo com Jiménez (2011), além de erros de calibração, cada sensor tem sua limitação intrínseca, por exemplo, as estimativas baseadas em micro-ondas apresentam baixa resolução espacial, já as estimativas provenientes da luz visível e infravermelho estão associadas aos topos das nuvens que não necessariamente significa um volume que será convertido em precipitação. Desta forma, faz-se necessário avaliar qual missão espacial ou produto desses dados melhor se adequa para a região de interesse.

#### 2.2.3.1 Algoritmo CHIRPS

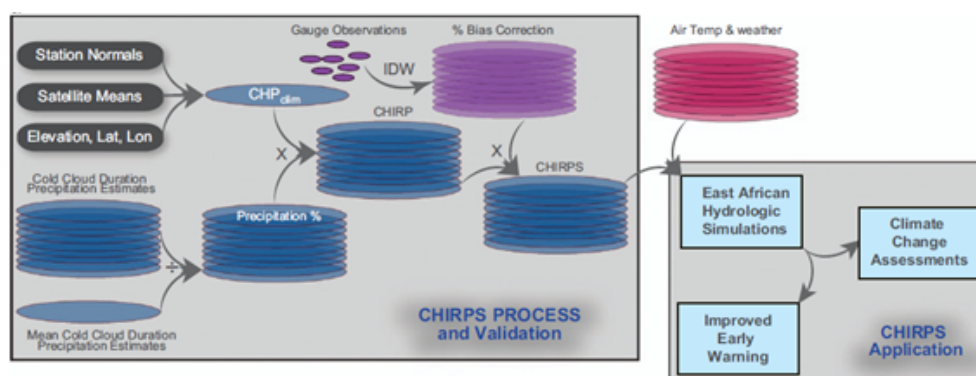
O CHIRPS é fruto de uma parceria entre a *United States Geological Survey* e a *University of California* que combinam dados pluviométricos e estimativas de satélites para gerar seus resultados (ABDOURAHAMANE, 2021).

Inicialmente, foi desenvolvido para ajudar os Estados Unidos da América em ações no combate à fome, tendo como base o foco em técnicas bem-sucedidas de infravermelho, seme-

lhantes à produtos de precipitação como o *National Oceanic and Atmospheric Administration's* (NOAA's) e *African Rainfall Climatology or the University of Reading's TAMSAT African Rainfall Climatology And Time series* (TARCAT). Outro fato é que o algoritmo do CHIRPS utiliza o produto TRMM 3B42 v7 para calibrar as estimativas globais de precipitação (FUNK et al., 2015), a figura 1 ilustra bem o passo a passo do processo de formação, validação e aplicações do CHIRPS.

É uma excelente ferramenta, mesmo sendo considerado relativamente novo, pois é baseado em múltiplas fontes de dados e gera resultados em alta resolução espacial para quase toda extensão territorial, varrendo todas as grades longitudinais e quase toda a Terra latitudinalmente, sendo disponibilizado em diferentes escalas temporais: 5 dias, 10 dias e mensal (PAREDES-TREJO et al., 2017).

Figura 1 – Esquema de produção e aplicação do CHIRPS



Fonte: Adaptado de (FUNK et al., 2015)

De acordo com Paredes-Trejo et al. (2017) o CHIRPS tem dificuldades na identificação de períodos sem chuvas, especialmente em épocas de baixa pluviosidade, que pode estar associada diretamente à alta dependência do produto ao TRMM (3B42). Além disso, quando avaliado de modo geral por Cavalcante et al. (2020) e de maneira mais pontual, para o Nordeste brasileiro por Paredes-Trejo et al. (2017), o CHIRPS apresentou uma tendência de subestimar a ocorrência de baixas precipitações mensais (menores de 30 mm/mês) e de superestimar a ocorrência de precipitação acima dos 150 mm/mês. Essa concepção condiz com o que Brito et al. (2021) elucida em seus resultados, pois é também demonstrado que no geral os eventos extremos estimados pelo algoritmo são opostos aos observados em pluviômetros, entretanto, os eventos moderados têm boa acurácia.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

O fluxograma (figura 2) exhibe as etapas de realização deste estudo a partir da idealização até a efetivação dos resultados. Desta forma, serão detalhadas todas as etapas ao longo do capítulo.

Figura 2 – Fluxograma das fases de realização do trabalho



Fonte: Autor (2023).

#### 3.1 ÁREA DE ESTUDO

A região selecionada para o estudo foi toda a bacia do rio São Francisco (figura 3) que está localizada entre as Latitudes  $-20,93^{\circ}$  e  $-7,27^{\circ}$  e Longitudes  $-47,64^{\circ}$  e  $-36,31^{\circ}$ . Abrangendo 7 estados brasileiros (Minas Gerais, Bahia, Pernambuco, Goiás, Distrito Federal, Sergipe e Alagoas), totalizando 507 municípios e uma extensão territorial de mais de 639.000 km<sup>2</sup>, que corresponde a aproximadamente 7,5% do território nacional. Sendo 58% localizada no semiárido, onde é uma região caracterizada por altas taxas de evapotranspiração combinada ao baixo volume de chuvas, propiciando secas duradouras ao longo dos anos (OLIVEIRA et al., 2021; PIRES, 2016).

Figura 3 – Bacia Hidrográfica do rio São Francisco

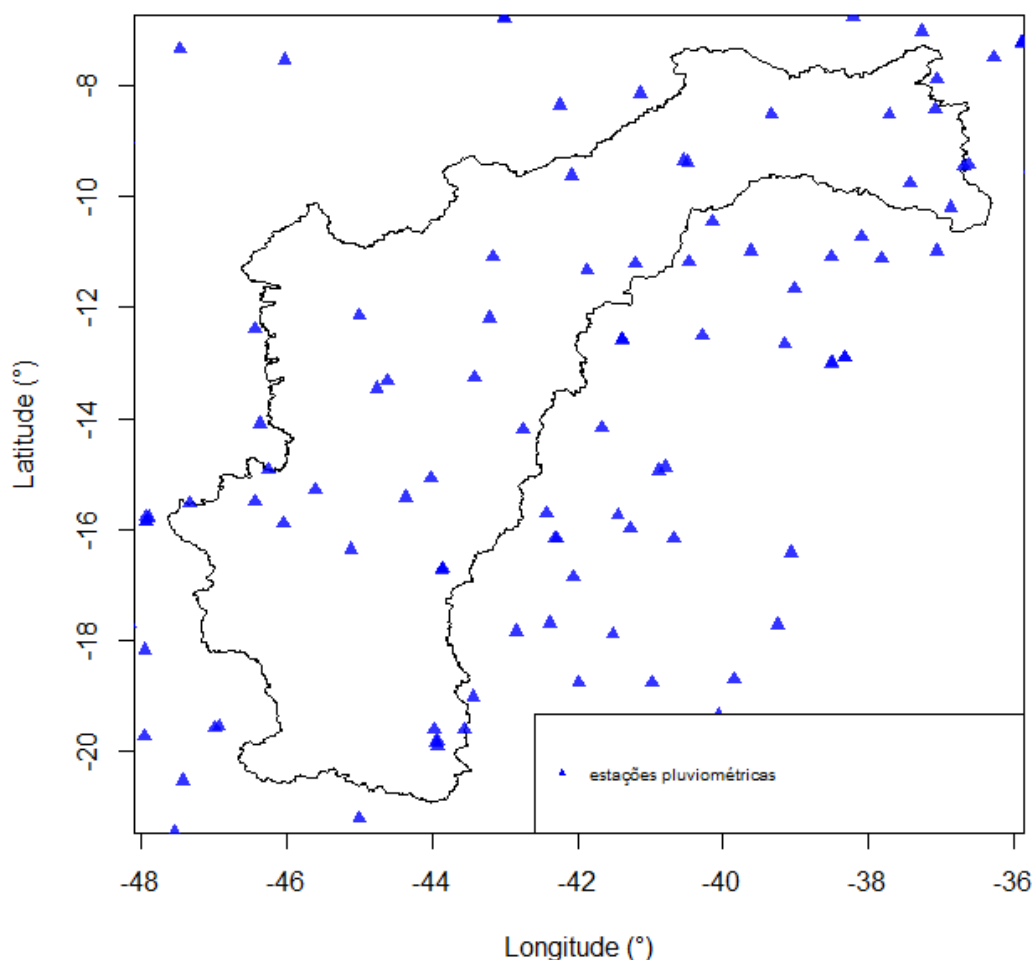


Fonte: Adaptado de (BOUCKAERT et al., 2020)

### 3.2 ESTIMATIVA DE PRECIPITAÇÃO: CHIRPS

Os valores de precipitação estimados pelo CHIRPS são resultantes de combinações de dados medidos por pluviômetros e missões espaciais, onde os produtos são disponibilizados em diferentes versões. No presente trabalho foi utilizada a versão 2.0, cuja proposta é de uma análise mais robusta devido ao maior número de pluviômetros utilizados. A distribuição espacial dos dispositivos instalados dentro e no entorno da BHRSF podem ser observados abaixo (figura 4).

Figura 4 – Distribuição espacial das estações pluviométricas utilizadas pelo CHIRPS



Fonte: Autor (2023)

Os dados do CHIRPS são dispostos em resolução espacial de  $0,05^\circ \times 0,05^\circ$  (aproximadamente  $5,3 \text{ km} \times 5,3 \text{ km}$ ) para uma cobertura que abrange quase todo o globo ( $50^\circ\text{S}$ - $50^\circ\text{N}$ ,  $180^\circ\text{L}$ - $180^\circ\text{O}$ ), em escala de tempo mensal entre o período de janeiro de 1981 até o presente, por meio do diretório de informações é possível acessá-los livremente em <<https://data.chc.ucsb.edu/products/CHIRPS-2.0/>> e baixá-los em formato *Network Common Data Form* (NetCDF). Fundamentalmente, faz-se necessário o filtro de informações em algumas etapas, sendo desempenhado o recorte espacial para examinar somente a região de interesse (BHRSF) e também a delimitação do período desejado (janeiro de 1998 a dezembro de 2017).

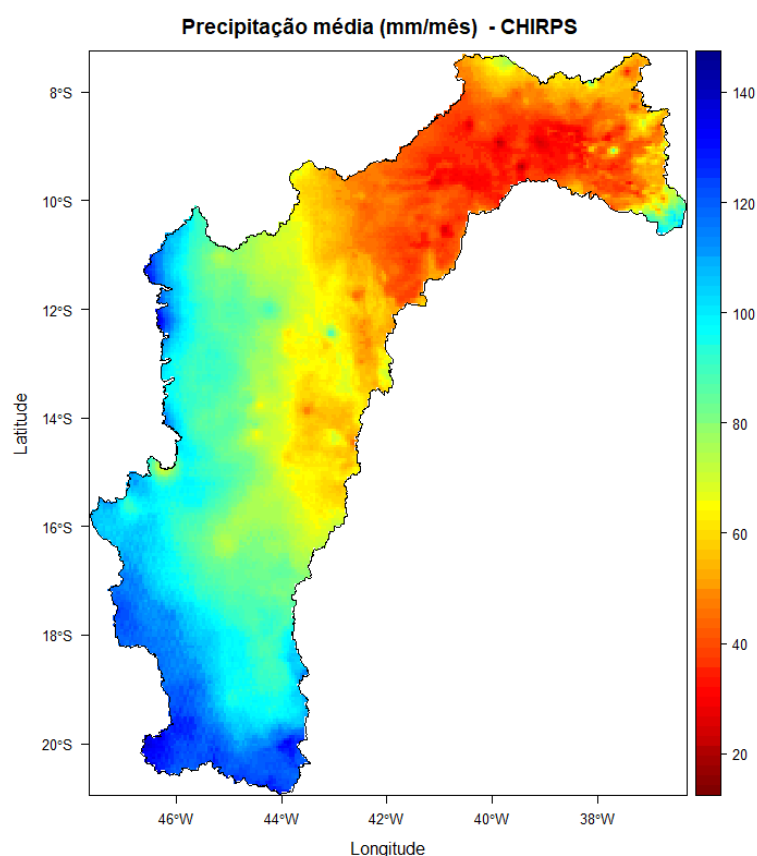
O ordenamento dos pixels ao longo da bacia se dá de forma numerosa devido à alta resolução do algoritmo, portanto, são listados 21.250 pontos no decorrer da região hidrográfica. Uma considerável distribuição espacial das informações permite uma análise que descreve bem as particularidades de cada local, sendo esta uma característica notável do CHIRPS para



aplicação na BHRSF tendo em vista a heterogeneidade das características sazonais dos volumes de chuva.

Estudos embasados em produtos de estimativas de satélites e medições diretas de chuva por pluviômetros indicam que a BHRSF está localizada em uma região de grandes variações climáticas, revelando que há tendências de crescente proporção da região semiárida, onde também projeções futuras inferem aumento das temperaturas e redução dos índices chuvosos (MUTTI et al., 2020). As médias mensais de precipitação provenientes do CHIRPS observadas entre janeiro de 1998 a dezembro de 2017 (figura 5) elucidam que a região do Alto São Francisco, nas últimas duas décadas, teve uma maior intensidade de precipitação, logo, a ascensão dos regimes de baixa pluviosidade geram prejuízos mais acentuados nessas localizações.

Figura 5 – Estimativa de precipitação média mensal na bacia do rio São Francisco proveniente do CHIRPS.



Fonte: Autor (2023).

### 3.3 IDENTIFICAÇÃO DE ESTIAGENS

#### 3.3.1 Série de diferenças entre as duas últimas décadas

A fim de identificar a possibilidade de períodos mais ou menos afetados para a totalidade da bacia, a primeira análise dos dados originários do CHIRPS foi gerada a partir da subtração dos valores mensais entre todos os pixels (21.250 pontos) para as duas décadas. Logo, cada ponto tem 10 valores de precipitação para cada um dos 12 meses do ano na primeira década (totalizando 120 dados mensais) e consequentemente o mesmo se aplica para a década final. Assim, os resultados obtidos na figura 6 são provenientes de operações matemáticas entre milhões de dados ( $21.250 \times 2 \times 120 = 5.100.000$ ) que só poderiam ser realizadas em tempo hábil com o auxílio de ferramentas computacionais.

Os valores das estimativas da década final subtraídos da década inicial geraram um gráfico *boxplot* para cada mês do ano, facilitando a compreensão do conjunto de dados, propiciando reconhecer a distribuição de maneira ágil: o mínimo, 1º quartil, mediana, 3º quartil e a máxima, além de descartar valores que estão bastante discrepantes dos demais, que poderiam prejudicar a análise.

#### 3.3.2 Distribuição espacial de 3.3.1

Com o recorte dos dados espacialmente ao longo da bacia foi possível plotar o comportamento mensal, expressando os valores obtidos para cada mês em todas coordenadas geográficas, ou seja, na figura 7 foram gerados 12 mapas para que cada localidade tivesse a diferença das médias mensais entre as décadas demonstradas individualmente. Por exemplo, os valores da subtração das médias de janeiro até dezembro do 1º ponto foram expostas em cada um dos 12 mapas e o mesmo método se aplicou até o 21.250º ponto.

#### 3.3.3 Séries de SPI (3, 6, 12 e 24 meses)

Atendendo aos critérios de simplicidade, estabilidade e sensibilidade ao monitoramento das secas, o índice de SPI para todas as escalas temporais foi calculado a partir dos valores de precipitação médios mensais para cada década utilizando-se o pacote *SPEI* (<<https://cran.r-project.org/web/packages/SPEI/index.html>>) do *R* na versão 4.1.2. Assim, primeiro efetuou-se as médias mensais entre todos os pontos com o intuito de obter uma série histórica com um valor global de toda bacia. Após os dados dispostos em matrizes, separadas por décadas, calculou-se o índice nas diferentes escalas e plotou-se em gráfico de linhas na figura 8 com o objetivo de

perceber o comportamento das décadas individualmente.

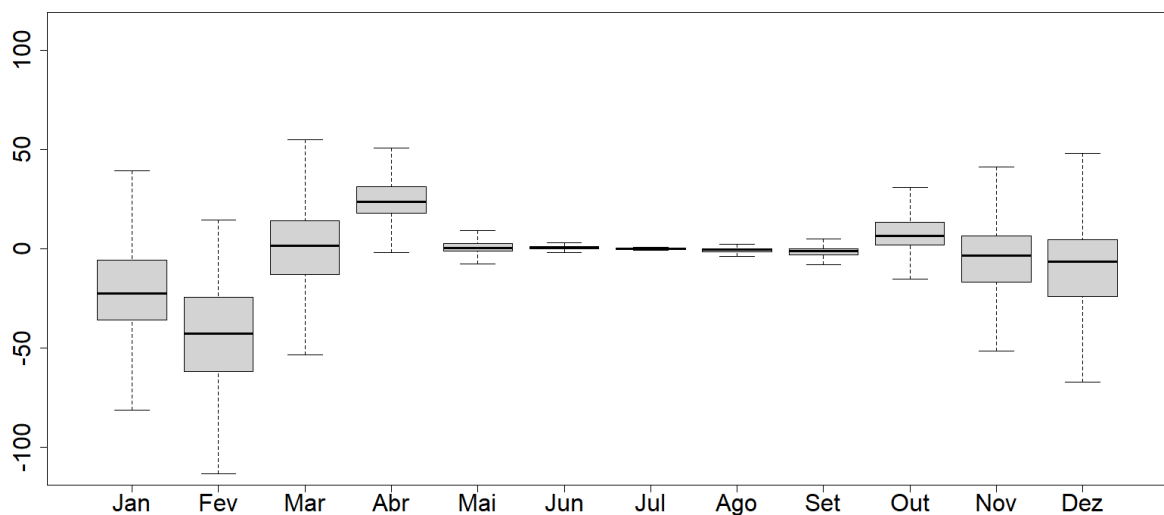
## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O presente trabalho objetivou evidenciar e quantificar os eventos de secas ao longo dos anos, especificamente no período compreendido entre (1998-2017) por meio da análise de estimativas de chuvas obtidas do produto CHIRPS na bacia do rio São Francisco. Diante disso, realizou-se avaliações estatísticas sobre as métricas de estiagens, plotadas através do software de estatística R, que viabilizou a obtenção de figuras concisas para um melhor entendimento geral da região geográfica analisada. Bem como, informações específicas para cada pixel durante todo período de interesse.

### 4.1 SÉRIE DE DIFERENÇAS DE MENSAIS DE PRECIPITAÇÃO ENTRE AS DÉCADAS DE 1998-2007 E 2008-2017

Para sintetizar o conjunto de dados do intervalo proposto, realizou-se uma averiguação através de gráficos boxplot, apresentados na figura 6, com o intuito de elucidar as diferenças mensais de chuvas estimadas pelo algoritmo CHIRPS dos últimos anos, permitindo avaliar as alterações nos padrões e tendências no comparativo entre as épocas decenais de maneira tangível.

Figura 6 – Diferenças mensais de precipitação entre 1998-2007 e 2008-2017.



Fonte: Autor (2023).

É possível inferir que o intervalo compreendido entre maio e setembro não apresentam diferenças relevantes, mantendo-se com variações de chuvas quase nulas no confronto das

décadas. Em contrapartida, os dois primeiros meses do ano foram os mais atípicos, com ênfase em fevereiro que na totalidade dos pontos da bacia foram realizadas os comparativos entre as décadas (212.500 subtrações), onde chegou-se a atingir diferenças maiores que 100 mm/mês, convertendo pelo menos 40% (85.000 subtrações) em diferenças maiores que 50 mm/mês, sendo que os dez últimos anos (2008 a 2017) deteve os menores volumes de chuva. De acordo com Cunha et al. (2015), Marengo et al. (2017b), Paredes-Trejo e Barbosa (2017), Medeiros et al. (2020) os meses de janeiro e fevereiro são considerados alguns dos que integram um período considerado chuvoso ao longo da bacia, principalmente para o semiárido brasileiro, com significativa representação no volume de chuva maior que 22% na média anual. Ainda que de forma mais branda, os meses de novembro, dezembro e março também enfrentaram baixas nos índices pluviométricos. Valores positivos só são apresentados em abril e outubro, mas visivelmente não são suficientes para equalizar os meses de déficit.

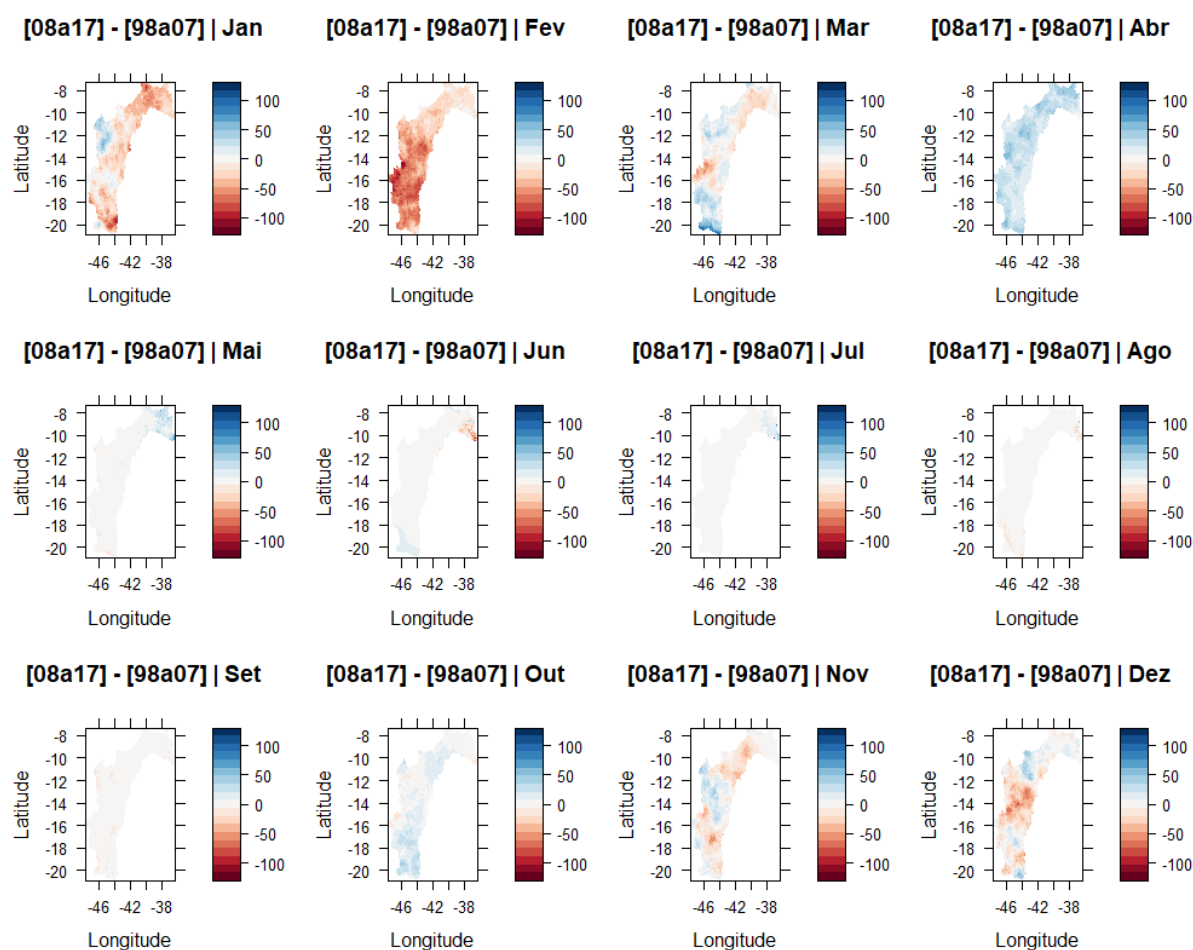
Xavier et al. (2022), Silva et al. (2021) relatam que em algumas regiões da bacia do São Francisco a média dos registros históricos de precipitação no período de 1913 a 2018 foram até 300 mm/mês maiores que a média dos últimos anos (2010 a 2018), consequentemente, nota-se uma tendência de diminuição do escoamento de volumes subterrâneos. Marengo et al. (2017b) sugerem que as anomalias positivas na temperatura da superfície do mar no Oceano Pacífico, o El Niño, prejudicam os níveis de chuva na região Nordeste. Mas que este fenômeno não explica totalmente os recentes eventos (1998, 2002 e 2015) de estiagens em que ocorreram paralelos às anomalias da temperatura no Pacífico.

Com o intuito de mitigar as limitações que uma avaliação global pode ocasionar é importante aferir a distribuição espacial desse balanço de precipitação, pois, regiões com excesso de chuva podem alavancar os índices estatísticos e dificultar a percepção de uma melhor investigação dos períodos de estiagens. Visto que, como mencionado por Bezerra et al. (2019), o curso do rio São Francisco percorre grandes extensões territoriais atravessando vários estados brasileiros com diferentes individualidades climatológicas.

## **4.2 DIFERENÇAS DE PRECIPITAÇÃO DISPOSTAS EM MAPAS MENSAIS**

A distribuição retratada na figura abaixo (7) expõe os mapas mensais da distribuição espacial dos valores da série de diferenças de precipitação estimadas pelo CHIRPS entre os anos de 1998-2007 e 2008-2017 na bacia do rio São Francisco, permitindo examinar regionalmente o comportamento das chuvas.

Figura 7 – Mapa das diferenças mensais de precipitação em relação à média entre 1998-2007 e 2008-2017 ao longo da bacia do rio São Francisco.



Fonte: Autor (2023).

Observa-se que os pixels ao longo da bacia expressaram variações homogêneas para todos os meses avaliados e que os meses de janeiro e fevereiro foram afetados para toda extensão da bacia. Sendo a cabeceira o local com maior escassez de chuva, onde as diferenças excederam os 100 mm/mês. De acordo com Pereira et al. (2007), as regiões localizadas na cabeceira da bacia do rio São Francisco (estado de Minas Gerais) chegam a atingir volumes de chuva de pelo menos 1.800 mm/ano, logo, o confronto de dados revela que a escassez mencionada no presente trabalho referente a fevereiro impactaria o balanço anual em 5,5% na respectiva localidade.

Bezerra et al. (2019) relatam ampliação de dias consecutivos sem chuvas, o que ocasiona em períodos com insuficiência hídrica na região do Alto São Francisco, além de, constatarem que as perturbações locais são evidenciadas a partir da década de 1950, oportunamente convém com o período em que a interferência humana passou a ser mais presente no curso d'água, sobretudo

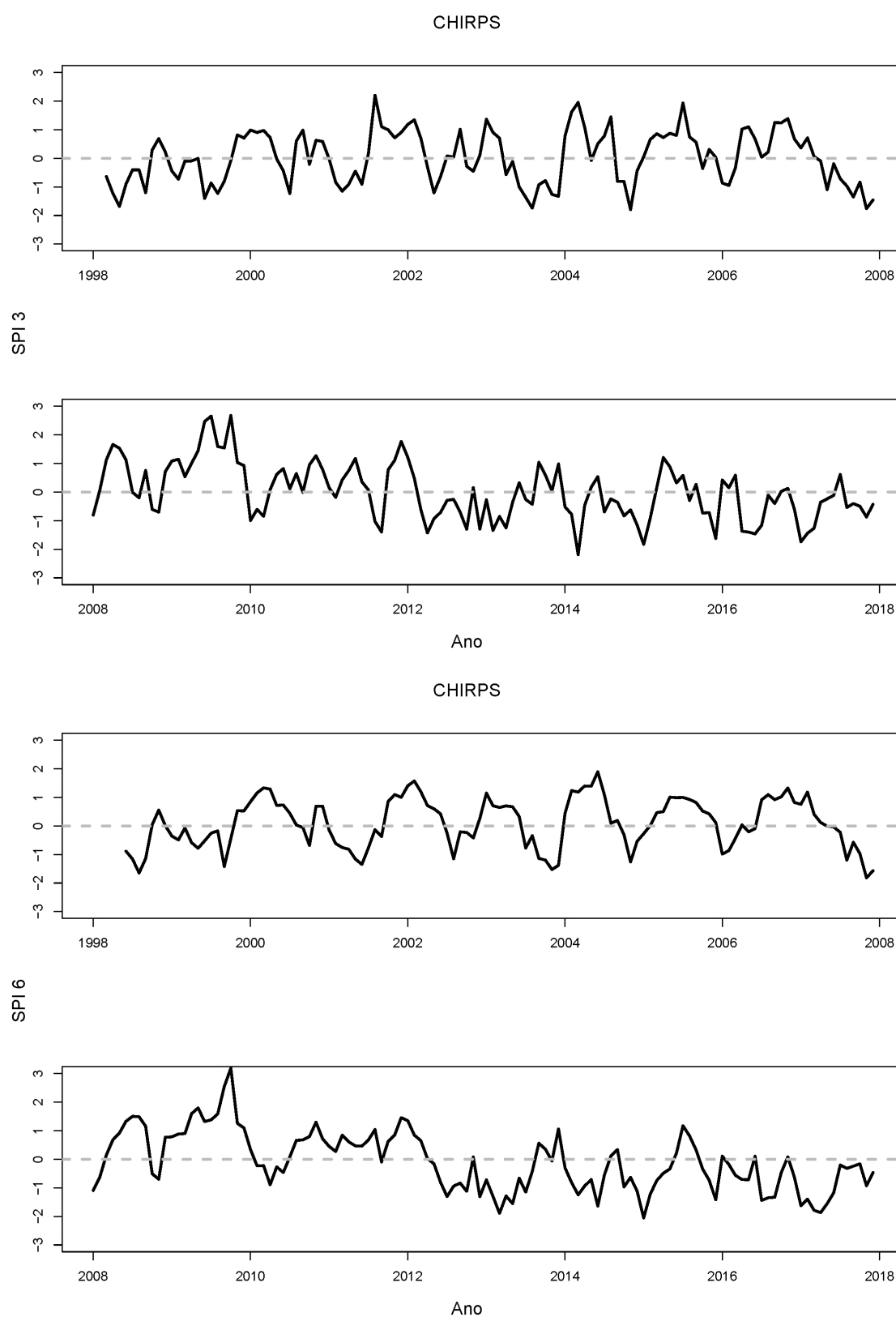
com as construções de barragens, inundando grandes áreas e consequentemente induzindo alterações nas variáveis climáticas como temperatura, umidade do ar e distribuição de chuva.

Entretanto, Bezerra et al. (2019), Pereira et al. (2007) destacam que a bacia do rio São Francisco atravessa diferentes climas e que apresentam características completamente diferentes, salientando-se a variação anual de precipitação entre o Baixo e o Alto São Francisco que chega a atingir discrepâncias maiores que 1.400 mm/ano entre as regiões. Dado o exposto, ressalta-se a necessidade de avaliação dos índices pluviométricos de maneira normalizada, ou seja, na mesma escala para diferentes áreas com variações tão abruptas nos volumes de chuva.

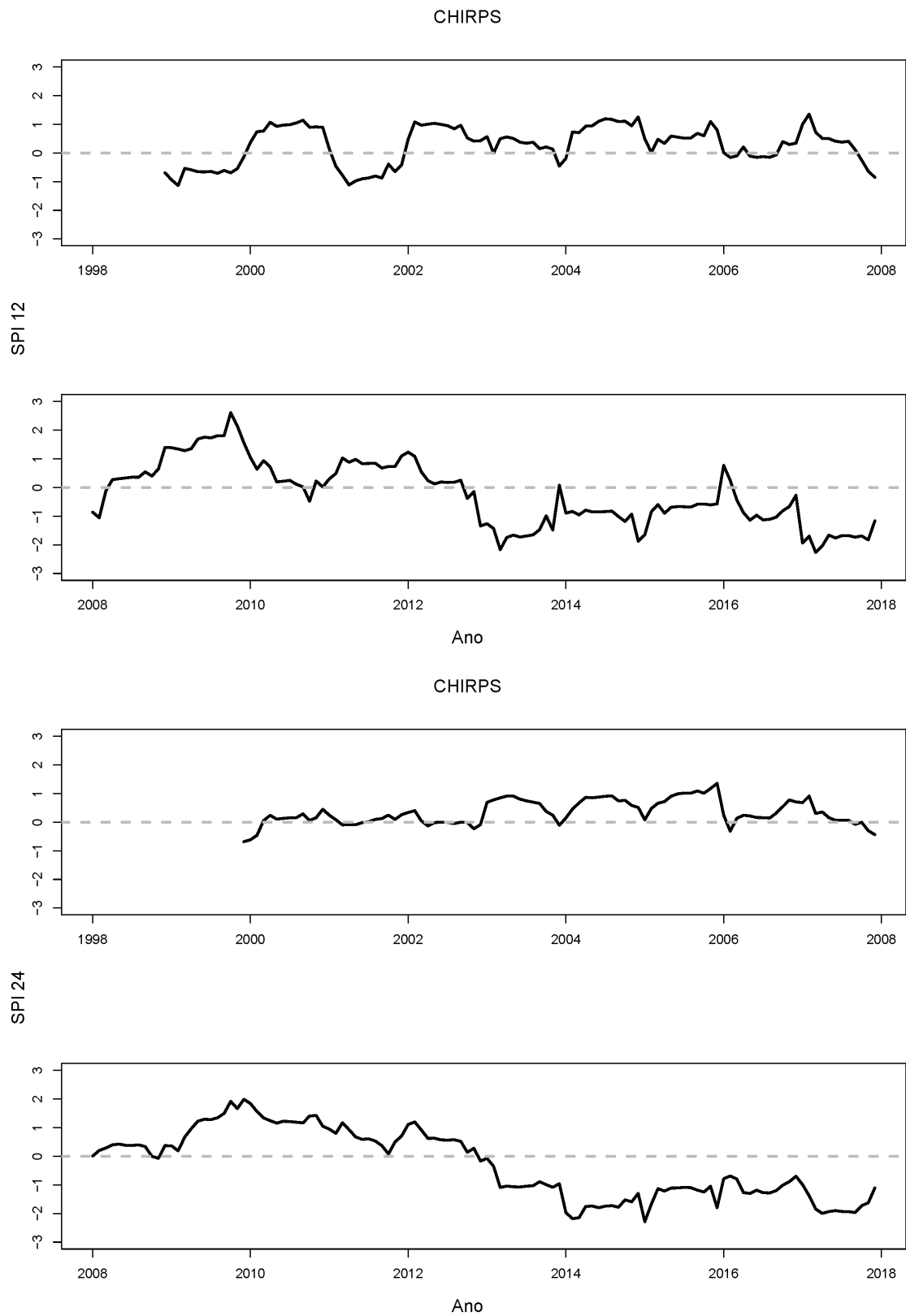
### **4.3 SÉRIES HISTÓRICAS DE SPI**

A análise histórica das estimativas de precipitação originárias do algoritmo CHIRPS para a bacia do rio São Francisco, referentes ao período compreendido entre janeiro de 1998 até dezembro de 2017, foram dispostos na figura abaixo (figura 8) e concerne aos índices de SPI em diferentes escalas temporais (3; 6; 12 e 24 meses). As subdivisões mensais servem para mensurar os níveis de interferência que as chuvas ou as secas influenciam no balanço hídrico.

Figura 8 – Série histórica de SPI para a bacia do rio São Francisco em diferentes escalas temporais: 3; 6; 12 e 24 meses.







Fonte: Autor (2023).

As primeiras categorias (SPI-3 e SPI-6) são elementares para o entendimento dos cursos d'águas mais superficiais, pois, ponderam ciclos curtos e apenas intervêm diretamente na proporção de rios, lagos e afins. Proporcionalmente, os últimos grupos (SPI-12 e SPI-24) têm durações mais extensas e são capazes de modificar grandes dimensões morfológicas das bacias, permeando as diversas camadas de drenagens, especialmente nas regiões de armazenamento hídrico presentes no subsolo (MCKEE et al., 1993; GUTTMAN, 1998; TUCCI, 2001).

Constata-se através da figura 8 que as transições entre períodos secos e chuvosos ao longo da bacia foram sucessivas independente da faixa de atuação (3; 6; 12 e 24 meses), porém, nota-se que a partir de 2013 os momentos de estiagens foram cada vez mais frequentes. Corroborando com resultados apresentados por Cunha et al. (2018), que ao analisarem as secas ocorridas entre 1982 a 2016 no Nordeste brasileiro, demonstraram que o período de 2012 a 2016 revelou-se o maior em escassez de chuva no quesito magnitude e duração quando comparado com as últimas três décadas. Medeiros et al. (2020) consolidam este episódio, pois revelaram que o acumulativo do déficit pluviométrico entre 2012 e 2016 chegaram a mais de 1000 mm quando confrontados com a média histórica entre 1981 e 2010, atestando o início do ciclo da seca relatada no presente trabalho.

Os índices SPI-12 e SPI-24 dispuseram de valores mínimos similares, no qual a escassez de chuva foi predominante em ambas escalas desde 2013 a 2017. Compreende-se que os padrões de secas atingem toda bacia, pois a base de dados aplicada faz uso das informações globais para a construção de um gráfico unificado. Martins et al. (2017) também mensuram resultados de seca para regiões da bacia do rio São Francisco a partir de 2016, com base nas informações mensais de precipitação provenientes da missão GPCC (*Global Precipitation Climatology Centre*), indicando coerência para os dados obtidos através da missão CHIRPS, e os resultados apresentados pelos mesmos expõem que os principais reservatórios na bacia (Três Marias, Sobradinho e Itaparica) chegaram a atingir apenas 5% de suas respectivas capacidade de armazenamento no ano de 2016.

De forma à examinar quantitativamente o que foi propalado anteriormente, a tabela 3 categoriza as ocorrências de secas por escala, grau de influência e períodos dos acontecimentos, de maneira que permite ponderar os indicadores pois utiliza-se das porcentagens para uma melhor representação das informações.

Tabela 3 – Frequência de meses secos para a bacia do rio São Francisco em diferentes períodos: 1998 a 2012 e 2013 a 2017.

<b>Escala</b>	<b>Grau</b>	<b>1998 a 2012</b>	<b>2013 a 2017</b>	<b>(2013 a 2017) - (1998 a 2012)</b>
<b>SPI3</b>	leve	32%	47%	15%
	moderada	10%	15%	5%
	severa	2%	5%	3%
	extrema	0%	2%	2%
<b>SPI6</b>	leve	28%	47%	19%
	moderada	8%	20%	12%
	severa	2%	12%	10%
	extrema	0%	2%	2%
<b>SPI12</b>	leve	22%	48%	26%
	moderada	2%	32%	30%
	severa	0%	13%	13%
	extrema	0%	2%	2%
<b>SPI24</b>	leve	13%	20%	7%
	moderada	0%	32%	32%
	severa	0%	45%	45%
	extrema	0%	3%	3%

Fonte: Autor (2023).

Os índices de estiagens obtiveram aumentos nos percentuais de ocorrências quando comparadas as diferentes épocas (1998 a 2012 e 2013 a 2017). A taxa de incidência de todos os eventos possuíram altas consideráveis, o SPI-3 e SPI-6 atingiram, respectivamente, 69% e 81% no somatório para todos os níveis de influência no período compreendido entre 2013 a 2017. Esta tendência se mantém para SPI-12 e SPI-24, atingindo nesta ordem 95% e 100% dos meses do período final. Constata-se que os eventos de secas apresentaram crescentes exponenciais nos últimos anos, especialmente em níveis de atuação nos reservatórios hídricos, pois as maiores variações aconteceram na amplitude de 45% nas secas consideradas severas do SPI-24 sendo acompanhada logo em seguida pela variação de 32% nas secas moderadas da mesma escala.

Ainda da tabela 3, é possível inferir que nos primeiros anos (1998 a 2012) não houve nenhum evento de seca extrema e se contabilizarmos o somatório das escalas individualmente em todos os graus de interferência não ultrapassa-se os 50%, por outro lado, o valor mínimo atingido entre 2013 a 2017 foi de 69%. Logo, em todas as ocasiões as secas do último período foram superiores ao estágio inicial.

Reafirmando os fatos, Paredes-Trejo et al. (2021) também investigaram índices de seca ao longo da bacia do rio São Francisco, entre janeiro de 1980 e dezembro de 2015, e constatou

que de janeiro de 1980 a fevereiro de 2012 para o *Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index* (SPEI), em escalas mensais de 3 e 12 meses, os episódios de estiagens aconteceram em 4,16% e 4,94% dos meses possíveis, respectivamente. Já para o intervalo posterior, as frequências galgaram para 28,3% e 89,2% para as respectivas escalas. De acordo com essas taxas expressivas é concebível aferir que as secas estão cada vez mais corriqueiras, salienta-se que em todos os eventos descritos por Paredes-Trejo et al. (2021) a bacia foi atingida pela seca em uma proporção mínima de 80% de toda sua extensão territorial.

## 5 CONCLUSÃO

As avaliações de índices de secas utilizando-se o produto de precipitação CHIRPS, apesar de algumas limitações para regiões semiáridas, propiciaram o esclarecimento de tópicos importantes para a elucidação das características sazonais de precipitação da BHRSF.

Permitiu-se demonstrar que o período considerado úmido (DJF) na região do Alto São Francisco experimentou diminuição das chuvas entre os anos de 2008-2017 no comparativo ao intervalo compreendido por 1998-2007. Predominantemente, as maiores insuficiências ocorreram em janeiro e fevereiro, sendo o último o mês mais prejudicado. Entretanto, foi possível observar que março e abril resultaram em médias positivas, mas incapazes de equilibrar o balanço médio anual da última década.

Uma análise regional da BHRSF apontou maiores variações na cabeceira (Alto São Francisco) quando comparada com a foz (Baixo São Francisco), especialmente por a parte mais baixa estar inserida no semiárido e apresentar uma menor média de precipitação (figura 5).

Através do índice de seca SPI foi possível observar maior intensidade nos ciclos de estiagens a partir de 2013 e um aumento na severidade do déficit de chuva. De forma que, as escalas que interferem diretamente na drenagem subterrânea (12 e 24 meses) comportaram-se de maneira mais acentuadas nos últimos anos. Logo, de acordo com o SPI apresentou-se também uma notável tendência desses eventos terem cada vez mais duração, potencializando os efeitos das secas. Paredes-Trejo et al. (2021), Martins et al. (2017), Cunha et al. (2018), Medeiros et al. (2020), Bezerra et al. (2019), Xavier et al. (2022), Silva et al. (2021), Marengo et al. (2017b) também confirmaram através de diferentes análises o entendimento exposto neste trabalho.

É improvável que o *El Niño* sozinho tenha sido o fator principal da escassez de chuva. A ausência de precipitação é uma consequência de circulação em larga escala de transporte de umidade. De modo que respondem à combinação de fatores que impulsionam à variabilidade climática do semiárido (MEDEIROS et al., 2020; MARENGO et al., 2017a; BRITO et al., 2018; BARBOSA et al., 2019).

## REFERÊNCIAS

- ABDOURAHAMANE, Z. S. Evaluation of fine resolution gridded rainfall datasets over a dense network of rain gauges in niger. **Atmospheric Research**, Elsevier, v. 252, p. 105459, 2021.
- BARBOSA, H. A.; KUMAR, T. L.; PAREDES, F.; ELLIOTT, S.; AYUGA, J. Assessment of caatinga response to drought using meteosat-seviri normalized difference vegetation index (2008–2016). **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Elsevier, v. 148, p. 235–252, 2019.
- BERA, B.; SHIT, P. K.; SENGUPTA, N.; SAHA, S.; BHATTACHARJEE, S. Trends and variability of drought in the extended part of chhota nagpur plateau (singbhum protocontinent), india applying spi and spei indices. **Environmental Challenges**, Elsevier, v. 5, p. 100310, 2021.
- BEZERRA, B. G.; SILVA, L. L.; SILVA, C. M. Santos e; CARVALHO, G. G. de. Changes of precipitation extremes indices in são francisco river basin, brazil from 1947 to 2012. **Theoretical and Applied Climatology**, Springer, v. 135, n. 1, p. 565–576, 2019.
- BOLUWADE, A. Remote sensed-based rainfall estimations over the east and west africa regions for disaster risk management. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Elsevier, v. 167, p. 305–320, 2020.
- BOUCKAERT, F. W.; VASCONCELOS, V. V.; WEI, Y.; EMPINOTTI, V. L.; DANIELL, K. A. Estrutura diagnóstica para avaliação de governança do comitê da bacia do rio são francisco, brasil. 2020.
- BRAUN, S.; STOCKER, E.; MARIUS, J. **Tropical Rainfall Measuring Mission—Senior Review Proposal**. [S.l.]: NASA, 2011.
- BRITO, C. S. de; SILVA, R. M. da; SANTOS, C. A. G.; NETO, R. M. B.; COELHO, V. H. R. 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**, Elsevier, v. 250, p. 105380, 2021.
- BRITO, S. S. B.; CUNHA, A. P. M.; CUNNINGHAM, C.; ALVALÁ, R. C.; MARENGO, J. A.; CARVALHO, M. A. Frequency, duration and severity of drought in the semiarid northeast brazil region. **International Journal of Climatology**, Wiley Online Library, v. 38, n. 2, p. 517–529, 2018.
- CAVALCANTE, R. B. L.; FERREIRA, D. B. da S.; PONTES, P. R. M.; TEDESCHI, R. G.; COSTA, C. P. W. da; SOUZA, E. B. de. Evaluation of extreme rainfall indices from chirps precipitation estimates over the brazilian amazonia. **Atmospheric Research**, Elsevier, v. 238, p. 104879, 2020.
- CEMADEN. **MONITORAMENTO DE SECAS E IMPACTOS NO BRASIL – SETEMBRO/2022**. 2022. Disponível em: <<https://www.gov.br/cemaden/pt-br/assuntos/monitoramento/monitoramento-de-seca-para-o-brasil/monitoramento-de-secas-e-impactos-no-brasil-2013-setembro-2022>>. Acesso em: 23 de fevereiro 2023.
- CHENG, Y.; ZHANG, K.; CHAO, L.; SHI, W.; FENG, J.; LI, Y. A comprehensive drought index based on remote sensing data and nested copulas for monitoring meteorological and agroecological droughts: A case study on the qinghai-tibet plateau. **Environmental Modelling & Software**, Elsevier, p. 105629, 2023.

CHESF. **Relatório Anual 2020**. 2020. Disponível em: <[https://www.chesf.com.br/sustentabilidade/Documents/Relatorio\\_Anual\\_2020.pdf](https://www.chesf.com.br/sustentabilidade/Documents/Relatorio_Anual_2020.pdf)>. Acesso em: 10 de abril 2023.

COLLISCHONN, B. Uso de precipitação estimada pelo satélite trmm em modelo hidrológico distribuído. 2006.

CORRÊA, C.; PIMENTA, M.; DUTRA, S. L.; JÚNIOR, P. M. Utilização do ndvi na avaliação da resposta de besouros herbívoros à complexidade e heterogeneidade ambiental em diferentes escalas no bioma cerrado. **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, INPE Curitiba, v. 30, p. 3103–3110, 2011.

CUNHA, A.; ALVALÁ, R. C.; NOBRE, C. A.; CARVALHO, M. A. Monitoring vegetative drought dynamics in the brazilian semiarid region. **Agricultural and forest meteorology**, Elsevier, v. 214, p. 494–505, 2015.

CUNHA, A. P. M.; TOMASELLA, J.; RIBEIRO-NETO, G. G.; BROWN, M.; GARCIA, S. R.; BRITO, S. B.; CARVALHO, M. A. Changes in the spatial–temporal patterns of droughts in the brazilian northeast. **Atmospheric Science Letters**, Wiley Online Library, v. 19, n. 10, p. e855, 2018.

DUMONT, M.; SAADI, M.; OUDIN, L.; LACHASSAGNE, P.; NUGRAHA, B.; FADILLAH, A.; BONJOUR, J.-L.; MUHAMMAD, A.; DÖRFLIGER, N.; PLAGNES, V. et al. Assessing rainfall global products reliability for water resource management in a tropical volcanic mountainous catchment. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, Elsevier, v. 40, p. 101037, 2022.

EPE. **BALANÇO ENERGÉTICO NACIONAL**. 2022. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-675/topico-638/BEN2022.pdf>>. Acesso em: 31 de maio 2023.

ERDEM, F.; ATUN, R.; AVDAN, Z. Y.; ATILA, I.; AVDAN, U. Drought analysis of van lake basin with remote sensing and gis technologies. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, Elsevier, v. 24, n. 3, p. 1093–1102, 2021.

ESSAADIA, A.; ABDELLAH, A.; AHMED, A.; ABDELOUAHED, F.; KAMAL, E. The normalized difference vegetation index (ndvi) of the zat valley, marrakech: comparison and dynamics. **Heliyon**, Elsevier, v. 8, n. 12, p. e12204, 2022.

FENG, L.; YOU, Y.; LIAO, W.; PANG, J.; HU, R.; FENG, L. Multi-scale change monitoring of water environment using cloud computing in optimal resolution remote sensing images. **Energy Reports**, Elsevier, v. 8, p. 13610–13620, 2022.

FUNK, C.; PETERSON, P.; LANDSFELD, M.; PEDREROS, D.; VERDIN, J.; SHUKLA, S.; HUSAK, G.; ROWLAND, J.; HARRISON, L.; HOELL, A. et al. The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. **Scientific data**, Nature Publishing Group, v. 2, n. 1, p. 1–21, 2015.

GAO, M.; QIN, Z.; ZHANG, H.; LU, L.; ZHOU, X.; YANG, X. Remote sensing of agro-droughts in guangdong province of china using modis satellite data. **Sensors**, Molecular Diversity Preservation International (MDPI), v. 8, n. 8, p. 4687–4708, 2008.

GUTTMAN, N. B. Comparing the palmer drought index and the standardized precipitation index 1. **JAWRA Journal of the American Water Resources Association**, Wiley Online Library, v. 34, n. 1, p. 113–121, 1998.

JIAO, W.; WANG, L.; MCCABE, M. F. Multi-sensor remote sensing for drought characterization: current status, opportunities and a roadmap for the future. **Remote Sensing of Environment**, Elsevier, v. 256, p. 112313, 2021.

JIMÉNEZ, K. Q. Modelagem hidrológica com uso da estimativa de chuva por sensoriamento remoto. 2011.

JR, J. R.; HAAS, R. H.; DEERING, D.; SCHELL, J.; HARLAN, J. C. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation**. [S.l.], 1974.

LEMMA, E.; UPADHYAYA, S.; RAMSANKARAN, R. Meteorological drought monitoring across the main river basins of ethiopia using satellite rainfall product. **Environmental Systems Research**, SpringerOpen, v. 11, n. 1, p. 1–15, 2022.

MA, B.; ZHANG, B.; JIA, L.; HUANG, H. Conditional distribution selection for spei-daily and its revealed meteorological drought characteristics in china from 1961 to 2017. **Atmospheric Research**, Elsevier, v. 246, p. 105108, 2020.

MARENGO, J. A.; ALVES, L. M.; ALVALA, R.; CUNHA, A. P.; BRITO, S.; MORAES, O. L. Climatic characteristics of the 2010-2016 drought in the semiarid northeast brazil region. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, SciELO Brasil, v. 90, p. 1973–1985, 2017.

MARENGO, J. A.; TORRES, R. R.; ALVES, L. M. Drought in northeast brazil—past, present, and future. **Theoretical and Applied Climatology**, Springer, v. 129, n. 3, p. 1189–1200, 2017.

MARTINS, E. S.; COELHO, C. A.; HAARSMA, R.; OTTO, F. E.; KING, A. D.; OLDENBORGH, G. J. V.; KEW, S.; PHILIP, S.; VASCONCELOS, F.; CULLEN, H. A multimethod attribution analysis of the prolonged northeast brazil hydrometeorological drought (2012-16). **Explaining Extreme Events of 2016 from a Climate Perspective. Special Supplement to the Bulletin of the American Meteorological Society**, American Meteorological Society, 2017.

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLEIST, J. et al. The relationship of drought frequency and duration to time scales. In: BOSTON, MA, USA. **Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology**. [S.l.], 1993. v. 17, n. 22, p. 179–183.

MEDEIROS, F. J. de; OLIVEIRA, C. P. de; TORRES, R. R. Climatic aspects and vertical structure circulation associated with the severe drought in northeast brazil (2012–2016). **Climate Dynamics**, Springer, v. 55, n. 9, p. 2327–2341, 2020.

MU, Y.; BIGGS, T.; SHEN, S. S. Satellite-based precipitation estimates using a dense rain gauge network over the southwestern brazilian amazon: Implication for identifying trends in dry season rainfall. **Atmospheric Research**, Elsevier, v. 261, p. 105741, 2021.

MUTTI, P. R.; DUBREUIL, V.; BEZERRA, B. G.; ARVOR, D.; OLIVEIRA, C. P. de; SILVA, C. M. Santos e. Assessment of gridded cru ts data for long-term climatic water balance monitoring over the sao francisco watershed, brazil. **Atmosphere**, MDPI, v. 11, n. 11, p. 1207, 2020.

NANDING, N.; RICO-RAMIREZ, M. A.; HAN, D.; WU, H.; DAI, Q.; ZHANG, J. Uncertainty assessment of radar-raingauge merged rainfall estimates in river discharge simulations. **Journal of Hydrology**, Elsevier, v. 603, p. 127093, 2021.



- NEECK, S. P.; MAGNER, T. J.; PAULES, G. E. Nasa's small satellite missions for earth observation. **Acta Astronautica**, Elsevier, v. 56, n. 1-2, p. 187–192, 2005.
- OCAMPO-MARULANDA, C.; FERNÁNDEZ-ÁLVAREZ, C.; CERÓN, W. L.; CANCHALA, T.; CARVAJAL-ESCOBAR, Y.; ALFONSO-MORALES, W. A spatiotemporal assessment of the high-resolution chirps rainfall dataset in southwestern colombia using combined principal component analysis. **Ain Shams Engineering Journal**, Elsevier, v. 13, n. 5, p. 101739, 2022.
- OLIAYE, A.; KIM, S.-H.; BAE, D.-H. A new approach to weather radar adjustment for heavy rainfall events using anfis-pso. **Journal of Hydrology**, Elsevier, v. 617, p. 128956, 2023.
- OLIVEIRA, D. H. M. C.; LIMA, K. C.; SPYRIDES, M. H. C. Rainfall and streamflow extreme events in the são francisco hydrographic region. **International Journal of Climatology**, Wiley Online Library, v. 41, n. 2, p. 1279–1291, 2021.
- OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. de; GOIS, G. de; SILVA, I. J. de L.; SOUZA, E. de O.; JARDIM, A. M. d. R. F.; SILVA, M. V. da; SHAH, M.; JAMJAREEGULGARN, P. Wet and dry periods in the state of alagoas (northeast brazil) via standardized precipitation index. **Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics**, Elsevier, v. 224, p. 105746, 2021.
- PAREDES-TREJO, F.; BARBOSA, H. Evaluation of the smos-derived soil water deficit index as agricultural drought index in northeast of brazil. **Water**, MDPI, v. 9, n. 6, p. 377, 2017.
- PAREDES-TREJO, F.; BARBOSA, H. A.; GIOVANNETTONE, J.; KUMAR, T. L.; THAKUR, M. K.; BURITI, C. d. O.; UZCÁTEGUI-BRICEÑO, C. Drought assessment in the são francisco river basin using satellite-based and ground-based indices. **Remote Sensing**, MDPI, v. 13, n. 19, p. 3921, 2021.
- PAREDES-TREJO, F. J.; BARBOSA, H.; KUMAR, T. L. Validating chirps-based satellite precipitation estimates in northeast brazil. **Journal of arid environments**, Elsevier, v. 139, p. 26–40, 2017.
- PEDERSEN, L.; JENSEN, N. E.; CHRISTENSEN, L. E.; MADSEN, H. Quantification of the spatial variability of rainfall based on a dense network of rain gauges. **Atmospheric research**, Elsevier, v. 95, n. 4, p. 441–454, 2010.
- PEREIRA, S. B.; PRUSKI, F. F.; SILVA, D. D. d.; RAMOS, M. M. Estudo do comportamento hidrológico do rio são francisco e seus principais afluentes. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, SciELO Brasil, v. 11, p. 615–622, 2007.
- PIRES, A. P. N. O comitê da bacia hidrográfica do rio são francisco: a gestão das águas e a transposição do rio são francisco. Universidade Estadual Paulista (Unesp), 2016.
- RICO-RAMIREZ, M.; LIGUORI, S.; SCHELLART, A. Quantifying radar-rainfall uncertainties in urban drainage flow modelling. **Journal of hydrology**, Elsevier, v. 528, p. 17–28, 2015.
- RUAN, L.; YAN, M.; ZHANG, L.; FAN, X.; YANG, H. Spatial-temporal ndvi pattern of global mangroves: A growing trend during 2000–2018. **Science of The Total Environment**, Elsevier, v. 844, p. 157075, 2022.
- SANDEEP, P.; REDDY, G. O.; JEGANKUMAR, R.; KUMAR, K. A. Monitoring of agricultural drought in semi-arid ecosystem of peninsular india through indices derived from time-series chirps and modis datasets. **Ecological Indicators**, Elsevier, v. 121, p. 107033, 2021.

- SHAHABFAR, A.; EITZINGER, J. Spatio-temporal analysis of droughts in semi-arid regions by using meteorological drought indices. **Atmosphere**, MDPI, v. 4, n. 2, p. 94–112, 2013.
- SILVA, T. A.; FERREIRA, J.; CALIJURI, M. L.; SANTOS, V. J. dos; ALVES, S. do C.; CASTRO, J. de S. Efficiency of technologies to live with drought in agricultural development in brazil's semi-arid regions. **Journal of Arid Environments**, Elsevier, v. 192, p. 104538, 2021.
- SON, N. T.; CHEN, C.; CHEN, C.; CHANG, L.; MINH, V. Q. Monitoring agricultural drought in the lower mekong basin using modis ndvi and land surface temperature data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Elsevier, v. 18, p. 417–427, 2012.
- SUASSUNA, A. d. S. A. **Aplicação do Índice de Precipitação Padronizado (SPI) para identificação de períodos de seca em municípios do Rio Grande do Norte**. Dissertação (B.S. thesis) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2018.
- TLADI, T.; NDAMBUKI, J.; SALIM, R. Meteorological drought monitoring in the upper olifants sub-basin, south africa. **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, Elsevier, v. 128, p. 103273, 2022.
- TREJO, F. J. P.; BARBOSA, H. A.; PEÑALOZA-MURILLO, M. A.; MORENO, M. A.; FARIAS, A. Intercomparison of improved satellite rainfall estimation with chirps gridded product and rain gauge data over venezuela. **Atmósfera**, Centro de Ciencias de la Atmósfera, UNAM, v. 29, n. 4, p. 323–342, 2016.
- TUCCI, C. Hidrologia: Ciência e aplicação. 4 edição. **Editora UFRGS, Porto Alegre, RS, Brasil**, v. 943, 2001.
- VASCO, A. N. do; NETTO, A. d. O. A.; SILVA, M. G. da. The influence of dams on ecohydrological conditions in the são francisco river basin, brazil. **Ecohydrology & Hydrobiology**, Elsevier, v. 19, n. 4, p. 556–565, 2019.
- VICENTE-SERRANO, S. M.; BEGUERÍA, S.; LÓPEZ-MORENO, J. I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index. **Journal of climate**, v. 23, n. 7, p. 1696–1718, 2010.
- WILHITE, D. A. **Chapter 1 Drought as a natural hazard: concepts and definitions. Drought Mitigation Center Faculty Publications**, 69. [S.l.]: Paper, 2000.
- XAVIER, S. A. S.; ARAÚJO, F. S. de; LEDRU, M. P. Changes in fire activity and biodiversity in a northeast brazilian cerrado over the last 800 years. **Anthropocene**, Elsevier, v. 40, p. 100356, 2022.
- YAN, J.; BÁRDOSSY, A. Short time precipitation estimation using weather radar and surface observations: With rainfall displacement information integrated in a stochastic manner. **Journal of Hydrology**, Elsevier, v. 574, p. 672–682, 2019.