

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE TECNOLOGIA E RECURSOS NATURAIS
UNIDADE ACADÊMICA DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS**

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM

METEOROLOGIA



TESE DE DOUTORADO

Dimas de Barros Santiago

**Eficiência do Uso da Água Na Fronteira Agrícola do
MATOPIBA, Via Sensoriamento Remoto e
Estatística Multivariada**

Campina Grande, Março de 2023



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE TECNOLOGIA E RECURSOS NATURAIS
UNIDADE ACADÊMICA DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA**

DIMAS DE BARROS SANTIAGO

**EFICIÊNCIA DO USO DA ÁGUA NA FRONTEIRA AGRÍCOLA DO MATOPIBA VIA
SENSORIAMENTO REMOTO E ESTATÍSTICA MULTIVARIADA.**

Campina Grande - PB

2023

DIMAS DE BARROS SANTIAGO

**EFICIÊNCIA DO USO DA ÁGUA NA FRONTEIRA AGRÍCOLA DO MATOPIBA VIA
SENSORIAMENTO REMOTO E ESTATÍSTICA MULTIVARIADA.**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Meteorologia, da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Meteorologia.

Orientador: Prof. Dr. Humberto Alves
Barbosa

Área De Concentração: Agrometeorologia e Micrometeorologia

Subárea: Agrometeorologia e Sensoriamento Remoto

Campina Grande - PB

2023

S235e Santiago, Dimas de Barros.
Eficiência do uso da água na fronteira agrícola do matopiba via sensoriamento remoto e estatística / Dimas de Barros Santiago. – Campina Grande, 2023.
129 f.: il. color.

Tese (Doutorado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais, 2023.
"Orientação: Prof. Dr. Humberto Alves Barbosa".
Referências.

1. Meteorologia. 2. Matopiba. 4. Fatores Ambientais.
5. Eficiência do Uso da Água. 6. Análise Multivariada. I. Barbosa, Humberto Alves. II. Título.

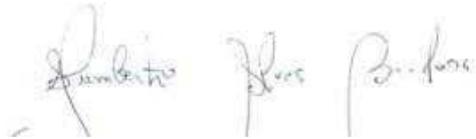
CDU 551.51(043)

DIMAS DE BARROS SANTIAGO

EFICIÊNCIA DO USO DA ÁGUA NA FRONTEIRA AGRÍCOLA DO MATOPIBAVIA
SENSORIAMENTO REMOTO E ESTATÍSTICAS MULTIVARIADAS

TESE APROVADA EM 13/03/2023BANCA

EXAMINADORA



Prof. Dr. HUMBERTO ALVES BARBOSA
Instituto de Ciências Atmosféricas Universidade
Federal de Alagoas



Prof. Dr. MADSON TAVARES SILVA
Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas
Universidade Federal de Campina Grande



Prof. Dr. CARLOS ANTONIO COSTA DOS SANTOS
Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas
Universidade Federal de Campina Grande



Dra. CATARINA DE OLIVEIRA BURITI
Instituto Nacional do Semiárido



Profª. Dra. MARIA LUCIENE DIAS DE MELO
Instituto de Ciências Atmosféricas Universidade
Federal de Alagoas



Prof. Dr. WASHINGTON LUIZ FÉLIX CORREIA FILHO
Instituto de Matemática, Estatística e Física
Universidade Federal do Rio Grande

Dedicatória

*“Dedico a minha **MÃE** que até aqui me apoiou incondicionalmente”*

Agradecimentos

1. Primeiramente agradeço a Deus, por iluminar o meu caminho, e nunca me deixou perder as esperanças de chegar até o fim e sair vitorioso destas batalhas.
2. A minha mãe, que sempre esteve ao meu lado me apoiando ao longo de toda a minha trajetória.
3. Aos dois grandes amigos que fiz nessa jornada acadêmica, Dr. Washington Luiz Félix Correia Filho e ao Dr. José Francisco de Oliveira-Júnior, que juntos passamos por momentos incríveis de grandes risadas, mas sobretudo de grandes trabalhos publicados.
4. Ao meu orientador Dr. Humberto Alves Barbosa, que me deu a oportunidade de desenvolver a tese junto a ele, em busca do meu título de Doutor em meteorologia.
5. A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa de estudos durante o curso.

Resumo

Nas últimas décadas, a forte expansão agrícola que acompanha o crescimento populacional tem gerado uma série de mudanças no ambiente. O agronegócio está em forte desenvolvimento na área de Cerrado brasileiro. Essas mudanças afetam a absorção do carbono na vegetação. Como um indicador para quantificar as alterações no balanço de carbono-água da vegetação, a eficiência do uso da água (WUE, do inglês *Water Use Efficiency*) é um índice chave para entender essas alterações. Nesta pesquisa, avaliou-se o comportamento espaço-temporal em multiescala da WUE e sua interação com variáveis ambientais na fronteira agrícola do MATOPIBA via sensores orbitais e análises estatísticas multivariadas. Para o cômputo da WUE, utilizou-se a razão da Produtividade Primária Bruta (GPP, MOD17A2H) e a Evapotranspiração (ET, MOD16A), produtos do sensor orbital do Espectrorradiômetro de Imagem de Resolução Moderada (MODIS) do satélite Aqua. Para compreender a influência de fatores ambientais na WUE, utilizaram-se dados de uso e ocupação do solo (MAPBIOMAS), temperatura da superfície terrestre (LST, MOD11A2), e dados de precipitação do produto *Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station data* (CHIRPS). Para avaliar o grau de associação e interação entre a WUE e demais variáveis, foram utilizadas análises de correlação de Pearson e Análise de Componentes Principais (ACP), respectivamente. A WUE obteve a maior correlação negativa com a precipitação (-0,45) e a maior positiva com a LST (0,60), indicando que a WUE obtém os melhores resultados em condições de maiores valores de LST e menores valores de precipitação. Posteriormente, o teste KMO, que revela a qualidade dos dados, apontou que a Elevação, LST, Precipitação e WUE tiveram adequabilidade média ($0.7 > \text{KMO} < 0.8$). A partir disso, aplicou-se a ACP, a qual mostrou que 4 componentes principais foram suficientes para explicar 65,77% da variância total explicada. No aspecto espacial, os maiores valores de precipitação foram encontrados na região Norte-Oeste do MATOPIBA, enquanto os maiores valores de LST e WUE foram observados na área do extremo oeste baiano. Além disso, os resultados apontaram uma possível influência das fases do ENOS (El Niño e La Niña), levando a alterações da WUE relacionadas com a disponibilidade hídrica e a temperatura. Já a área do extremo oeste baiano se destacou por obter as melhores respostas da WUE, com maiores valores de GPP (580 gC/m^2), ET (3000 mm) e WUE ($3,5 \text{ gC/mm.m}^2$) em áreas agrícolas. Esse resultado pode estar associado a tratos culturais e inserção de irrigação. Conclui-se que a WUE é particularmente sensível às alterações no ambiente, as quais são influenciadas por mudanças nas variáveis climáticas e/ou fatores antrópicos e induzidas pela expansão agrícola na região do MATOPIBA.

Palavras-Chave: MATOPIBA; Fatores Ambientais; Eficiência do Uso da Água; Análise Multivariada.

Abstract

Several environmental changes have occurred over the past few decades due to the robust agricultural expansion undertaken to population growth. Agribusiness is in strong development in the Brazilian cerrado area. These changes affect the carbon coupling in vegetation. As an indication to quantify changes in the carbon-water balance of vegetation, WUE (water use efficiency) is a key gauge for comprehending these changes. This study used orbital sensors and multivariate statistics to evaluate the spatial and temporal behavior of multiscale WUE and its interaction with environmental variables at the MATOPIBA agricultural frontier. Gross Primary Productivity (GPP, MOD17A2H) and Evapotranspiration (ET, MOD16A) products were obtained by Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) orbital sensor on the Aqua satellite. To understand the response of environmental influence in the WUE, it used the land use data (MAPBIOMAS), Land Surface Temperature (LST, MOD11A2), and Precipitation data from the Climate Hazard Group InfraRed Precipitation product with Station data (CHIRPS). Pearson's Correlation Analysis and Analysis of Major Components (PCA) were used to evaluate the degree of connection and interaction between the environmental factors and WUE. The WUE obtained the highest negative correlation with precipitation (-0.45) and the highest positive correlation with LST (0.60), showing that the WUE achieves the best performance when LST values are greater, and low precipitation levels. Elevation, LST, Precipitation, and WUE were subsequently classified as medium ($0.7 > KMO > 0.8$) based on the results of the KMO test, which indicates the data's quality. These data were then put to PCA, revealing that four principal components were sufficient to explain 65.77% of the variance. Regarding the spatial dimension, MATOPIBA's northwestern section exhibited the highest rainfall values. In contrast, the extreme west of Baiano exhibited the highest LST and WUE values. In addition, the data suggested that the ENOS phases (El Niño and La Niña) possibly affected the WUE to water supply and temperature. The region of extreme western Baiano stood out for receiving the highest WUE scores, verified by highest GPP (580 gC/m²), ET (3000 mm), and WUE (3.5 gC/mm.m²) values in agriculture areas. This result can be attributed to cultural treatment and irrigation installation, which contributed to the higher WUE values. The conclusion is that the WUE is highly sensitive to environmental changes resulting from shifts in climate variables and/or anthropogenic factors induced by agricultural growth in the MATOPIBA.

Keywords: MATOPIBA; Environmental Factors; Water Use Efficiency; Multivariate Analysis.

Lista de Figuras

Figura 1. Fluxograma estrutural da tese.....	19
Figura 2. Esquema do processo fotossintético das plantas.....	24
Figura 3. Esquema conceitual referente a Eficiência do Uso da Água (WUE).....	25
Figura 4. Fluxograma do modelo para a determinação da evapotranspiração real diária.....	31
Figura 5. Localização geográfica da região do MATOPIBA no Brasil e América do Sul (a) e elevação da região do MATOPIBA (b).....	50
Figura 6. Biplot correspondente ao grau de contribuição das estações (indivíduos) e anos (variáveis), a partir da componente principal (PC1).....	56
Figura 7. Comportamento espacial do <i>Factor Loadings</i> (Cargas de Fator) correspondente a primeira PC.....	57
Figura 8. Variação do uso e ocupação do solo em 2001 (a), 2019 (b) e WUE 2001 (c), 2019 (d).....	58
Figura 9. Ilustração da área de estudo situada na porção norte do Brasil, América do Sul (a), Biomas inseridos no MATOPIBA (b), Elevação (c) e categorias de Uso e Ocupação do Solo (UOS) (d).....	76
Figura 10. Relação entre precipitação, LST e WUE entre os anos de 2001 e 2019.....	79
Figura 11. Relação entre GPP, ET e WUE com a Elevação.....	81
Figura 12. Boxplot das médias mensais para as variáveis: a) GPP, b) ET, e c) WUE para os tipos de uso e Ocupação do Solo, entre os anos de 2001 e 2019.....	82
Figura 13. Médias sazonais de precipitação (a - d) e LST (e - h) na região do MATOPIBA, durante os anos de 2001 e 2019.....	83
Figura 14. Boxplot anual da WUE sobre o MATOPIBA, referente aos anos de 2001 e 2019.....	84
Figura 15. Comportamento médio sazonal da WUE durante o Verão (a), Outono (b), Inverno (c) e Primavera (d), para a região do MATOPIBA, referente ao período de 2001 e 2019.....	85

Figura 16. Localização geográfica da área de estudo referente a região do extremo oeste da Bahia (a) e cobertura do solo (b), respectivamente.....	104
Figura 17. Distribuição espacial média de (a) GPP (gC/m^2), (b) ET (mm) e (c) WUE ($\text{gC/mm}\cdot\text{m}^2$) ao longo dos anos de 2001 e 2019.....	107
Figura 18. Variação espacial da WUE ($\text{gC/mm}\cdot\text{m}^2$), LST ($^{\circ}\text{C}$) e Precipitação (mm) nas estações seca e chuvosa. (a) WUE seco, (b) LST seco, (c) Precipitação seco, (d) WUE chuvoso, (e) LST chuvoso e (f) Precipitação chuvoso.....	110
Figura 19. (a) pontos extraídos aleatórios referentes à área de estudo, (b) Correlação entre WUE-LST (Temperatura Da Superfície Terrestre) e WUE-PRP (Precipitação).....	112
Figura 20. Distribuição espaço-temporal das anomalias WUE ($\text{gC/mm}\cdot\text{m}^2$) entre os anos (a) 2003, (b) 2005, (c) 2010, (d) 2019, (e) 2001, (f) 2007, (g) 2012 e (h) 2016.....	113
Figura 21. Variação temporal da WUE em tipos de vegetação entre os anos de 2001 e 2019.....	114

Lista de Tabelas

Tabela 1. Parametrização de controle de abertura e fechamento dos estômatos no algoritmo MOD16.....	35
Tabela 2. Análise de correlação (AC) e percentual de contribuição (%) das variáveis analisadas para CP1, e testes KMO e MSA. Os testes KMO e MSA variam entre 0,50 a 1. O AC varia entre -1 a 1. A variância explicada e o percentual de contribuição variam entre 0-100.....	55
Tabela 3. Classificação do coeficiente de Pearson.....	78
Tabela 4. Estatística descritiva do comportamento sazonal da WUE sobre o MATOPIBA, referente ao período de 2001 e 2019.....	84
Tabela 5. Classificação dos coeficientes de Correlação de Pearson.....	105
Tabela 6. Eventos ENOS de intensidade moderada e intensa (SSTA +/- 0,5 °C) para o período 1999–2019.....	106
Tabela 7. Comparação dos índices WUE, precipitação e LST durante a estação seca e chuvosa.....	108

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1

1 Introdução	16
1.1 Apresentação do Problema	16
1.2 Hipótese	18
1.3 Objetivos	18
1.4 Organização da Tese	18
Referências	20

CAPÍTULO 2

2 Referencial Teórico	22
2.1 Expansão Agrícola No MATOPIBA	22
2.2 Eficiência do Uso da água (WUE)	24
2.3 Obtenção da WUE via Produtos MODIS	28
2.3.1 Cálculo do GPP via modelo de fotossíntese da vegetação (VPM)	28
2.3.2 Estimativa da ET MODIS	30
Referências	38

CAPÍTULO 3

INTERAÇÕES DE VARIÁVEIS AMBIENTAIS E A EFICIÊNCIA DO USO DA ÁGUA NA REGIÃO DO MATOPIBA VIA ANÁLISE MULTIVARIADA

Resumo	46
3.1 Introdução	47
3.2 Material e Métodos	50
3.2.1 Área de estudo	50
3.2.2 Aquisição dos dados de sensoriamento remoto	51
3.2.3 Métodos	52
3.2.3.1 Obtenção da Eficiência do Uso da Água (WUE)	52
3.2.3.2 Análise de Componentes Principais (ACP) aplicada em dados ambientais e meteorológicos	53
3.3 Resultados	55
3.3.1 Análise de Componentes Principais	55
3.3.2 Variação Espaço-Temporal do Uso e Ocupação do Solo	58
3.4 Discussão	59

3.5 Conclusões.....	62
Referências	63

CAPÍTULO 4

ESPAÇO-TEMPORALIDADE DA EFICIÊNCIA DO USO DA ÁGUA EM RESPOSTA A FATORES AMBIENTAIS NA FRONTEIRA AGRÍCOLA DO MATOPIBA

Resumo	73
4.1 Introdução	74
4.2 Material e Métodos.....	76
4.2.1 Área de estudo	76
4.2.2 Aquisição dos dados de sensoriamento remoto	77
4.2.3 Métodos.....	77
4.2.3.1 Obtenção da Eficiência do Uso da Água (WUE)	77
4.2.3.2 Análise de Correlação de Pearson	78
4.3 Resultados	79
4.3.1 Associação dos fatores ambientais à mudança da WUE	79
4.3.2 Padrões Espaço-temporais	82
4.4 Discussão.....	86
4.5 Conclusões.....	88
Referências	89

CAPÍTULO 5

VARIABILIDADE DA EFICIÊNCIA NO USO DA ÁGUA ASSOCIADA ÀS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NO EXTREMO OESTE DA BAHIA

Resumo	100
5.1 Introdução	101
5.2 Material e Métodos.....	103
5.2.1 Área de estudo	103
5.2.2 Dados	104
5.2.3 Metodologia.....	105
5.2.3.1 Cálculo da Eficiência no Uso da Água (WUE).....	105
5.2.3.2 Anomalias WUE	106
5.3 Resultados	107
5.3.1 Distribuição Espacial de GPP, ET e WUE.....	107

5.3.2 Fatores Meteorológicos Associados à Mudança WUE.....	108
5.3.3 Distribuição Espaço-Temporal de Anomalias WUE.....	112
5.3.4 WUE associada a tipos de vegetação.....	114
5.4 Discussão.....	115
5.5 Conclusões.....	117
Referências	118

CAPÍTULO 6

Conclusões Gerais	127
-------------------------	-----

CAPÍTULO 7

Anexos	128
Artigo 1 – Referente ao Capítulo 3.....	128
Artigo 2 – Referente ao Capítulo 5.....	129

CAPÍTULO 1

1 INTRODUÇÃO

1.1 Apresentação do Problema

A agricultura é uma atividade econômica em expansão na atualidade, devido aos avanços tecnológicos e a técnicas modernas de plantio e colheita que proporcionam o aumento dos ganhos produtivos no campo, fator essencial para o desenvolvimento agrícola em uma região ou país. A agricultura é sensível às mudanças climáticas (IPCC, 2019), pois elas influenciam diretamente a produção e necessidade hídrica das culturas, principalmente devido às modificações promovidas pela expansão agrícola.

Ao longo dos anos, o Brasil passou por diversas expansões agrícolas, onde geralmente têm-se a substituição de áreas de vegetação nativa por áreas de agricultura extensiva. De acordo com o MAPBIOMAS (2020), por exemplo, houve uma redução de aproximadamente 6 milhões de hectares de florestas ao passo que houve um aumento de aproximadamente 7 milhões de hectares convertidos em áreas agropecuárias na região do MATOPIBA entre os anos de 2001 e 2019.

A agricultura extensiva vem sendo amplamente desenvolvida no bioma Cerrado, em vista de suas vastas planícies, boas condições climáticas, solos de fácil correção e mão de obra barata, que por sua vez favorecem o surgimento de novas fronteiras agrícolas a serem exploradas (CHAVEIRO e BARREIRA, 2010). De acordo com Borges & Santos (2009), entre as três últimas décadas, o Cerrado vêm sendo degradado em resultado da expansão agrícola brasileira, principalmente no oeste baiano, a região onde se tem a maior evolução do uso do solo antrópico.

A região denominada MATOPIBA, que deriva do acrônimo formado pelas iniciais dos estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia, foi reconhecida oficialmente pelo Governo Federal no ano de 2015 como fronteira agrícola em área de cerrado (IBGE, 2015), após promover uma dinâmica diferenciada na produção de grãos, principalmente a soja (SÁ et al., 2015). É considerada uma área promissora para a produção agrícola, devido ao seu desenvolvimento rápido impulsionado pelos investimentos em atividades agrícolas (COLUSSI, 2017).

A região do MATOPIBA poderá sofrer grandes transformações no sentido da conversão de áreas nativas de Cerrado em áreas de cultivo de soja; é estimado que cerca de aproximadamente 2,5 milhões de hectares (ha) deverão sofrer esse processo até 2050 (SOTERRONI et al., 2019; CORREIA FILHO et al.; 2021). Segundo a EMBRAPA (2018), a partir dos anos 2000, uma acentuada expansão das atividades agrícolas ocorreu na região do MATOPIBA devido à utilização de novas mecanizações, fertilizantes e corretivos do solo associada a aspectos climáticos favoráveis à produção de grãos nessa região, que aumentam a sua atratividade.

Na atualidade o maior objetivo do setor agrícola tem sido produzir mais alimentos com uma menor utilização da água, uma meta que só poderia ser alcançada com aumento da produtividade das plantações (KIJNE et al., 2003; ZWART e BASTIAANSEN, 2003). É sabido que as atividades agrícolas são responsáveis pela maior percentagem (entre 80 – 90%) de utilização da água pelo ser humano (MORISON et al., 2008). À medida que o crescimento populacional avança, estima-se um aumento necessário de aproximadamente 70% na produção de alimentos até 2050 (FOLEY et al., 2011; ZABEL et al., 2014; HANNAH et al., 2020) para suprir a necessidade de alimentos, impondo a necessidade de modificações nos sistemas agrícolas e agropecuários.

À medida que ocorre essa expansão, alterações no ambiente são inevitavelmente provocadas, principalmente devido à conversão de áreas de Cerrado (vegetação nativa) em áreas de uso antrópico, o que por sua vez afeta a evapotranspiração (ET) e a absorção de carbono (C), e por consequência, a eficiência do uso da água (WUE, do inglês *Water Use Efficiency*). O entendimento sobre a forma como a vegetação realiza o ciclo carbono-água (CH₂O) e os fatores que a modifica pode fornecer informações fundamentais sobre respostas às mudanças climáticas e ambientais na gestão hídrica e, assim, meios para elucidar as formas de mitigar as consequências de tais mudanças.

Como tais fatores influentes ainda não são claros, este estudo investiga essas interações e modificações ao longo dos anos entre 2001 e 2019. Os resultados poderão ser utilizados como referência para estratégias de políticas públicas, além da conservação do ambiente nas próximas décadas.

1.2 Hipótese

Com base nos pressupostos sobre o tema, a hipótese deste estudo é:

A influência dos fatores ambientais (precipitação e temperatura) associada às ações antrópicas impacta a dinâmica hídrica ambiental, alterando a WUE da região do MATOPIBA, devido à expansão agrícola.

1.3 Objetivos

O objetivo geral consiste em mapear e quantificar as distribuições espaço-temporais em multiescala da WUE com base nas suas interações com as mudanças no ambiente da fronteira agrícola do MATOPIBA via produtos orbitais e análise estatística multivariada.

Com isso, os objetivos específicos são:

1. Observar as interações entre os fatores ambientais e seus efeitos na dinâmica da WUE na fronteira agrícola do MATOPIBA entre os anos de 2001 e 2019 por meio de sensoriamento remoto e análise multivariada;
2. Quantificar a variabilidade espaço-temporal da WUE associadas a fatores ambientais (precipitação, temperatura de superfície terrestre e elevação) entre os anos de 2001 e 2019;
3. Analisar a distribuição espaço-temporal da WUE com base em suas interações com as mudanças ambientais no extremo oeste da Bahia, Nordeste do Brasil (NEB).

1.4 Organização da Tese

Para a elaboração do documento final, a pesquisa foi dividida em 7 capítulos para descrever todas as etapas da tese (Figura 2). Além disso, visando as respostas acerca dos objetivos foram elaborados 3 artigos.

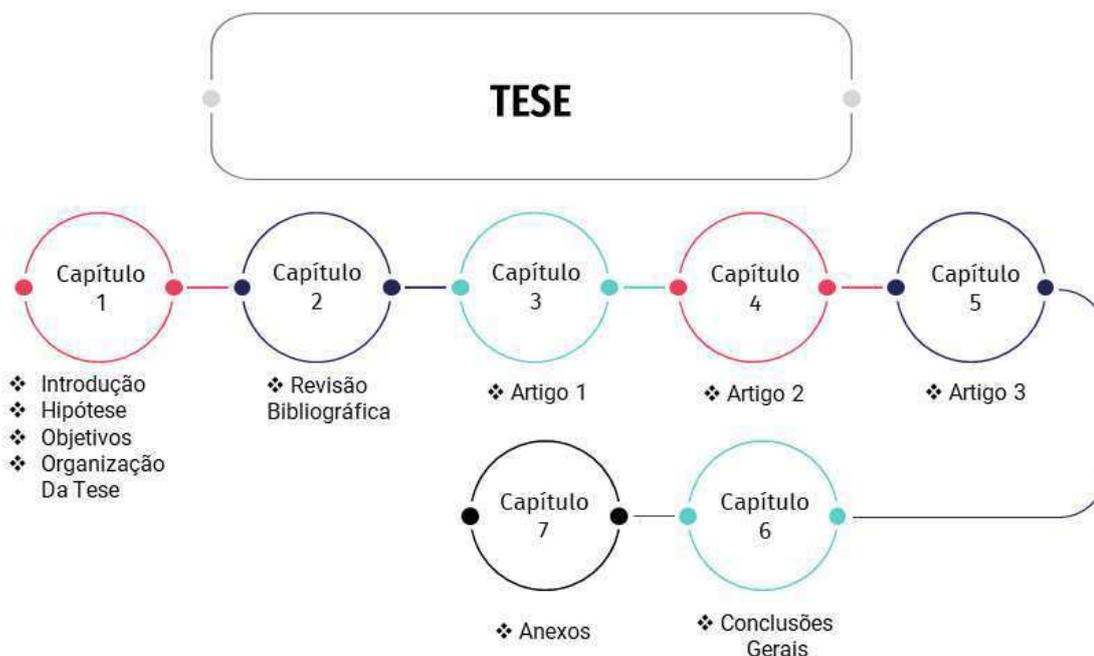


Figura 1. Fluxograma estrutural da tese.

O **capítulo 1** traz a apresentação do problema, hipótese e objetivos relacionados à pesquisa. O **capítulo 2** expõe a revisão bibliográfica relacionada à WUE e alguns resultados obtidos por outros autores, bem como a metodologia proposta por Running & Zhao (2013) e Mu & Running (2013) para a obtenção das variáveis produtividade primária bruta (GPP, do inglês *Gross Primary Productivity*) e WUE, respectivamente. Esta metodologia serve de auxílio referencial, visto que os produtos estão disponíveis de forma gratuita.

No **capítulo 3** está descrito o primeiro artigo, no qual foi utilizada a análise multivariada (Análise de Componentes Principais - ACP) para entender a importância de cada variável no balanço carbono-água no MATOPIBA. O **capítulo 4**, por sua vez, descreve como ocorrem as variações espaço-temporais da WUE, temperatura de superfície terrestre (LST) e Precipitação, além de correlacionar e avaliar as influências das mesmas na WUE. Já o **capítulo 5** apresenta informações acerca dos resultados sobre a variabilidade espaço-temporal da WUE associada às mudanças nos fatores do clima (temperatura e precipitação) na região do extremo oeste baiano.

No **capítulo 6** são apresentadas as conclusões gerais relacionadas aos objetivos da tese. Por último, no **capítulo 7** estão os anexos referente às primeiras páginas dos artigos publicados da tese e a qualificação de doutorado.

REFERÊNCIAS

BASTIAANSSEN, WIM GM; ALI, SAMIA. A New Crop Yield Forecasting Model Based On Satellite Measurements Applied Across The Indus Basin, Pakistan. **Agriculture, Ecosystems & Environment**, V. 94, N. 3, P. 321-340, 2003.

BORGES, K.M.R. & SANTOS, P.M.C. 2009. Modelo Linear de Mistura Espectral – MLME aplicado ao monitoramento do Cerrado, Bacia do Rio Carinhonha (MG-BA). In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - Natal, RN. **Anais**. São José dos Campos, SP, INPE.

CHAVEIRO, E. F.; BARREIRA, C. C. M. A. **Cartografia de um pensamento de Cerrado**. In: PELÁ, M.; CASTILHO, D. Cerrados: perspectivas e olhares. Goiânia: Vieira, 2010. p. 182.

COLUSSI, J. MATOPIBA: **Mudanças No Uso Da Terra Na Nova Fronteira**. 2017.

Correia Filho, W. L. F., de Oliveira-Júnior, J. F., da Silva Junior, C. A., & Santiago, D. D. B. (2021). Influence of the El Niño–Southern Oscillation and the synoptic systems on the rainfall variability over the Brazilian Cerrado via Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station data. **International Journal of Climatology**.

EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Disponível em: **EMBRAPA** <<https://www.embrapa.br/gite/projetos/MATOPIBA/MATOPIBA.html>>. Acesso em: 05 de maio de 2022.

FOLEY, J. A., RAMANKUTTY, N., BRAUMAN, K. A., CASSIDY, E. S., GERBER, J. S., JOHNSTON, M., ... & ZAKS, D. P. (2011). Solutions for a cultivated planet. **Nature**, 478(7369), 337-342.

HANNAH, L., ROEHRDANZ, P. R., KC, K. B., FRASER, E. D., DONATTI, C. I., SAENZ, L., ... & VAN SOESBERGEN, A. (2020). The environmental consequences of climate-driven agricultural frontiers. **PloS one**, 15(2), e0228305.

IPCC (INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE). **O efeito da variabilidade e mudanças climáticas na terra**. Disponível em:<<https://www.ipcc.ch/srccl/chapter/chapter-2/>>. Acesso em: 29. mar. 2023.

KIJNE, Jacob W.; BARKER, Randolph; MOLDEN, David J. (Ed.). Water productivity in agriculture: limits and opportunities for improvement. **Cabi**, 2003.

MORISON, JI., BAKER, N., MULLINEAUX, P., & DAVIES, W.. (2008). Melhorar O Uso Da Água Na Produção Agrícola. **Philosophical Transactions Of The Royal Society B: Biological Sciences**, 363 (1491), 639-658. Doi: 10.1098 / Rstb.2007.2175

SÁ, H.; MORAIS, L.; CAMPOS, C. Que Desenvolvimento É Esse? Análise Da Expansão Do Agronegócio Da Soja Na Área Do MATOPIBA A Partir De Uma Perspectiva Furtadiana. In: **Anais** Do XXI Congresso Brasileiro De Economia. 2015.

Soterroni, A. C., et al. (2019). Expanding the soy moratorium to Brazil's Cerrado. **Science advances**, 5(7), eaav7336. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aav7336>

ZABEL, F., PUTZENLECHNER, B., & MAUSER, W. (2014). Global agricultural land resources—a high resolution suitability evaluation and its perspectives until 2100 under climate change conditions. **PloS one**, 9(9), e107522.

ZWART, S. J., & BASTIAANSEN, W. G. M. (2004). Review of measured crop water productivity values for irrigated wheat, rice, cotton and maize. **Agricultural Water Management**, 69(2), 115–133. doi:10.1016/j.agwat.2004.04.007

CAPÍTULO 2

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste tópico, serão abordados de forma breve alguns aspectos bibliográficos relacionados à expansão agrícola no MATOPIBA, WUE e as suas componentes, ou seja, GPP e a evapotranspiração (ET), além da metodologia para obtenção dos produtos GPP e ET via sensor MODIS.

2.1 Expansão Agrícola no MATOPIBA

O avanço tecnológico associado a técnicas modernas de plantio e colheita proporciona o aumento dos ganhos produtivos no campo, fator essencial para o desenvolvimento agrícola. As mudanças envolvem áreas de expansão e de conversão de uso, especialmente na substituição de pastagens pela agricultura de larga escala, favorecidas pela mecanização e intensificação da produção (BOLFÉ et al., 2016)

A dinâmica agrícola acentuada está relacionada ao fato de a região possuir algumas características essenciais para a agricultura moderna, como áreas planas e extensas, solos potencialmente produtivos, disponibilidade de água e clima propício com dias longos e elevada intensidade de radiação solar (EMBRAPA, 2018). Na década de 1980, deu-se início ao processo de agricultura mecanizada nas áreas consideradas como marginais do cerrado baiano, as quais foram transformadas em áreas agrícolas devido à nova realidade econômica na região, o que dinamizou e modernizou a economia local (BATISTELLA e VALLADARES, 2009).

Já no Piauí, na década de 1970, foram introduzidos projetos relacionados à produção de caju e só em 1990 as mudanças de uso da terra foram intensificadas devido à produção de grãos, cuja consequência foi o desmatamento de extensas áreas. Na região sul maranhense, por sua vez, a produção de soja acarretou a transformação de sua estrutura agrária tradicional de subsistência para a agricultura tecnificada e incentivada pela melhoria da infraestrutura rodoviária do estado (STUDTE, 2008).

A região do MATOPIBA foi considerada como fronteira agrícola por meio Decreto Nº 8447 de 6 de maio de 2015 (BRASIL, 2015; XAVIER, 2019), onde a Presidência da República dispôs sobre o Plano de Desenvolvimento Agropecuário do MATOPIBA que, segundo o Decreto, “tem por finalidade promover e coordenar políticas públicas voltadas ao desenvolvimento econômico sustentável fundado nas atividades agrícolas e pecuárias que resultem na melhoria da qualidade de vida da população”.

Destacando-se devido a sua crescente produção de milho, feijão, algodão (LANDAU et al., 2014) e principalmente devido à grande produção de soja (SA et al., 2015), com um desenvolvimento rápido impulsionado pelo forte investimento nas atividades agrícolas (COLUSSI, 2017), o MATOPIBA se tornou um grande produtor de grãos.

A produtividade média de grãos no Brasil saiu de 1496 kg/ha em 1990 para 3.588 kg/ha em 2015, ou seja, um crescimento de cerca de 140%, de acordo com dados provenientes da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB). A área total de soja colhida no MATOPIBA passou de 0,8 Mha em 1999 para 4,1 Mha em 2018 (IBGE, 2018). No ano-safra de 2018/19, a região foi responsável por cerca de 11% da produção nacional de grãos de soja, correspondendo a 13,3 milhões de toneladas (CONAB, 2019).

Na região do MATOPIBA, dentro das terras legalmente atribuídas, se destacam cerca de 170 mil hectares de áreas quilombolas (AQs); 3,3 milhões de hectares de assentamentos rurais (ARs); 4,1 milhões de hectares de terras indígenas (TIs); 6,4 milhões de hectares com unidades de conservação federais (UCsF); e 8 milhões de hectares com unidades de conservação estaduais (UCsE) de proteção integral e de uso sustentável (BOLFE et al., 2016). As AQs representam cerca de 0,25% da região; os ARs, 4,5%; as TIs, 5,6%; e as UCsF e UCsE, 19%.

Ainda conforme o Instituto Nacional de Colonização de Reforma Agrária (INCRA), no ano de 2014 existiam 865 assentamentos de reforma agrária na região do MATOPIBA, sendo equivalente a 9% dos existentes no país. Os assentamentos estão distribuídos em toda a região do MATOPIBA, entretanto eles predominam nas porções norte e oeste, sendo os maiores números de assentamentos encontrados nos estados do Maranhão seguido do Tocantins quando comparados com Piauí e Bahia (INCRA, 2014).

O grande potencial de aumento de produção de grãos na região do MATOPIBA e consequente aumento da expansão agrícola nesta área, além das projeções realizadas pelo Ministério da Agricultura Pecuária e Abastecimento – MAPA (MAPA, 2017) de que a área de cultivo de soja passará de 33,1 milhões de hectares em 2016 para 41,2 milhões de hectares em 2024, justificam a escolha da fronteira agrícola do MATOPIBA para a realização do presente estudo.

2.2 Eficiência do uso da água (WUE)

O desenvolvimento da vegetação varia conforme a quantidade de água disponível no ambiente em que ela se encontra. Durante o processo fotossintético (Figura 2) da vegetação, as plantas promovem um balanço de absorção do dióxido de carbono (CO_2), H_2O e sais minerais. Neste processo existe uma compensação desenvolvida pela planta, com a finalidade de equilibrar a quantidade de Carbono absorvido por perda evaporativa. Em respostas às influências do meio ambiente, as plantas gerenciam o estresse hídrico (excesso ou falta) e reduzem a condutância estomática, de forma que a WUE do ecossistema tende a aumentar dos anos úmidos para os secos, indicando a resistência da vegetação ao déficit hídrico (PONCE-CAMPOS et al., 2013).

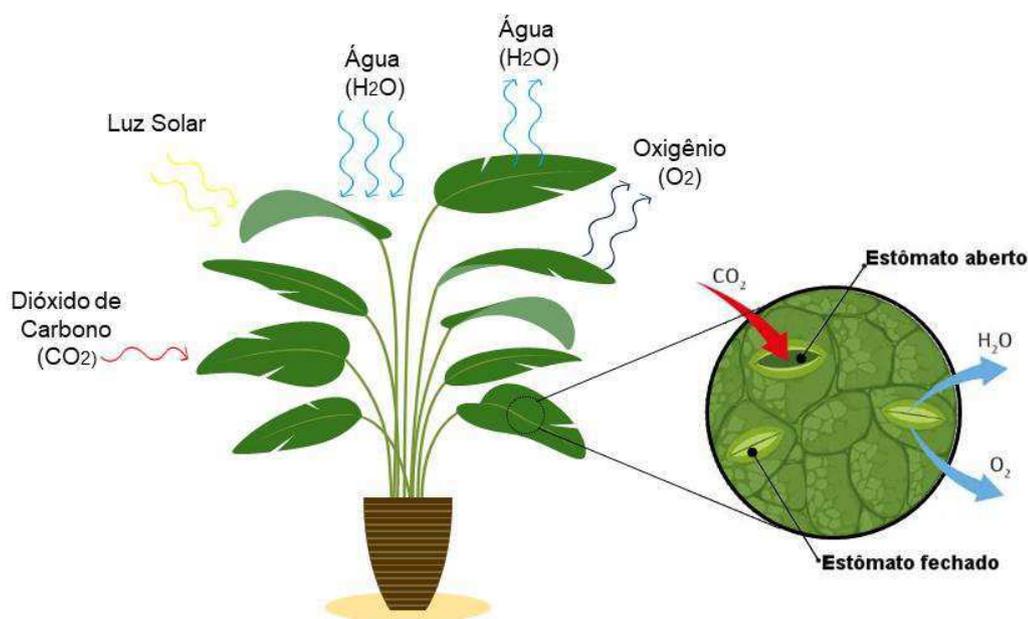


Figura 2. Esquema do processo fotossintético das plantas. Fonte: Autor (2022).

Como as alterações no meio ambiente interferem diretamente no ciclo da água, o tema da escassez da água, seja para o uso humano ou vegetal, se torna mais prominente. Visto que a disponibilidade hídrica é fundamental para o desenvolvimento do meio ambiente, os estudos estão cada vez mais focados em analisar a WUE. Analisar a relação entre a WUE e a produtividade fornece informações importantes sobre como a vegetação se comporta para manter o ciclo de água e carbono e sua viabilidade, além de ser essencial para prever os impactos das mudanças climáticas nos cenários futuros da água do ecossistema e dinâmica do carbono (ZHANG et al., 2016).

Conceitualmente, a WUE (Figura 3) é definida como a razão entre a GPP e a ET (COWAN E FARQUHAR, 1977; BALDOCCHI, 1994; BEER et al., 2009; SONG et al., 2017; YANG et al., 2016; WANG et al., 2020). Alguns autores a definem como a quantidade de C absorvido e o rendimento da cultura por unidade de transpiração (VIETS, 1962), ou a proporção da água total de irrigação transpirada para a H₂O desviada da fonte (ISRAELSEN, 1932), e por fim a proporção da biomassa por H₂O (SHARMA et al., 2015).

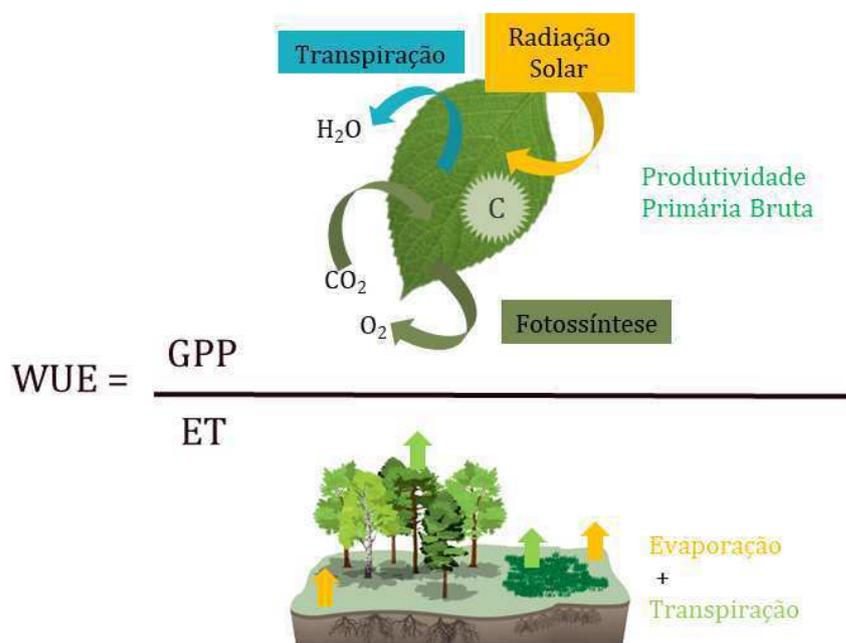


Figura 3. Esquema conceitual referente à Eficiência do Uso da Água (WUE). Fonte: Autor (2022).

Com os avanços da tecnologia, os cientistas obtiveram uma nova ferramenta para o monitoramento de áreas em grande escala via sensoriamento remoto (SR). As técnicas de SR fornecem uma maior cobertura espacial quando se comparado com dados pontuais (estações meteorológicas convencionais ou automáticas). Independentemente da escala do estudo, o SR oferece uma oportunidade de uma metodologia consistente e repetível, adequada tanto para estudos-piloto rápidos quanto para campanhas de monitoramento de longo prazo (TOMLINSON et al., 2011).

No início, as pesquisas sobre a WUE eram desenvolvidas principalmente em níveis individuais (nível de folhas) e dados pontuais. O desenvolvimento do SR permitiu obter, através de imagens orbitais, um abundante conjunto de dados de GPP e ET e variáveis meteorológicas para a detecção das variações espaço-temporais da WUE (MU et al., 2011). Atualmente, as informações sobre os padrões espaço-temporais do WUE do ecossistema podem ser adquiridas a partir de métodos de SR, com a disponibilidade de produtos GPP e ET via satélite, como produtos do Espectrorradiômetro de Imagem de Resolução Moderada (MODIS) (ZHANG et al., 2015). O MODIS fornece bandas visuais, infravermelhas próximas e infravermelhas térmicas com resolução moderada.

Estudos sobre a WUE têm mostrado bons resultados acerca da utilização do MODIS para a avaliação da espaço-temporalidade e a influência de fatores ambientais e antrópicos, assim como na sua variabilidade, sobre a WUE. por exemplo, Liu et al. (2015) avaliaram a magnitude, os padrões espaciais e as tendências da WUE dos ecossistemas terrestres da China e suas respostas às secas baseado em um modelo de ecossistema entre 2000 e 2011. Os principais resultados mostraram que as secas aumentam a WUE anual no Nordeste (NE) da China e na parte central da Mongólia Interior, mas diminuem a WUE anual na China central. Vale destacar os “Pontos de inflexão” que foram observados no Sul (S) da China, onde as secas moderadas e extremas reduzem a WUE anual e as secas severas aumentam a WUE anual.

De Oliveira et al. (2017) avaliaram o padrão da WUE e seus formadores (GPP e ET), obtidos a partir de dados do produto MODIS e três estações dispostas na região amazônica. Os resultados mostraram que em diferentes tipos de cobertura da terra, áreas florestadas (sucessão primária e secundária) têm WUE ~67% maior do

que áreas não florestadas (agricultura e pastagem). A WUE na floresta secundária foi ~3% maior do que na floresta primária. Isso era esperado e está relacionado ao fato de que nos estágios iniciais de sucessão florestal, a produtividade aumenta acentuadamente, mas à medida que a floresta se aproxima da maturidade, a produtividade diminui.

Yu et al. (2021) estudaram a resposta da WUE a fatores naturais (clima e solo) e detectaram que as respostas nos tipos de cultura avaliados variaram dependendo da intensidade da seca, o que provavelmente é uma referência para a seleção de culturas em terras secas. Além disso, os autores destacaram que o déficit hídrico pode melhorar a WUE da cultura e que a WUE muda e/ou diminui influenciada por fatores naturais e práticas de manejo, fornecendo uma base para estratégias de mitigação de secas agrícolas diante das futuras mudanças climáticas em áreas de sequeiro.

Sun et al. (2021) investigaram os impulsionadores da WUE e suas mudanças em oito regiões da China entre 1982 a 2015. Eles evidenciaram uma contribuição média anual relativamente alta da temperatura do ar na mudança da WUE. A respeito da comparação entre ecossistemas, os autores destacaram que a WUE do ecossistema de terras agrícolas foi maior do que a do ecossistema de pastagens na maioria das áreas.

Nandy et al. (2022) avaliaram a espaço-temporalidade da WUE em florestas da Índia. Os autores observaram que os fatores biometeorológicos (radiação líquida, elevação, temperatura, chuva, umidade do solo), foram capazes de explicar 65% da variabilidade na WUE, sendo a temperatura o fator mais importante para a WUE das florestas e que se pode esperar que o aumento global da temperatura influencie negativamente a WUE das principais formações florestais da Índia.

Baseado nesses estudos expostos, fica evidente que a WUE pode ser utilizada em diversos tipos de ecossistemas para obter informações promissoras sobre a questão hídrica, a influência antrópica, além de informações sobre como a vegetação se comporta ao longo do tempo diante da variação do clima. Também fica evidente que as ferramentas proporcionadas via SR, permitem estudos diversificados na escala espaço-temporal da WUE e de outros índices e variáveis.

2.3 Obtenção da WUE via Produtos MODIS

A WUE é calculada a partir da razão entre os produtos MODIS de GPP, estimada via modelo de fotossíntese da vegetação (VPM, do inglês *Vegetation Photosynthesis Model*). A metodologia foi proposta por Running e Zhao (2013), descrita no item 2.2.1. Por sua vez, a ET é estimada conforme a metodologia proposta por Mu & Running (2013), descrita no item 2.2.2.

2.3.1 Cálculo do GPP via modelo de fotossíntese da vegetação (VPM)

O VPM de Xiao et al. (2004a), é um modelo de eficiência de uso da luz (LUE, do inglês *Light Use Efficiency*) (ϵ_g) em gC.mol.PAR^{-1} (Liu et al., 2011) baseado em estimativas de satélites descritas por parâmetros reguladores (T_{escalar} , W_{escalar} e P_{escalar}) e, assim permite o mapeamento diário da GPP. Ele assume que as folhas e as copas das plantas são compostas de vegetação fotossinteticamente ativas (VFA), principalmente tecidos com cloroplastos, e vegetação não-fotossintética (VNF), principalmente folhagem, ramos e caules senescentes (Xiao et al., 2004a). Com base na partição conceitual de VFA e VNA dentro das copas, o GPP via MFV foi calculado a partir da Eq. (1):

$$\text{GPP} = \epsilon \cdot \text{FPAR} \cdot \text{PAR} \quad (1)$$

em que: FPAR é a fração de PAR ($\mu\text{mol.m}^2$) absorvida pelo dossel da planta, o produto de FPAR e PAR é o PAR absorvido pelo dossel da planta (APAR), e ϵ_g é a eficiência de uso de luz (LUE) (VETRITA et al., 2011).

O cálculo de FPAR (Eq. 2) depende de uma relação linear com EVI (do inglês *Enhanced Vegetation Index*). Geralmente o coeficiente α é definido como 1, conforme descrito por Xiao et al. (2004).

$$\text{FPAR} = \alpha \cdot \text{EVI} \quad (2)$$

O MFV adquire o ϵ máximo especificad na literatura ou da relação entre a troca líquida do ecossistema (NEE, do inglês *Net Ecosystem Exchange*) e PAR incidente; a temperatura e o estresse hídrico são escolhidos para regular ϵ_{max} . Assim, no MFV, ϵ (Eq. 3) é descrito como:

$$\mathcal{E} = \mathcal{E}_{\text{máximo}} \cdot T_{\text{escalar}} \cdot W_{\text{escalar}} \cdot P_{\text{escalar}} \quad (3)$$

em que: \mathcal{E}_{max} é o LUE máximo; e T_{escalar} , W_{escalar} e P_{escalar} são os escalares de regulação baixa para a eficiência de temperatura, água e fenologia foliar no \mathcal{E}_{max} , respectivamente (YAN et al., 2009; WANG et al., 2010; MADUGUNDU et al., 2017).

Para estimar a T_{escalar} (Eq. 4), usa-se a T_a , que é a temperatura média para cada um dos sete dias (semanal); T_{min} , T_{max} e T_{opt} são as temperaturas mínima, máxima e ótima do ar para atividades fotossintéticas, respectivamente. Se T_a for inferior a T_{min} , a T_{escalar} é definida como 0 (XIAO et al., 2004b).

$$T_{\text{escalar}} = \frac{(T_a - T_{\text{min}}) \cdot (T_a - T_{\text{max}})}{(T_a - T_{\text{min}}) \cdot (T_a - T_{\text{max}}) - (T_a - T_{\text{opt}})^2} \quad (4)$$

O W_{escalar} (Eq. 5) é o efeito da água sobre a fotossíntese da planta e é baseado no cálculo do LSWI (do inglês *Land Surface Water Index*), onde o $LSWI_{\text{max}}$ é o LSWI máximo dentro da estação de cultivo (XIAO et al., 2003).

$$W_{\text{escalar}} = \frac{1 + LSWI}{1 + LSWI_{\text{max}}} \quad (5)$$

Durante a expansão total da folha, $P_{\text{escalar}} = 1$. P_{escalar} é o efeito da fenologia na fotossíntese do dossel (XIAO et al., 2004a), conforme a Eq. 6.

$$P_{\text{escalar}} = \frac{(1 + LSWI)}{2} \quad (6)$$

O LSWI é uma medida de água líquida nas copas da vegetação que interagem com a radiação solar (GAO, 1996) e é, portanto, mais sensível à quantidade total de água líquida na colheita. O LSWI é obtido a partir da refletância de superfície das bandas NIR e SWIR de acordo com a literatura (RUNNING et al., 2004; XIAO et al., 2005; HASHIMOTO et al. 2010), conforme a Eq. 7:

$$LSWI = \frac{\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{swir}}}{\rho_{\text{nir}} + \rho_{\text{swir}}} \quad (7)$$

Onde ρ_{swir} e ρ_{nir} representam as refletâncias infravermelha e vermelha de ondas curtas, respectivamente.

O EVI é um índice melhorado utilizado para monitorar a vegetação em nível global e local (WARDLOW e EGBERT, 2010; GARROUTTE et al., 2016). Assim o EVI (Eq. 8) é considerado um índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI, do inglês *Normalized Difference Vegetation Index*) modificado com sensibilidade aprimorada para regiões de alta biomassa e capacidade aprimorada de monitoramento da vegetação por meio de um desacoplamento do sinal de fundo do dossel e uma redução nas influências atmosféricas (HUETE, 1999).

$$EVI = 2,5 \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + (6 \cdot \rho_{red} - 7,5 \cdot \rho_{blue}) + 1} \quad (8)$$

Onde ρ_{nir} representa as refletâncias vermelha de ondas curtas, ρ_{red} da banda do vermelho e ρ_{blue} da banda do azul.

2.3.2 Estimativa da ET MODIS

A 6ª versão do produto MOD16A1 (Satélite TERRA) referente à ET foi desenvolvida por Mu et al. (2011), com base no algoritmo aperfeiçoado de Mu et al. (2007), o qual utiliza o método de Penman-Monteith (MONTEITH, 1965), combinando dados de SR e meteorológicos para calcular a transpiração das plantas e do dossel, além da evaporação do solo (Figura 4). Para ajustes no algoritmo utilizam-se os dados de entradas como o índice de área foliar (LAI, do inglês *Leaf Area Index*), radiação fotossinteticamente ativa (PAR-MOD15A2) e albedo (MCD43B2) (WESTERHOFF, 2015).

No produto do MODIS baseado na formulação de Mu et al. (2013), a λE (Eq. 9) é o somatório da transpiração da planta (λE_{transp}) e a evaporação da superfície do solo (λE_{solo}).

$$\lambda E = \lambda E_{transp} + \lambda E_{solo} \quad (9)$$

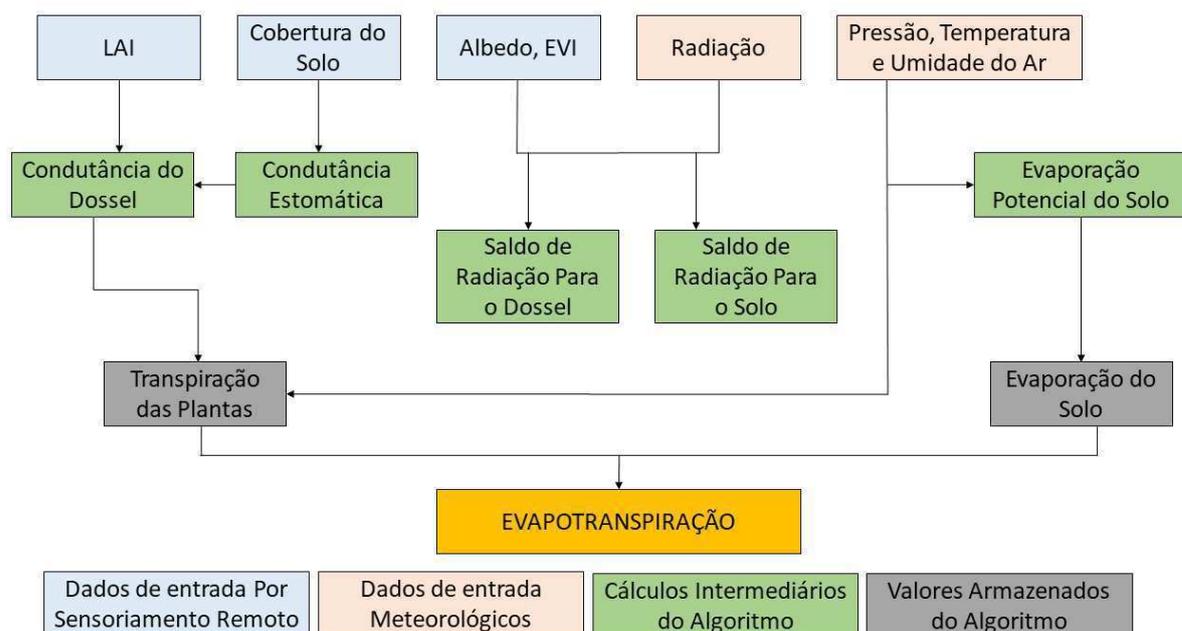


Figura 4. Fluxograma do modelo para a determinação da evapotranspiração real diária. Fonte: adaptado de Mu et al. (2007).

Transpiração da planta

A transpiração das plantas é uma relação entre os processos biofísicos e o ambiente, na relação solo-cultura-atmosfera, e sendo assim, é influenciada por fatores meteorológicos e do solo (FAN et al., 2020). Ela é calculada via Eq. 10. Com isso, para a determinação da transpiração das plantas foi utilizada a seguinte expressão baseada na equação de Penman-Monteith.

$$\lambda E_{\text{transp}} = \frac{SA_c + \rho C_p (e_{\text{sat}} - e) / r_a}{s + \gamma (1 + \frac{r_s}{r_a})} \quad (10)$$

em que: $\lambda E_{\text{transp}}$ é a evapotranspiração real diária, A_c é o saldo total de radiação particionado entre o dossel; λ (J.kg^{-1}) é a densidade de fluxo de calor latente de vaporização; s ($\text{kPa.}^\circ\text{C}^{-1}$) corresponde à taxa de variação da pressão de saturação do vapor d'água (VPD); A (W.m^{-2}) é a energia disponível; ρ (kg.m^{-3}) corresponde a massa específica do ar; C_p ($\text{J.kg}^{-1}.\text{}^\circ\text{C}^{-1}$) ao calor específico do ar a pressão constante; e (kPa) e e_s (kPa) correspondem a pressão real do vapor d'água e pressão de saturação do vapor d'água, respectivamente; r_s (s.m^{-1}) é a resistência da

superfície; r_a ($s.m^{-1}$) é a resistência aerodinâmica; e γ ($kPa.^{\circ}C^{-1}$) corresponde a constante psicrométrica.

Saldo de radiação

A energia disponível (A) é determinada pelo cálculo do saldo de radiação diário (Rn_{24h}) e o fluxo de calor no solo (G), que foi considerado nulo tendo em vista que para valor diário, o G se torna muito pequeno. Para o cálculo, de acordo com Mu et al. (2007), se usa a Eq. (11):

$$Rn_{24h} = [S \downarrow \cdot (1 - \alpha)] + [(\epsilon_a - \epsilon_s) \sigma T_a^4] \quad (11)$$

em que: $S \downarrow$ é a radiação global diária; α é o albedo da superfície; ϵ_s é a emissividade da superfície ($\epsilon_s=0,97$), sendo considerado igual a um; σ é a constante de Stefan-Boltzmann; T_a é a temperatura média diária do ar (K); ϵ_a (equação 12) é a emissividade da atmosfera que pode ser obtida através da equação de Idso and Jackson (1969), calculada conforme a Eq. (12):

$$\epsilon_a = 1 - 0,26 \cdot \exp(-7,77 \cdot 10^{-4} \cdot T^2) \quad (12)$$

Albedo de superfície

Para o cálculo do albedo conforme proposto por Tasumi (2003), utiliza-se a Eq. (13):

$$\alpha_{ts} = 0,215_{\rho_1} + 0,215_{\rho_2} + 0,242_{\rho_3} + 0,129_{\rho_4} + 0,101_{\rho_5} + 0,062_{\rho_6} + 0,036_{\rho_7} \quad (13)$$

Onde os termos ρ_1 , ρ_2 , ρ_3 , ρ_4 , ρ_5 , ρ_6 e ρ_7 foram obtidos através do produto MOD09A1 compreendendo as refletâncias monocromáticas relativas às bandas de 1 a 7 do MODIS.

Resistência aerodinâmica (r_a)

Apesar da temperatura aerodinâmica da superfície ser diferente da LST detectada remotamente, o método de balanço de energia de superfície calcula o fluxo de calor sensível a partir da Eq. (14). Assim, a resistência aerodinâmica (r_a) é calculada da seguinte forma:

$$r_a = \frac{1}{k^2 U} \left[\ln \left(\frac{Z-d}{Z_{0H}} \right) - \psi_H \left(\frac{Z-d}{L} \right) \right] \left[\ln \left(\frac{Z-d}{Z_0} \right) - \psi_M \left(\frac{Z-d}{L} \right) \right] \quad (14)$$

em que: k é a constante de Von Karman (0,4); U é a velocidade do vento na altura de referência Z ; d é a altura de deslocamento do plano zero; Z_0 e Z_{0H} são os comprimentos de rugosidade para momento e calor sensível, respectivamente; e ψ_H , ψ_M são as funções de correção de estabilidade para momento e calor que depende do comprimento de Monin-Obukhov (L) (KAIMAL e FINNIGAN, 1994).

Condutância do dossel

Para a conversão da condutância estomática da folha (C_s) Eq. (15) e a condutância do dossel (C_c) Eq. (16), usa-se o LAI (índice de área foliar) como escalar para a conversão, como proposto por Landsberg e Gower (1997) Eq. (16). No caso da transpiração das plantas a resistência da superfície (r_s) é o inverso da C_c , ou seja:

$$C_s = C_L \cdot m(T_{\min}) \cdot m(\text{VPD}) \quad (15)$$

$$C_c = C_s \cdot \text{LAI} \quad (16)$$

em que: C_L corresponde à condutância estomatal potencial média por unidade de área foliar ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$), $m(T_{\min})$ corresponde a um fator que limita o potencial de C_s em temperaturas mínimas (T_{\min}), $m(\text{VPD})$ é um fator que limita esse potencial quando o déficit de vapor de pressão de água ($\text{VPD} = e_{\text{sat}} - e$ (kPa)) é alto o suficiente para inibir o processo de fotossíntese (XU e BALDOCCHI, 2003; OREN et al., 1999).

Para obtenção do LAI, utilizam-se as imagens do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) via MODIS Eq. (17), sendo obtido através da razão

entre a diferença das refletividades do IV-próximo (ρ_{IV}) e do vermelho (ρ_V) pela soma das mesmas (ALLEN et al., 2002):

$$NDVI = \frac{\rho_{IV} - \rho_V}{\rho_{IV} + \rho_V} \quad (17)$$

O NDVI é um indicador sensível da quantidade e da condição da vegetação verde, variando de acordo com a atividade fotossintética das plantas e sua densidade na área considerada (pixel) entre -1 (superfícies como água e nuvens geralmente são inferiores a zero) e +1 (corresponde ao maior vigor da vegetação) (CORREIA FILHO et al., 2019b; BARROS SANTIAGO et al., 2019).

Para o cálculo do índice de vegetação ajustado para os efeitos do solo (SAVI do inglês *Soil Adjusted Vegetation Index*) Eq. (18), que é um índice que busca amenizar os efeitos do “background” do solo, é utilizada a expressão (HUETE, 1988):

$$SAVI = \frac{(1+L).NDVI}{(L+NDVI)} \quad (18)$$

em que: L é constante. Em vários estudos utiliza-se $L = 0,5$, que é o valor mais frequente na literatura (HUETE & WARRICK, 1990; ACCIOLY et al., 2002).

O LAI Eq. (19) é definido pela razão entre a área foliar de toda a vegetação por unidade de área utilizada por essa vegetação. O LAI é um indicador da biomassa de cada pixel da imagem e é obtido pela equação empírica de Allen et al. (2002):

$$LAI = - \frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (19)$$

As constantes para a temperatura mínima do ar [$m(T_{min})$] e o déficit de vapor d’água [$m(VPD)$] foram obtidas através das seguintes expressões (Eq. (16) 20 e 21):

$$m(T_{\min}) = \begin{cases} 1,0 & T_{\min} \geq T_{\min_open} \\ \frac{T_{\min} - T_{\min_close}}{T_{\min_open} - T_{\min_close}} & T_{\min_close} < T_{\min} < T_{\min_open} \\ 0,1 & T_{\min} \leq T_{\min_close} \end{cases} \quad (20)$$

$$m(VPD) = \begin{cases} 1,0 & VPD \leq VPD_{open} \\ \frac{VPD_{close} - VPD}{VPD_{close} - VPD_{open}} & VPD_{open} < VPD < VPD_{close} \\ 0,1 & VPD \geq VPD_{close} \end{cases} \quad (21)$$

em que: “close” indica inibição quase completa (fechamento dos estômatos) e “open” indica sem inibição para a transpiração, conforme na Tabela 1.

Tabela 1. Parametrização de controle de abertura e fechamento dos estômatos no algoritmo MOD16.

Parâmetro	ENF	EBF	DNF	DBF	MF	CSH
T_{\min_open} (°C)	8,31	9,09	10,44	9,94	9,50	8,61
T_{\min_close} (°C)	-8,00	-8,00	-8,00	-6,00	-7,00	-8,00
VPD_close (Pa)	3000	4000	3500	2900	2900	4300
VPD_open (Pa)	650	1000	650	650	650	650
CL (m.s ⁻¹)	0,0032	0,0032	0,0032	0,0032	0,0024	0,0065
	OSH	WL	SV	Grass	Crop	
T_{\min_open} (°C)	8,80	11,39	11,39	12,02	12,02	
T_{\min_close} (°C)	-8,00	-8,00	-8,00	-8,00	-8,00	
VPD_close (Pa)	4400	3500	3600	4200	4500	
VPD_open (Pa)	650	650	650	650	650	
CL (m.s ⁻¹)	0,0065	0,0070	0,0070	0,0075	0,0075	

Legenda: ENF = Florestas de coníferas perenes, EBF = Florestas latifoliadas perenes, DNF = Florestas de coníferas decíduas, DBF = Florestas latifoliadas

decíduas, MF = Florestas mistas, CSH = Campos sujos, OSH = Campos limpos, WL = Savanas lenhosas (cerradão), SV = savanas (cerrado), Grass = Pradarias, Crop = Agricultura. Fonte: Mu et al. (2007; 2011).

Fração da cobertura vegetal

A fração da cobertura vegetal (F_C) Eq. (22) é definida como a fração da superfície do solo coberto pela extensão máxima do dossel da vegetação, variando entre 0 e 1 (MU et al., 2007):

$$F_C = \frac{EVI - EVI_{\min}}{EVI_{\max} - EVI_{\min}} \quad (22)$$

em que: EVI é o índice de vegetação melhorado; no presente trabalho foi utilizado o EVI2 que utiliza apenas duas bandas (ZHANG, 2015), conforme Eq. (8).

O saldo de radiação é particionado linearmente entre o dossel e a superfície do solo usando a fração de cobertura vegetal (F_C), onde A_C Eq. (23) e A_{SOLO} Eq. (24) são o saldo total de radiação particionado entre o dossel e o solo, respectivamente.

$$A_C = F_C \cdot A \quad (23)$$

$$A_{SOLO} = (1 - F_C) \cdot A \quad (24)$$

Evaporação do solo

Para o cálculo da evaporação de solo, faz-se necessário, primeiramente, calcular a evaporação potencial (Eq. 25):

$$\lambda E_{SOLO_POT} = \frac{s A_{SOLO} + \rho C_p (e_{sat} - e) / r_a}{s + \gamma \left(\frac{r_{tot}}{r_a} \right)} \quad (25)$$

em que: r_{tot} (Eq. 26) corresponde a resistência aerodinâmica total ao transporte de vapor ($s \cdot m^{-1}$), representado pela soma de r_s e r_v ($s \cdot m^{-1}$), isto é, $r_{tot} = r_s + r_v$ (VAN DE GRIEND, 1994), calculado em função da resistência corrigida r_{cor} ($s \cdot m^{-1}$) (Eq. 27) de acordo com a temperatura do ar (T_a - °C) e pressão atmosférica (P_{atm} - kPa) em condições padrão. Sendo $T_a = 20$ °C e $P_{atm} = 101,3$ kPa:

$$r_{\text{tot}} = r_{\text{tot}_c} \cdot r_{\text{cor}} \quad (26)$$

$$r_{\text{cor}} = \frac{1}{\left(\frac{273,15+T_a}{293,15}\right)^{1,75} \cdot \left(\frac{101,3}{P_{\text{atm}}}\right)} \quad (27)$$

em que: r_{tot_c} corresponde a um parâmetro de ajuste da resistência aerodinâmica total (107 s.m^{-1}) (MU et al., 2007). A r_a é calculada (Eq. 28) em função da resistência à transferência convectiva de calor r_c (s.m^{-1}) (Eq. 29), resistência à transferência radiativa de calor r_r (s.m^{-1}):

$$r_a = \frac{r_c \cdot r_r}{r_c + r_r} \quad (28)$$

$$r_r = \frac{\rho_a \cdot C_p}{4,0 \cdot \sigma \cdot T_a^3} \quad (29)$$

em que: r_c é assumido como sendo igual à resistência da camada limite e é calculado da mesma maneira que r_{tot} (THORNTON, 1998).

Por fim, a evaporação real do solo (λE_{SOLO}) é calculada (Eq. 30) através da $\lambda E_{\text{SOLO_POT}}$ baseando-se na hipótese complementar de interações entre a superfície e a atmosfera a partir do VPD e da umidade relativa (RH - %):

$$\lambda E_{\text{SOLO}} = \lambda E_{\text{SOLO_POT}} \cdot \left(\frac{\text{RH}}{100}\right)^{\frac{(e_{\text{sat}}-e)}{100}} \quad (30)$$

REFERÊNCIAS

ACCIOLY, L.J.; PACHECO, A.; COSTA, T.C.C.; LOPES, O.F.; OLIVEIRA, A.J. 2002. Relações Empíricas Entre A Estrutura Da Vegetação E Dados Do Sensor TM/Landsat. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. V. 6, N. 3, P. 492-498.

ALLEN, R., BASTIAANSEN, W.; WATERS, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R. **Surface Energy Balance Algorithms For Land (SEBAL), Idaho Implementation – Advanced Training And Users Manual**, Version 1.0, 2002. 97p

BAIAMONTE, G., & MOTISI, A. (2020). Analytical approach extending the Granier method to radial sap flow patterns. **Agricultural Water Management**, 231, 105988. doi:10.1016/j.agwat.2019.105988

BALDOCCHI, D. (1994). A comparative study of mass and energy exchange over a closed C3 (wheat) and an open C4 (corn) canopy: I. The partitioning of available energy into latent and sensible heat exchange. **Agricultural and Forest Meteorology**, 67(3-4), 191-220.

BARROS SANTIAGO, D., CORREIA FILHO, W. L. F., DE OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F., & DA SILVA JUNIOR, C. A. (2019). Mathematical Modeling And Use Of Orbital Products In The Environmental Degradation Of The Araripe Forest In The Brazilian Northeast. Model. **Earth System Environment**. <https://doi.org/10.1007/S40808-019-00614-X>.

BATISTELLA, M.; VALLADARES, G. S. Farming expansion and land degradation in Western Bahia, Brazil. **Biota Neotropica**, v. 9, n. 3, p. 61-76, 2009.

BEER, C., CIAIS, P., REICHSTEIN, M., BALDOCCHI, D., LAW, B. E., PAPAIE, D., ... & WOHLFAHRT, G. (2009). Temporal and among-site variability of inherent water use efficiency at the ecosystem level. **Global biogeochemical cycles**, 23(2).

BOLFE, É. L.; VICTORIA, D. de C.; CONTINI, E.; BAYMASILVA, G.; SPINELLI-ARAUJO, L.; GOMES, D. Matopiba em crescimento agrícola: aspectos territoriais e

socioeconômicos. **Revista de Política Agrícola**, v. 12, n. 4, p. 38-62, out./nov./dez. 2016.

BRASIL. Decreto Nº 8.447, de 6 De maio De 2015. **Dispõe sobre O Plano De Desenvolvimento Agropecuário Do MATOPIBA E A Criação De Seu Comitê Gestor**. Diário Oficial Da União, 7 maio de 2015. Disponível em: <[Http://Www.Planalto.Gov.Br/Ccivil_03/_Ato2015-2018/2015/Decreto/D8447.Htm#:~:Text=DECRETA%3A-Art.,Qualidade%20de%20vida%20da%20popula%C3%A7%C3%A3o.](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2015/Decreto/D8447.htm#:~:Text=DECRETA%3A-Art.,Qualidade%20de%20vida%20da%20popula%C3%A7%C3%A3o.)>. Acesso Em: 01 Dez. 2020.

COLUSSI, J. MATOPIBA: **Mudanças No Uso Da Terra Na Nova Fronteira**. 2017.

CORREIA FILHO, W. L. F., BARROS SANTIAGO, D., OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F., & SILVA JUNIOR, C. A. (2019b). Impact Of Urban Decadal Advance On Land Use And Land Cover And Surface Temperature In The City Of Maceió, Brazil. **Land Use Policy**, 87, 104026. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104026>.

COWAN, I. R., & GD, F. (1977). Stomatal function in relation to leaf metabolism and environment.

DE OLIVEIRA, GABRIEL et al. Evaluation of MODIS-based estimates of water-use efficiency in Amazonia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 38, n. 19, p. 5291-5309, 2017.

EMBRAPA. Visão 2030 - o futuro da agricultura brasileira. Embrapa, p. 212, 2018. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/documents/10180/9543845/Visão+2030+-+o+futuro+da+agricultura+brasileira/2a9a0f27-0ead-991a-8cbf-af8e89d62829>>.

FAN, J., ZHENG, J., WU, L., & ZHANG, F. (2020). Estimation of daily maize transpiration using support vector machines, extreme gradient boosting, artificial and deep neural networks models. **Agricultural Water Management**, 106547. doi:10.1016/j.agwat.2020.106547

GAO, B.C., 1996, NDWI – a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58, pp. 257–266.

GARROUTTE, E., HANSEN, A., LAWRENCE, R., 2016. Using NDVI And EVI To Map Spatiotemporal Variation In The Biomass And Quality Of Forage For Migratory Elk In The Greater Yellowstone Ecosystem. **Remote Sensing**. 8 (5), 404.

HASHIMOTO, H., MELTON, F., ICHII, K., MILESI, C., & WANG, W. (2010). Evaluating The Impacts Of Climate And Elevated Carbon Dioxide On Tropical Rainforests Of The Western Amazon Basin Using Ecosystem Models And Satellite Data. **Glob Chang Biol**, 16, 255–271.

HUETE, A. R. Adjusting Vegetation Indices For Soil Influences. **International Agrophysics**. 4(4): 367-376, 1988.

HUETE, A. R. And WARRICK, A. W., 1990. Assessment Of Vegetation And Soil Water Regimes In Partial Canopies With Optical Remotely Sensed Data. **Remote Sensing Of Environment**. 32: 155- 167, 1990.

HUETE, A.R.; Justice C. **MODIS Vegetation Index (MOD13) Algorithm Theoretical Basis Document**. Ver. 3, 1999.

IDSO, S. B.; JACKSON, R. D. Thermal radiation from the atmosphere. **Journal of Geophysical Research**, v. 74, v. 5397–5403, 1969.

INCRA. Instituto Nacional de Colonização e Reforma Agrária. **Assentamentos rurais do Brasil**. 2014. Disponível em: <<http://acervofundiario.incra.gov.br>>.

ISRAELSEN, O. W., & WILEY, J. (1950). **Irrigation principles and practices** (Vol. 70, No. 6, p. 479). LWW.

KAIMAL, J.C., J.J. FINNIGAN (1994). Atmospheric Boundary Layer Flows: Their Structure and Management. **Oxford University Press**, 289 pp.: New York.

LANDAU, E. C.; GUIMARÃES, D. P.; DE SOUZA, D. L. Caracterização ambiental das áreas com agricultura irrigada por pivôs centrais na região do Matopiba-Brasil. **Embrapa Milho e Sorgo-Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento (INFOTECA-E)**, 2014.

LANDSBERG, J. J., & GOWER, S. T. **Applications of physiological ecology to forest management**. Academic Press, 1997.

LIU, J. ;SUN O.J., JIN, H., ZHOU, Z. E HAN, X. Application Of Two Remote Sensing GPP Algorithms At A Semiarid Grassland Site Of North China. **Journal Of Plant Ecology**. Vol 4, N. 4, P. 302–312. 2011.

LIU, YIBO et al. Water use efficiency of China's terrestrial ecosystems and responses to drought. **Scientific reports**, v. 5, n. 1, p. 13799, 2015.

MADUGUNDU R, AL-GAADI KA, TOLA EK, KAYAD AG, JHA CS. 2017. Estimation Of Gross Primary Production Of Irrigated Maize Using Landsat-8 Imagery And Eddy Covariance Data. **Saudi Journal of Biological Sciences**. 24:410–20.

MAPA - **Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento** – <http://www.agricultura.gov.br/assuntos/politica-agricola/todas-publicacoes-de-politica-agricola/projecoes-do-agronegocio/projecoes-do-agronegocio-2017-a-2027-versao-preliminar-25-07-17.pdf>

MONTEITH, J. L. **Evaporation And Environment**. Symposia Of The Society For Experimental Biology, V. 19, P. 205-234, 1965.

MU Q.; HEINSCH F. A.; ZHAO M; RUNNING S. W. Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data. **Remote Sensing of Environment**, v.111, p.519-536, 2007.

MU Q.; ZHAO M.; RUNNING S. W. Improvements to a MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration Algorithm. **Remote Sensing of Environment**, v.115, p.1781-1800, 2011.

MU, Q., ZHAO, M., & RUNNING, S. W. (2013). MODIS global terrestrial evapotranspiration (ET) product (NASA MOD16A2/A3). **Algorithm Theoretical Basis Document**, Collection, 5, 600.

MU, QIAOZHEN; ZHAO, MAOSHENG; RUNNING, Steven W. Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. **Remote sensing of environment**, v. 115, n. 8, p. 1781-1800, 2011.

MU, QIAOZHEN; ZHAO, MAOSHENG; RUNNING, Steven W. **MODIS global terrestrial evapotranspiration (ET) product (NASA MOD16A2/A3)**. Algorithm Theoretical Basis Document, Collection, v. 5, 2013.

NANDY, SUBRATA; SARANYA, M.; SRINET, Ritika. Spatio-temporal variability of water use efficiency and its drivers in major forest formations in India. **Remote Sensing of Environment**, v. 269, p. 112791, 2022.

OREN, R.; SPERRY, J. S.; KATUL, G. G.; PATAKI, D. E.; EWERS, B. E.; PHILLIPS, N.; SCHÄFER, K. V. R. Survey And Synthesis Of Intra- And Interspecific Variation In Stomatal Sensitivity To Vapour Pressure Deficit. **Plant, Cell And Environment**, V. 22, P. 1515-1526, 1999.

PONCE-CAMPOS, G. E., MORAN, M. S., HUETE, A., ZHANG, Y., BRESLOFF, C., HUXMAN, T. E., ... & STARKS, P. J. (2013). Ecosystem resilience despite large-scale altered hydroclimatic conditions. **Nature**, 494(7437), 349-352.

RUNNING, S. W., & ZHAO, M. (2015). Daily GPP and annual NPP (MOD17A2/A3) products **NASA Earth Observing System MODIS land algorithm**. MOD17 User's Guide, 2015, 1-28.

RUNNING, S. W., NEMANI, R. R., HEINSCH, F. A., ZHAO, M., & REEVES, M. (2004). A Continuous Satellite-Derived Measure Of Global Terrestrial Primary Production. **Bioscience**, 54, 547–560.

SÁ, H.; MORAIS, L.; CAMPOS, C. Que Desenvolvimento É Esse? Análise Da Expansão Do Agronegócio Da Soja Na Área Do MATOPIBA A Partir De Uma Perspectiva Furtadiana. In: **Anais Do XXI Congresso Brasileiro De Economia**. 2015.

SHARMA, B., MOLDEN, D., & COOK, S. (2015). **Water use efficiency in agriculture: Measurement, current situation and trends** (No. 612-2016-40604).

SONG, Q. H., FEI, X. H., ZHANG, Y. P., SHA, L. Q., LIU, Y. T., ZHOU, W. J., ... & LIU, Y. H. (2017). Water use efficiency in a primary subtropical evergreen forest in Southwest China. **Scientific Reports**, 7(1), 43031.

STUDE, M. **A expansão da fronteira agrícola e a agricultura familiar no Cerrado Maranhense**. 2008. 55 f. Tese (Mestrado) – Universidade de São Paulo, São Paulo. Parte da tese do mestrado, resultado da cooperação entre a Universidade de São Paulo – USP e a Universidade Técnica de Berlin – TU Berlin: “Modelos alternativos de desenvolvimento na Amazônia”.

SUN, HUAIWEI et al. Drivers of the water use efficiency changes in China during 1982–2015. **Science of the Total Environment**, v. 799, p. 149145, 2021.

TASUMI, M. **Progress in operational estimation of regional evapotranspiration using satellite imagery**. Idaho, PhD Thesis – Department Biological and Agricultural Engineering, University of Idaho, 357p., 2003.

THORNTON, P. E. **Regional ecosystem simulation: combining surface- and satellite-based observations to study linkages between terrestrial energy and mass budgets**. PhD. Dissertation, School of Forestry, The University of Montana, Missoula, MT., 280 p, 1998.

TOMLINSON, CHARLIE J. et al. Remote sensing land surface temperature for meteorology and climatology: A review. **Meteorological Applications**, v. 18, n. 3, p. 296-306, 2011.

VAN DE GRIEND, A. A. Bare soil surface resistance to evaporation by vapor diffusion under semiarid conditions. **Water Resources Research**, v. 30, n. 181–188, 1994.

VETRITA, Y.; CHAOYANG, W.; ZHENG, N.; HIRANO, T. **Evaluation Of Light Use Efficiency Model Using Modis In Tropical Peat Swamp Forest, Indonesia**. In: Second Cresos International Symposium On South East Asia Environmental Problems And Satellite Remote Sensing, 2011, Indonesia, 2011, P. 127-134.

VIETS, F. G. (1962). Fertilizers and the efficient use of water. **Advances in agronomy**, 14, 223-264.

WANG Z, XIAO X, YAN X. 2010. Modeling Gross Primary Production Of Maize Cropland And Degraded Grassland In Northeastern China. **Agricultural and Forest Meteorology**. 150:1160–7.

WANG, Y., MA, Y., LI, H., & YUAN, L. (2020). Carbon and water fluxes and their coupling in an alpine meadow ecosystem on the northeastern Tibetan Plateau. **Theoretical and Applied Climatology**, 142, 1-18.

WARDLOW, B.D., EGBERT, S.L., 2010. A Comparison Of MODIS 250-M EVI And NDVI Data For Crop Mapping: A Case Study For Southwest Kansas. *Int. J. Rem. Sens.* 31 (3), 805–830.

WESTERHOFF, R. S. Using Uncertainty Of Penman And Penman-Monteith Methods In Combined Satellite And Ground-Based Evapotranspiration Estimates. *Remote Sensing Of Environment*, V. 169, P. 102-112, Nov. 2015.

XAVIER, GLAUBER LOPES. MATOPIBA: A Ocupação Da Nova Fronteira Agrícola Nos Quadros Do Padrão Exportador De Especialização Produtiva. *Confins. Revue Franco-Brésilienne De Géographie/Revista Franco-Brasileira De Geografia*, N. 39, 2019.

XIAO XM, BOLES S, LIU JY, ZHUANG DF, FROLKING S, LI CS, SALAS W, MOORE B (2005) Mapping Paddy Rice Agriculture In Southern China Using Multi-Temporal MODIS Images. *Remote Sen Environ* 95:480-492.

XIAO, X., BRASWELL, B., ZHANG, Q., BOLES, S., FROLKING, S., MOORE, B. Sensitivity Of Vegetation Indices To Atmospheric Aerosols: Continental- Scale Observations In Northern Asia. *Remote Sensing Of Environment*. Vol 84, P. 385–392. 2003.

XIAO, X.; ZHANG, Q.; BRASWELL, B.; URBANSKI, S.; BOLES, S.; WOFESY, S.; MOORE III, B.; OJIMA, D. Modeling Gross Primary Production Of Temperate Deciduous Broadleaf Forest Using Satellite Images And Climate Data. *Remote Sensing Of Environment*. Vol. 91, N. 2, P. 256–270. 2004b.

XIAO, X.; ZHANG, Q.; BRASWELL, B.; URBANSKI, S.; BOLES, S.; WOFESY, S.; MOORE, B., III; OJIMA, D. Modeling Gross Primary Production Of Temperate Deciduous Broadleaf Forest Using Satellite Images And Climate Data. *Remote Sens. Environ.* 2004, 91, 256–270.

XIAO, X.; ZHANG, Q.; HOLLINGER, D.; ABER, J.; MOORE III, B. Modeling Seasonal Dynamics Of Gross Primary Production Of An Evergreen Needleleaf Forest Using MODIS Images And Climate Data. *Ecological Applications*. Vol. 15, N. 3, P.954-969. 2004a.

XU, L.; BALDOCCHI, D. D. Seasonal trend of photosynthetic parameters and stomatal conductance of blue oak (*Quercus douglasii*) under prolonged summer drought and high temperature. **Tree Physiology**, v. 23, p. 865–877, 2003.

YAN H, FU Y, XIAO X, HUANG HQ, HE H, EDIGER L. 2009. Modeling Gross Primary Productivity For Winter Wheat-Maize Double Cropping System Using MODIS Time Series And CO2 Eddy Flux Tower Data. **Agric Ecosyst Environ** 129:391–400.

YANG, Y., GUAN, H., BATELAAN, O., MCVICAR, T. R., LONG, D., PIAO, S., ... & SIMMONS, C. T. (2016). Contrasting responses of water use efficiency to drought across global terrestrial ecosystems. **Scientific reports**, 6(1), 23284.

YU, LIUYANG et al. Effect of natural factors and management practices on agricultural water use efficiency under drought: A meta-analysis of global drylands. **Journal of Hydrology**, v. 594, p. 125977, 2021.

ZHANG, LI et al. Evaluation of water use efficiency derived from MODIS products against eddy variance measurements in China. **remote sensing**, v. 7, n. 9, p. 11183-11201, 2015.

ZHANG, T., PENG, J., LIANG, W., YANG, Y., & LIU, Y. (2016). Spatial–temporal patterns of water use efficiency and climate controls in China's Loess Plateau during 2000–2010. **Science of the Total Environment**, 565, 105-122.

ZHANG, X. Reconstruction of a complete global time series of daily vegetation index trajectory from long-term AVHRR data. **Remote Sensing of Environment**, v. 156, p. 457-472, 2015.

CAPÍTULO 3

INTERAÇÕES DE VARIÁVEIS AMBIENTAIS E A EFICIÊNCIA DO USO DA ÁGUA NA REGIÃO DO MATOPIBA VIA ANÁLISE MULTIVARIADA

(Artigo publicado na Revista *Sustainability* - <https://doi.org/10.3390/su14148758>)

Impact Factor: 3.889 (2021), **QUALIS CAPES (2020):** A2 (ISSN: 2071-1050)

RESUMO

Este estudo teve como objetivo avaliar as interações entre os fatores ambientais e seus efeitos na dinâmica da eficiência de uso da água (WUE) na fronteira agrícola do MATOPIBA entre os anos de 2001 e 2019 por meio de sensoriamento remoto e análises multivariadas. A Análise de Componentes Principais (ACP) foi aplicada para reduzir a dimensionalidade espacial e identificar padrões utilizando os seguintes dados: (i) Temperatura da Superfície Terrestre (LST), Evapotranspiração (ET) e Produtividade Primária Bruta (Gross Primary Productivity - GPP) para o cômputo da WUE (razão entre GPP e ET) baseados em produtos orbitais MODIS; (ii) Produto de precipitação CHIRPS; (iii) inclinação, rugosidade e elevação dos produtos GMTED e SRTM versão 4.1; e (iv) dados geográficos, Latitude e Longitude. Todos os cálculos foram realizados em R versão 3.6.3 e Quantum GIS (QGIS) versão 3.4.6. Oito variáveis foram inicialmente utilizadas. Após a aplicação do ACP, apenas quatro foram adequadas: elevação, LST, precipitação e WUE, com valores superiores a 0,7. Foi identificada uma correlação positiva ($\geq 0,78$) entre as variáveis 'elevação', 'LST' e 'precipitação' e a vegetação LST. De acordo com o teste KMO, obteve-se uma série considerada de adequabilidade média ($0,7 > KMO < 0,8$) e explicada por uma CP (CP1). A CP1 foi explicada por quatro variáveis (Elevação, LST, Precipitação e WUE), dentre as quais a WUE ($0,8 > KMO < 0,9$) foi responsável por 65,77% da variância total explicada. Escores positivos foram encontrados nos estados do Maranhão e Tocantins e escores negativos em Piauí e Bahia. Os escores positivos indicaram áreas com maior pluviosidade, GPP e disponibilidade de ET, enquanto os escores negativos indicaram áreas com maior demanda hídrica e LST. Concluiu-se que variações em variáveis como precipitação, LST, GPP e ET podem influenciar o comportamento local do ciclo carbono-água da vegetação, impactando a WUE no MATOPIBA.

Palavras-chave: MATOPIBA, Water Use Efficiency, Análise de Componentes Principais.

3.1 INTRODUÇÃO

A necessidade de áreas com potencial agrícola no mundo vem aumentando ao longo dos anos devido ao crescimento populacional (FOLBERTH et al., 2020). O Cerrado brasileiro tem sido essencial nessa busca por áreas agrícolas e vem sofrendo transformações significativas ao longo de décadas devido à produção de alimentos em larga escala, seja para exportação ou abastecimento interno (SILVA JUNIOR et al., 2019; CORREIA FILHO et al., 2021; BARROS SANTIAGO et al., 2021). Tais transformações associadas às atividades humanas influenciam o clima, causando mudanças no uso e ocupação do solo (Land Use and Land Cover - LULC) e, conseqüentemente, afetando os ciclos de carbono (C) e água (H₂O) da vegetação local (LI et al., 2021). Barros Santiago et al. (2021) apresentaram uma breve abordagem exploratória, descrevendo espacialmente o comportamento da vegetação associado a essas mudanças e o comportamento da WUE influenciado por algumas variáveis ambientais que alteraram a WUE no MATOPIBA. No entanto, não ficou claro o que muda a taxa de contribuição de cada variável ambiental na eficiência do uso da água (WUE), que será descrita e detalhada neste estudo por meio de análises multivariadas para identificar as contribuições no balanço de CH₂O da vegetação.

Uma maneira de identificar o balanço de CH₂O da vegetação é analisar a WUE, um método baseado na relação entre a produtividade primária bruta (Gross Primary Productivity - GPP) da cultura ou vegetação e evapotranspiração (ET) (BEER et al., 2009; YANG et al., 2020; SUN et al., 2021). A produtividade primária bruta representa as entradas primárias de carbono no sistema terrestre (YUAN et al., 2021) e ET é uma medida de perda de água do ecossistema (JASSAL et al., 2009). Portanto, a eficiência do uso da água fornece informações fundamentais na avaliação dos impactos relacionados às mudanças climáticas, deficiência de irrigação e gestão da produtividade do ecossistema (TANG et al., 2015b).

Estudos anteriores mostraram que fatores internos e externos afetam a WUE (ZHU et al., 2015; MBAVA et al., 2020). Por exemplo, em relação aos fatores internos, cada espécie possui singularidades quanto à condutância estomática e taxas fotossintéticas que influenciam a assimilação de C e a eficiência do uso de H₂O e, portanto, o balanço de CH₂O (ZUOMIN et al., 2004). Além disso, a vegetação é um dos componentes básicos dos ecossistemas terrestres e é responsável pelo

equilíbrio do balanço de CH_2O (LI et al., 2021; CHEN et al., 2019). Por sua vez, os fatores externos estão relacionados às variáveis climáticas, como temperatura do ar, precipitação (XUE et al., 2015; HUANG et al., 2016), e altitude (XUE et al., 2015; HUANG et al., 2016; MBAVA et al., 2019), devido ao fato de que a distribuição da vegetação é determinada pela disponibilidade hídrica e a temperatura (WOODWARD, 1987; MARTINEZ-VILALTA, et al., 2016).

As modificações na vegetação causam diretamente mudanças no ecossistema. As plantas desempenham um papel importante na absorção de gases de efeito estufa (GEE) e contribuem para a estabilidade climática (DELGADO et al., 2018). A interação entre as plantas e sua biota associada ao solo pode levar a um feedback complexo, regulando a dinâmica da comunidade vegetal e os processos do ecossistema (PUGNAIRE et al., 2019).

Nas áreas onde ocorre a expansão agrícola, os impactos do uso da terra para fins agrícolas sobre a vegetação e o meio ambiente incluem a redução no armazenamento de carbono e a degradação dos habitats naturais com consequente perda de biodiversidade (VAN MEIJL et al., 2018; POPP et al., 2017). No entanto, o impacto mais significativo é provavelmente a redução nos serviços climáticos fornecidos pelo armazenamento de carbono em solos de fronteira, particularmente em extensas fronteiras agrícolas de alta latitude (HANNAH et al., 2020).

No Brasil, a nova fronteira agrícola é conhecida como MATOPIBA. Esta região está localizada no bioma Cerrado e é favorável para o desenvolvimento da agricultura, principalmente para a produção de grãos (CONAB, 2014). Além disso, a área dentro desta região caracteriza-se pela expansão de uma fronteira agrícola dotada de tecnologias de alta produtividade (MIRANDA & MAGALHÃES, 2014).

O MATOPIBA foi oficialmente reconhecido como fronteira agrícola por meio do Decreto nº 8.447 de 6 de maio de 2015 que dispõe sobre o Plano de Desenvolvimento Agropecuário da região para promover e coordenar políticas públicas voltadas ao desenvolvimento econômico sustentável baseado na atividade agropecuária (RIBEIRO et al., 2020). Nos últimos 20 anos, o aumento considerável da produção de soja decorrente da expansão das áreas cultivadas e da produtividade elevou significativamente o Produto Interno Bruto (PIB) dos municípios da região (RIBEIRO et al., 2020; SÁ et al., 2015). Pesquisas sobre a expansão agrícola que ocorre em áreas de Cerrado, especificamente na região do MATOPIBA,

investigada no presente estudo, são, portanto, essenciais. Entretanto, devido à grande extensão territorial da região do MATOPIBA, estimar a WUE localmente por meio de medições pontuais (estações meteorológicas) torna-se inviável. Uma alternativa é o sensoriamento remoto (CECCATO et al., 2010; ZAHRAN et al., 2022), um método que facilita avaliações espaciais em larga escala. O monitoramento com essa ferramenta fornece informações sobre os processos de superfície da terra e ajuda a avaliar a expansão da área agrícola (JUNG et al., 2021).

Os impactos da expansão agrícola sobre os recursos hídricos estão intimamente relacionados entre si e com o clima regional devido ao aumento percebido de áreas irrigadas no Cerrado nas últimas décadas e principalmente na Bahia (SPAGNOLO et al., 2013). O uso da WUE contribui para a compreensão das consequências das mudanças de LULC, pois essas mudanças visando fins agrícolas têm ocasionado maior demanda de água. Portanto, o objetivo deste estudo foi avaliar as interações entre os fatores ambientais e seus efeitos na dinâmica da WUE na fronteira agrícola do MATOPIBA entre os anos de 2001 e 2019 por meio de sensoriamento remoto e análise multivariada.

3.2 MATERIAL E MÉTODOS

3.2.1 Área de estudo

A região do MATOPIBA abrange quatro estados brasileiros: Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia, com 73 milhões de hectares (ha), composta por 337 municípios (MIRANDA & MAGALHÃES, 2014) (Figura 5). As altitudes variam entre 1 e 1254 m acima do nível médio do mar, com as maiores altitudes no extremo oeste (O) da Bahia e as menores no Norte (N) do Maranhão. O MATOPIBA abrange porções de três biomas: o Cerrado (90,94%), a Amazônia (7,27%) e a Caatinga (1,64%), correspondendo a áreas de 66.543.540,87 ha (665.435,41 km²), 5.319.628,40 ha (53.196,29 km²) e 1.203.107,22 ha (12.031,08,031,08,031,22 ha). km²), respectivamente (MIRANDA & MAGALHÃES, 2014).

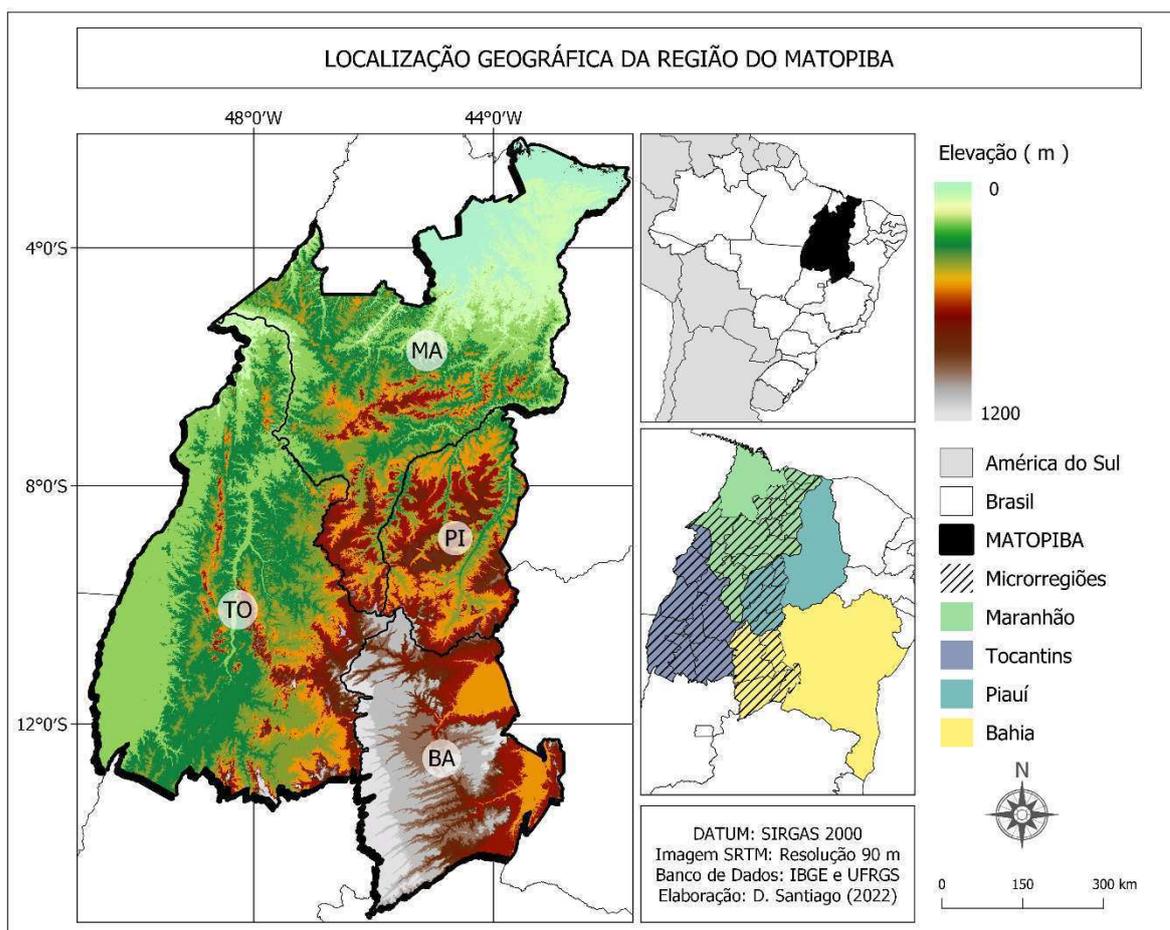


Figura 5. Localização geográfica da região do MATOPIBA no Brasil e América do Sul (a) e elevação da região do MATOPIBA (b). Fonte de dados SRTM: Weber et al. (2004). Autor (2021)

O regime pluviométrico no MATOPIBA é sazonal, com a estação chuvosa de setembro/outubro a abril/maio, com valores acima de 900 mm, e a estação seca de maio a setembro, com valores abaixo de 600 mm (LIMA, 2011; NASCIMENTO & NOVAIS et al., 2020). Devido à sua extensão territorial, o MATOPIBA apresenta uma distribuição pluviométrica influenciada pelos os biomas da região, com os maiores (menores) registros próximos à fronteira com a Amazônia (Caatinga) (LIMA, 2011). De acordo com a avaliação da variabilidade das chuvas no Cerrado brasileiro realizada por Correia Filho et al. (2021), em multiescala, as maiores acumulações ocorrem nos setores oeste (O) (Mato Grosso-MT e Goiás-GO), noroeste (NO (Tocantins) e norte (N) (Maranhão) do bioma, com valores $> 1500 \text{ mm ano}^{-1}$, principalmente na zona de transição com a Amazônia.

Com respeito ao relevo, 47,9% das áreas são planas (declividade de até 3°) e 33,7% das áreas possuem declive suave (declividade entre 3° e 8°); os dados de aptidão agrícola do MATOPIBA revelam uma proporção significativa de terras com alto potencial para o desenvolvimento da agricultura intensiva – cerca de 26 milhões de hectares (35% do total) são classificadas como de aptidão boa e regular (LUMBRERAS et al., 2015). A predominância de grandes regiões produtoras de grãos nas áreas de planaltos e depressões ocorre devido à facilidade de mecanização do cultivo e ao menor risco de ocorrência de erosão, o que é motivo de cautela devido à predominância na região de textura média arenosa e arenosa solos (MINGOTI et al., 2014). No MATOPIBA estão inseridas três bacias hidrográficas: Tocantins, Atlântica (entre as regiões de transição norte e do rio São Francisco. Nessas bacias hidrográficas estão inseridos os rios Tocantins, Araguaia, São Francisco e Parnaíba (MIRANDA et al., 2014).

3.2.2 Aquisição dos dados de sensoriamento remoto

Neste estudo, usamos dados de GPP (MOD17A2), ET (MOD16A2) (OLIVEIRA et al., 2017) e temperatura da superfície terrestre (LST, MOD11A2) (WAN et al., 2014) com resolução espacial de $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$, obtidos do site <https://lpdaac.usgs.gov/products/> (acessado em 10 de maio de 2022).

Os dados de elevação, rugosidade e declividade referentes à região do MATOPIBA foram obtidos do site EarthEnv (<https://www.earthenv.org/topography/>, acessado em 11 de maio de 2022), resultantes dos produtos Global Multi-resolution Terrain Elevation Data 2010 (GMTED 2010) e 90 m Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM) SRTM4.1 dev (AMATULLI et al., 2018), que têm uma resolução espacial de 1 km x 1 km.

Os dados de LULC foram obtidos no site do MAPBIOMAS (<https://mapbiomas.org/>, acessado em 15 de maio de 2022), que possui uma resolução espacial de 30 m × 30 m e resolução temporal anual, entre os anos de 2001 e 2019. Os dados são separados por biomas; assim, foi necessário produzir um mosaico referente à área de estudo.

O produto Rainfall foi obtido dos dados de *Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station data* (CHIRPS) (CORREIA FILHO et al., 2021; OLIVEIRA et al., 2017; FUNK et al., 2015), com uma resolução espacial de 0,05° × 0,05° (<https://data.chc.ucsb.edu/products/CHIRPS-2.0/> , acessado em 11 de maio de 2022). Neste estudo foram utilizados dados acumulados de precipitação anual entre 2001 e 2019. Os dados do CHIRPS são consistentes e validados quando comparados a regiões com alta densidade de estações e dados meteorológicos, conforme observado por Funk et al. (2015), Duan et al. (2016) e De Oliveira-Júnior et al. (2021), sendo portanto úteis em estudos de regiões remotas ou regiões com cobertura pluviométrica deficiente ou ausente (PAREDES-TREJO et al., 2017). A extração, manipulação dos dados e os cálculos foram executados usando os softwares R versão 3.6.3 (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2020) e Quantum GIS (QGIS) versão 3.4.6 (QGIS CORE TEAM, 2019).

3.2.3 Métodos

3.2.3.1 Obtenção da Eficiência do Uso da Água (WUE)

A estimativa da WUE foi calculada através da razão entre a GPP (MOD17A2) e ET (MOD16A2) (Equação 31) (DIAZ et al., 2019; XIANGYANG et al., 2019; WANG et al., 2020). Ambos os produtos possuem resolução espacial e temporal de 1 km x

1 km e escala semanal, respectivamente, e foram posteriormente reprocessadas para a resolução espacial de $0.05^\circ \times 0.05^\circ$, e escala temporal mensal.

$$WUE = \frac{GPP}{ET} \quad (31)$$

Em que: WUE é dado em $gC/mm.m^2$, GPP em gramas de carbono por metro quadrado (gC/m^2) e ET em milímetros (mm).

3.2.3.2 Análise de Componentes Principais (ACP) aplicada a dados ambientais e meteorológicos

Para avaliar e compreender as modificações ocorridas na WUE na região do MATOPIBA, aplicou-se uma ACP. Para isto, utilizaram-se as composições médias (entre os anos de 2001 e 2019) das seguintes variáveis:

1. LST (MOD11A2), WUE (razão entre GPP e ET), baseados no produto orbitais MODIS;
2. Produto de precipitação do CHIRPS;
3. Elevação, Declividade e Rugosidade, dos produtos GMTED e SRTM versão 4.1;
4. Dados geográficos, Latitude e Longitude.

A finalidade da ACP é reduzir o número de variáveis de um conjunto de dados preservando a variância total e identificar padrões e/ou processos associados às variáveis observadas (CORREIA FILHO & ARAGÃO, 2014; COSTA et al., 2021). No entanto, antes de submetermos a base de dados à ACP, é fundamental a aplicação dos testes KAISER-MEYER-OLKIN (KMO) e medida de adequação da amostra (MSA, do inglês *Measure Sampling Adequacy*) (KAISER, 1970; KAISER & RICE, 1974). Os testes têm como objetivo apontar o número ideal de componentes principais (CP). Neste caso, utilizou-se o método de Kaiser para tal finalidade, o qual seleciona autovalores maiores que 1 ($\lambda > 1$) (KAISER, 1970). Além da carga fatorial, também foi verificado o grau de influência de cada CP a partir de sua respectiva carga fatorial (escores). Os testes KMO e MSA são utilizados como indicadores de qualidade do banco de dados de maneira individual e coletiva, respectivamente

(CORREIA and ARAGÃO, 2014; COSTA et al., 2021), sendo obtidas pelas Equações (32) e (33).

$$KMO = \frac{(\sum_j \sum_{k \neq j} r_{jk}^2)}{(\sum_j \sum_{k \neq j} r_{jk}^2 + \sum_j \sum_{k \neq j} p_{jk}^2)} \quad (32)$$

$$MSA = \frac{(\sum_{k \neq j} r_{jk}^2)}{(\sum_{k \neq j} r_{jk}^2 + \sum_{k \neq j} p_{jk}^2)} \quad (33)$$

Em que: r é o coeficiente de correlação padrão e o p é o coeficiente de correlação parcial padrão.

De acordo com Fávero et al. (2009), ambos os testes KMO e MSA variam de 0 a 1. Os valores são interpretados conforme a classificação a seguir: valores da variável ou matriz inferiores a 0.5 - descartados; entre 0.5 e 0.6 – ruins; entre 0.6 e 0.7 - razoáveis; entre 0.7 e 0.8 - médios; entre 0.8 e 0.9 - bons; e superior a 0.9 - ótimos.

3.3 RESULTADOS

3.3.1 Análise de Componentes Principais

Os resultados obtidos correspondem à análise de correlação via ACP, na qual foram usadas inicialmente oito variáveis. Com base no teste KMO, apenas quatro foram adequadas, sendo elas Elevação, LST, Precipitação e WUE, com valores superiores a 0.7, indicando adequabilidade média ($0.7 > KMO < 0.8$). Dentre as variáveis classificadas a partir dos valores de KMO, destaca-se a WUE ($0.8 > KMO < 0.9$) categorizada como apresentando boa adequabilidade, seguida das variáveis Elevação, LST e Precipitação com adequabilidade média ($0.7 > KMO < 0.8$), conforme mostrado na Tabela 2.

Tabela 2. Análise de correlação (AC) e percentual de contribuição (%) das variáveis analisadas para CP1, e testes KMO e MSA. Os testes KMO e MSA variam entre 0,50 a 1. O AC varia entre -1 a 1. A variância explicada e o percentual de contribuição variam entre 0-100.

Variáveis	KMO	Correlação CP	Contribuição CP (%)
Elevação	0.79	0.82	25.95
TST	0.79	0.83	25.64
Precipitação	0.79	0.78	25.55
WUE	0.81	-0.82	22.86
Variância Explicada (%)	-	-	65.77
MSA total = 0.79			

Em relação ao teste mas, o valor total foi de 0.79, com classificação similar ao teste KMO. A partir do critério de Kaiser ($\lambda > 1$), uma única componente (CP1) explicou boa parte da variância total do padrão relacional entre as variáveis e a WUE (KAISER et al., 1974; CORREIA FILHO et al., 2022). Conforme mostrado na Tabela 2 e na Figura 6, em relação à análise de correlação e o percentual de contribuição de cada variável em cada CP, uma correlação positiva (≥ 0.78) entre as variáveis e a WUE da região do MATOPIBA foi encontrada. Além disso, a CP apontou que as

quatro variáveis, Elevação, LST, Precipitação e WUE, explicaram 65.77% da variância total. Em relação ao grau de contribuição da CP, dentre as variáveis selecionadas, verifica-se uma menor diferença (<4%) entre as variáveis com maior e menor percentual, sendo distribuídas da seguinte forma: Elevação (25.95%), TST (25.64%), Precipitação (25.55%) e WUE (22.86%).

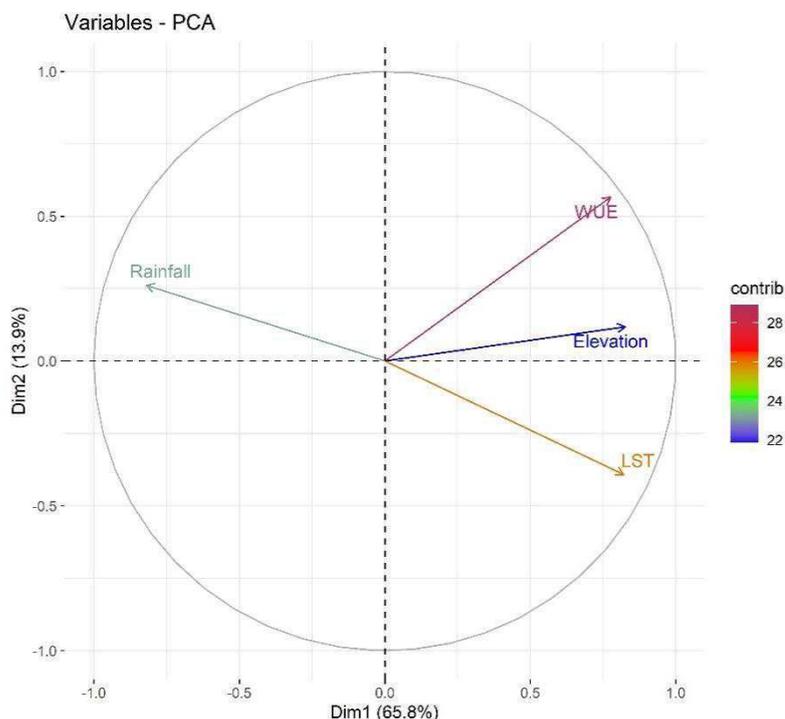


Figura 6. Biplot correspondente ao grau de contribuição das estações (indivíduos) e anos (variáveis), a partir da componente principal (CP1).

A Figura 7 mostra as cargas fatoriais relacionadas à CP, indicando um comportamento diferente com padrões positivos/negativos. Pontuações negativas foram observadas na porção oeste dos estados da Bahia e Piauí, possivelmente decorrentes de práticas agrícolas nessas regiões (BUAINAIN et al., 2018; SAMPAIO et al., 2019). A gestão adequada na agricultura, necessária para melhorar o desenvolvimento das culturas, leva a uma maior WUE e demanda de água (NOVOA et al., 2019; SILVA et al., 2020). Além disso, as parcelas onde foram observados escores negativos coincidentemente localizavam-se em áreas com maiores altitudes,

maiores valores de LST e menores índices pluviométricos, o que corrobora os resultados de Barros Santiago et al. (2021).

Escores positivos foram observados no sul do estado do Maranhão e em grande parte do estado do Tocantins, possivelmente relacionados às variáveis pluviosidade, GPP e ET, uma vez que essas áreas possuem uma cobertura vegetal densa (florestas na porção norte do Maranhão) e cursos d'água dos principais rios existentes no Cerrado brasileiro. Por exemplo, Correia Filho et al. (2021) avaliaram o comportamento da precipitação no Cerrado brasileiro e identificaram os maiores índices pluviométricos ($>1500 \text{ mm ano}^{-1}$) na região norte do Maranhão.

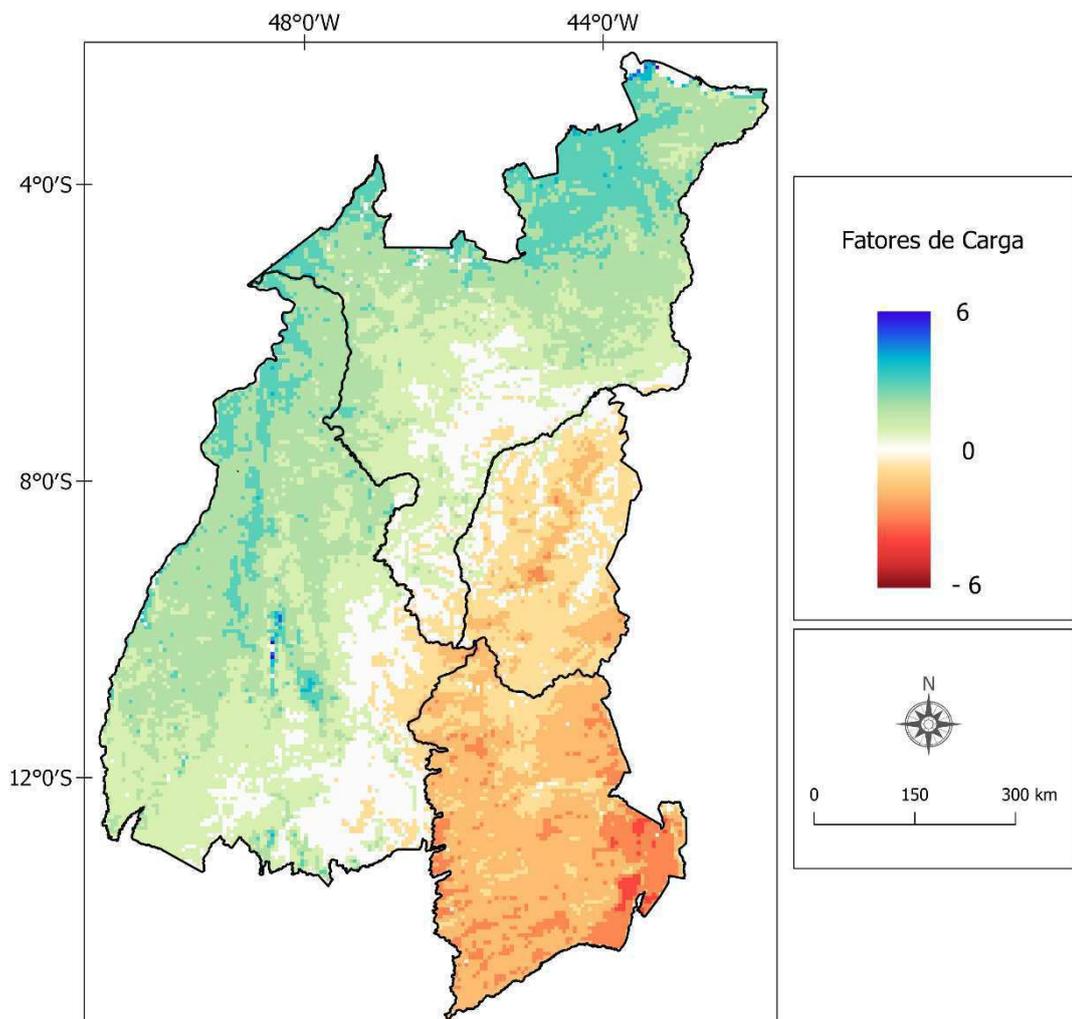


Figura 7. Comportamento espacial dos fatores de carga correspondente ao CP1.

3.3.2 Variação espaço-temporal do uso e ocupação do solo

A mudança no LULC influencia a que. As alterações para fins agrícolas alteram os valores de WUE na região do MATOPIBA. Ao longo de 19 anos (2001-2019), foi constatado um aumento nas áreas de produção agrícola. No ano de 2001, a agropecuária ocupava 0,52% (7.393 km²) e o plantio de soja ocupava 0,53% (7.581 km²) da área do MATOPIBA. No ano de 2019, a área agrícola aumentou para 1,08% (15.369 km²) e a soja aumentou 3% (42.539 km²). Entre os anos analisados, houve acréscimo na agropecuária de 0,56% (7.976 km²) e na soja em 2,47% (34.958 km²). Quando observamos a Figura 8a, b, que é um recorte inserido ao sul da região do MATOPIBA, nota-se a expansão das áreas agrícolas e de plantio de soja. A Figura 8c, d referente à WUE mostra que as áreas de plantio de soja obtiveram os maiores valores de WUE (>2,8 gC/mm.m²), e a relação entre os maiores valores de WUE e áreas agrícolas mostra que a influência antrópica devido ao manejo das culturas e à mão-de-obra agrícola induziu uma maior produtividade agrícola e, conseqüentemente, maior retorno econômico.

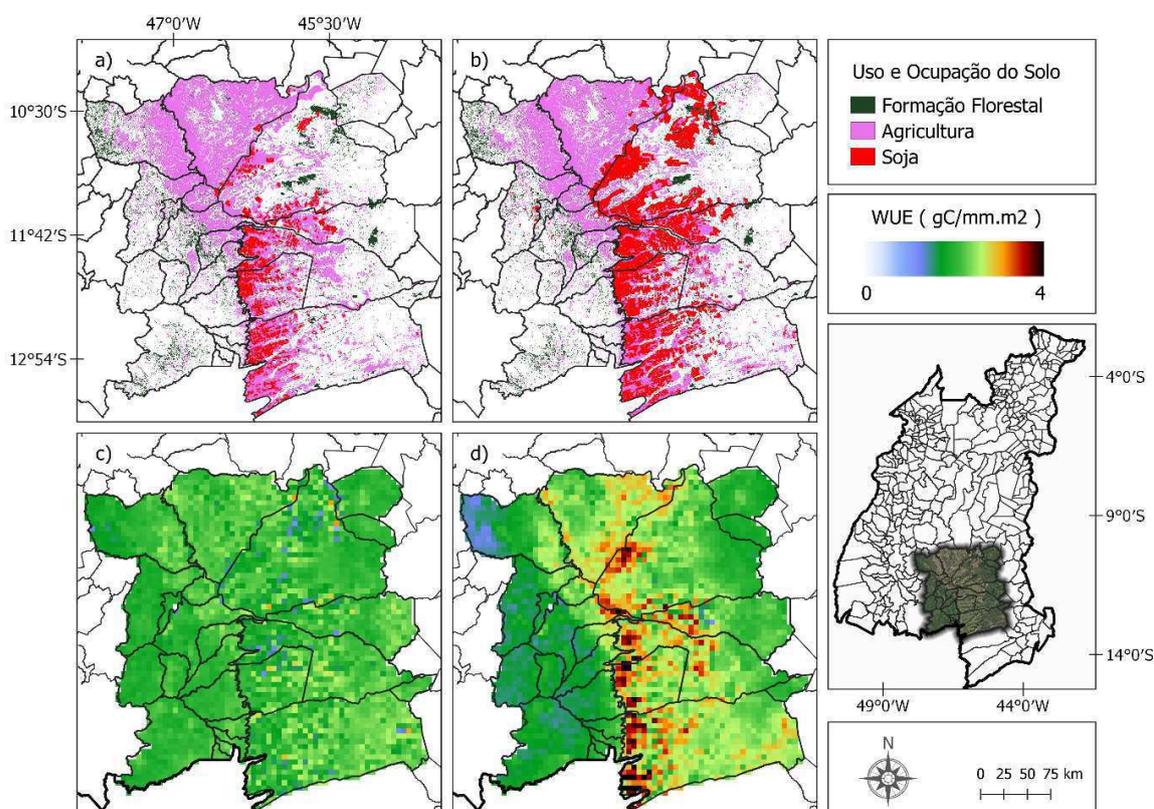


Figura 8. Variação do uso e ocupação do solo em 2001 (a), 2019 (b) e WUE 2001 (c), 2019 (d).

3.4 DISCUSSÃO

A composição das variáveis analisadas (Elevação, LST, Precipitação e WUE) influenciou diretamente a CP1 e pode ser explicada pela alta sensibilidade da WUE às mudanças climáticas e por aspectos geográficos do ambiente, pois suas modificações afetam o comportamento da vegetação, alterando a WUE. Recentemente, Chen et al. (2021) e Collados-Lara et al. (2021) identificaram uma relação oposta entre altitude e temperatura do ar. Isso se deve ao contraste térmico entre solo e a atmosfera e também ao efeito das variações da massa de ar e umidade, o que está de acordo com as observações de Kattel et al. (2018) de maiores valores de temperatura do ar em altitudes mais elevadas e menores valores em altitudes mais baixas. Nas regiões com altitudes elevadas, as mudanças climáticas afetam diversos fatores ambientais (temperatura, umidade, luminosidade, entre outros) (YANG et al., 2016) e, conseqüentemente, a WUE. Neste estudo, a WUE aumentou significativamente com a elevação em função das áreas agrícolas presentes nessas porções do MATOPIBA (oeste do estado da Bahia).

A LST e a precipitação são usadas como indicadores da relação entre a vegetação e mudanças climáticas porque elas impactam diretamente o crescimento da vegetação (ZHANG et al., 2005; ZHU et al., 2019). A temperatura da superfície da terra exerce uma forte influência no desenvolvimento da vegetação. Huang et al. (2019) descobriram que a temperatura ideal para a produtividade global para todos os tipos de vegetação é de 23 ± 6 °C. Em florestas tropicais, a temperatura ideal deve estar próxima da temperatura média durante a estação de crescimento (ZHONG et al., 2021).

Em alguns casos, o aumento da WUE está condicionado a altas temperaturas (JU-LIN et al., 2007; PONCE-CAMPOS et al., 2013), dentro de um determinado limite. Ressalta-se que a temperatura ideal para a fotossíntese está entre 20 °C e 30 °C (YAMORI et al., 2013), e temperaturas fora dessa faixa contribuem para a diminuição da WUE da cultura, resultando em um aumento da transpiração e evaporação do solo (XIAO et al., 2013). Desta forma, altas temperaturas (>30 °C) forçam as plantas a se adaptarem a uma maior absorção de dióxido de carbono (CO₂) associada a uma menor perda de H₂O por evaporação, impactando assim no ciclo carbono-água da vegetação (RAZA et al. 2019).

Os efeitos das chuvas são variáveis e dependem das espécies presentes no ecossistema (NIELSEN et al., 2014). A chuva auxilia nos processos biofísicos da vegetação (WILCOX et al., 2020; HE et al., 2020). Ressalta-se que a associação entre menor pluviosidade e altas taxas de evapotranspiração contribui para o aumento do estresse nas plantas (CORREIA FILHO et al., 2018). Assim, o crescimento das plantas depende do regime de chuvas; se a chuva for insuficiente, então o crescimento dependerá exclusivamente da disponibilidade de água subterrânea (DOBLE et al., 2006) em áreas de vegetação nativa. Em áreas agrícolas por sua vez, a falta de chuva induz a inserção de irrigação. Quando a disponibilidade hídrica não é ideal para os processos fotossintéticos, as plantas são forçadas a se adaptarem para minimizar a perda de H₂O por meio da transpiração. Por sua vez, o excesso de chuva associado à cobertura de nuvens reduz a incidência de radiação solar na superfície terrestre, prejudicando, assim, os processos fotossintéticos (PYRGOU et al., 2019).

A WUE, variável de maior destaque na CP1, pode ser explicada por suas variáveis de entrada na Equação (31) (GPP e ET), que são medidas relacionadas à troca de C e H₂O entre as plantas e a atmosfera (fotossíntese) (DALASTRA et al., 2020; YAMORI et al., 2020) e, portanto, dependentem do ambiente. Os maiores valores de GPP foram observados em áreas onde os valores de ET foram elevados (N do Maranhão) associados à maior disponibilidade de chuvas na região (JÚNIOR et al., 2019; CORREIA FILHO et al., 2021). Frankenberg et al. (2011) e Ma et al. (2018) encontraram os maiores valores totais anuais de GPP em áreas de vegetação densa e florestas de folhas largas perenes. Zhang et al. (2016) mostraram que as áreas com alta densidade de vegetação apresentavam valores de ET mais elevados do que as áreas de cultivo. Giacomoni e Mendes (2008) avaliaram o comportamento da ET no estado do Rio Grande do Sul e identificaram que as regiões com maiores valores de ET eram aquelas com menor influência antrópica (florestas densas e lagos).

Nos últimos anos, o consórcio MATOPIBA tem se destacado pela crescente produção de grãos, como milho, feijão, algodão (LANDAU et al. 2014), e principalmente soja (SÁ et al., 2015). Esse rápido desenvolvimento agrícola é o resultado de investimentos no agronegócio (COLUSSI, 2017). Essas atividades no MATOPIBA associadas a mudanças nos fatores ambientais (LST, precipitação e ET)

afetam o ciclo carbono-água dos ecossistemas terrestres e, em última análise, o comportamento do GPP e ET. Assim, mudanças significativas na WUE foram observadas em áreas agrícolas que apresentaram uma melhor resposta a essas mudanças, alcançando maior produtividade (WANG et al., 2020). Pereira e Castro (PEREIRA et al., 2018) corroboraram os dados da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB, 2019) em que a produtividade média de grãos no Brasil passou de 1.496 kg/ha em 1990 para 3.588 kg/ha em 2015, correspondendo a um crescimento de 140%. Além disso, a área total de soja colhida no consórcio MATOPIBA passou de 0,8 Mha em 1999 para 4,1 Mha em 2018 (IBGE, 2018), representando cerca de 11% da produção nacional de soja, correspondendo a 13,3 milhões de toneladas no ano-safra 2018/19 (CONAB, 2019).

3.5 CONCLUSÕES

Com base na análise multivariada das variáveis ambientais e a WUE na região do MATOPIBA, de acordo com o teste KMO e MSA, apenas quatro variáveis foram adequadas para análise, sendo elas Elevação, LST, Precipitação e WUE, com valores de KMO > 0.75, e MSA de 0.79. A partir da aplicação da ACP, constatou-se que uma CP era suficiente para a avaliação. A CP1 explicou 65.77% da variância. A Elevação se destacou como a variável de maior contribuição para a CP1 (25.95%). Ela exerce uma influência nas demais variáveis em função do gradiente altimétrico existente no MATOPIBA. Esse comportamento altera o ciclo carbono-água da vegetação, e conseqüentemente, afeta a WUE.

No aspecto espacial, os escores positivos foram observados nas regiões dos estados do Maranhão e Tocantins e os negativos no oeste dos estados da Bahia e Piauí. Os escores negativos estiveram relacionados aos maiores valores de WUE, motivados pela expansão das práticas agrícolas na região que, associadas aos maiores valores de LST, contribuem para o aumento da demanda hídrica nas áreas agrícolas existentes no MATOPIBA. Os scores positivos estiveram relacionados à maior disponibilidade hídrica associada a áreas de vegetação densa e ecoregiões presentes no bioma Cerrado na região do MATOPIBA, contribuindo para o aumento da GPP e a ET.

Os resultados obtidos apontam de forma clara de que a expansão agrícola da região do MATOPIBA é afetada diretamente por fatores ambientais (Elevação, LST, Precipitação, GPP e ET). Tais fatores estão diretamente ligados à forma como a vegetação, seja natural ou agrícola, se comporta com relação ao ciclo carbono-água ao longo de sua distribuição espaço-temporal, o que por sua vez impacta a WUE no MATOPIBA.

REFERÊNCIAS

Amatulli, G.; Domisch, S.; Tuanmu, M.N.; Parmentier, B.; Ranipeta, A.; Malczyk, J.; Jetz, W. A suite of global, cross-scale topographic variables for environmental and biodiversity modeling. *Sci. Data* **2018**, *5*, 180040.

Barros Santiago, D.; Barbosa, H.A.; Correia Filho, W.L.F. Alterações na eficiência do uso da água relacionadas com fatores climáticos e uso e ocupação do solo, na região do MATOPIBA. *Pesqui. Soc. Desenvol.* **2021**, *10*, e3010917891.

Beer, C.; Ciais, P.; Reichstein, M.; Baldocchi, D.; Law, B.; Papale, D.; Soussana, J.-F.; Ammann, C.; Buchmann, N.; Frank, D.; et al. Temporal and among-site variability of inherent water use efficiency at the ecosystem level. *Glob. Biogeochem. Cycles* **2009**, *23*, 3233.

Buainain, A.M.; Garcia, J.R.; Vieira Filho, J.E.R. A economia agropecuária do Matopiba: Agricultural economy of Matopiba. *Estud. Soc. Agric.* **2018**, *26*, 376–401.

Ceccato, P.N.; Dinku, T. *Introduction to Remote Sensing for Monitoring Rainfall, Temperature, Vegetation and Water Bodies*; IRI Technical Report 10-04; International Research Institute for Climate and Society: Palisades, NY, USA, 2010.

Chen, A.; Huang, L.; Liu, Q.; Piao, S. Optimal temperature of vegetation productivity and its linkage with climate and elevation on the Tibetan Plateau. *Glob. Chang. Biol.* **2021**, *27*, 1942–1951.

Chen, C.; Park, T.; Wang, X.; Piao, S.; Xu, B.; Chaturvedi, R.K.; Fuchs, R.; Brovkin, V.; Ciais, P.; Fensholt, R.; et al. China and India lead in greening of the world through land-use management. *Nat. Sustain.* **2019**, *2*, 122–129.

Collados-Lara, A.J.; Fassnacht, S.R.; Pulido-Velazquez, D.; Pfohl, A.K.; Morán-Tejeda, E.; Venable, N.B.; Puntenney-Desmond, K. Intra-day variability of temperature and its near-surface gradient with elevation over mountainous terrain: Comparing MODIS land surface temperature data with coarse and fine scale near-surface measurements. *Int. J. Climatol.* **2021**, *41*, E1435–E1449.

Colussi, J. MATOPIBA: Mudanças No Uso Da Terra Na Nova Fronteira. Master's Thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Rio Grande do Sul, Brazil, **2017**; p. 99.

CONAB-Companhia Nacional de Abastecimento. Acompanhamento da Safra Brasileira de Grãos, Safra 2018/19-Oitavo Levantamento. 2019; pp. 1–135. Available online: <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/boletim-da-safra-de-graos> (accessed on 25 January 2021).

CONAB-Companhia Nacional de Abastecimento; INMET-Instituto Nacional de Meteorologia. Culturas de verão-safra 2013/2014: Região do MATOPIBA: Sul do Estado de Maranhão, Leste do Estado do Tocantins, Sudoeste do Estado do Piauí e extremo Oeste do Estado da Bahia. *Bolet. Monit. Agríc.* **2014**, *3*, 1–24.

Correia Filho, W.L.F.; da Silva Aragão, M.R. Padrões temporais do vento à superfície em mesorregiões do estado da Bahia. *Ciênc. Nat.* **2014**, *36*, 402–414.

Correia Filho, W.L.F.; de Oliveira-Júnior, J.F.; dos Santos, C.T.B.; Batista, B.A.; Santiago, D.D.B.; Junior, C.A.D.S.; Teodoro, P.E.; da Costa, C.E.S.; da Silva, E.B.; Freire, F.M. The influence of urban expansion in the socio-economic, demographic, and environmental indicators in the City of Arapiraca-Alagoas, Brazil. *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.* **2022**, *25*, 100662.

Correia Filho, W.L.F.; de Oliveira-Júnior, J.F.; Junior, C.A.D.S.; Santiago, D.D.B. Influence of the El Niño–Southern Oscillation and the synoptic systems on the rainfall variability over the Brazilian Cerrado via Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station data. *Int. J. Clim.* **2021**, *42*, 3308–3322.

Correia Filho, W.L.F.; Dos Santos, T.V.; Diogo, A.M.; De Amorim, R.F.C. Diagnóstico da Precipitação e EVI em Dois Eventos de Seca no Nordeste do Brasil. *Rev. Depart. Geogr.* **2018**, *35*, 102–112.

Costa, M.D.S.; De Oliveira-Júnior, J.F.; Dos Santos, P.J.; Correia Filho, W.L.F.; De Gois, G.; Blanco, C.J.C.; Teodoro, P.E.; da Silva, C.A., Jr.; Santiago, D.D.B.; Souza, E.D.O.; et al. Rainfall extremes and drought in Northeast Brazil and its relationship with El Niño–Southern Oscillation. *Int. J. Climatol.* **2021**, *41*, E2111–E2135.

Dalastra, G.M.D.; Echer, M.D.M.E.; Guimarães, V.F.G.; Brito, T.S.B.; Inagaki, A.M.I. Trocas gasosas e produtividade de tomateiro com diferentes hastes por planta. *Ihering. Sér. Bot.* **2020**, *75*, e2020020.

De Oliveira-Júnior, J. F., Da Silva Junior, C. A., Teodoro, P. E., Rossi, F. S., Blanco, C. J. C., Lima, M., Gois, G.; Correia Filho, W. L. F; Santiago, D. B. & Vanderley, M. H. G. D. S. (2021). Confronting CHIRPS dataset and in situ stations in the detection of wet and drought conditions in the Brazilian Midwest. *International Journal of Climatology*.

Delgado, R.C.; Pereira, M.G.; Teodoro, P.E.; dos Santos, G.L.; de Carvalho, D.C.; Magistrali, I.C.; Vilanova, R.S. Seasonality of gross primary production in the Atlantic Forest of Brazil. *Glob. Ecol. Conserv.* **2018**, *14*, 392.

Diaz, M.B.; Roberti, D.R.; Carneiro, J.V.; Souza, V.D.A.; de Moraes, O.L.L. Dynamics of the superficial fluxes over a flooded rice paddy in southern Brazil. *Agric. For. Meteorol.* **2019**, 276–277, 107650.

Doble, R.; Simmons, C.T.; Jolly, I.; Walker, G. Spatial relationships between vegetation cover and irrigation-induced groundwater discharge on a semi-arid floodplain, Australia. *J. Hydrol.* **2006**, *329*, 75–97.

Duan, Z.; Liu, J.; Tuo, Y.; Chiogna, G.; Disse, M. Evaluation of eight high spatial resolution gridded precipitation products in Adige Basin (Italy) at multiple temporal and spatial scales. *Sci. Total Environ.* **2016**, *573*, 1536–1553.

Fávero, L.P.; Belfiore, P.; Da Silva, F.L.; Chan, B.L. *Análise de Dados: Modelagem Multivariada Para Tomada de Decisões*; Elsevier: Rio de Janeiro, Brazil, 2009.

Folberth, C.; Khabarov, N.; Balkovič, J.; Skalský, R.; Visconti, P.; Ciais, P.; Obersteiner, M. The global cropland-sparing potential of high-yield farming. *Nat. Sustain.* **2020**, *3*, 281–289.

Frankenberg, C.; Fisher, J.B.; Worden, J.; Badgley, G.; Saatchi, S.S.; Lee, J.-E.; Toon, G.C.; Butz, A.; Jung, M.; Kuze, A.; et al. New global observations of the terrestrial carbon cycle from GOSAT: Patterns of plant fluorescence with gross primary productivity. *Geophys. Res. Lett.* **2011**, *38*.

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 Record For Monitoring Extremes. *Sci. Data* **2015**, *2*, 10–66.

Giacomoni, H.M.; Mendes, C.A.B. Estimativa de Evapotranspiração Regional por meio de Técnicas de Sensoriamento Remoto Integradas a Modelo de Balanço de Energia. *Rev. Brasil. Recur. Hídr.* **2008**, *13*, 33–42.

Hannah, L.; Roehrdanz, P.R.; C., K.B.K.; Fraser, E.D.G.; Donatti, C.I.; Saenz, L.; Wright, T.M.; Hijmans, R.J.; Mulligan, M.; Berg, A.; et al. The environmental consequences of climate-driven agricultural frontiers. *PLoS ONE* **2020**, *15*, e0228305.

He, L.; Li, Z.-L.; Wang, X.; Xie, Y.; Ye, J.-S. Lagged precipitation effect on plant productivity is influenced collectively by climate and edaphic factors in drylands. *Sci. Total Environ.* **2020**, *755*, 142506.

Huang, M.; Piao, S.; Zeng, Z.; Peng, S.; Ciais, P.; Cheng, L.; Mao, J.; Poulter, B.; Shi, X.; Yao, Y.; et al. Seasonal responses of terrestrial ecosystem water-use efficiency to climate change. *Glob. Chang. Biol.* **2016**, *22*, 2165–2177.

IBGE–Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 3° Levantamento Sistemático da Produção Agrícola (LSPA). 2018. Available online: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria/9201-levantamento-sistematico-da-producao-agricola.html> (accessed on 10 January 2021).

Jassal, R.S.; Black, T.A.; Spittlehouse, D.L.; Brümmer, C.; Nesic, Z. Evapotranspiration and water use efficiency in different-aged Pacific Northwest Douglas-fir stands. *Agric. For. Meteorol.* **2009**, *149*, 1168–1178.

Ju–lin, G.; Tao, Z.; Zhi-gang, W.; Gai–ling, G.; Lei, F. The relationships of water use efficiency with leaf physiological characteristics in Gaodan grass. *Acta Agron. Sin.* **2007**, *33*, 455–460.

Jung, J.; Maeda, M.; Chang, A.; Bhandari, M.; Ashapure, A.; Landivar-Bowles, J. The potential of remote sensing and artificial intelligence as tools to improve the resilience of agriculture production systems. *Curr. Opin. Biotechnol.* **2021**, *70*, 15–22.

Junior, C.A.D.S.; Costa, G.D.M.; Rossi, F.S.; Vale, J.C.E.D.; de Lima, R.B.; Lima, M.; de Oliveira-Junior, J.F.; Teodoro, P.E.; Santos, R.C. Remote sensing for updating the boundaries between the Brazilian Cerrado-Amazonia biomes. *Environ. Sci. Policy* **2019**, *101*, 383–392.

Kaiser, H.F. A second generation little jiffy. *Psychometrika* **1970**, *35*, 401–415.

Kaiser, H.F.; Rice, J.; Little, J.; Mark, I. Educational and psychological measurement. *Educ. Psychol. Meas.* **1974**, *34*, 111–117.

Kattel, D.B.; Yao, T. Temperature-topographic elevation relationship for high mountain terrain: An example from the southeastern Tibetan Plateau. *Int. J. Clim.* **2018**, *38*, e901–e920.

Landau, E.C.; Guimarães, D.P.; De Souza, D.L. *Caracterização Ambiental das áreas com Agricultura Irrigada por pivôs Centrais na Região do Matopiba-Brasil*, 1st ed.; Embrapa Milho e Sorgo: Sete Lagoas, Brazil, 2014; p. 43.

Li, G.; Chen, W.; Li, R.; Zhang, X.; Liu, J. Assessing the spatiotemporal dynamics of ecosystem water use efficiency across China and the response to natural and human activities. *Ecol. Indic.* **2021**, *126*, 107680.

Lima, J.E.F.W. Situação E Perspectivas Sobre As Águas Do Cerrado. *Ciência Cult.* **2011**, *63*, 27–29.

Lumbreras, J.F.; Carvalho Filho, A.; Motta, P.E.F.; Barros, A.H.C.; Aglio, M.L.D.; Dart, R.; De, O.; Silveira, H.L.F.; Quartaroli, C.F.; Almeida, R.E.M.; et al. *Aptidão agrícola das terras do Matopiba*; Embrapa Solos. Documentos, 179; Embrapa Solos: Rio de Janeiro, Brazil, 2015.

Ma, J.; Xiao, X.; Zhang, Y.; Doughty, R.; Chen, B.; Zhao, B. Spatial-temporal consistency between gross primary productivity and solar-induced chlorophyll fluorescence of vegetation in China during 2007–2014. *Sci. Total Environ.* **2018**, *639*, 1241–1253.

Martinez-Vilalta, J.; Lloret, F. Drought-induced vegetation shifts in terrestrial ecosystems: The key role of regeneration dynamics. *Glob. Planet. Chang.* **2016**, *144*, 94–108.

Mbava, N.; Mutema, M.; Zengeni, R.; Shimelis, H.; Chaplot, V. Factors affecting crop water use efficiency: A worldwide meta-analysis. *Agric. Water Manag.* **2019**, *228*, 105878.

Mingoti, R.; Brasco, M.A.; Holler, W.A.; Lovisi Filho, E.; Spadotto, C.A. Matopiba: Caracterização das Áreas com Grande Produção de Culturas Anuais. 2014. Available online: <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/991059/matopiba-caracterizacao-das-areas-com-grande-producao-de-culturas-anuais> (accessed on 23 May 2022).

Miranda, E.E.; Magalhães, L.A.; Carvalho, C.A. Nota técnica nº 1: Proposta de Delimitação Territorial do Matopiba. Embrapa. 2014. Available online: https://www.embrapa.br/gite/publicacoes/NT1_DelimitacaoMatopiba.pdf (accessed on 18 May 2022).

Nascimento, D.; Novais, G. Clima do Cerrado: Dinâmica atmosférica e características, variabilidades e tipologias climáticas. *Élisée Rev. Geogr. UEG* **2020**, *9*, e922021.

Nielsen, U.N.; Ball, B.A. Impacts of altered precipitation regimes on soil communities and biogeochemistry in arid and semi-arid ecosystems. *Glob. Chang. Biol.* **2014**, *21*, 1407–1421.

Novoa, V.; Ahumada-Rudolph, R.; Rojas, O.; Sáez, K.; de la Barrera, F.; Arumí, J.L. Understanding agricultural water footprint variability to improve water management in Chile. *Sci. Total Environ.* **2019**, *670*, 188–199.

Oliveira, G.; Brunsell, N.; Moraes, E.C.; Shimabukuro, Y.E.; Bertani, G.; Dos Santos, T.V.; Aragao, L.E.O.C. Evaluation of MODIS-based estimates of water-use efficiency in Amazonia. *Int. J. Remote Sens.* **2017**, *38*, 5291–5309.

Paredes-Trejo, F.J.; Barbosa, H.; Kumar, T.L. Validating CHIRPS-based satellite precipitation estimates in Northeast Brazil. *J. Arid. Environ.* **2017**, *139*, 26–40.

Pereira, C.N.; Porcionato, G.L.; Castro, N. Aspectos socioeconômicos da região do MATOPIBA. *Bol. Reg. Urban Ambient. IPEA* **2018**, *18*, 47–60.

Ponce-Campos, G.E.; Moran, M.S.; Huete, A.; Zhang, Y.; Bresloff, C.; Huxman, T.E.; Eamus, D.; Bosch, D.D.; Buda, A.R.; Gunter, S.; et al. Ecosystem resilience despite large-scale altered hydroclimatic conditions. *Nature* **2013**, *494*, 349–352.

Popp, A.; Calvin, K.; Fujimori, S.; Havlik, P.; Humpenöder, F.; Stehfest, E.; Bodirsky, B.L.; Dietrich, J.P.; Doelmann, J.C.; Gusti, M.; et al. Land-use futures in the shared socio-economic pathways. *Glob. Environ. Chang.* **2017**, *42*, 331–345.

Pugnaire, F.I.; Morillo, J.A.; Peñuelas, J.; Reich, P.B.; Bardgett, R.D.; Gaxiola, A.; Wardle, D.A.; van der Putten, W.H. Climate change effects on plant-soil feedbacks and consequences for biodiversity and functioning of terrestrial ecosystems. *Sci. Adv.* **2019**, *5*, eaaz1834.

Pyrgou, A.; Santamouris, M.; Livada, I. Spatiotemporal Analysis of Diurnal Temperature Range: Effect of Urbanization, Cloud Cover, Solar Radiation, and Precipitation. *Climate* **2019**, *7*, 89.

Quantum GIS Geographic Information System, V. 3.4.6. Open Source Geospatial Foundation Project. 2019. Available online: https://qgis.org/pt_BR/site/ (accessed on 10 January 2021).

R Development Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*; R Foundation for Statistical Computing: Vienna, Austria, 2020; Available online: <http://www.R-project.org/> (accessed on 3 January 2021) ISBN 3-900051-07-0.

Raza, A.; Razzaq, A.; Mehmood, S.S.; Zou, X.; Zhang, X.; Lv, Y.; Xu, J. Impact of Climate Change on Crops Adaptation and Strategies to Tackle Its Outcome: A Review. *Plants* **2019**, *8*, 34.

Ribeiro, L.C.D.S.; Lôbo, A.S.; Silva, L.D.D.; Andrade, N.F.S. Padrões de crescimento econômico dos municípios do MATOPIBA. *Rev. Econom. Sociol. Rural* **2020**, *58*.

Sá, H.A.; Morais, L.; Campos, C.S.S. Que desenvolvimento é esse? Análise da expansão do agronegócio da soja na área do MATOPIBA a partir de uma perspectiva furtadiana. In Proceedings of the Anais do XXI Congresso Brasileiro de Economia, Curitiba, Brazil, 9–11 September 2015.

Sampaio, M.D.A.P. Oeste da Bahia: Agricultura globalizada, desterritorialização e movimentos políticos emancipatórios. *Geogr. Atos Online* **2019**, *8*, 8–32.

Silva, S.; Neves, E. Importância do manejo da irrigação. *Enciclopéd. Biosf.* **2020**, *17*.

Spagnolo, T.; Couto Junior, A.F. Expansão da agricultura irrigada por pivô central no Cerrado entre os anos de 1984 e 2008. In Proceedings of the Brazilian Symposium of Remote Sensing (SBSR), XVI, Foz do Iguaçu, Brazil, 13–18 April 2013; pp. 712–719.

Sun, H.; Bai, Y.; Lu, M.; Wang, J.; Tuo, Y.; Yan, D.; Zhang, W. Drivers of the water use efficiency changes in China during 1982–2015. *Sci. Total Environ.* **2021**, *799*, 149145.

Tang, X.; Li, H.; Desai, A.R.; Nagy, Z.; Luo, J.; Kolb, T.E.; Olioso, A.; Xu, X.; Yao, L.; Kutsch, W.; et al. How Is Water-Use Efficiency Of Terrestrial Ecosystems Distributed And Changing On Earth? *Sci. Rep.* **2015**, *4*, 7483.

Van Meijl, H.; Havlik, P.; Lotze-Campen, H.; Stehfest, E.; Witzke, P.; Domínguez, I.P.; Bodirsky, B.L.; van Dijk, M.; Doelman, J.; Fellmann, T.; et al. Comparing impacts of climate change and mitigation on global agriculture by 2050. *Environ. Res. Lett.* **2018**, *13*, 064021.

Wan, Z. New refinements and validation of the collection-6 MODIS land-surface temperature/emissivity product. *Remote Sens. Environ.* **2014**, *140*, 36–45.

Wang, L. An analytical reductionist framework to separate the effects of climate change and human activities on variation in water use efficiency. *Sci. Total Environ.* **2020**, *727*, 138306.

Weber, E.; Hasenack, H.; Ferreira, C.J.S. *Adaptação do Modelo Digital de Elevação do Srtm Para O Sistema de Referência Oficial Brasileiro E Recorte*

Por Unidade da Federação; UFRGS Centro de Ecologia: Porto Alegre, Brazil, 2004; Available online: <https://sosgisbr.com/2011/06/18/modelos-digitais-de-elevacao-do-srtm-no-formato-geotiff/> (accessed on 3 June 2022).

Wilcox, K.R.; Blumenthal, D.M.; Kray, J.A.; Mueller, K.E.; Derner, J.D.; Ocheltree, T.; Porensky, L.M. Plant traits related to precipitation sensitivity of species and communities in semiarid shortgrass prairie. *New Phytol.* **2020**, *229*, 2007–2019.

Woodward, F.I. *Climate and Plant Distribution*; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 1987.

Xiangyang, S.; Genxu, W.; Mei, H.; Ruiying, C.; Zhaoyong, H.; Chunlin, S.; Juying, S. The asynchronous response of carbon gain and water loss generate spatio-temporal pattern of WUE along elevation gradient in southwest China. *J. Hydrol.* **2020**, *581*, 124389.

Xiao, G.; Zheng, F.; Qiu, Z.; Yao, Y. Impact of climate change on water use efficiency by wheat, potato and corn in semiarid areas of China. *Agric. Ecosyst. Environ.* **2013**, *181*, 108–114.

Xue, B.-L.; Guo, Q.; Otto, A.; Xiao, J.; Tao, S.; Li, L. Global patterns, trends, and drivers of water use efficiency from 2000 to 2013. *Ecosphere* **2015**, *6*, art174.

Yamori, W. Chapter 12: Photosynthesis and respiration. In *Plant Factory*, 2nd ed.; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands; pp. 197–206.

Yamori, W.; Hikosaka, K.; Way, D. Resposta à temperatura da fotossíntese em plantas C3, C4 e CAM: Aclimação e adaptação à temperatura. *Pesq. Fotossíntese* **2013**, *119*, 101–117.

Yang, S.; Zhang, J.; Zhang, S.; Wang, J.; Bai, Y.; Yao, F.; Guo, H. The potential of remote sensing-based models on global water-use efficiency estimation: An evaluation and intercomparison of an ecosystem model (BESS) and algorithm (MODIS) using site level and upscaled eddy covariance data. *Agric. For. Meteorol.* **2020**, *287*, 107959.

Yang, Y.; Guan, H.; Batelaan, O.; McVicar, T.R.; Long, D.; Piao, S.; Liang, W.; Liu, B.; Jin, Z.; Simmons, C.T. Contrasting responses of water use efficiency to drought across global terrestrial ecosystems. *Sci. Rep.* **2016**, *6*, 23284.

Yuan, L.; Lv, Z.; Adams, M.J.; Olsen, S.K. Crystal structures of an E1–E2–ubiquitin thioester mimetic reveal molecular mechanisms of transthioesterification. *Nat. Commun.* **2021**, *12*, 22598.

Zahran, S.A.E.-S.; Saeed, R.A.-H.; Elazizy, I.M. Remote sensing based water resources and agriculture spatial indicators system. *Egypt. J. Remote Sens. Space Sci.* **2022**, *25*, 515–527.

Zhang, T.; Peng, J.; Liang, W.; Yang, Y.; Liu, Y. Spatial–temporal patterns of water use efficiency and climate controls in China’s Loess Plateau during 2000–2010. *Sci. Total Environ.* **2016**, *565*, 105–122.

Zhang, X.; Ge, Q.; Zheng, J. Impacts and lags of global warming on vegetation in Beijing for the last 50 years based on remotely sensed data and phenological information. *Chin. J. Ecol.* **2005**, *24*, 123.

Zhong, R.; Wang, P.; Mao, G.; Chen, A.; Liu, J. Spatiotemporal variation of enhanced vegetation index in the Amazon Basin and its response to climate change. *Phys. Chem. Earth Parts ABC* **2021**, *123*, 103024.

Zhu, W.; Mao, F.; Xu, Y.; Zheng, J.; Song, L. Analysis on response of vegetation index to climate change and its prediction in the three-rivers-source region. *Plateau Meteorol.* **2019**, *38*, 693–704.

Zhu, X.J.; Yu, G.R.; Wang, Q.F.; Hu, Z.M.; Zheng, H.; Li, S.G.; Hao, Y.B. Spatial variability of water use efficiency in China’s terrestrial ecosystems. *Glob. Planet. Chang.* **2015**, *129*, 37–44.

Zuomin, S.; Ruimei, C.; Shirong, L. Response of leaf# Δ (13) C to altitudinal gradients and its mechanism. *Acta Ecol. Sin.* **2004**, *24*, 2901–2906.

CAPÍTULO 4

ESPAÇO-TEMPORALIDADE DA EFICIÊNCIA DO USO DA ÁGUA EM RESPOSTA A FATORES AMBIENTAIS NA FRONTEIRA AGRÍCOLA DO MATOPIBA

RESUMO

O estudo teve como objetivo avaliar e quantificar a variabilidade espaço-temporal da eficiência do uso da água (WUE) associada aos fatores ambientais Precipitação proveniente do *Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station data* (CHIRPS), temperatura da superfície terrestre (LST), e elevação para a região do MATOPIBA entre 2001 e 2019. Para a obtenção da WUE, utilizou-se a razão entre a Produtividade Primária Bruta (Gross Primary Productivity - GPP, MYD17A2H) e a Evapotranspiração (ET, MYD16A) provenientes do satélite AQUA do sensor MODIS. Todos os dados utilizados nesse estudo possuem resolução espacial de 1 km x 1 km, e resolução mensal, a qual foi convertida para sazonal. Para a determinação do grau de associação entre as variáveis, utilizou-se o coeficiente de correlação de Pearson. A correlação entre a WUE e LST e entre a WUE e a precipitação foi positiva moderada ($r = 0.60$) LST e negativa alta ($r = -0.45$), respectivamente. Com base nos padrões sazonais, constatou-se que os maiores (menores) valores de WUE ocorreram na região sudeste do MATOPIBA, com valores 2,50 gC/mm.m² (1,73 gC/mm.m²), especialmente no inverno (verão). Os maiores valores de WUE (>2,50 gC/mm.m²) ocorrem em virtude da redução da precipitação (<100 mm/mês) associada aos altos valores de LST (> 38 °C) resultante da atuação da Alta da Bolívia sobre a região central do Brasil, atingindo o MATOPIBA. Além disso, a WUE apresentou variações nas diferentes categorias de uso e ocupação do solo, com valores mais altos para as áreas agrícolas (2,47 gC/mm.m²). Conclui-se que há uma necessidade de uma melhor compreensão da dinâmica da WUE associada aos fatores ambientais.

Palavras-Chave: Consórcio agrícola; Fatores Ambientais; MATOPIBA; WUE.

4.1 INTRODUÇÃO

As plantas têm um papel fundamental no equilíbrio do ecossistema terrestre, pois absorvem o dióxido de carbono (CO_2) da atmosfera durante a fotossíntese e liberam o oxigênio (O_2) (Jin et al., 2017; Niu et al., 2019; Guerrieri et al., 2019), ademais de resfriar a superfície terrestre ao realizar o processo de transpiração, liberando uma grande quantidade de água (H_2O) para a atmosfera (Chen et al., 2019). Esta relação carbono-água (CH_2O) desempenha um papel importante no ecossistema terrestre (Dalastra et al., 2020; Yamori, 2020) e pode ser avaliada a partir da eficiência do uso da água (WUE, do inglês *Water Use Efficiency*).

A WUE reflete a taxa de absorção de carbono (C) por unidade de perda de H_2O e é utilizada para quantificar a compensação entre o ganho de C e a perda de H_2O (Horion et al., 2019). Assim, a WUE é baseada na relação entre a produtividade primária bruta (GPP, do inglês *Gross Primary Productivity*) da cultura ou vegetação e a Evapotranspiração (ET) (Yang et al., 2020; Sun et al., 2021, Santiago et al., 2022a). A vegetação é influenciada pelo comportamento dos fatores ambientais e climáticos, como por exemplo, a precipitação e a temperatura da superfície terrestre (LST) (Li et al., 2019; Huang et al., 2021; Guha; Govil, 2021; Wu et al., 2021). Ambas afetam os processos biofísicos da vegetação (fotossíntese) (Wilcox et al., 2021; He et al., 2021) e, conseqüentemente, a WUE.

A variabilidade da precipitação influencia a dinâmica de crescimento da vegetação (Nielsen, Ball, 2015), contribuindo para a disponibilidade de água no solo (Doble et al., 2006; Li et al., 2022). Já a LST atua no processo de desenvolvimento da vegetação, além de contribuir para o processo fotossintético (Huang et al., 2019). As alterações na precipitação e LST estão associadas com o modo de variabilidade climática El Niño - Oscilação Sul (ENOS) e suas respectivas fases: La Niña (Fase Fria) e El Niño (Fase Quente) (Correia Filho et al., 2019; Costa et al., 2021; Silva et al., 2022). As alterações no comportamento da precipitação e da LST influenciam no padrão do GPP, ET, e conseqüentemente, no padrão da WUE (Keenan et al., 2013; Cheng et al., 2017; Wang et al., 2020).

Ao longo das últimas décadas, as análises da variabilidade da WUE têm sido realizadas a partir de dados observacionais (Lavergne et al., 2019; Zhang et al., 2019), modelos para cultivos agrícolas (Wopereis et al., 1994; Mo et al. 2005; Mubben et al. 2020; Melton et al., 2022) e via sensoriamento remoto (Zhang et al.,

2015a; Song et al., 2017; Ahmadi et al., 2019; Guo et al., 2019; Zheng et al., 2019; Barros Santiago et al., 2021; Zhou et al., 2021). Neste estudo, utilizaremos o sensoriamento remoto com base nos dados do satélite Aqua oriundos do sensor orbital MODIS (Yang et al., 2016; Sun et al., 2022; Chen et al., 2022) para a fronteira agrícola denominada de MATOPIBA, situada na região central do Brasil, composta por microrregiões de quatro estados brasileiros: Maranhão (MA), Tocantins (TO), Piauí (PI) e Bahia (BA) (Bolfe et al., 2016).

A região do MATOPIBA vem sendo submetida a fortes mudanças na vegetação impulsionada pela expansão das atividades agrícolas, iniciada na década de 1960 (Sano et al., 2010; Ferreira et al., 2013; Lahsen et al., 2016; Magalhães et al., 2020; Barros Santiago et al., 2021; Gomes et al., 2021). De acordo com Soterroni et al. (2019), as áreas de plantio de Soja alcançarão 2,5 milhões de hectares ao longo da região do Cerrado, especialmente, na região do MATOPIBA, o que causará mudanças regionais na dinâmica do uso e ocupação do solo, e conseqüentemente, alterações no padrão da WUE.

No entanto, há uma grande lacuna de estudos que avaliem o comportamento da WUE na região do MATOPIBA a partir de dados de sensoriamento remoto. Desta maneira, este estudo visa fornecer informações que possam contribuir com o gerenciamento de recursos hídricos, bem como para a produção agrícola.

Assim, o objetivo deste estudo foi avaliar e quantificar a variabilidade espaço-temporal da WUE associada a fatores ambientais (precipitação, LST e elevação) entre os anos de 2001 e 2019.

4.2 MATERIAL E MÉTODOS

4.2.1 Área de estudo

A região do MATOPIBA (Figura 9) abrange 4 estados brasileiros: Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia, com 73 milhões de hectares (ha). É constituída por 31 microrregiões e 337 municípios (Miranda et al.,2014). A altitude varia entre 1 e 1.254 m acima do nível médio do mar (NMM), e as áreas com as maiores (menores) elevações estão situadas no extremo oeste (O) da Bahia [porção norte (N) do Maranhão]. O MATOPIBA abrange porções de três biomas: Cerrado (90,94%), Amazônia (7,27%) e Caatinga (1,64%), com uma área de 66.543.540,87 ha (665.435,41 km²), 5.319.628,40 ha (53.196,29 km²) e 1.203.107,22 ha (12.031,08 km²), respectivamente (Miranda, 2015).

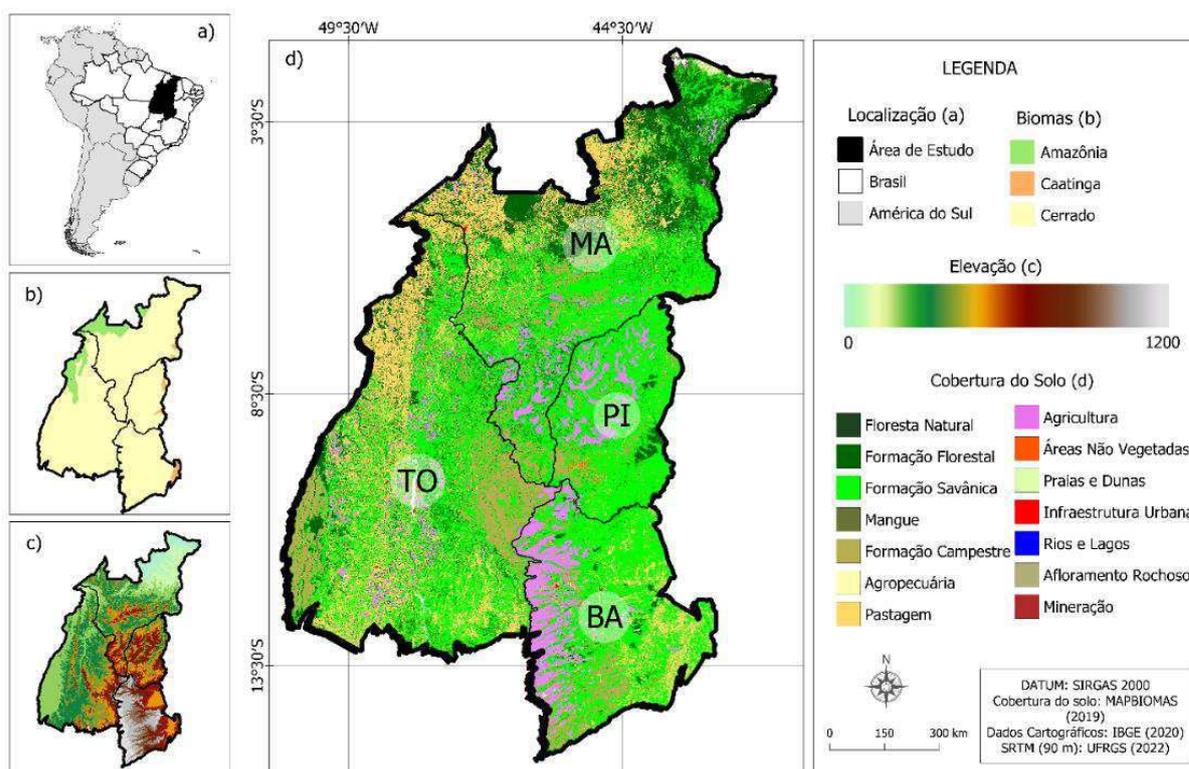


Figura 9. Ilustração da área de estudo situada na porção norte do Brasil, América do Sul (a), Biomas compreendidos pelo MATOPIBA (b), Elevação (c) e categorias de Uso e Ocupação do Solo (UOS) (d). Fonte de dados: Biomas (IBGE, 2023), SRTM (Weber et al., 2004), UOS (MAPBIOMAS, 2019). Autor (2022)

4.2.2 Aquisição dos dados de sensoriamento remoto

Neste estudo utilizaram-se dados do sensor orbital MODIS do Satélite AQUA, referente aos produtos GPP (MYD17A2) e ET (MYD16A2), para o cálculo da WUE (Zhang et al., 2015b; Huang et al., 2017; De Oliveira et al., 2017; Santiago et al., 2021; Chen et al., 2022). Estes produtos possuem resolução espacial de 1 km x 1 km, em escala temporal semanal (de maneira cumulativa), relativo ao período de 2001-2019. Os produtos foram obtidos a partir do seguinte endereço: <<https://www.earthdata.nasa.gov/>>. Para avaliar a influência das variáveis ambientais na espaço-temporalidade da WUE, foram utilizadas variáveis meteorológicas e ambientais referentes ao período de 2001 a 2019. Além destes, o produto LST (MYD11A2) do sensor MODIS também foi usado na análise. A precipitação é proveniente do produto *Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station data* (CHIRPS) (Funk et al., 2015; Oliveira-Júnior et al., 2021; Correia Filho et al., 2019), disponível no seguinte endereço: <<https://data.chc.ucsb.edu/products/CHIRPS-2.0/>>.

Em relação aos dados de Elevação, foram obtidos do site do EarthEnv (<https://www.earthenv.org/topography/>), resultantes da versão void filled SRTM4.1 dev do produto Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM) (Amatulli et al., 2018), com uma resolução espacial de 1 km x 1 km. Após a obtenção dos dados em diferentes plataformas e resoluções espaciais e temporais, utilizaram-se os softwares R versão 3.6.3 (R Development Core Team, 2020) e Quantum GIS (QGIS) versão 3.4.6 (Qgis Core Team, 2019) para auxiliar nos processos relativos à manipulação, armazenamento, extração, análise e projeção dos resultados, convertendo os dados em imagens e mapas temáticos.

4.2.3 Métodos

4.2.3.1 Obtenção da Eficiência do Uso da Água (WUE)

A WUE é obtida a partir da Eq.(34):

$$WUE = \frac{GPP}{ET} \quad (34)$$

em que: GPP (gC/m²) é a produtividade primária bruta e ET (mm) é a evapotranspiração (Diaz et al., 2019; Xiangyang et al., 2019; Wang et al., 2020).

4.2.3.2 Análise de Correlação de Pearson

Para avaliar o grau de associação entre a WUE e as variáveis ambientais, utilizou-se a correlação de Pearson (r), onde a interpretação de r é feita conforme apresentado na Tabela 1. O coeficiente de Pearson é calculado de acordo com a Eq. (35).

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2][\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2]}} \quad (35)$$

Tabela 3. Classificação do coeficiente de Pearson.

Coeficiente	Interpretação
1.00 (-1,00)	Correlação positiva (negativa) perfeita
0.80 (-0,80) $\leq r \leq$ 1,00 (-1.00)	Correlação positiva (negativa) muito alta
0.60 (-0,60) $\leq r \leq$ 0,80 (-0.80)	Correlação positiva (negativa) alta
0.40 (-0,40) $\leq r \leq$ 0,60 (-0.60)	Correlação positiva (negativa) moderada
0.20 (-0,20) $\leq r \leq$ 0,40 (-0.40)	Correlação positiva (negativa) baixa
0 $\leq r \leq$ 0,20 (-0.20)	Correlação positiva (negativa) muito baixa
0	Correlação nula

Fonte: Bisquerra; Sarriera and Martínez, 2009, p. 147.

4.3 RESULTADOS

4.3.1 Associação entre fatores ambientais e mudanças na WUE

- Efeito da Precipitação e LST

As correlações entre WUE e LST e entre WUE e Precipitação, de acordo com os valores mensais entre os anos de 2001 e 2019, são mostradas na Figura 10. A correlação entre WUE e LST foi positiva moderada ($r = 0,60$) e entre WUE e Precipitação, negativa moderada ($r = -0,45$). LST é sabido que a vegetação é impulsionada pela temperatura, a qual estimula os processos biofísicos, sendo que os maiores valores de WUE estão associados a valores mais altos de LST. Entretanto, no caso da precipitação essa relação é contrária: a redução da WUE é associada com valores mais altos de precipitação, ou seja, à medida em que a precipitação tende a 0, a WUE aumenta. No presente caso, valores de precipitação < 100 mm mensais foram associados a valores de WUE > 9 gC/mm.m². Ou seja, meses com altos índices pluviométricos contribuem para o processo de inibição de carbono.

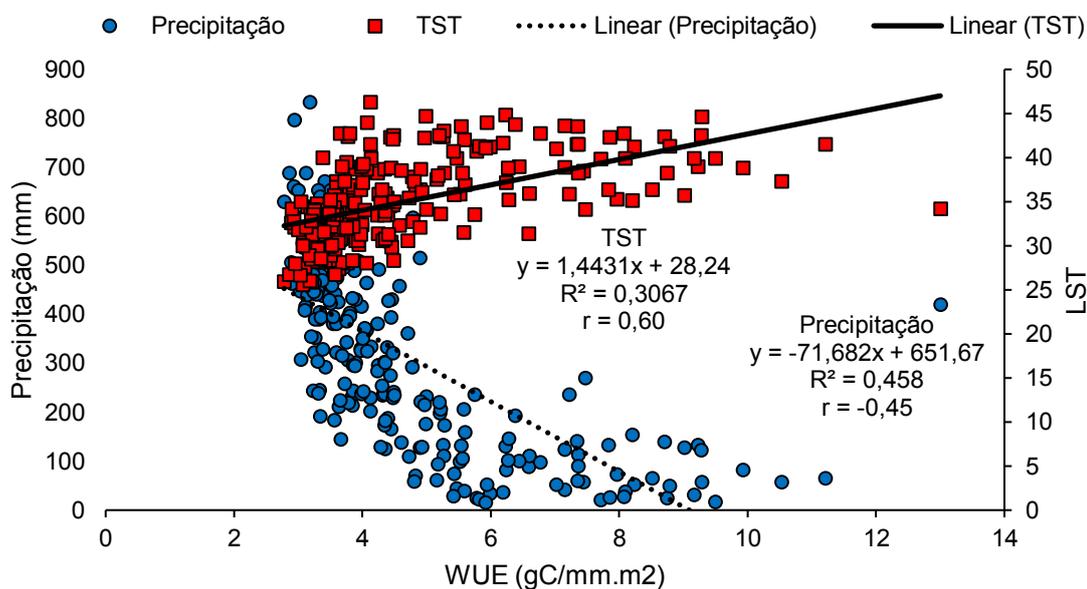
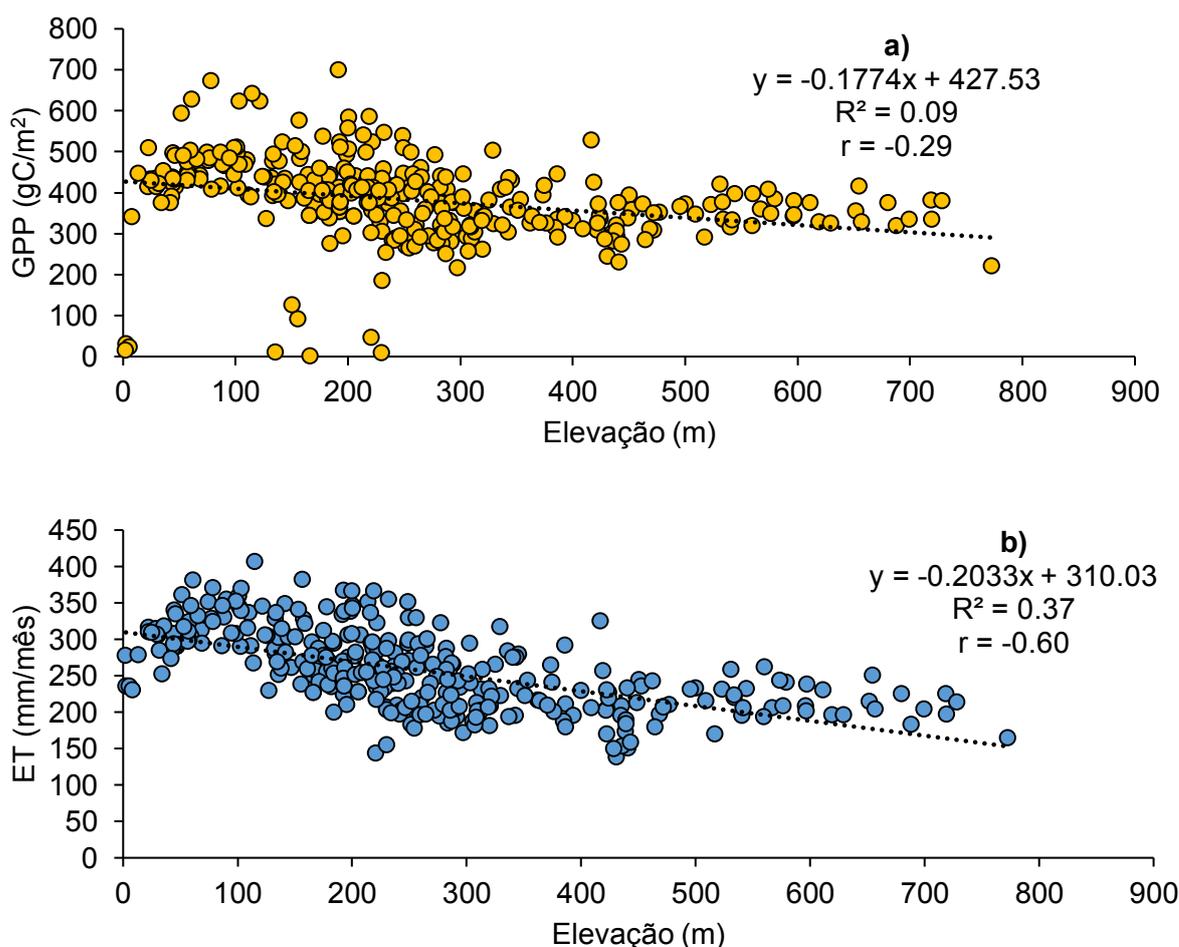


Figura 10. Relação entre precipitação, LST e WUE entre os anos de 2001 e 2019.

- Efeito Geográfico

A interação entre elevação e WUE e a relação entre elevação e as variáveis ambientais GPP e ET investigada por meio de análises de correlação são mostradas na Figura 3. A elevação apresentou uma correlação negativa moderada com GPP ($r = -0,29$) e uma correlação negativa alta com ET ($r = -0,60$) (Figura 3a e 3b), conforme mostrado na Tabela 3. É importante notar que o aumento na elevação foi associado a uma diminuição nos valores mais baixos de GPP e ET. Em contrapartida, a WUE (11c) apresentou correlação positiva alta com a elevação, com o valor de $r = 0,53$. Os valores mínimos (máximos) de GPP e ET foram de 322,84 gC/m^2 e 149,32 mm ($620,12 \text{ gC/m}^2$ e $312,78 \text{ mm}$), respectivamente. Já em relação à interação da elevação e WUE, as duas variáveis foram associadas positivamente e o valor máximo da WUE foi alcançado entre 400-425 m, correspondendo a $2,75 \text{ gC/mm.m}^2$.



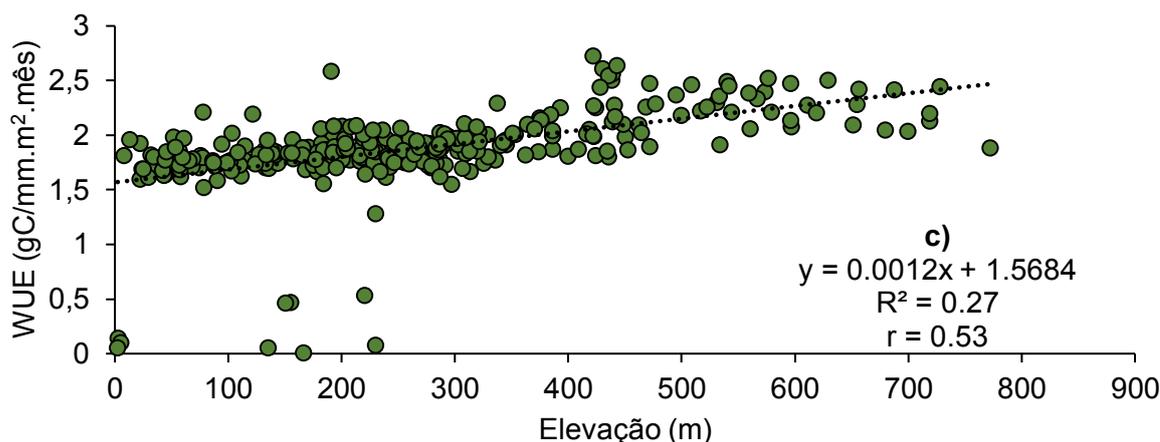


Figura 11. Relação entre GPP, ET e WUE com a Elevação.

- Tipos de uso e ocupação do solo

Para analisar a variação da WUE e os padrões de GPP e ET, foram selecionados cinco tipos de uso e ocupação do solo: Pastagem, Formação Savânica, Formação Florestal, Formação Campestre e Agricultura. A Figura 12a mostra que o maior valor de GPP ($485,39 \text{ gC/m}^2$) foi encontrado em Formação Florestal, seguido de Pastagem ($449,61 \text{ gC/m}^2$) e Formação Savânica ($387,86 \text{ gC/m}^2$), enquanto os menores valores foram encontrados em Agricultura ($269,01 \text{ gC/m}^2$) e Formação Campestre ($225,60 \text{ gC/m}^2$). Com respeito à ET (Figura 12b), os maiores valores foram encontrados em Formação Florestal ($3.420,21 \text{ mm}$), seguido de Pastagem ($3.043,19 \text{ mm}$), Formação Savânica ($2.271,75 \text{ mm}$), Agricultura ($1.710,29 \text{ mm}$) e Formação Campestre ($1.530,48 \text{ mm}$). A Figura 12c mostra que a menor média da WUE está relacionada a áreas de Pastagem ($1,82 \text{ gC/mm.m}^2$), e a maior a áreas de Agricultura ($2,47 \text{ gC/mm.m}^2$).

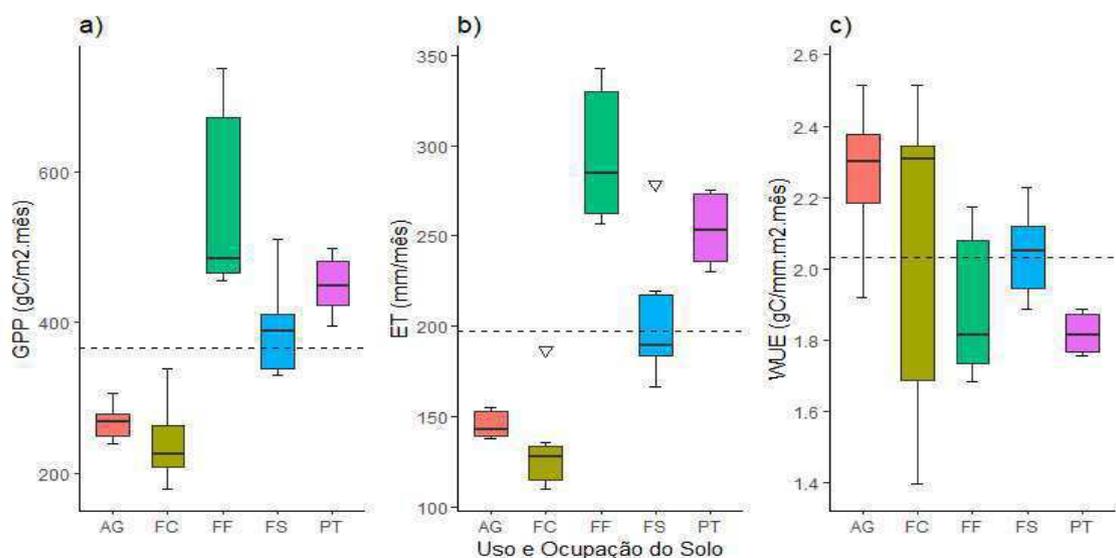


Figura 12. Boxplot das médias mensais para as variáveis: a) GPP, b) ET, e c) WUE de acordo com os tipos de uso e ocupação do solo entre os anos de 2001 e 2019. As siglas correspondem: A – Agricultura, FC - Formação Campestre, FF - Formação Florestal, FS - Formação Savânica, PT - Pastagem.

4.3.2 Padrões espaço-temporais

- Precipitação e LST sazonal

A Figura 13 (a – d) exibe a variação espacial sazonal média da precipitação. Os maiores valores médios de precipitação ocorreram no O do Tocantins e N do Maranhão, na ordem de 400 mm. No estado do Tocantins, a distribuição da precipitação é elevada (190-360 mm/período) e uniforme durante o verão, e a maior concentração ocorre durante o outono em áreas do N do maranhão. Ainda no outono foram registrados os maiores valores pluviométricos (em torno de 400 mm/ano) enquanto que os menores índices pluviométricos (<100 mm/estação) foram observados durante o inverno e primavera.

Em relação ao padrão espacial da LST (Figura 13e - 13h), nota-se que os menores valores de LST ocorreram durante o verão (entre 17-26 °C) e outono (> 30 °C, especialmente nas porções do extremo oeste baiano e Piauí), principalmente em áreas do estado do Tocantins (noroeste), e sudoeste do Maranhão. Durante o inverno, constata-se que as maiores temperaturas ocorreram sobre o extremo oeste

baiano e Piauí, com temperaturas próximas a 40 °C. Além disso, as maiores LST estiveram associadas a áreas que desenvolvem atividades agropecuárias intensivas e, conseqüentemente, com baixas taxas de vegetação remanescentes.

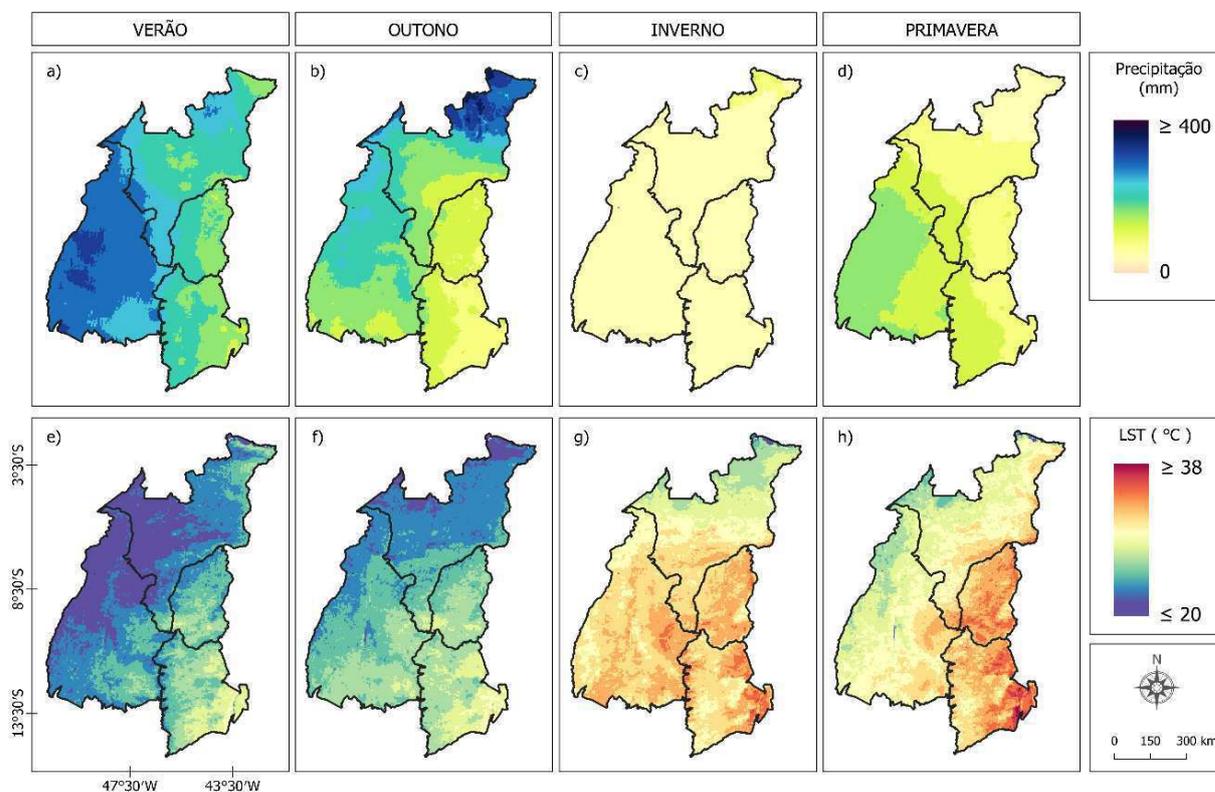


Figura 13. Médias sazonais de precipitação (a - d) e LST (e - h) na região do MATOPIBA durante os anos de 2001 e 2019.

- WUE anual

A Figura 14 mostra a WUE anual entre os anos de 2001-2019. Ficou evidente que valores de WUE acima da média (4,70 gC/mm.m²) foram associados a variações de temperatura e precipitação oriundas das fases do ENOS, La Niña (L) e El Niño (E). Foi observado que os anos de 2001 (L), 2002 (E), 2003 (E), 2007 (E), 2008 (L), 2012 (L), 2016 (E) e 2017 (L) apresentaram valores médios anuais superiores à média do período, com o valor de 4,70 gC/mm.m². Em contrapartida, os anos de 2004 (E), 2005 (E), 2006 (L), 2009 (L), 2010 (E), 2011 (L), 2013 (L), 2014 (L), 2015 (E), 2018 (L) e 2019 (E) apresentaram regimes médios anuais abaixo da média.

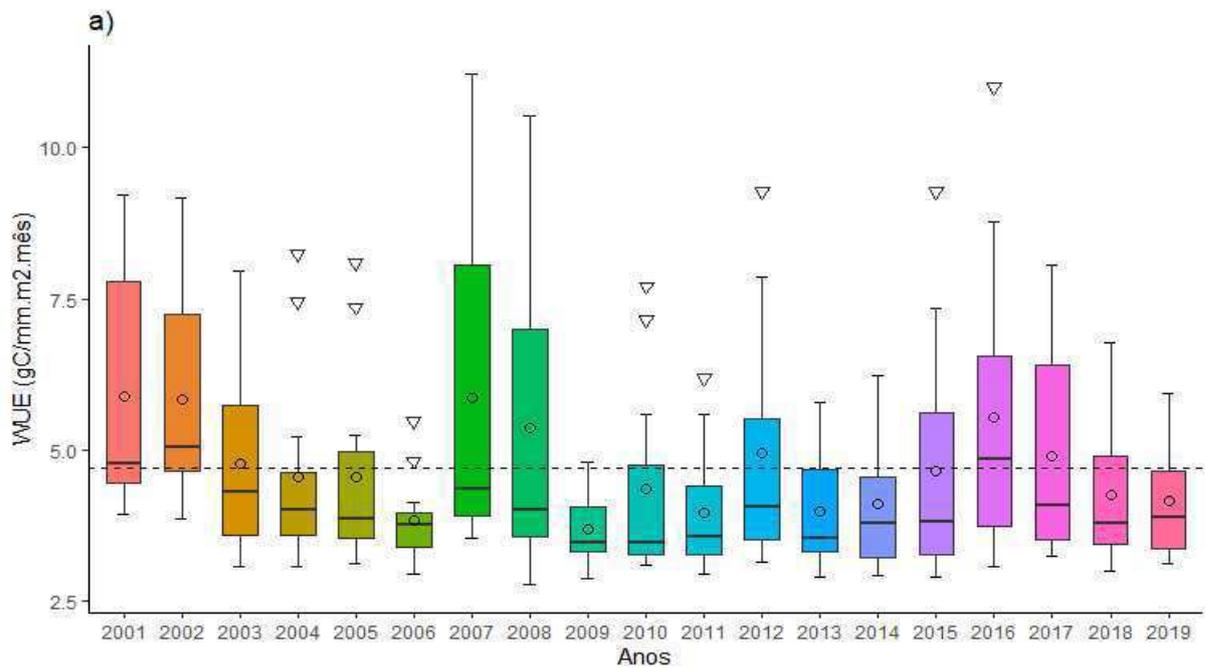


Figura 14. Boxplot da WUE anual na região do MATOPIBA referente aos anos de 2001 e 2019. Os círculos representam as médias e os triângulos os outliers.

- WUE sazonal

A variabilidade sazonal da WUE (Figura 15 e Tabela 4) evidenciou o predomínio de valores máximos (médios) no inverno, concentrados na região do oeste baiano com valores entre 3 – 5 gC/mm.m² (2,38 gC/mm.m²). Em contrapartida, os menores valores foram encontrados no outono, com valores máximos (médios) de 2,95 gC/mm.m² (1,81 gC/mm.m²), influenciados pelos maiores índices pluviométricos (> 350 mm) na região do MATOPIBA.

Tabela 4. Estatística descritiva do comportamento sazonal da WUE sobre o MATOPIBA referente ao período entre 2001 e 2019.

Estações	Meses	WUE (gC/mm.m ²)		
		Máximo	Médio	Desvio Padrão
Verão	Dezembro, Janeiro, Fevereiro	3.09	1.73	0.29
Outono	Março, Abril, Maio	2.95	1.81	0.30
Inverno	Junho, Julho, Agosto	4.79	2.38	0.58
Primavera	Setembro, Outubro, Novembro	3.45	1.89	0.38

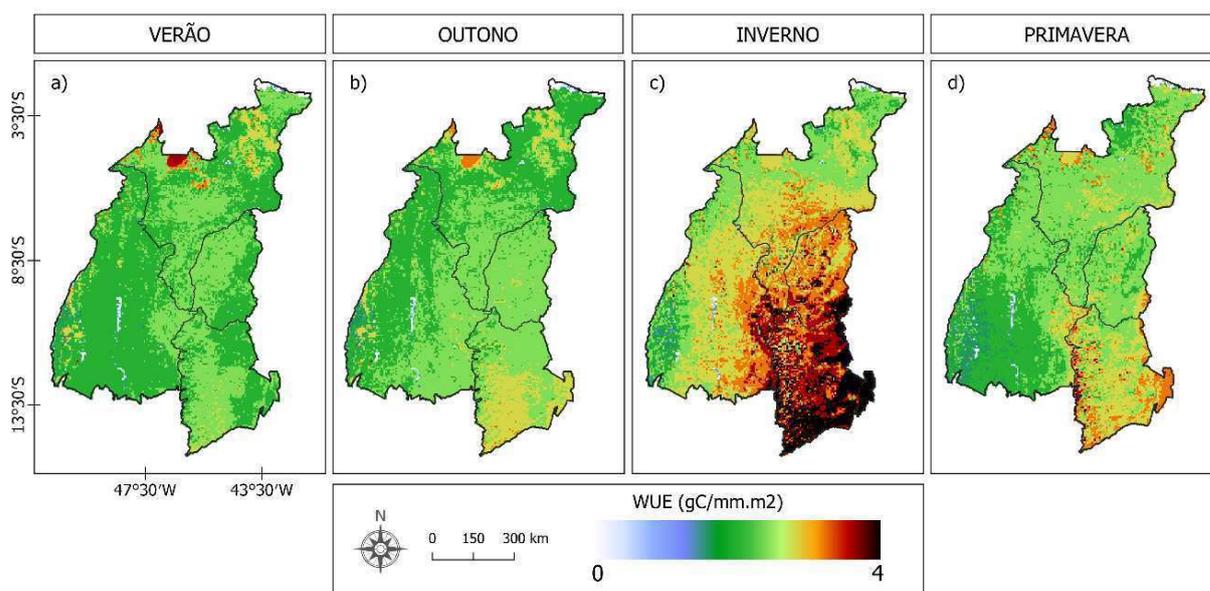


Figura 15. Comportamento médio sazonal da WUE durante o Verão (a), Outono (b), Inverno (c) e Primavera (d), para a região do MATOPIBA referente ao período entre 2001 e 2019.

4.4 DISCUSSÃO

Ao longo dos anos, vários métodos têm sido utilizados para a análise global de GPP e ET e sua variabilidade. As respostas obtidas neste estudo corroboram diversos autores (Zheng et al., 2019; Sun et al., 2021; Santiago et al., 2022; Hou et al., 2022) no sentido de que a WUE é sensível às variações dos fatores ambientais e climáticos.

Vale ressaltar que os resultados obtidos neste estudo corroboram os padrões de correlação encontrados nos estudos de Ma et al. (2019) e Liu et al. (2020) na China e de Nandy et al. (2022) na Índia. Nessas pesquisas, os autores constataram uma associação negativa entre elevação e as variáveis GPP e ET, e as duas variáveis foram influenciadas por variações de temperatura, precipitação e radiação solar. Ademais, Bourque & Mir (2012), Zheng & Wang (2014), e Liu et al. (2021) constataram que o comportamento da ET está condicionado aos padrões de variabilidade da Temperatura do Ar (T_a) e velocidade do vento.

O aumento de WUE provavelmente é promovido pela diminuição de GPP e ET, tendo em vista a relação negativa bem estabelecida da elevação com A_t e relação positiva com precipitação. Além disso, os maiores valores de WUE foram observados em terras agrícolas, em áreas de maior altitude do MATOPIBA (região do extremo oeste baiano) (Santiago et al., 2022b). As práticas de manejo (irrigação e fertilização) (Maltais-Landry and Lobell, 2012) adotadas em áreas agrícolas têm o potencial para contornar os efeitos das variações do clima, e assim auxiliar no aumento da WUE.

Sistemas meteorológicos em multiescala como Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), Sistemas Frontais (SF) e Convecção Local (Oliveira-Júnior et al., 2017) operam na região Central do Brasil, onde o MATOPIBA está inserido (Cai et al., 2020, Correia Filho et al., 2019, 2022) e influenciam a dinâmica das chuvas na região, o que é devidamente detectado pelo produto CHIRPS (Correia Filho et al., 2022). Destacamos a ação do deslocamento da Alta da Bolívia para a região central do Brasil que inibe a formação de sistemas precipitantes (Valverde, Marengo, 2010). As fases do ENOS, por sua vez, influenciam a variabilidade da chuva nas escalas interanual e intrasazonal, seguido das variações da temperatura (Correia Filho et al., 2022; Barros Santiago et al., 2021; Santiago et al., 2022). Tais mudanças de temperatura e precipitação (excesso ou restrições hídricas pluviométricas)

promovem efeitos como a variação na vegetação (área foliar, tipo de vegetação) (Liu et al., 2015), e conseqüentemente, resultam na alteração da WUE.

A redução no regime pluviométrico interfere na variabilidade sazonal da WUE, causado pela alta pressão atuante sobre a região central do Brasil durante o período seco (Correia Filho et al., 2022). Isso explica os maiores valores de WUE observados no período de inverno (seco), visto a WUE das folhas das plantas aumenta sob condições de seca moderada (Yu et al., 2004; Kong et al., 2020). Vale ressaltar que como a alta sensibilidade da vegetação à rápida ocorrência/ausência de chuvas representa uma das possíveis razões para a significativa sazonalidade observada na WUE (Spyrides, 2020).

No MATOPIBA, os períodos secos (anual/sazonal) condicionaram respostas favoráveis ao aumento da WUE, resultante de temperaturas mais altas e taxas de precipitação mais baixas que influenciaram diretamente a variabilidade da WUE. Estudos anteriores têm demonstrado que a vegetação e sua produtividade são fortemente influenciadas por variações na precipitação e temperatura (Chapin et al., 2002; Jiang et al., 2020). A ausência da precipitação contribui para uma maior variabilidade na vegetação, o que se reflete na WUE (Buriol et al., 2007; Ito and Inatomi, 2012). Esse estudo apontou que à medida que a precipitação aumenta, a WUE diminui em vista do aumento no volume de água local, o que contribui para a redução da temperatura.

Estudos anteriores indicam que as condições térmicas são um fator limitante do processo fotossintético no ecossistema de pastagens em condições de baixa temperatura (Li et al., 2019; Liu et al., 2022), interferindo nos processos biofísicos da vegetação. Além disso, a resposta dos ecossistemas às mudanças ambientais é tipicamente conduzida pelas espécies dominantes em uma região (Xie et al., 2016; Jia et al., 2016). Isso se dá porque cada espécie vegetativa executa o processo de ciclagem da CH_2O de forma diferente (Yang et al., 2019). O desenvolvimento da vegetação varia conforme a quantidade de água disponível no ambiente em que ela se encontra, havendo uma estreita relação entre a disponibilidade hídrica e a produtividade. Já o efeito da elevação pode estar relacionado com a influência direta na T_a , no GPP e ET, e por consequência na WUE, devido a relação negativa bem estabelecida entre T_a e a elevação (Bai et al., 2020).

4.5 CONCLUSÕES

A variabilidade espaço-temporal da precipitação indica que as porções N-O da região do MATOPIBA apresentam as maiores taxas de precipitação, resultantes da ação de sistemas meteorológicos multiescala, como ZCAS, entre março e abril. As menores taxas de precipitação ocorrem entre maio e setembro no período do inverno, particularmente influenciadas pela Alta da Bolívia. É importante notar que os maiores valores de LST ($> 30\text{ }^{\circ}\text{C}$) foram observados durante o inverno e os maiores valores de WUE ocorreram durante o inverno. LSTLST

As variações na WUE e nos fatores ambientais (precipitação, LST, uso e ocupação do solo e elevação), quando correlacionados, independente do padrão relacional, foram responsáveis pelas modificações ocorridas na WUE no período estudado. Em relação ao padrão relacional, observou-se que a maior WUE esteve relacionada a períodos de temperaturas mais altas e taxas de precipitação mais baixas. O aumento da elevação, por sua vez, levou a alterações na T_a nas áreas elevadas e conseqüentemente na GPP e ET.

Em relação às categorias de uso e ocupação do solo, as terras agrícolas se sobressaem com os valores mais altos de WUE em comparação com as demais categorias (Pastagem, Formação Savânica, Formação Florestal, Formação Campestre). Os resultados encontrados neste estudo são promissores em apontar a necessidade de compreensão da WUE e sua dinâmica associada aos fatores ambientais em consórcios agrícolas existentes e no futuro próximo. Assim, a metodologia adotada fornece informações essenciais para a promoção de gestões hídricas e melhorias no ambiente de produção agrícola, com vista a minimizar as respostas do ecossistema às mudanças climáticas.

REFERÊNCIAS

- Ahmadi, B., Ahmadalipour, A., Tootle, G., & Moradkhani, H. (2019). Remote sensing of water use efficiency and terrestrial drought recovery across the contiguous united states. *Remote Sensing*, 11(6), 731.
- Amatulli, G., Domisch, S., Tuanmu, M. N., Parmentier, B., Ranipeta, A., Malczyk, J., & Jetz, W. (2018). A suite of global, cross-scale topographic variables for environmental and biodiversity modeling. *Scientific data*, 5(1), 1-15.
- Bai, Y., Zha, T., Bourque, C. P. A., Jia, X., Ma, J., Liu, P., ... & Wu, Y. (2020). Variation in ecosystem water use efficiency along a southwest-to-northeast aridity gradient in China. *Ecological Indicators*, 110, 105932.
- Barros Santiago, Dimas; Barbosa, Humberto Alves; Correia Filho, Washington Luiz Félix. (2021). Alterações na eficiência do uso da água relacionadas com fatores climáticos e uso e ocupação do solo, na região do MATOPIBA. *Pesquisa, Sociedade e Desenvolvimento*, v. 10, n. 9, pág. e3010917891-e3010917891.
- Bisquerra, R., Sarriera, J. C., & Matínez, F. (2009). *Introdução à estatística: enfoque informático com o pacote estatístico SPSS*. Bookman Editora.
- Bolfe, É. L., Victória, D. D. C., Contini, E., Bayma-Silva, G., Spinelli-Araujo, L., & Gomes, D. (2016). Matopiba em crescimento agrícola Aspectos territoriais e socioeconômicos. *Revista de Política Agrícola*, 25(4), 38-62.
- Bourque, C. P. A., & Mir, M. A. (2012). Seasonal snow cover in the Qilian Mountains of Northwest China: Its dependence on oasis seasonal evolution and lowland production of water vapour. *Journal of Hydrology*, 454, 141-151.
- Buriol, G. A., Estefanel, V., Chagas, Á. C. D., & Eberhardt, D. (2007). Clima e vegetação natural do estado do Rio Grande do Sul segundo o diagrama climático de Walter e Lieth. *Ciência Florestal*, 17, 91-100.
- Cai, W. et al. (2020). Climate impacts of the El Niño–Southern Oscillation on South America. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(4), 215-231.
- Chapin, F. S., Matson, P. A., Mooney, H. A., & Vitousek, P. M. (2002). Principles of terrestrial ecosystem ecology.

Chen, C., Park, T., Wang, X., Piao, S., Xu, B., Chaturvedi, R. K., ... & Myneni, R. B. (2019). China and India lead in greening of the world through land-use management. *Nature sustainability*, 2(2), 122-129.

Chen, Y., Fang, G., Hao, H., & Wang, X. (2022). Water use efficiency data from 2000 to 2019 in measuring progress towards SDGs in Central Asia. *Big Earth Data*, 6(1), 90-102.

Cheng, L., Zhang, L., Wang, Y. P., Canadell, J. G., Chiew, F. H., Beringer, J., ... & Zhang, Y. (2017). Recent increases in terrestrial carbon uptake at little cost to the water cycle. *Nature Communications*, 8(1), 110.

Correia Filho, W. L. F., de Oliveira-Júnior, J. F., da Silva Junior, C. A., & Santiago, D. D. B. (2022). Influence of the El Niño–Southern Oscillation and the synoptic systems on the rainfall variability over the Brazilian Cerrado via Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station data. *International Journal of Climatology*, 42(6), 3308-3322.

Correia Filho, W. L. F., De Oliveira-Júnior, J. F., De Barros Santiago, D., De Bodas Terassi, P. M., Teodoro, P. E., De Gois, G., ... & Dos Santos, P. J. (2019). Rainfall variability in the Brazilian northeast biomes and their interactions with meteorological systems and ENOS via CHELSA product. *Big Earth Data*, 3(4), 315-337.

Correia, M. D. F., Aragão, M. R. D. S., Penaforte, A. G., de Medeiros, R. L. B. (2019). Características de Dutos Atmosféricos de Superfície no Semiárido Brasileiro. Anuário do Instituto de Geociências, 41(3), 375-381. http://dx.doi.org/10.11137/2018_3_375_381.

Costa, M. D. S., Oliveira-Júnior, J. F. D., Santos, P. J. D., Correia Filho, W. L. F., Gois, G. D., Blanco, C. J. C., ... & Jardim, A. M. D. R. F. (2021). Rainfall extremes and drought in Northeast Brazil and its relationship with El Niño–Southern Oscillation. *International Journal of Climatology*, 41, E2111-E2135.

Dalastra, G. M., De Moraes Echer, M., Guimarães, V. F., Brito, T. S., & Inagaki, A. M. (2020). Trocas gasosas e produtividade de tomateiro com diferentes hastes por planta. *Iheringia. Série Botânica.*, 75.

- De Oliveira, G., Brunzell, N. A., Moraes, E. C., Shimabukuro, Y. E., Bertani, G., dos Santos, T. V., & Aragao, L. E. (2017). Evaluation of MODIS-based estimates of water-use efficiency in Amazonia. *International Journal of Remote Sensing*, 38(19), 5291-5309.
- Diaz, M. B., Roberti, D. R., Carneiro, J. V., Souza, V. De A., & De Moraes, O. L. L. (2019). Dynamics of the superficial fluxes over a flooded rice paddy in southern Brazil. *Agricultural and Forest Meteorology*, 276-277, 107650. doi:10.1016/j.agrformet.2019.107650.
- Doble, R., Simmons, C., Jolly, I., & Walker, G. (2006). Spatial relationships between vegetation cover and irrigation-induced groundwater discharge on a semi-arid floodplain, Australia. *Journal of Hydrology*, 329(1-2), 75-97.
- Ferreira, M. E., Ferreira Jr, L. G., Miziara, F., & Soares-Filho, B. S. (2013). Modeling landscape dynamics in the central Brazilian savanna biome: future scenarios and perspectives for conservation. *Journal of Land Use Science*, 8(4), 403-421.
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., ... & Michaelsen, J. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific data*, 2(1), 1-21.
- Gomes, L., Simões, S. J., Dalla Nora, E. L., de Sousa-Neto, E. R., Forti, M. C., & Ometto, J. P. H. (2019). Agricultural expansion in the Brazilian Cerrado: Increased soil and nutrient losses and decreased agricultural productivity. *Land*, 8(1), 12.
- Guerrieri, R., Belmecheri, S., Ollinger, S. V., Asbjornsen, H., Jennings, K., Xiao, J., ... & Richardson, A. D. (2019). Disentangling the role of photosynthesis and stomatal conductance on rising forest water-use efficiency. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(34), 16909-16914.
- Guha, S., & Govil, H. (2021). An assessment on the relationship between land surface temperature and normalized difference vegetation index. *Environment, Development and Sustainability*, 23, 1944-1963.
- Guo, L., Sun, F., Liu, W., Zhang, Y., Wang, H., Cui, H., ... & Du, B. (2019). Response of ecosystem water use efficiency to drought over China during 1982–2015: spatiotemporal variability and resilience. *Forests*, 10(7), 598.

He, L., Li, Z. L., Wang, X., Xie, Y., & Ye, J. S. (2021). Lagged precipitation effect on plant productivity is influenced collectively by climate and edaphic factors in drylands. *Science of the Total Environment*, 755, 142506.

Horion, S., Ivits, E., De Keersmaecker, W., Tagesson, T., Vogt, J., & Fensholt, R. (2019). Mapping European ecosystem change types in response to land-use change, extreme climate events, and land degradation. *Land Degradation & Development*, 30(8), 951-963.

Hou, Q., Pei, T., Yu, X., Chen, Y., Ji, Z., & Xie, B. (2022). The seasonal response of vegetation water use efficiency to temperature and precipitation in the Loess Plateau, China. *Global Ecology and Conservation*, 33, e01984.

Huang, L., He, B., Han, L., Liu, J., Wang, H., & Chen, Z. (2017). A global examination of the response of ecosystem water-use efficiency to drought based on MODIS data. *Science of the Total Environment*, 601, 1097-1107.

Huang, M., Piao, S., Ciais, P., Peñuelas, J., Wang, X., Keenan, T. F., ... & Janssens, I. A. (2019). Air temperature optima of vegetation productivity across global biomes. *Nature ecology & evolution*, 3(5), 772-779.

IBGE– Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Organização do Território. (2021). < <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html?=&t=downloads>> (accessed on 10 January 2022).

Ito, A., & Inatomi, M. (2012). Water-use efficiency of the terrestrial biosphere: a model analysis focusing on interactions between the global carbon and water cycles. *Journal of Hydrometeorology*, 13(2), 681-694.

Jia, X., Zha, T., Gong, J., Wang, B., Zhang, Y., Wu, B., ... & Peltola, H. (2016). Carbon and water exchange over a temperate semi-arid shrubland during three years of contrasting precipitation and soil moisture patterns. *Agricultural and forest meteorology*, 228, 120-129.

Jiang, H., Xu, X., Guan, M., Wang, L., Huang, Y., & Jiang, Y. (2020). Determining the contributions of climate change and human activities to vegetation dynamics in agro-pastoral transitional zone of northern China from 2000 to 2015. *Science of the Total Environment*, 718, 134871.

- Jin, Z., Liang, W., Yang, Y., Zhang, W., Yan, J., Chen, X., ... & Mo, X. (2017). Separating vegetation greening and climate change controls on evapotranspiration trend over the Loess Plateau. *Scientific reports*, 7(1), 1-15.
- Keenan, T. F., Hollinger, D. Y., Bohrer, G., Dragoni, D., Munger, J. W., Schmid, H. P., & Richardson, A. D. (2013). Increase in forest water-use efficiency as atmospheric carbon dioxide concentrations rise. *Nature*, 499(7458), 324-327.
- Kong, Q., Guerreiro, S. B., Blenkinsop, S., Li, X. F., & Fowler, H. J. (2020). Increases in summertime concurrent drought and heatwave in Eastern China. *Weather and Climate Extremes*, 28, 100242.
- Lahsen, M., Bustamante, M. M., & Dalla-Nora, E. L. (2016). Undervaluing and overexploiting the Brazilian Cerrado at our peril. *Environment: science and policy for sustainable development*, 58(6), 4-15.
- Lavergne, A., Graven, H., De Kauwe, M. G., Keenan, T. F., Medlyn, B. E., & Prentice, I. C. (2019). Observed and modelled historical trends in the water-use efficiency of plants and ecosystems. *Global change biology*, 25(7), 2242-2257.
- Li, H., Zhu, J., Zhang, F., He, H., Yang, Y., Li, Y., ... & Zhou, H. (2019). Growth stage-dependant variability in water vapor and CO₂ exchanges over a humid alpine shrubland on the northeastern Qinghai-Tibetan Plateau. *Agricultural and Forest Meteorology*, 268, 55-62.
- Li, W., Du, J., Li, S., Zhou, X., Duan, Z., Li, R., ... & Li, M. (2019). The variation of vegetation productivity and its relationship to temperature and precipitation based on the GLASS-LAI of different African ecosystems from 1982 to 2013. *International journal of biometeorology*, 63, 847-860.
- Li, W., Migliavacca, M., Forkel, M., Denissen, J. M., Reichstein, M., Yang, H., ... & Orth, R. (2022). Widespread increasing vegetation sensitivity to soil moisture. *Nature Communications*, 13(1), 3959.
- Liu, N., Sun, P., Caldwell, P. V., Harper, R., Liu, S., & Sun, G. (2020). Trade-off between watershed water yield and ecosystem productivity along elevation gradients on a complex terrain in southwestern China. *Journal of Hydrology*, 590, 125449. doi:10.1016/j.jhydrol.2020.125449

- Liu, W., Yang, L., Zhu, M., Adamowski, J. F., Barzegar, R., Wen, X., & Yin, Z. (2021). Effect of elevation on variation in reference evapotranspiration under climate change in Northwest China. *Sustainability*, 13(18), 10151.
- Liu, X., Liu, C., Fan, B., Li, L., Tan, B., Jin, Z., ... & Liu, T. (2022). Spatial responses of ecosystem water-use efficiency to hydrothermal and vegetative gradients in alpine grassland ecosystem in drylands. *Ecological Indicators*, 141, 109064.
- Liu, Y., Xiao, J., Ju, W., Zhou, Y., Wang, S., & Wu, X. (2015). Water use efficiency of China's terrestrial ecosystems and responses to drought. *Scientific reports*, 5(1), 1-12.
- Ma, Y.-J., Li, X.-Y., Liu, L., Yang, X.-F., Wu, X.-C., Wang, P., ... Miao, C.-Y. (2019). *Evapotranspiration and its dominant controls along an elevation gradient in the Qinghai Lake watershed, northeast Qinghai-Tibet Plateau*. *Journal of Hydrology*, 575, 257–268. doi:10.1016/j.jhydrol.2019.05.019
- Magalhães, I. B., de Paula Pereira, A. S. A., Calijuri, M. L., do Carmo Alves, S., dos Santos, V. J., & Lorentz, J. F. (2020). Brazilian Cerrado and Soy moratorium: Effects on biome preservation and consequences on grain production. *Land use policy*, 99, 105030.
- Maltais-Landry, G., & Lobell, D. B. (2012). Evaluating the contribution of weather to maize and wheat yield trends in 12 US counties. *Agronomy journal*, 104(2), 301-311.
- Melton, F. S., Huntington, J., Grimm, R., Herring, J., Hall, M., Rollison, D., ... & Anderson, R. G. (2022). OpenET: Filling a critical data gap in water management for the western United States. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 58(6), 971-994.
- Miranda, E. E. MATOPIBA Delimitação, Caracterização, Desafios E Oportunidades Para O Desenvolvimento. Campinas, SP: Embrapa GITE, 2015. Disponível Em: <<https://www.embrapa.br/gite/projetos/MATOPIBA/MATOPIBA.html>>. Acesso Em: 01 Jan. 2020.
- Miranda, E. E., Magalhães, L. A., & Carvalho, C. A. (2014). Nota técnica nº 1: proposta de delimitação territorial do MATOPIBA. Embrapa. Disponível em: https://www.embrapa.br/gite/publicacoes/NT1_DelimitacaoMatopiba.pdf

Mo, X., Liu, S., Lin, Z., Xu, Y., Xiang, Y., & McVicar, T. R. (2005). Prediction of crop yield, water consumption and water use efficiency with a SVAT-crop growth model using remotely sensed data on the North China Plain. *Ecological Modelling*, 183(2-3), 301-322.

Mubeen, M., Ahmad, A., Hammad, H. M., Awais, M., Farid, H. U., Saleem, M., ... & Nasim, W. (2020). Evaluating the climate change impact on water use efficiency of cotton-wheat in semi-arid conditions using DSSAT model. *Journal of Water and Climate Change*, 11(4), 1661-1675.

Nandy, S., Saranya, M., & Srinet, R. (2022). Spatio-temporal variability of water use efficiency and its drivers in major forest formations in India. *Remote Sensing of Environment*, 269, 112791.

Nielsen, U. N., & Ball, B. A. (2015). Impacts of altered precipitation regimes on soil communities and biogeochemistry in arid and semi-arid ecosystems. *Global change biology*, 21(4), 1407-1421.

Niu, J., Kang, S., Zhang, X., & Fu, J. (2019). Vulnerability analysis based on drought and vegetation dynamics. *Ecological indicators*, 105, 329-336.

Oliveira-Júnior, J. F., Da Silva Junior, C. A., Teodoro, P. E., Rossi, F. S., Blanco, C. J. C., Lima, M., Gois, G.; Correia Filho, W. L. F; Santiago, D. B. & Vanderley, M. H. G. D. S. (2021). Confronting CHIRPS dataset and in situ stations in the detection of wet and drought conditions in the Brazilian Midwest. *International Journal of Climatology*. <https://doi.org/10.1002/joc.7080>.

Oliveira-Junior, J. F., Xavier, F. M. G., Teodoro, P. E., Gois, G. D., & Delgado, R. C. (2017). Cluster analysis identified rainfall homogeneous regions in Tocantins State, Brazil. *Bioscience Journal*, 33(2), 333-340.

Projeto MapBiomias – Coleção 5.0 da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso do Solo do Brasil. Disponível em: <<https://mapbiomas.org/o-projeto>>. Accessed on 10 January 2022.

QGIS - Quantum Geographic Information System. Quantum GIS Geographic Information System. V. 3.4.6. Open Source Geospatial Foundation Project, 2019.

R Development Core Team, (2020). R: A Language And Environment For Statistical Computing. R Foundation For Statistical Computing, Vienna, Austria, [Http://Www.R-Project.Org](http://www.R-Project.Org), ISBN 3-900051-07-0.

Sano, E. E., Rosa, R., Brito, J. L., & Ferreira, L. G. (2010). Land cover mapping of the tropical savanna region in Brazil. *Environmental monitoring and assessment*, 166, 113-124.

Santiago, D. D. B., Barbosa, H. A., Correia Filho, W. L. F., & Oliveira-Júnior, J. F. D. (2022a). Interactions of Environmental Variables and Water Use Efficiency in the Matopiba Region via Multivariate Analysis. *Sustainability*, 14(14), 8758.

Santiago, D. D. B., Barbosa, H. A., Correia Filho, W. L. F., Oliveira-Júnior, J. F. D., Paredes-Trejo, F., & de Oliveira Buriti, C. (2022b). Variability of Water Use Efficiency Associated with Climate Change in the Extreme West of Bahia. *Sustainability*, 14(23), 16004.

Silva, A. S. A. D., Barreto, I. D. D. C., Cunha-Filho, M., Menezes, R. S. C., Stosic, B., & Stosic, T. (2022). Spatial and Temporal Variability of Precipitation Complexity in Northeast Brazil. *Sustainability*, 14(20), 13467.

Song, Q. H., Fei, X. H., Zhang, Y. P., Sha, L. Q., Liu, Y. T., Zhou, W. J., ... & Liu, Y. H. (2017). Water use efficiency in a primary subtropical evergreen forest in Southwest China. *Scientific reports*, 7(1), 1-10.

Soterroni, A. C., et al. (2019). Expanding the soy moratorium to Brazil's Cerrado. *Science advances*, 5(7), eaav7336. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aav7336>.

Spyrides, C. (2020). Caracterização da variabilidade da Precipitação no MATOPIBA, região produtora de soja. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 13(04), 1425-1441.

Sun, H., Bai, Y., Lu, M., Wang, J., Tuo, Y., Yan, D., & Zhang, W. (2021). Drivers of the water use efficiency changes in China during 1982–2015. *Science of the Total Environment*, 799, 149145.

Sun, H., Chen, L., Yang, Y., Lu, M., Qin, H., Zhao, B., ... & Yan, D. (2022). Assessing variations in water use efficiency and linkages with land-use changes using three

different data sources: A case study of the Yellow River, China. *Remote Sensing*, 14(5), 1065.

Valverde, M. C., & Marengo, J. A. (2010). Mudanças na circulação atmosférica sobre a América do Sul para cenários futuros de clima projetados pelos modelos globais do IPCC AR4. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 25, 125-145.

Wang, L., Li, M., Wang, J., Li, X., & Wang, L. (2020). An analytical reductionist framework to separate the effects of climate change and human activities on variation in water use efficiency. *Science of the Total Environment*, 727, 138306.

Weber, E.; Hasenack, H.; Ferreira, C.J.S. *Adaptação do Modelo Digital de Elevação do Srtm Para O Sistema de Referência Oficial Brasileiro E Recorte Por Unidade da Federação*; UFRGS Centro de Ecologia: Porto Alegre, Brazil, 2004; Available online: <https://sosgisbr.com/2011/06/18/modelos-digitais-de-elevacao-do-srtm-no-formato-geotiff/> (accessed on 3 June 2022).

Wilcox, K. R., Blumenthal, D. M., Kray, J. A., Mueller, K. E., Derner, J. D., Ocheltree, T., & Porensky, L. M. (2021). Plant traits related to precipitation sensitivity of species and communities in semiarid shortgrass prairie. *New Phytologist*, 229(4), 2007-2019.

Wopereis, M. C. S., Bouman, B. A. M., Kropff, M. T., Ten Berge, H. F. M., & Maligaya, A. R. (1994). Water use efficiency of flooded rice fields I. Validation of the soil-water balance model SAWAH. *Agricultural Water Management*, 26(4), 277-289.

Wu, L., Ma, X., Dou, X., Zhu, J., & Zhao, C. (2021). Impacts of climate change on vegetation phenology and net primary productivity in arid Central Asia. *Science of The Total Environment*, 796, 149055.

Xiangyang, S., Genxu, W., Mei, H., Ruiying, C., Zhaoyong, H., Chunlin, S., & Juying, S. (2019). The asynchronous response of carbon gain and water loss generate spatio-temporal pattern of WUE along elevation gradient in southwest China. *Journal of Hydrology*, 124389. doi:10.1016/j.jhydrol.2019.124389

Xie, J., Zha, T., Zhou, C., Jia, X., Yu, H., Yang, B., ... & Peltola, H. (2016). Seasonal variation in ecosystem water use efficiency in an urban-forest reserve affected by periodic drought. *Agricultural and Forest Meteorology*, 221, 142-151.

Yamori, W. (2020). Photosynthesis and respiration. *Plant Factory*, 197–206. doi:10.1016/b978-0-12-816691-8.00012-1

Yang, H., Rood, S. B., & Flanagan, L. B. (2019). Controls on ecosystem water-use and water-use efficiency: Insights from a comparison between grassland and riparian forest in the northern Great Plains. *Agricultural and Forest Meteorology*, 271, 22-32.

Yang, S., Zhang, J., Zhang, S., Wang, J., Bai, Y., Yao, F., & Guo, H. (2020). The potential of remote sensing-based models on global water-use efficiency estimation: An evaluation and intercomparison of an ecosystem model (BESS) and algorithm (MODIS) using site level and upscaled eddy covariance data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 287, 107959.

Yang, Y., Guan, H., Batelaan, O., McVicar, T. R., Long, D., Piao, S., ... & Simmons, C. T. (2016). Contrasting responses of water use efficiency to drought across global terrestrial ecosystems. *Scientific reports*, 6(1), 23284.

Yu, G. R., Wang, Q. F., & Zhuang, J. (2004). Modeling the water use efficiency of soybean and maize plants under environmental stresses: application of a synthetic model of photosynthesis-transpiration based on stomatal behavior. *Journal of Plant Physiology*, 161(3), 303-318.

Zhang, J., Ren, W., An, P., Pan, Z., Wang, L., Dong, Z., ... & Tian, H. (2015b). Responses of crop water use efficiency to climate change and agronomic measures in the semiarid area of northern China. *PloS one*, 10(9), e0137409.

Zhang, L., Tian, J., He, H., Ren, X., Sun, X., Yu, G., ... & Lv, L. (2015a). Evaluation of water use efficiency derived from MODIS products against eddy variance measurements in China. *remote sensing*, 7(9), 11183-11201.

Zhang, Y., Kong, D., Gan, R., Chiew, F. H., McVicar, T. R., Zhang, Q., & Yang, Y. (2019). Coupled estimation of 500 m and 8-day resolution global evapotranspiration and gross primary production in 2002–2017. *Remote sensing of environment*, 222, 165-182.

Zhang, Y., Xu, M., Chen, H., & Adams, J. (2009). Global pattern of NPP to GPP ratio derived from MODIS data: effects of ecosystem type, geographical location and climate. *Global Ecology and Biogeography*, 18(3), 280-290.

Zheng, C., & Wang, Q. (2014). Spatiotemporal variations of reference evapotranspiration in recent five decades in the arid land of Northwestern China. *Hydrological Processes*, 28(25), 6124-6134.

Zheng, H., Lin, H., Zhou, W., Bao, H., Zhu, X., Jin, Z., ... & Tang, Y. (2019). Revegetation has increased ecosystem water-use efficiency during 2000–2014 in the Chinese Loess Plateau: Evidence from satellite data. *Ecological Indicators*, 102, 507-518.

Zheng, H., Lin, H., Zhu, X. J., Jin, Z., & Bao, H. (2019). Divergent spatial responses of plant and ecosystem water-use efficiency to climate and vegetation gradients in the Chinese Loess Plateau. *Global and Planetary Change*, 181, 102995.

Zhou, Q., Zhang, Y., & Wu, F. (2021). Evaluation of the most proper management scale on water use efficiency and water productivity: A case study of the Heihe River Basin, China. *Agricultural Water Management*, 246, 106671.

CAPÍTULO 5

VARIABILIDADE DA EFICIÊNCIA DO USO DA ÁGUA ASSOCIADA ÀS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NO EXTREMO OESTE DA BAHIA

(Artigo publicado na Revista **Sustainability** - <https://doi.org/10.3390/su142316004>)

Impact Factor: 3.889 (2021), **Qualis CAPES (2020):** A2 (ISSN: 2071-1050)

RESUMO

A água tem se tornado cada vez mais importante nas implementações agrícolas ao longo dos anos, assim como a necessidade de gestão da água. Assim, a Eficiência do Uso da Água (WUE) tem sido utilizada como uma forma alternativa de detectar a variabilidade da gestão da água com base no ciclo carbono-água. O estudo teve como objetivo mapear e quantificar a distribuição espaço-temporal da WUE com base em suas interações com as mudanças ambientais com foco em uma área agrícola no extremo oeste da Bahia, Nordeste do Brasil (NEB). Para a estimativa da WUE, os Produtos de Produtividade Primária Bruta (GPP) e Evapotranspiração (ET) da Coleção 6 MODIS com uma resolução espacial de $0,05^\circ \times 0,05^\circ$ foram obtidos no site Earth Explorer. Posteriormente, as anomalias da WUE anuais foram calculadas com base no período de 2001 a 2019. Os resultados obtidos indicaram que os maiores valores de GPP (580 gC/m^2), ET (3000 mm) e WUE ($3,5 \text{ gC/mm}\cdot\text{m}^2$) ocorreram em áreas agrícolas associadas a tratos culturais e inserção de irrigação, o que promoveu maiores valores de WUE e conseqüentemente um aumento da produtividade agrícola na região de estudo. Além disso, houve uma influência marcante das fases do modo de variabilidade climática El Niño-Oscilação Sul (ENOS) sobre a variabilidade anual da WUE, com uma redução de 96% durante a fase La Niña de 2016 (e um aumento de 89% durante o El Niño de 2005). Durante os eventos El Niño, a vegetação teve maior eficiência decorrente da adaptação da vegetação para manter o balanço carbono-água, utilizando a água de forma mais eficiente. Porém, durante eventos La Niña, com precipitação excessiva, houve uma interferência na que por meio do efeito na absorção de radiação e nutrientes para os processos biofísicos da vegetação e da agricultura e, conseqüentemente, para a produção agrícola. A utilização da WUE para a agricultura é de extrema importância principalmente no Brasil e em países cuja economia tem base na produção primária. Informações sobre como a vegetação (nativa ou agrícola) responde às interações com o meio ambiente auxiliam na tomada de decisões sobre o manejo da água, podendo diminuir as perdas ou danos agrícolas causados pela falta de água.

Palavras-chave: Fatores ambientais; Eficiência do uso da água; Oeste Baiano; Áreas agrícolas

5.1 INTRODUÇÃO

Ao longo dos anos, o comportamento da vegetação diante das variações climáticas e antrópicas vem sendo amplamente discutido (GU et al., 2018; RAZA et al., 2019; THONFELD et al., 2020). A eficiência do uso da água (WUE) e a razão entre a assimilação de carbono (C) e a perda de água (H₂O) refletem a interação entre os ciclos de C e H₂O. A WUE é um indicador do acoplamento entre os ciclos da água e do carbono (ZHANG et al., 2014; YUAN et al., 2020). As respostas fisiológicas da vegetação às mudanças ambientais em termos de WUE (BARROS SANTIAGO et al., 2021) são fundamentais porque as mudanças nos ciclos do carbono e da água têm um impacto sobre esta variável (XUE et al., 2015).

Entender o papel do tipo de vegetação no comportamento da WUE é essencial uma vez que cada tipo apresenta características diferentes quando condicionado ao estresse hídrico (WU et al., 2017). Nesse respeito, nos referimos às florestas tropicais (por exemplo, Amazônia) para entender o papel do tipo de vegetação na WUE em escala regional no que se refere ao ciclo da água (DE OLIVEIRA et al., 2017), da mesma forma que as savanas são condicionadas para a produção agrícola (SANI et al., 2008).

A análise da WUE fornece informações valiosas para a avaliação dos impactos das mudanças climáticas, déficit de irrigação e gestão de estratégias para promover a produtividade do ecossistema (TANG et al., 2015). A WUE é a razão entre a produtividade primária bruta (GPP) e a evapotranspiração (ET) de forma relativamente homogênea (LAW et al., 2002). A produtividade primária bruta corresponde ao processo denominado fotossíntese e constitui um dos principais meios de controle da troca atmosfera-biosfera de dióxido de carbono (CO₂) (ALMEIDA et al., 2018; CHAGAS et al., 2019; FU et al., 2020). A ET é definida como a soma da água perdida por transpiração das culturas e por evaporação do solo (CORREIA FILHO et al., 2020).

A WUE é condicionada por mudanças nos fatores ambientais e climáticos (temperatura do ar, precipitação e elevação) (ZHANG et al., 2014; NIU et al., 2011; COLLADOS-LARA et al., 2021; CHANG et al., 2021). Essas mudanças, por sua vez, podem ser influenciadas pelo rápido crescimento populacional e pela modificação da vegetação nativa, pois esses fatores interferem na quantidade de CO₂ na atmosfera e, conseqüentemente, no desempenho da vegetação e seu ciclo carbono-água

(QUAN et al., 2018). Quanto aos aspectos climáticos (precipitação e variabilidade da temperatura do ar), o clima do Nordeste Brasileiro (NEB) é modulado pelo El Niño-Oscilação Sul (ENOS) (CORREIA FILHO et al., 2019; MEDEIROS et al., 2021), destacando-se o Gradiente Inter-hemisférico de Temperatura da Superfície do Mar Atlântico (GradATL) (LYRA et al., 2017; COSTA et al., 2021). Esses modos de variabilidade modificam o padrão de circulação e, conseqüentemente, a intensidade e a frequência dos sistemas meteorológicos nas escalas regional e global, bem como nas escalas sazonal e anual, conforme observado principalmente no regime de precipitação (KAYANO et al., 2013; MARENGO et al., 2016; OLIVEIRA-JÚNIOR et al., 2021; CORREIA FILHO et al., 2021).

Mudanças no regime de precipitação influenciam o desenvolvimento da vegetação devido à estreita relação entre disponibilidade de água e produtividade (CHAVES et al., 2011; KHALID et al., 2019). O crescimento vegetal varia de acordo com a quantidade de água disponível no ambiente e, embora as plantas absorvam água através de toda a sua superfície corporal, a maior parte do suprimento vem do solo (PAIVA et al., 2006; HATFIELD et al., 2018). De acordo com KRAMER et al. (1995) e SALEHI-LISAR et al. (2016), a disponibilidade hídrica tem forte influência sobre a produtividade agrícola, principalmente na região do extremo oeste da Bahia, uma região de agricultura científica e/ou moderna de alta tecnologia. Esse perfil é resultado da expansão das monoculturas motivadas pela expansão do agronegócio globalizado em áreas do Cerrado brasileiro, que tem se destacado economicamente no cultivo de grãos, principalmente soja, milho e algodão (MONDARDO et al., 2010; SOUZA BARBOSA et al., 2018). O presente estudo teve como objetivo mapear e quantificar a distribuição espaço-temporal da WUE com base em suas interações ambientais na região do extremo oeste da Bahia no NEB.

5.2 MATERIAL E MÉTODOS

5.2.1 Área de estudo

O estado da Bahia é dividido em sete mesorregiões: região mais ocidental da Bahia; Vale do São Francisco da Bahia; centro-norte da Bahia; nordeste baiano; Região Metropolitana de Salvador; centro-sul baiano; e sul da Bahia. Neste trabalho, focaremos na região do extremo oeste da Bahia (Figura 16), que é composta por três microrregiões (Barreiras, Cotegipe e Santa Maria da Vitória) e 24 municípios. Sua área total é de aproximadamente 116.787 km², correspondendo a cerca de 20% do território estadual (FERNANDES et al., 2009). As feições de relevo localizam-se em altitudes gerais inferiores a 500 m, podendo atingir 1200 m (BATISTELLA et al., 2002). Parte da vegetação da região do extremo oeste da Bahia está localizada no bioma Cerrado, que na Bahia compreende aproximadamente 207 milhões de hectares, equivalente a 24% do território nacional (BATISTELLA et al., 2002). O clima da região é caracterizado por duas estações: (i) chuvosa, entre outubro e abril, e (ii) seca, entre maio e setembro. A precipitação média anual é de 500-1500 mm, e a temperatura média anual varia entre 21,3 °C e 27,2 °C (LEIVAS et al., 2021).

Os solos são intemperados, profundos, bem drenados, de baixa fertilidade natural e acidez acentuada. Classificam-se em Latossolos, Concrecionários, Podzólicos, Litológicos, Cambissolos, Terras Púrpuras, Areias Quartzosas, Lateritos Hidromórficos e Glaws (DO NASCIMENTO & REUSS-STRENZEL, 2015). Três importantes sub-bacias, Grande ao norte, Corrente ao centro, e Carinhanha ao sul, realizam a drenagem do sistema hidrográfico para o rio São Francisco, localizado a leste do Chapadão. Além disso, constitui uma vasta região geográfica dominada por um planalto suavemente sedimentar dissecado por rios perenes que desaguam no rio São Francisco (PIMENTEL et al., 2011).

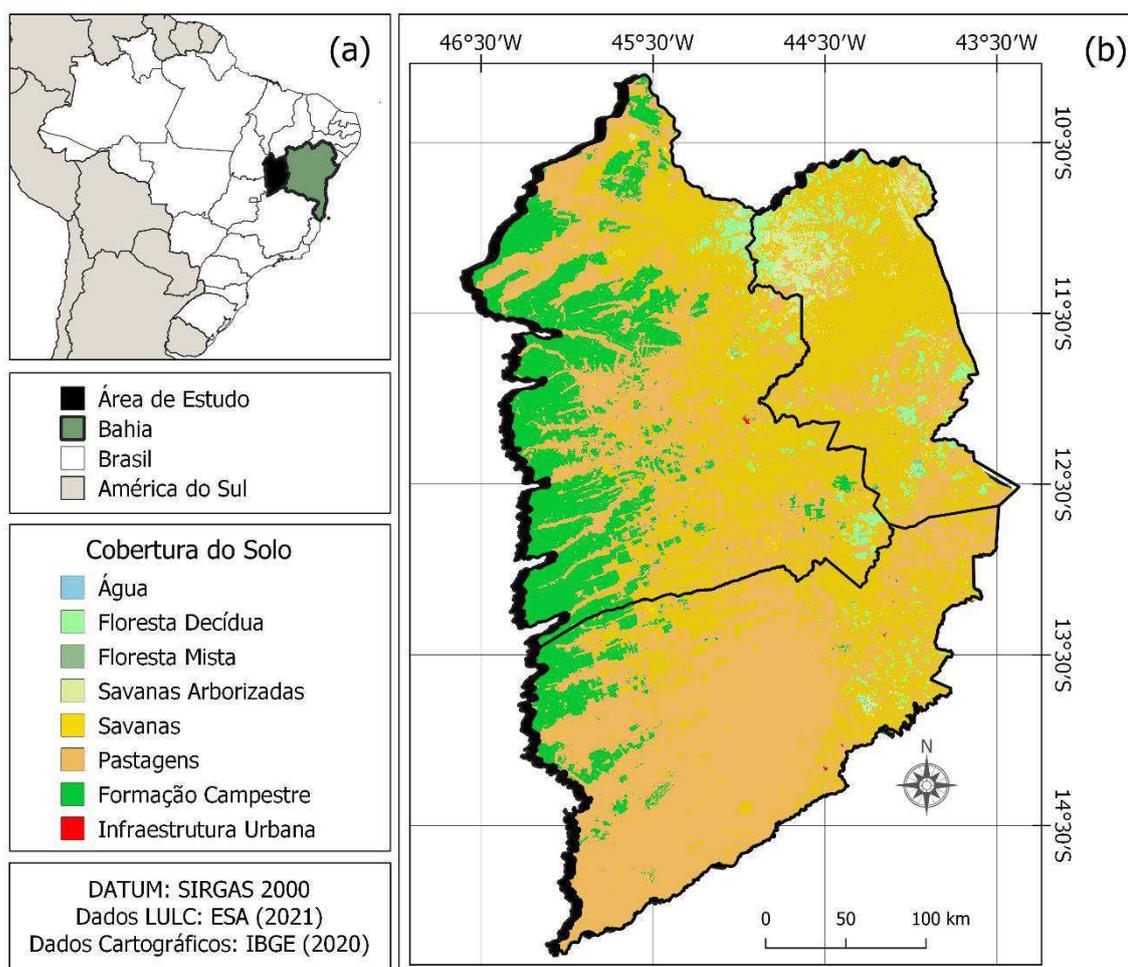


Figura 16. Localização geográfica no Brasil (a) e cobertura do solo (b) da região do extremo oeste da Bahia. Fonte dos dados de Cobertura do Solo: ESA (2021). Autor (2021).

5.2.2 Dados

Para analisar o padrão da WUE, os dados foram inicialmente obtidos da 6ª versão dos produtos Produtividade Primária Bruta (GPP, MOD17A2), Evapotranspiração (ET, MOD16A2) e Temperatura da Superfície Terrestre (LST, MOD11A2) obtidos do Espectrorradiômetro de Imagem de Resolução Moderada (MODIS), com resolução espacial de 1 km × 1 km, obtido no site Earth Explorer (disponível online: <https://earthexplorer.usgs.gov>, acessado em 10 de julho de 2020). Além disso, dados anuais de precipitação acumulada para 2001–2019 foram obtidos a partir dos dados de precipitação por infravermelho do Climate Hazard Group com estação (CHIRPS). Este produto foi verificado por autores como

OLIVEIRA-JÚNIOR et al. (2021) e FUNK et al. (2015) no NEB e [28] no Cerrado brasileiro, com resolução espacial de 0,05° × 0,05° (disponível online: <https://data.chc.ucsb.edu/products/CHIRPS-2.0/>, acessado em 10 de julho de 2020). A extração, manipulação e cálculo foram executados usando os softwares R versão 3.6.3 (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2020) e Quantum GIS (QGIS) versão 3.4.6 (QGIS CORE TEAM, 2019).

5.2.3 Metodologia

5.2.3.1 Cálculo da Eficiência do Uso da Água (WUE)

A WUE foi calculada como a razão entre GPP e ET, conforme a Equação (36) (DIAZ et al., 2019; WANG et al., 2020).

$$WUE = \frac{GPP}{ET} \quad (36)$$

Em que: WUE é dada em gC/mm·m², GPP é dada em gC/m² e ET é dada em mm.

5.2.3.2 Análise de Correlação de Pearson

Para avaliar as interações entre variáveis ambientais e meteorológicas, foi aplicada a análise de correlação de Pearson (Tabela 5) MUKAKA, 2012).

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2][\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2]}} \quad (37)$$

Tabela 5. Classificação dos coeficientes de correlação de Pearson.

Coeficiente	Interpretação
1.00 (-1,00)	Correlação positiva (negativa) perfeita
0.80 (-0,80) ≤ r ≤ 1,00 (-1.00)	Correlação positiva (negativa) muito alta
0.60 (-0,60) ≤ r ≤ 0,80 (-0.80)	Correlação positiva (negativa) alta

$0.40 (-0,40) \leq r \leq 0,60 (-0.60)$	Correlação positiva (negativa) moderada
$0.20 (-0,20) \leq r \leq 0,40 (-0.40)$	Correlação positiva (negativa) baixa
$0 \leq r \leq 0,20 (-0.20)$	Correlação positiva (negativa) muito baixa
0	Correlação nula

Source: Bisquerra; Sarriera & Martínez, 2004, p. 147.

5.2.3.2 Anomalias WUE

As anomalias anuais da WUE foram obtidas com base no valor do ano de referência subtraído da média da WUE durante o período de 2001 a 2019. Posteriormente, para avaliar o padrão anômalo da WUE na escala interanual, foram usados eventos ENOS com base no Oceanic Niño Index (ONI) (HUANG et al., 2016). Esses eventos ENOS são baseados em anomalias mensais da temperatura da superfície do mar (ASST, *Anomaly of Sea Surface Temperature*) na região equatorial do Pacífico conhecida como região Niño 3.4, de acordo com a Tabela 6. Quando a ASST é superior a 0,5 °C, a anomalia é classificada como El Niño (fase quente); quando o sinal é contrário, ou seja, ASST abaixo de -0,5 °C, é classificada como La Niña (fase fria) (CORREIA FILHO et al., 2019; MATZENAUER et al., 2017). Oito anos foram selecionados para análise com base no padrão do ONI: (a) La Niña (2001, 2007, 2012 e 2016); (b) El Niño (2003, 2005, 2010 e 2019).

Tabela 6. Eventos ENOS de intensidade moderada e intensa (ASST +/- 0,5 °C) para o período 1999–2019.

Events	Years
El Niño	2002-2003, 2006-2007, 2009-2010, 2015-2016, 2018-2019
La Niña	1999-2001, 2005-2006, 2007-2009, 2010-2012, 2017-2018

Fonte: Adaptado de Correia Filho et al. (2019).

5.3 RESULTADOS

5.3.1 Distribuição espacial de GPP, ET e WUE

Em termos das distribuições espaciais médias de GPP, ET e WUE em 19 anos (Figura 16), os valores máximos foram de 580 gC/m^2 , 3000 mm e $3,5 \text{ gC/mm}\cdot\text{m}^2$, respectivamente. Os valores de GPP ficaram, em sua maioria, entre 340 e 580 gC/m^2 (Figura 17a), com os menores valores na região oeste, na divisa do estado da Bahia com Tocantins (a noroeste do extremo oeste da Bahia) e Goiás (ao sudoeste do extremo oeste da Bahia). Os valores médios de ET tiveram distribuição espacial semelhante à do GPP (Figura 17b), com os menores valores ($\leq 1350 \text{ mm}$) na porção oeste e variação de 1600 a 2100 mm .

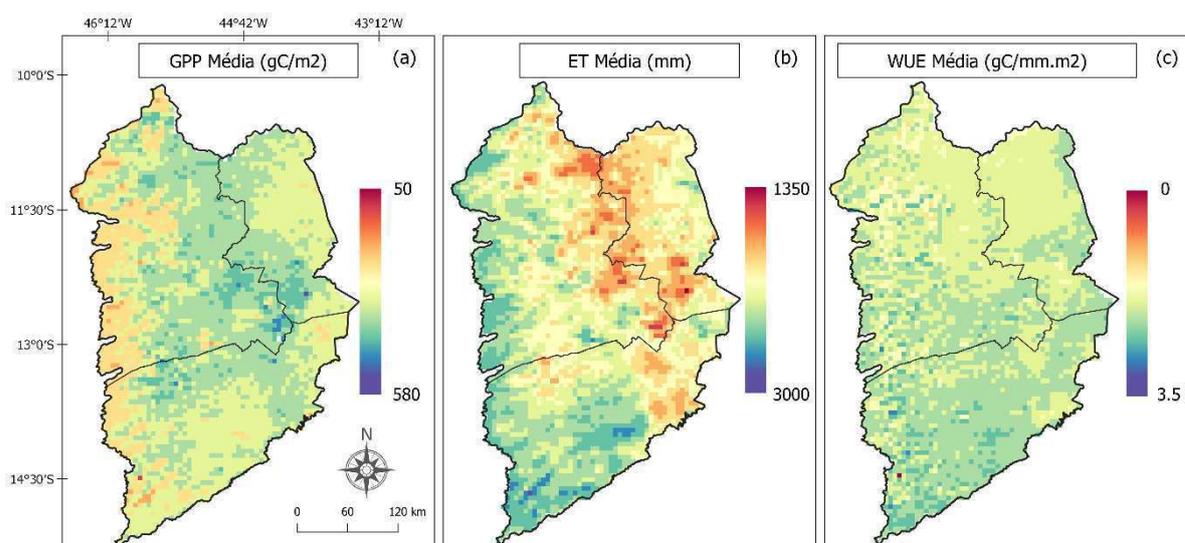


Figura 17. Distribuição espacial média de (a) GPP (gC/m^2), (b) ET (mm) e (c) WUE ($\text{gC/mm}\cdot\text{m}^2$) ao longo dos anos de 2001 e 2019.

Os maiores valores de GPP ($\cong 580 \text{ gC/m}^2$) e ET ($\cong 3000 \text{ mm}$) foram encontrados na porção central da região do extremo oeste da Bahia, em direção ao norte. Essas áreas possuem vegetação natural, o que pode ter promovido as maiores ET e GPP. Os autores Frankenberg et al. (2011) e Ma et al. (2018) descobriram que as áreas de vegetação densa e florestas sempre verdes de folhas largas tinham o GPP total anual mais alto.

A Figura 17c mostra a distribuição dos valores médios da WUE. Houve uma exceção, uma área de solo exposto na porção sudoeste com valores zero destacados em vermelho. Predominaram valores entre 2,0 e 2,5 gC/mm·m². Os maiores valores, entre 3,0 e 3,5 gC/mm·m², foram observados nas porções oeste e sudoeste da microrregião de Santa Maria da Vitória.

5.3.2 Fatores meteorológicos associados a mudanças na WUE

Os resultados das estatísticas descritivas da WUE, precipitação e LST são apresentados na Tabela 7 e (Figura 18). Diferenças significativas na WUE foram observadas entre as estações seca (Figura 18a) e chuvosa (Figura 18d), com valores máximo, mínimo e médio de 1,33 gC/mm·m², 0,45 gC/mm·m² e 0,93 gC/mm·m², respectivamente.

Esse resultado indica uma possível influência da precipitação nos valores de WUE, uma vez que a precipitação média total entre as estações chuvosa e seca diferiu em aproximadamente 136 mm. A baixa precipitação na estação seca associada a altas temperaturas (diferença de 4,2 °C entre as estações seca e chuvosa) estimula os processos biofísicos, resultando nos maiores valores de WUE nos períodos secos, conforme mostrado na Tabela 6.

Tabela 7. Comparação dos valores de WUE, precipitação e LST durante a estação seca e chuvosa.

	Mínimo	Mediana	Média	Maximo
WUE (Período Seco)	1.95	2.83	2.84	3.69
WUE (Período Chuvoso)	1.50	1.89	1.92	2.36
Precipitação (Período Seco)	2.72	5.60	6.30	12.42
Precipitação (Período Chuvoso)	102.90	136.90	136.90	180.10
LST (Período Seco)	26.96	30.09	30.14	33.30
LST (Período Chuvoso)	23.02	25.75	25.91	28.62

A Figura 18 mostra a variabilidade espacial da WUE durante as estações seca e chuvosa. Durante a estação seca, o volume de precipitação é inferior a 15 mm na porção oeste e, ao mesmo tempo, ocorrem temperaturas entre 30 °C e 35 °C decorrentes do período seco. Quando combinadas, essas condições promovem um aumento na quantidade de energia disponível nos processos biofísicos, contribuindo para valores de WUE mais elevados (próximos a $4 \text{ gC/mm}\cdot\text{m}^2$), conforme mostrado na Figura 18a.

Por outro lado, na estação chuvosa, o excesso de chuva (Figura 18f) contribui para a diminuição das temperaturas (redução de aproximadamente 5 °C nos valores máximo e mínimo). Esse comportamento interfere ainda mais no ciclo de absorção de carbono e, conseqüentemente, nos valores de WUE ($<2 \text{ gC/mm}\cdot\text{m}^2$, ilustrado na Figura 18b). Essa interação entre a WUE e a temperatura concorda com os resultados encontrados por Xiao et al. (2015), que apontaram que aumentos de temperatura e ET levaram a uma maior produtividade do ecossistema; ou seja, essas variações climáticas têm forte influência na vegetação e, conseqüentemente, na WUE.

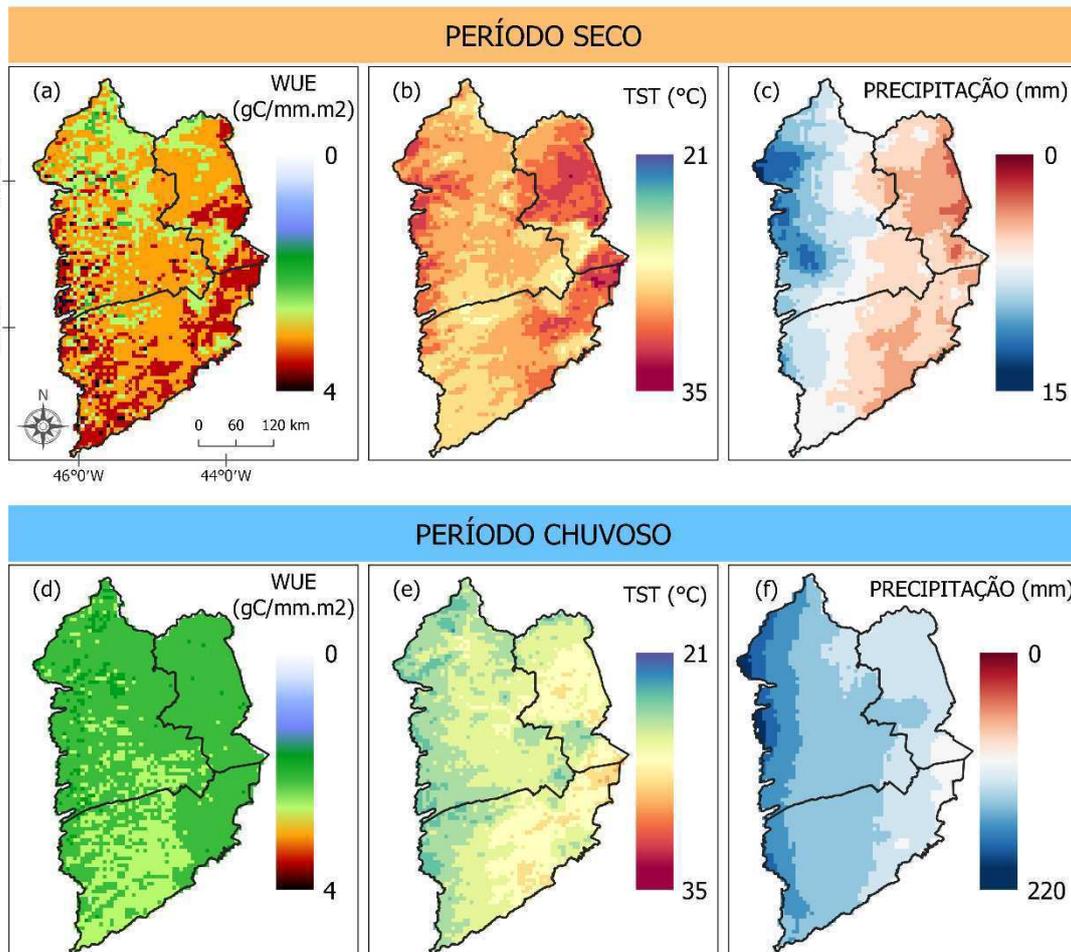
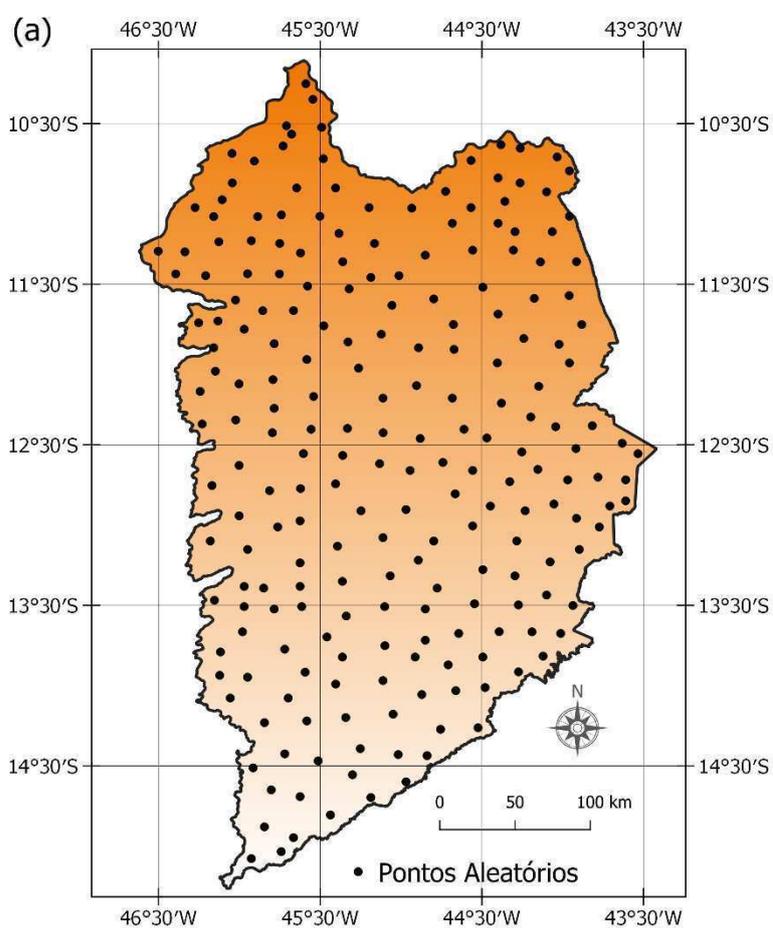


Figura 18. Variação espacial da WUE ($\text{gC}/\text{mm}\cdot\text{m}^2$), LST ($^{\circ}\text{C}$) e Precipitação (mm) nas estações seca e chuvosa. (a) WUE estação seca, (b) LST estação seca, (c) Precipitação estação seca, (d) WUE estação chuvosa, (e) LST estação chuvosa e (f) Precipitação estação chuvosa. Foram utilizados dados médios mensais entre os anos de 2001 e 2019.

A influência da LST e da precipitação na WUE pode ser vista na Figura 19. As médias de WUE, LST e precipitação para os 19 anos estudados (2001 a 2019) foram usadas para a preparação da figura. Após a construção das imagens médias (WUE, LST e precipitação), foram extraídos 220 pontos aleatórios referentes à área de estudo (Figura 19a). Posteriormente, realizou-se o gráfico de dispersão e o cálculo da correlação de Pearson (r). Na Figura 19b, podemos observar a relação inversa entre os maiores valores de WUE e os menores valores de precipitação,

variáveis que apresentaram uma correlação negativa moderada ($-0,57$), de forma que à medida que o volume de precipitação aumenta, a WUE diminui.

A correlação entre WUE e LST foi alta ($0,66$), implicando valores mais altos de WUE à medida que os valores de LST aumentam. Observou-se que a influência desses fatores pode explicar a variação da WUE em períodos chuvosos e secos. Os coeficientes de determinação (R^2) foram $0,33$ para precipitação e $0,43$ para LST. Os baixos valores de R^2 podem estar associados à influência de outros fatores como elevação e vegetação além da aleatoriedade dos valores pontuais, que afetam a variabilidade das variáveis-resposta.



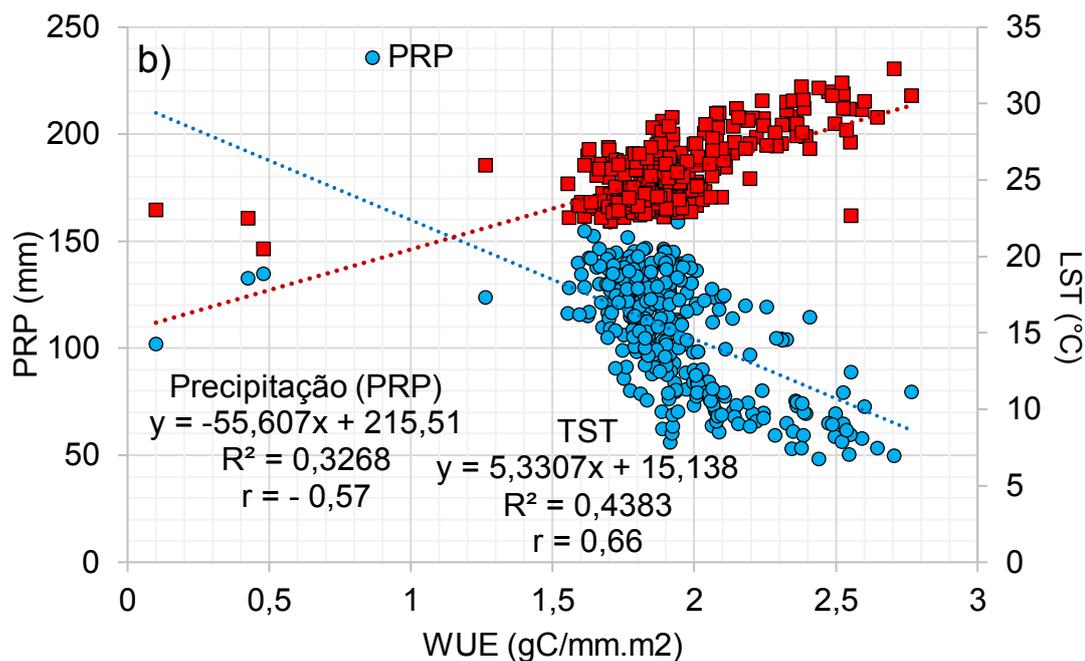


Figura 19. Pontos aleatórios extraídos referentes à área de estudo (a) e correlação entre WUE-LST (temperatura da superfície terrestre) e WUE-PRP (Precipitação) (b).

5.3.3 Distribuição espaço-temporal de anomalias da WUE

A Figura 20 mostra a distribuição temporal das anomalias da WUE, com valores positivos e negativos predominando na porção oeste de toda a área de estudo. Segundo Ponce-campos et al. (2013), mudanças sazonais e interanuais nas condições climáticas têm fortes impactos na WUE. Os maiores percentuais positivos ocorreram nos anos de El Niño (anos secos), principalmente em 2003 (+51%), 2005 (+89%), 2010 (+72%) e 2019 (+66%). A ação do El Niño no NEB implicou uma redução regional da precipitação (CORREIA FILHO et al., 2019; FONTES SILVA et al., 2021) e assim intensificou o estresse hídrico e induziu o processo de adaptação ou aclimação das culturas, levando a maiores valores de WUE (BHARGAVA et al., 2013).

De acordo com Zhao et al. (2020), sob certo nível de estresse hídrico, as plantas podem atingir maior produtividade com a mesma quantidade de água perdida por ET ou a mesma produtividade com menor ET devido ao aumento da WUE local. Por outro lado, durante os anos de La Niña (anos úmidos), ou seja, 2001, 2007, 2012 e 2016, houve uma redução de 70%, 93%, 82% e 96% nos

valores WUE, respectivamente, devido a precipitação total acima da média (LIZUMI et al., 2014; SANTIAGO et al., 2022). Pathak et al. (2018) concluíram que os impactos na agricultura incluem rendimentos reduzidos das culturas, aumento da pressão de pragas e doenças, aumento da demanda de água pelas culturas, alteração da fenologia dos sistemas de cultivo anuais e perenes e sustentabilidade futura incerta de algumas culturas altamente vulneráveis. Em vista desses efeitos, essas áreas ocupadas por lavouras são particularmente sensíveis às mudanças climáticas (SCHAUBERGER et al., 2017; KUKAL et al., 2018; ARYAL et al., 2020; CINTRA et al., 2020).

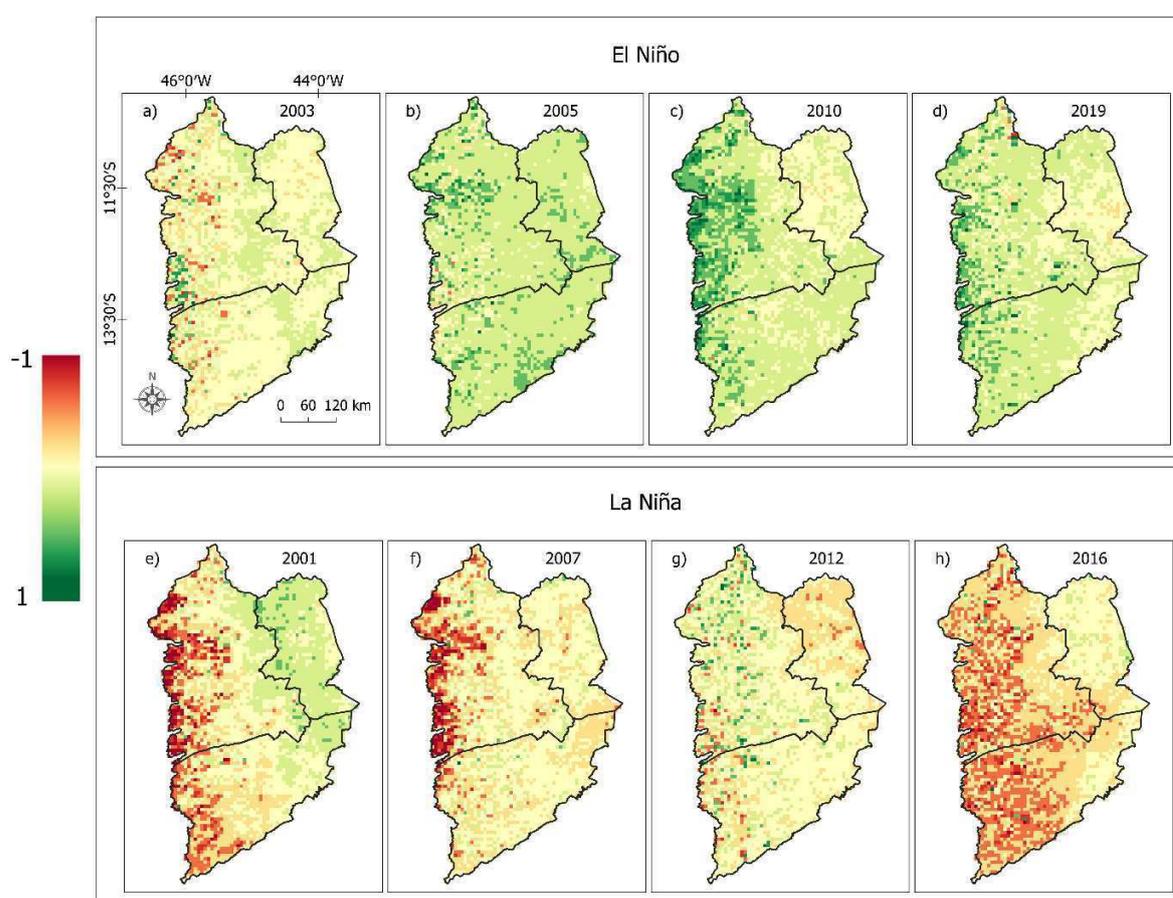


Figura 20. Distribuição espaço-temporal das anomalias da WUE ($\text{gC}/\text{mm}\cdot\text{m}^2$) entre os anos (a) 2003, (b) 2005, (c) 2010, (d) 2019, (e) 2001, (f) 2007, (g) 2012 e (h) 2016.

5.3.4 WUE associada a tipos de vegetação

A Figura 21 ilustra a variação temporal da WUE entre as fitofisionomias entre os anos de 2001 e 2019. Áreas de agricultura apresentaram valores superiores em relação às demais fitofisionomias, com valores máximos (mínimos) de 3,45 $\text{gC}/\text{mm}\cdot\text{m}^2$ (1,90 $\text{gC}/\text{mm}\cdot\text{m}^2$). Os demais tipos vegetativos (Savana, Pastagem e Florestas) mantiveram padrões de variação temporal próximos (entre 1,85 e 2,45 $\text{gC}/\text{mm}\cdot\text{m}^2$).

A WUE é intimamente associada ao tipo de vegetação e à influência das variações climáticas, como as mudanças de temperatura e precipitação associadas ao ENOS. Zhu et al. (2015) observaram diferenças significativas entre a WUE dos diferentes tipos de vegetação, com valores de 2,03 $\text{gC}/\text{mm}\cdot\text{m}^2$ em áreas agrícolas e de 2,28 $\text{gC}/\text{mm}\cdot\text{m}^2$ em áreas florestais. A região do extremo oeste da Bahia, por sua vez, possui áreas flutuantes, com baixas densidades (LUMBRERAS et al., 2015), promovendo valores mais baixos de WUE.

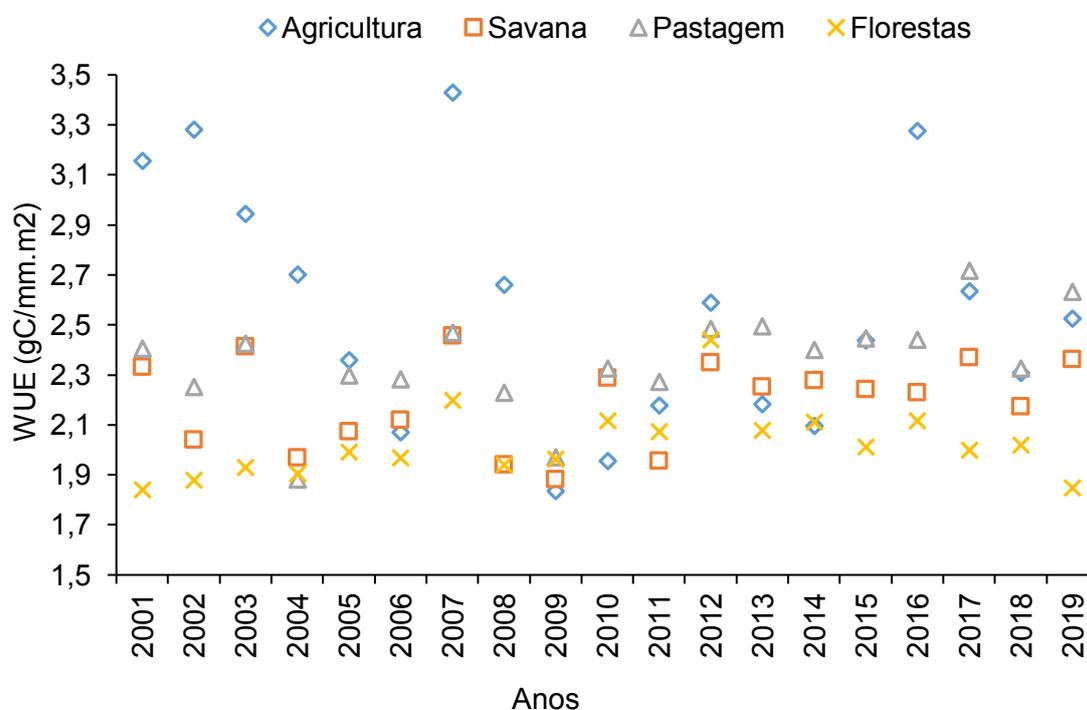


Figura 21. Variação temporal da WUE nos tipos de vegetação entre os anos de 2001 e 2019.

5.4 DISCUSSÃO

As mudanças no uso da terra na região do extremo oeste da Bahia estão relacionadas principalmente à expansão agrícola que altera a taxa de fotossíntese, a disponibilidade de água e o teor de nutrientes do solo (STERLING et al., 2013). Guo et al. (2019) mencionam que a mudança na WUE média anual observada em seu estudo foi atribuída principalmente a tendências nas atividades humanas que podem causar mudanças na cobertura da terra. A porção oeste da Bahia tem se consolidado como a maior área de expansão agrícola do estado desde 1980. Ao longo de trinta anos (1985-2015), cerca de 21,7 mil km² da vegetação nativa dessa área foram convertidos em plantações de grãos, pastagens e outras culturas perenes (FERREIRA et al., 2021). Esta expansão agrícola implica uma gestão adequada a áreas agrícolas, resultando numa maior WUE. Yu et al. (2021) encontraram uma WUE melhorada em áreas de colheita sob seca quando a água de irrigação era > 60% ou < 40% da água de irrigação total. Possíveis fatores contribuintes além da irrigação incluem as boas práticas de manejo e a otimização de cultivares, pois, esses fatores reduzem a influência do clima (DAVIES et al., 2011) e regulam o balanço carbono-água de forma mais eficiente em áreas agrícolas.

As anomalias da WUE estão relacionadas a mudanças ambientais induzidas pela variabilidade de fatores ambientais, como temperatura, precipitação e vegetação (ZHU et al., 2011; ASSIS et al., 2016; WANG et al., 2021). As fases do modo de variabilidade ENOS regulam a disponibilidade de precipitação (anos secos e chuvosos), promovendo períodos de seca ou precipitação excessiva, acabando por modificar a umidade do solo e impactando significativamente os ciclos locais do carbono e da água (DE MELO, 1999; BARROS SANTIAGO et al., 2021). No NEB, os eventos ENOS estão associados a reduções na precipitação, altas temperaturas locais (El Niño) e altos volumes de precipitação (La Niña) (DE MELO, 1999; FREIRE et al., 2011; CORREIA FILHO et al., 2019; MARENGO et al., 2016). Pyrgou et al. (2019) destacaram que a precipitação excessiva pode causar impactos negativos em plantações, causando perdas por lixiviação de nutrientes do solo. Além disso, a presença de cobertura de nuvens reduz a quantidade de radiação solar incidente no solo e, conseqüentemente, a atividade biofísica da vegetação, levando a valores

baixos de WUE. Esses padrões anômalos de WUE resultam de grandes mudanças na vegetação local para atender às necessidades de água dos respectivos processos biofísicos. Zhao et al. (2019) avaliaram a interação entre o crescimento da vegetação e o vapor d'água das variações do ENOS em sete regiões geográficas da China continental. Eles encontraram variações positivas (negativas) da vegetação durante os períodos de El Niño (La Niña) e altos coeficientes de correlação entre a vegetação e a precipitação em algumas regiões durante as variações do ENOS, implicando uma mudança na WUE da vegetação. Zhao et al. (2019) avaliaram a correlação entre a vegetação e o ENOS através de uma análise de componentes principais (PCA) e encontraram uma forte relação em algumas regiões da África (ANYAMBA et al., 2001). Nagai et al. (2007) apontaram que os eventos ENOS afetaram a vegetação em uma tendência de longo prazo, destacando as variações climáticas, mudanças nos padrões da vegetação e na WUE local.

5.5 CONCLUSÕES

A variabilidade espacial da WUE e seus componentes (GPP e ET) explica os maiores valores de GPP ($\cong 580 \text{ gC/m}^2$) e ETP ($\cong 3000 \text{ mm}$) encontrados na porção central do antigo extremo oeste baiano em direção ao norte, onde há áreas de vegetação nativa.

As variações do clima afetaram os valores de WUE na área de estudo, principalmente nas áreas agrícolas, e podem estar associadas a um bom manejo que promove um melhor balanço carbono-água. Já com respeito à influência do ENOS, os valores mais altos de WUE ($3,45 \text{ gC/mm}\cdot\text{m}^2$) ocorreram durante a fase quente (El Niño), com acréscimos de 51% a 89% na vegetação resultantes do estresse hídrico que leva à adaptação da vegetação para manter o balanço carbono-água. Em contraste, os anos de La Niña promoveram a diminuição da WUE da vegetação. Isso ocorreu devido à interferência na absorção de radiação e nutrientes para os processos biofísicos relacionados ao excesso de precipitação, o que afetou os processos biofísicos e, portanto, os valores de WUE.

Como a agricultura revela as potencialidades e dificuldades existentes em cada região e, conseqüentemente, há uma necessidade de considerar essas especificidades ao pensar em contribuir para o desenvolvimento dessas regiões, informações sobre as variações de precipitação e LST associadas à WUE auxiliam na tomada de decisões para melhorar a gestão hídrica. Dessa forma, ressalta-se a importância do uso de medidas de WUE na agricultura, especialmente no Brasil, onde a agricultura é a principal atividade econômica primária. Nesse contexto, a aplicação de novas ferramentas de monitoramento da produção se torna indispensável.

REFERÊNCIAS

- Almeida, C.T.; Delgado, R.C.; Galvão, L.S.; Aragão, E.O.C.L.; Ramos, M.C. Improvements Of The MODIS Gross Primary Productivity Model Based On A Comprehensive Uncertainty Assessment Over The Brazilian Amazonia. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2018**, *145*, 268–283.
- Anyamba, A.; Tucker, C.J.; Eastman, J.R. NDVI anomaly patterns over Africa during the 1997/98 ENSO warm event. *Int. J. Remote Sens.* **2001**, *22*, 1847–1860.
- Aryal, J.P.; Sapkota, T.B.; Khurana, R.; Khatri-Chhetri, A.; Rahut, D.B.; Jat, M.L. Climate change and agriculture in South Asia: Adaptation options in smallholder production systems. *Environ. Dev. Sustain.* **2020**, *22*, 5045–5075.
- Assis, M.V.; de Mattos, E.A. Vulnerabilidade da vegetação de campos de altitude às mudanças climáticas. *Oecologia Aust.* **2016**, *20*, 24–36.
- Barros Santiago, D.; Barbosa, H.A.; Correia Filho, W.L.F. Alterações na eficiência do uso da água relacionadas com fatores climáticos e uso e ocupação do solo, na região do MATOPIBA. *Res. Soc. Dev.* **2021**, *10*, e3010917891.
- Batistella, M.; Guimarães, M.; de Miranda, E.E.; Vieira, H.R.; Valladares, G.S.; Mangabeira, J.; de Assis, M.C. Monitoramento da expansão agropecuária na Região Oeste da Bahia. *Embrapa Territ. -Doc. (INFOTECA-E)* **2002**, *20*, 41.
- Bhargava, S.; Sawant, K. Drought stress adaptation: Metabolic adjustment and regulation of gene expression. *Plant Breed.* **2013**, *132*, 21–32.
- Bisquerri, R.; Sarriera, J.C.; Martínéz, F. *Introdução à Estatística: Enfoque Informático com o Pacote Estatístico SPSS*; Murad, F., Translator; Artmed: Porto Alegre, Brazil, 2004.
- Chagas, M.C.; Delgado, R.C.; Souza, L.P.; Carvalho, D.C.; Pereira, M.G.; Teodoro, P.E.; Silva Junior, C.A. Gross primary productivity in areas of different land cover in the western Brazilian Amazon. *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.* **2019**, *16*, 100259.
- Chang, X.; Wang, Z.; Wei, F.; Xiao, P.; Shen, Z.; Lv, X.; Shi, Y. Determining the Contributions of Vegetation and Climate Change to Ecosystem WUE Variation

over the Last Two Decades on the Loess Plateau, China. *Forests* **2021**, *12*, 1442.

Chaves, M.M.; Costa, J.M.; Saibo, N.J.M. Recent advances in photosynthesis under drought and salinity. *Adv. Bot. Res.* **2011**, *57*, 49–104.

Cintra, P.H.N.; De Melo, O.F.P.; de Menezes, J.O.S. Produção agrícola: Uma revisão bibliográfica sobre as mudanças climáticas e produtividade de plantas graníferas no Brasil. *Rev. Agrotecnologia Ipameri* **2020**, *11*, 2179–5959.

Collados-Lara, A.J.; Fassnacht, S.R.; Pulido-Velazquez, D.; Pfohl, A.K.; Morán-Tejeda, E.; Venable, N.B.; Puntenney-Desmond, K. Intra-day variability of temperature and its near-surface gradient with elevation over mountainous terrain: Comparing MODIS land surface temperature data with coarse and fine scale near-surface measurements. *Int. J. Climatol.* **2021**, *41*, E1435–E1449.

Correia Filho, W.L.F.; de Oliveira-Júnior, J.F.; da Silva Junior, C.A.; Santiago, D.D.B. Influence of the El Niño–Southern Oscillation and the synoptic systems on the rainfall variability over the Brazilian Cerrado via Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station data. *Int. J. Climatol.* **2021**, *42*, 3308–3322.

Correia Filho, W.L.F.; Oliveira-Júnior, J.F.; Santiago, D.B.; Terassi, P.M.B.; Teodoro, P.E.; Gois, G.; Blanco, C.J.C.; Souza, P.H.A.; Costa, M.; Santos, P.J. Rainfall variability in the Brazilian northeast biomes and their interactions with meteorological systems and ENSO via CHELSA product. *Big Earth Data* **2019**, *3*, 315–337.

Correia Filho, W.L.F.; Santos, T.V.; Santiago, D.B.; de Oliveira-Júnior, J.F.; Amorim, R.F.C. Influence of meteorological variables on reference Evapotranspiration in the State of Alagoas, Brazil, based on multivariate analysis. *Model. Earth Syst. Environ.* **2020**, *7*, 2215–2224.

Costa, M.S.; Oliveira-Júnior, J.F.; Santos, P.J.; Correia Filho, W.L.F.; Blanco, C.J.C.; Teodoro, P.E.; Silva Junior, C.A.; Santiago, D.B.; Souza, E.O.; Jardim, A.M.R.F. Rainfall extremes and drought in Northeast Brazil and its relationship with El Niño–Southern Oscillation. *Int. J. Climatol.* **2021**, *41*, E2111–E2135.

Davies, W.J.; Zhang, J.; Yang, J.; Dodd, I.C. Novel crop science to improve yield and resource use efficiency in water-limited agriculture. *J. Agric. Sci.* **2011**,

149, 123–131.

De Melo, J.C. O fenômeno El Niño e as secas no Nordeste do Brasil. *Raízes Rev. De Ciências Sociais E Econômicas* **1999**, 13–21.

De Oliveira, G.; Brunsell, N.A.; Moraes, E.C.; Shimabukuro, Y.E.; Bertani, G.; dos Santos, T.V.; Aragao, L.E. Evaluation of MODIS-based estimates of water-use efficiency in Amazonia. *Int. J. Remote Sens.* **2017**, *38*, 5291–5309.

Diaz, M.B.; Roberti, D.R.; Carneiro, J.V.; de Arruda Souza, V.; de Moraes, O.L.L. Dynamics of the superficial fluxes over a flooded rice paddy in southern Brazil. *Agric. For. Meteorol.* **2019**, 276–277, 107650.

Do Nascimento Lopes, E.R.; Reuss-Strenzel, G.M. Geoprocessamento Aplicado À Caracterização Da Ocupação De Unidades De Conservação—Um Olhar Sobre A Área De Proteção Ambiental De Guaibim, Bahia, Brasil. *Rev. De Geogr. (Ufpe)* **2015**, 32.

ESA—European Space Agency. Climate Change Initiative, Land Cover Maps—v2.0.7, Land Covers Maps 2000 and 2015. 2021. Available online: <https://climate.esa.int/en/projects/land-cover/data/> (accessed on 1 March 2021).

Fernandes, R.C.; Lobão, J.S.B.; Vale, R.D.M.C. Oeste baiano: Da agricultura familiar à agroindústria. *Encontro De Geógrafos Da América Lat.* **2009**, *12*, 13.

Ferreira, A.B.R.; Pereira, G.; Fonseca, B.M.; da Silva Cardozo, F. As Mudanças No Uso E Cobertura Da Terra Na Região Oeste Da Bahia A Partir Da Expansão Agrícola. *Formação* **2021**, 28.

Fontes Silva, G.M.; Zanchi, F.B.; da Silva, J.B.L.; Cordeiro, M.E. Disponibilidade Hídrica de uma Bacia Hidrográfica no Sul da Bahia. *Revista Brasileira de Geografia Física* **2021**, *14*, 1597–1611.

Frankenberg, C.; Fisher, J.B.; Worden, J.; Badgley, G.; Saatchi, S.S.; Lee, J.E.; Toon, G.C.; Butz, A.; Jung, M.; Kuze, A.; et al. New global observations of the terrestrial carbon cycle from GOSAT: Patterns of plant fluorescence with gross primary productivity. *Geophys. Res. Lett.* **2011**, *38*.

Freire, J.L.M.; Lima, J.R.A.; Cavalcanti, E.P. Análise de aspectos meteorológicos

sobre o Nordeste do Brasil em anos de El Niño e La Niña. *Revista Brasileira de Geografia Física* **2011**, 3, 429–444.

Fu, Z.; Ciais, P.; Bastos, A.; Stoy, P.C.; Yang, H.; Green, J.K.; Wang, B.; Yu, K.; Huang, Y.; Knohl, A.; et al. Sensitivity Of Gross Primary Productivity to Climatic Drivers During The Summer Drought of 2018 In Europe. *Phil. Trans. R. Soc. B* **2020**, 375, 20190747.

Funk, C.; Petterson, 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 Record For Monitoring Extremes. *Sci. Data* **2015**, 2, 10–66.

Gu, Z.; Duan, X.; Shi, Y.; Li, Y.; Pan, X. Spatiotemporal variation in vegetation coverage and its response to climatic factors in the Red River Basin, China. *Ecol. Indic.* **2018**, 93, 54–64.

Guo, L.; Shan, N.; Zhang, Y.; Sun, F.; Liu, W.; Shi, Z.; Zhang, Q. Separating the effects of climate change and human activity on water use efficiency over the Beijing-Tianjin Sand Source Region of China. *Sci. Total Environ.* **2019**, 690, 584–595.

Hatfield, J.L.; Wright-Morton, L.; Hall, B. Vulnerabilidade de lavouras de grãos e lavouras do Centro-Oeste à variabilidade climática e estratégias de adaptação. *Clim. Altere* **2018**, 146, 263–275.

Huang, M.; Piao, S.; Zeng, Z.; Peng, S.; Ciais, P.; Cheng, L.; Mao, J.; Poulter, B.; Shi, X.; Yao, Y.; et al. Seasonal responses of terrestrial ecosystem water-use efficiency to climate change. *Glob. Chang. Biol.* **2016**, 22, 2165–2177.

Kayano, M.T.; Andreoli, R.V.; Souza, R.A.F. Relations between ENSO and the South Atlantic SST modes and their effects on the South American rainfall. *Int. J. Climatol.* **2013**, 33, 2008–2023.

Khalid, M.F.; Hussain, S.; Ahmad, S.; Ejaz, S.; Zakir, I.; Ali, M.A.; Ahmed, M.; Anjum, M.A. Impacts of abiotic stresses on growth and development of plants. In *Plant Tolerance to Environmental Stress*; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2019; pp. 1–8.

Kramer, P.J.; Boyer, J.S. *Water Relations of Plants And Soils*; Academic Press: New York, NY, USA, 1995.

Kukal, M.S.; Irmak, S. Climate-driven crop yield and yield variability and climate change impacts on the US Great Plains agricultural production. *Sci. Rep.* **2018**, *8*, 3450.

Law, B.E.; Falge, E.; Gu, L.V.; Baldocchi, D.D.; Bakwin, P.; Berbigier, P.; Davis, K.; Dolman, A.J.; Falk, M.; Fuentes, J.D.; et al. Environmental Controls Over Carbon Dioxide and Water Vapor Exchange of Terrestrial Vegetation. *Agric. For. Meteorol.* **2002**, *113*, 97–120.

Leivas, J.F.; de Castro Teixeira, A.H.; Takemura, C.M.; Garçon, E.A.M. Indicadores agrometeorológicos espectrais em áreas irrigadas no Oeste da Bahia. *Braz. J. Anim. Environ. Res.* **2021**, *4*, 789–797.

Lizumi, T.; Luo, J.J.; Challinor, A.J.; Sakurai, G.; Yokozawa, M.; Sakuma, H.; Brown, M.E.; Yamagata, T. Impacts of El Niño southern oscillation on the global yields of major crops. *Nat. Commun.* **2014**, *5*, 3712.

Lumbreras, J.F.; Carvalho Filho, A.D.; da Motta, P.E.F.; Barros, A.H.C.; Aglio, M.L.D.; Dart, R.D.O.; da Silveira, H.L.F.; Quartaroli, C.F.; de Almeida, R.E.M.; de Freitas, P.L. Aptidão Agrícola Das Terras Do Matopiba. *Embrapa Solos-Doc. (INFOTECA-E)* **2015**, 48.

Lyra, G.B.; Oliveira-Júnior, J.F.; Gois, G.; Cunha-Zeri, G.; Zeri, M. Rainfall variability over Alagoas under the influences of SST anomalies. *Meteorol. Atmos. Phys.* **2017**, *129*, 157–171.

Ma, J.; Xiao, X.; Zhang, Y.; Doughty, R.; Chen, B.; Zhao, B. Spatial-temporal consistency between gross primary productivity and solar-induced chlorophyll fluorescence of vegetation in China during 2007–2014. *Sci. Total Environ.* **2018**, *639*, 1241–1253.

Marengo, J.A.; Cunha, A.P.; Alves, L.M. A seca de 2012-15 no semiárido do Nordeste do Brasil no contexto histórico. *Climanálise* **2016**, *3*, 1–6.

Matzenauer, R.; Radin, B.; Maluf, J.R.T. O fenômeno ENOS e o regime de

chuvas no Rio Grande do Sul. *Agrometeoros* **2017**, *25*, 323–331.

Medeiros, F.J.; de Oliveira, C.P. Dynamical Aspects of the Recent Strong El Niño Events and Its Climate Impacts in Northeast Brazil. *Pure Appl. Geophys.* **2021**, *178*, 2315–2332.

Mondardo, M.L. Da migração sulista ao novo arranjo territorial no Oeste Baiano: “territorialização” do capital no campo e paradoxos na configuração da cidade do agronegócio. *Campo Território* **2010**, *5*, 259–287.

Mukaka, M.M. A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research. *Malawi Med. J.* **2012**, *24*, 69–71.

Nagai, S.; Ichii, K.; Morimoto, H. Interannual variations in vegetation activities and climate variability caused by ENSO in tropical rainforests. *Int. J. Remote Sens.* **2007**, *28*, 1285–1297.

Niu, S.; Xing, X.; Zhang, Z.H.E.; Xia, J.; Zhou, X.; Song, B.; Li, L.; Wan, S. Water-use efficiency in response to climate change: From leaf to ecosystem in a temperate steppe. *Glob. Chang. Biol.* **2011**, *17*, 1073–1082. [CrossRef]

Oliveira-Júnior, J.F.; da Silva Junior, C.A.; Teodoro, P.E.; Rossi, F.S.; Blanco, C.J.C.; Lima, M.; Gois, G.; Correia Filho, W.L.F.; Santiago, D.B.; Vanderley, M.H.G.D.S. Confronting CHIRPS dataset and in situ stations in the detection of wet and drought conditions in the Brazilian Midwest. *Int. J. Climatol.* **2021**, *41*, 4478–4493.

Paiva, R.; Oliveira, L.M. *Fisiologia E Produção Vegetal*; UFLA: Minas Gerais, Brazil, 2006; Volume 1, 104p.

Pathak, T.B.; Maskey, M.L.; Dahlberg, J.A.; Kearns, F.; Bali, K.M.; Zaccaria, D. Climate change trends and impacts on California agriculture: A detailed review. *Agronomy* **2018**, *8*, 25.

Pimentel, M.L.; Turetta, A.P.D.; Távora, G.S.G. Mudanças de uso da terra e expansão da agricultura no Oeste da Bahia. In *Congresso Brasileiro de Ciência do Solo*, *33, Uberlândia; Solos nos Biomas Brasileiros: Sustentabilidade e Mudanças Climáticas: Anais*; SBCS; UFU; ICIAG: Uberlândia, Brazil, 2011; 1 CD-ROM.

Ponce-Campos, G.E.; Moran, M.S.; Huete, A.; Zhang, Y.; Bresloff, C.; Huxman, T.E.; Eamus, D.; Bosch, D.D.; Buda, A.R.; Gunter, S.A.; et al. Ecosystem resilience despite large-scale altered hydroclimatic conditions. *Nature* **2013**, *494*, 349–352.

Pyrgou, A.; Santamouris, M.; Livada, I. Spatiotemporal analysis of diurnal temperature range: Effect of urbanization, cloud cover, solar radiation, and precipitation. *Climate* **2019**, *7*, 89.

QGIS—Quantum Geographic Information System. *Quantum GIS Geographic Information System, Version 3.4-6*; Open Source Geospatial Foundation Project: Beaverton, OR, USA, 2019.

Quan, Q.; Zhang, F.; Tian, D.; Zhou, Q.; Wang, L.; Niu, S. Transpiration dominates ecosystem water-use efficiency in response to warming in an alpine meadow. *J. Geophys. Res. Biogeosci.* **2018**, *123*, 453–462.

R Development Core Team. *R: A Language And Environment For Statistical Computing*; R Foundation for Statistical Computing: Vienna, Austria, 2020.

Raza, A.; Razzaq, A.; Mehmood, S.S.; Zou, X.; Zhang, X.; Lv, Y.; Xu, J. Impact of climate change on crops adaptation and strategies to tackle its outcome: A review. *Plants* **2019**, *8*, 34.

Salehi-Lisar, S.Y.; Bakhshayeshan-Agdam, H. Drought stress in plants: Causes, consequences, and tolerance. In *Drought Stress Tolerance in Plants*; Springer: Cham, Switzerland, 2016; Volume 1, pp. 1–16.

Sani, B.M.; Oluwasemire, K.O.; Mohammed, H.I. Effect of irrigation and plant density on the growth, yield and water use efficiency of early maize in the Nigerian Savanna. *J. Agric. Biol. Sci.* **2008**, *3*, 2008.

Santiago, D.B.; Barbosa, H.A.; Correia Filho, W.L.F.; Oliveira-Júnior, J.F. Interactions of Environmental Variables and Water Use Efficiency in the Matopiba Region via Multivariate Analysis. *Sustainability* **2022**, *14*, 8758.

Schauberger, B.; Archontoulis, S.; Arneth, A.; Balkovic, J.; Ciais, P.; Deryng, D.; Elliott, J.; Folberth, C.; Khabarov, N.; Müller, C.; et al. Consistent negative

response of US crops to high temperatures in observations and crop models. *Nat. Commun.* **2017**, *8*, 13931.

Souza Barbosa, A.; dos Santos, G.B.; Dias, E.S.; da Silva Siqueira, E.; da Silva, J.R.; Barbosa, V.D. Principais fatores condicionantes da formação e implicações para uso de Cambissolos em São Desidério, Oeste da Bahia. *Rev. Espinhaço* **2018**, *40*, 322–333.

Sterling, S.M.; Ducharne, A.; Polcher, J. The impact of global land-cover change on the terrestrial water cycle. *Nat. Clim. Chang.* **2013**, *3*, 385–390.

Tang, X.; Li, H.; Desai, A.R.; Nagy, Z.; Luo, J.; Kolb, T.E.; Olioso, A.; Xu, X.; Yao, L.; Kutsch, W.; et al. How Is Water-Use Efficiency of Terrestrial Ecosystems Distributed And Changing On Earth? *Sci. Rep.* **2015**, *4*, 7483.

Thonfeld, F.; Steinbach, S.; Muro, J.; Hentze, K.; Games, I.; Näschen, K.; Kauzeni, P.F. The impact of anthropogenic land use change on the protected areas of the Kilombero catchment, Tanzania. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2020**, *168*, 41–55

Wang, D.; Zhan, Y.; Yu, T.; Liu, Y.; Jin, X.; Ren, X.; Chen, X.; Liu, Q. Improving Meteorological Input for Surface Energy Balance System Utilizing Mesoscale Weather Research and Forecasting Model for Estimating Daily Actual Evapotranspiration. *Water* **2020**, *12*, 9.

Wang, M.; Ding, Z.; Wu, C.; Song, L.; Ma, M.; Yu, P.; Lu, B.; Tang, X. Divergent responses of ecosystem water-use efficiency to extreme seasonal droughts in Southwest China. *Sci. Total Environ.* **2021**, *760*, 143427.

Wu, J.; Guan, K.; Hayek, M.; Restrepo-Coupe, N.; Wiedemann, K.T.; Xu, X.; Wehr, R.; Christoffersen, B.O.; Miao, G.; da Silva, R.; et al. Partitioning controls on Amazon forest photosynthesis between environmental and biotic factors at hourly to interannual timescales. *Glob. Chang. Biol.* **2017**, *23*, 1240–1257.

Xiao, J.; Zhou, Y.; Zhang, L. Contributions of natural and human factors to increases in vegetation productivity in China. *Ecosphere* **2015**, *6*, 1–20.

Xue, B.L.; Guo, Q.; Otto, A.; Xiao, J.; Tao, S.; Li, L. Global patterns, trends, and drivers of water use efficiency from 2000 to 2013. *Ecosphere* **2015**, *6*, 1–18.

Yu, L.; Zhao, X.; Gao, X.; Jia, R.; Yang, M.; Yang, X.; Wu, Y.; Siddique, K.H. Effect of natural factors and management practices on agricultural water use efficiency under drought: A meta-analysis of global drylands. *J. Hydrol.* **2021**, *594*, 125977.

Yuan, F.; Liu, J.; Zuo, Y.; Guo, Z.; Wang, N.; Song, C.; Wang, Z.; Sun, L.; Guo, Y.; Song, Y.; ...et al. Rising vegetation activity dominates growing water use efficiency in the Asian permafrost region from 1900 to 2100. *Sci. Total Environ.* **2020**, *736*, 139587

Zhang, F.; Ju, W.; Shen, S.; Wang, S.; Yu, G.; Han, S. How recent climate change influences water use efficiency in East Asia. *Theor. Appl. Climatol.* **2014**, *116*, 359–370.

Zhao, J.; Xu, T.; Xiao, J.; Liu, S.; Mao, K.; Song, L.; Yao, Y.; He, X.; Feng, H. Responses of Water Use Efficiency to Drought in Southwest China. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 199.

Zhao, Q.; Ma, X.; Yao, W.; Liu, Y.; Yao, Y. Anomaly variation of vegetation and its influencing factors in mainland China during ENSO period. *IEEE Access* **2019**, *8*, 721–734.

Zhu, Q.; Jiang, H.; Peng, C.; Liu, J.; Wei, X.; Fang, X.; Liu, S.; Zhou, G.; Yu, S. Evaluating the effects of future climate change and elevated CO₂ on the water use efficiency in terrestrial ecosystems of China. *Ecol. Model.* **2011**, *222*, 2414–2429.

Zhu, X.J.; Yu, G.R.; Wang, Q.F.; Hu, Z.M.; Zheng, H.; Li, S.G.; Sun, X.M.; Zhang, Y.P.; Yan, J.H.; Wang, H.M.; et al. Spatial variability of water use efficiency in China's terrestrial ecosystems. *Glob. Planet. Chang.* **2015**, *129*, 37–44.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÕES GERAIS

Neste estudo, foram avaliadas as variações espaço-temporais da WUE e alguns fatores que as influenciam na região do MATOPIBA. Os resultados claramente mostraram que à medida que alteramos a forma de uso e ocupação do solo, associados às mudanças de tempo e clima, são geradas alterações no ciclo C-H₂O e, conseqüentemente, na eficiência com a qual a vegetação realiza seus processos biofísicos.

A análise multivariada, especificamente a PCA, se destacou por evidenciar os fatores que mais influenciam a WUE, isto é, a precipitação, a temperatura da superfície terrestre (LST) e a elevação. Dentre essas variáveis, a elevação teve maior destaque, pois exerceu uma influência nas demais variáveis. Além disso, a expansão agrícola da região do MATOPIBA mostrou ser um fator que afeta diretamente os fatores ambientais (elevação, LST, precipitação, GPP e ET) locais.

A variação espacial da WUE e dos fatores ambientais mostrou que quando se trata da precipitação, a área N-W do MATOPIBA (Maranhão-Tocantins) tem os maiores registros. Os maiores valores de LST foram observados na região do extremo oeste baiano. Já no caso da WUE, os maiores valores foram observados em áreas com desenvolvimento da agricultura (extremo oeste baiano, área do Piauí e sul do Maranhão).

As correlações obtidas, tais como a correlação negativa da WUE com a precipitação e positiva com LST, por sua vez, indicaram que a melhor WUE tende a ocorrer em períodos com menos chuva e altas temperaturas. Na região do extremo oeste baiano, que é uma área com grande desenvolvimento no setor agrícola, a WUE é favorecida por anos de eventos de El Niño, nos quais a precipitação fica abaixo da média.

CAPÍTULO 7

ANEXOS

Artigo 1 – Referente ao Capítulo 3



Article

Interactions of Environmental Variables and Water Use Efficiency in the Matopiba Region via Multivariate Analysis

Dimas de Barros Santiago ^{1,*}, Humberto Alves Barbosa ^{2,3}, Washington Luiz Félix Correia Filho ⁴ 
and José Francisco de Oliveira-Júnior ^{4,5} 

- ¹ Postgraduate Program in Meteorology, Academic Unit of Atmospheric Sciences (UACA), Federal University of Campina Grande (UFCG), Campina Grande 58429-140, PB, Brazil
 - ² Laboratory of Satellite Image Analysis and Processing (LAPIS), Institute of Atmospheric Sciences, Campus A. C. Simões, Federal University of Alagoas, Maceió 57072-900, AL, Brazil; humberto.barbosa@icat.ufal.br
 - ³ Institute of Atmospheric Sciences (ICAT), Federal University of Alagoas (UFAL), Maceió 57072-260, AL, Brazil
 - ⁴ Institute of Mathematics, Statistics, and Physics (IMEF), Federal University of Rio Grande (FURG), Rio Grande 96203-900, RS, Brazil; washington.correia@furg.br (W.L.F.C.F.); jose.junior@icat.ufal.br (J.F.d.O.-J.)
 - ⁵ Graduate Program in Biosystems Engineering (PGEB), Federal Fluminense University (UFF), Niterói 24220-900, RJ, Brazil
- * Correspondence: dimas.barros@estudante.ufcg.edu.br

Abstract: This study aimed to evaluate the interaction of environmental variables and Water Use Efficiency (WUE) via multivariate analysis to understand the importance of each variable in the carbon–water balance in MATOPIBA. Principal Component Analysis (PCA) was applied to reduce spatial dimensionality and to identify patterns by using the following data: (i) LST (MOD11A2) and WUE (ratio between GPP-MOD17A2 and ET-MOD16A2), based on MODIS orbital products; (ii) Rainfall based on CHIRPS precipitation product; (iii) slope, roughness, and elevation from the GMTED and SRTM version 4.1 products; and (iv) geographic data, Latitude, and Longitude. All calculations were performed in R version 3.6.3 and Quantum GIS (QGIS) version 3.4.6. Eight variables were initially used. After applying the PCA, only four were suitable: Elevation, LST, Rainfall, and WUE, with values greater than 0.7. A positive correlation (≥ 0.78) between the variables (Elevation, LST, and Rainfall) and vegetation was identified. According to the KMO test, a series-considered medium was obtained ($0.7 < \text{KMO} < 0.8$), and it was explained by one PC (PC1). PC1 was explained by four variables (Elevation, LST, Rainfall, and WUE), among which WUE ($0.8 < \text{KMO} < 0.9$) was responsible for detailing 65.77% of the total explained variance. Positive scores were found in the states of Maranhão and Tocantins and negative scores in Piauí and Bahia. The positive scores show areas with greater Rainfall, GPP, and ET availability, while the negative scores show areas with greater water demand and LST. It was concluded that variations in variables such as Rainfall, LST, GPP, and ET can influence the local behavior of the carbon–water cycle of the vegetation, impacting the WUE in MATOPIBA.

Keywords: MATOPIBA; water use efficiency; principal component analysis



Citation: Santiago, D.d.B.; Barbosa, H.A.; Correia Filho, W.L.F.; Oliveira-Júnior, J.F.d. Interactions of Environmental Variables and Water Use Efficiency in the Matopiba Region via Multivariate Analysis. *Sustainability* **2022**, *14*, 8758. <https://doi.org/10.3390/su14148758>

Academic Editor: Miklas Scholz

Received: 3 June 2022

Accepted: 14 July 2022

Published: 18 July 2022

Publisher's Note: MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



Copyright: © 2022 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

1. Introduction

The need for areas with agricultural potential in the world has been growing over the years due to population growth [1]. The Brazilian Cerrado has been essential in this search for agricultural areas and has undergone significant transformations over decades due to large-scale food production, whether for export or domestic supply [2–4]. Such transformations associated with human activities influence the climate, causing changes in land use and land cover (LULC) and, consequently, affecting the carbon (C) and water (H₂O) cycles of the local vegetation [5].

Article

Variability of Water Use Efficiency Associated with Climate Change in the Extreme West of Bahia

Dimas de Barros Santiago ^{1,*}, Humberto Alves Barbosa ^{2,3}, Washington Luiz Félix Correia Filho ⁴, José Francisco de Oliveira-Júnior ^{3,5}, Franklin Paredes-Trejo ^{2,6} and Catarina de Oliveira Buriti ⁷

- ¹ Postgraduate Program in Meteorology, Academic Unit of Atmospheric Sciences (UACA), Federal University of Campina Grande (UFCG), Campina Grande 58429-140, Brazil
 - ² Laboratory of Satellite Image Analysis and Processing (LAPIS), Institute of Atmospheric Sciences, Campus A. C. Simões, Federal University of Alagoas, Maceió 57072-900, Brazil
 - ³ Institute of Atmospheric Sciences (ICAT), Federal University of Alagoas (UFAL), Maceió 57072-260, Brazil
 - ⁴ Institute of Mathematics, Statistics and Physics (IMEF), Federal University of Rio Grande (FURG), Rio Grande 96203-900, Brazil
 - ⁵ Postgraduate Program in Biosystems Engineering (PGEB), Federal Fluminense University (UFF), Niterói 24220-900, Brazil
 - ⁶ PCBA Department of Civil Engineering, University of the Western Plains Ezequiel Zamora, San Carlos 2201, Venezuela
 - ⁷ National Semi-Arid Institute, Ministry of Science, Technology, Innovations and Communications, Campina Grande 58434-700, Brazil
- * Correspondence: dimas.barros@estudante.ufcg.edu.br



Citation: Santiago, D.d.B.; Barbosa, H.A.; Correia Filho, W.L.F.; Oliveira-Júnior, J.F.d.; Paredes-Trejo, F.; de Oliveira Buriti, C. Variability of Water Use Efficiency Associated with Climate Change in the Extreme West of Bahia. *Sustainability* **2022**, *14*, 16004. <https://doi.org/10.3390/su142316004>

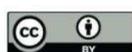
Academic Editor: Marko Vinceković

Received: 12 October 2022

Accepted: 20 November 2022

Published: 30 November 2022

Publisher's Note: MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



Copyright: © 2022 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Abstract: Water has become more important in agricultural implementations over the years, as has the need for water management. Thus, Water Use Efficiency (WUE) has been used as an alternative form of detecting the variability of water management based on the carbon–water cycle. The study aimed to map and quantify the spatio-temporal distribution of WUE based on its interactions with environmental changes. It focused on an agricultural area in the westernmost region of Bahia, Northeast Brazil (NEB). For WUE estimation, data from Collection 6 MODIS Gross Primary Productivity (GPP) and Evapotranspiration (ET) products with a spatial resolution of $0.05^\circ \times 0.05^\circ$ were obtained from the Earth Explorer website. Subsequently, annual WUE anomalies were calculated based on the 2001–2019 period. The results obtained indicated that the highest values of GPP (580 gC/m^2), ET (3000 mm), and WUE (3.5 gC/mm^2) occurred in agricultural areas, associated with cultural treatments and insertion of irrigation, which helped in the higher WUE values and consequently increased agricultural productivity in the study region. In addition, there was a marked influence of the phases of the climate variability mode—El Niño–Southern Oscillation (ENSO)—on the annual variability of the WUE, with a reduction of 96% during the La Niña of 2016 (an increase of 89% during El Niño of 2005). During El Niños, vegetation had greater efficiency resulting from the adaptation of vegetation in maintaining the carbon–water balance, using water more efficiently. However, unlike Las Niñas, with excessive precipitation there is an interference in the WUE, which interferes with the absorption of radiation and nutrients for the biophysical processes of vegetation and agriculture and, consequently, agricultural production. The use of WUE for agriculture is extremely important, especially for Brazil and countries with an economy based on primary production. This information on the way vegetation (native or agricultural) responds to interactions with the environment aids in decision-making about water management, possibly lowering losses or agricultural damage caused by a lack of water.

Keywords: environmental factors; water use efficiency; west Bahia; agricultural areas

1. Introduction

Over the years, the behavior of the vegetation under climatic and anthropogenic variations has been widely discussed [1–3]. Water use efficiency (WUE) and the ratio of