



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
CENTRO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DA NATUREZA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA

**SENSIBILIDADE DA VEGETAÇÃO À SECA: ANÁLISE
UTILIZANDO SENSORIAMENTO REMOTO E ÍNDICES DE
SECAS MULTITEMPORAIS NA REGIÃO AMAZÔNICA**

LIZ BARRETO COELHO BELÉM

Orientadores: D. Sc. Alex Enrich Prast (UFRJ)

D. Sc. Renata Libonati dos Santos (UFRJ)

Rio de Janeiro/RJ
Dezembro de 2019



UFRJ

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
CENTRO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DA NATUREZA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA

**SENSIBILIDADE DA VEGETAÇÃO À SECA: ANÁLISE
UTILIZANDO SENSORIAMENTO REMOTO E ÍNDICES DE
SECAS MULTITEMPORAIS NA REGIÃO AMAZÔNICA**

LIZ BARRETO COELHO BELÉM

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Meteorologia do Instituto de Geociências do Centro de Ciências Matemáticas e da Natureza da Universidade Federal do Rio de Janeiro (PPGM-IGEO-CCMN-UFRJ), como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Ciências (Área: Meteorologia).

Orientadores: D. Sc. Alex Enrich Prast e
D. Sc. Renata Libonati dos Santos

Rio de Janeiro/RJ
Dezembro de 2019

**SENSIBILIDADE DA VEGETAÇÃO À SECA: ANÁLISE
UTILIZANDO SENSORIAMENTO REMOTO E ÍNDICES DE
SECAS MULTITEMPORAIS NA REGIÃO AMAZÔNICA**

LIZ BARRETO COELHO BELÉM

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA DO INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS DO CENTRO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DA NATUREZA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO (PPGM-IGEO-CCMN-UFRJ) COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA À OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS (ÁREA: METEOROLOGIA).

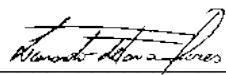
Examinada por:



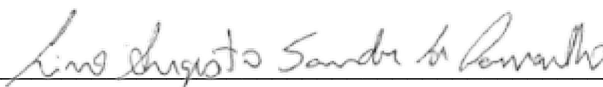
Prof. Dr. Alex Enrich Prast



Profa. Dr. Renata Libonati dos Santos



Prof. Dr. Leonardo de Faria Peres



Prof. Dr. Lino Augusto Sander de Carvalho



Prof. Dr. Virgílio Alexandre da Silva Marques Bento

Rio de Janeiro/RJ
Dezembro de 2019

Belém, Liz Barreto Coelho

Sensibilidade da vegetação à Seca: Análise utilizando dados de sensoriamento remoto e índices de secas multitemporais na região Amazônica / Liz Barreto Coelho
Belém – Rio de Janeiro, UFRJ/PPGM/IGEO/CCMN, 2019.

xvii, 101 p.: il., 29,7 cm.

Orientadores: Alex Enrich Prast
Renata Libonati dos Santos

Dissertação (Mestrado) – UFRJ/PPGM/IGEO/CCMN, Programa de Pós-graduação em Meteorologia, 2019.

Referências Bibliográficas: p. 85-101.

1. Região Amazônica. 2. Seca. 3. Sazonalidade. 4. EVI, VCI, TCI e VHI 5. SPEI. I Prast, Alex Enrich. II. Libonati, Renata. III. Universidade Federal do Rio de Janeiro, PPGM/IGEO/CCMN, Programa de Pós-graduação em Meteorologia. IV. Título.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente quero agradecer à Deus por me proporcionar mais essa dádiva de realizar mais um sonho e conseguir alcançar coisas inimagináveis a qual jamais acreditei que eu seria capaz de fazer.

À minha família e aos amigos, por sempre acreditarem em mim e estarem ao meu lado em todos os momentos. Obrigada por todas as palavras de incentivo e ânimo.

Em especial ao meu querido e amado esposo Michael, que sempre esteve ao meu lado me dando todo o suporte que precisava para continuar nesta jornada, agradeço por todo carinho, abraços, palavras de ânimo, amor e cuidado. Obrigada pela benevolência que teve ao me esperar algumas vezes sair do fundão depois das 19h e me acalantar nos momentos mais difíceis desta caminhada. Se hoje eu estou concluindo esta etapa foi porque você me proporcionou tal alegria. Te amo demais meu querido, essa vitória é nossa!!!

Não poderia deixar de agradecer também, a minha amiga mais incrível que tenho Julia Abrantes, a qual me apoiou em todos os momentos. Agradeço pela sua enorme paciência e atenção em ouvir meus áudios acima dos 5 minutos e responder todos eles, por me ajudar até mesmo nas madrugadas e por sempre estar ao meu lado.

Aos meus orientadores, em especial, professora Renata, por todo apoio, incentivo, confiança, paciência e tempo que dedicou a ver minhas inúmeras mensagens, áudios e e-mails, discussões e ideias. Aos meus colaboradores, professores Leonardo, Célia e Virgílio, por todo o suporte e valiosas sugestões, seus conhecimentos e reuniões via Skype.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de estudos durante meu mestrado e ao Laboratório de Aplicações de Satélites Ambientais (LASA) o qual eu faço parte.

Dedico esta dissertação ao meu filho Christian que está mudando a minha vida, fazendo com que eu tenha mais força para chegar ainda mais longe e alcançar meus objetivos. Há muita caminhada ainda, mas mamãe vai conseguir!!

“Bem-aventurado o homem que acha sabedoria, e o homem que adquire conhecimento”. (Provérbios 3:13)

“A persistência é o menor caminho do êxito”. (Charles Chaplin)

RESUMO

Nos últimos anos, a região Amazônica foi afetada por secas severas em um curto espaço de tempo (a cada cinco anos), nomeadamente em 2005, 2010 e 2015. Projeções futuras baseadas em modelos climáticos apontam uma maior frequência de extremos climáticos devido ao aumento de ações antrópicas. Desta forma, torna-se crucial entender a resposta da vegetação à seca, visto que o crescimento e a absorção de CO₂ pela vegetação são restringidos em grande parte pelo déficit de precipitação. Contudo, enquanto que a maioria dos estudos de modelagem climática projetam estações secas mais intensas e longas sobre a Amazônia sob altos níveis de CO₂, grandes incertezas cercam a resposta da vegetação às secas persistentes tanto no clima atual quanto no futuro. Adicionalmente, há uma grande dificuldade na própria quantificação da seca e de se determinar os efeitos sinérgicos do aumento da temperatura e da seca sobre a vegetação, fazendo com que a sensibilidade das florestas tropicais da Amazônia às secas seja ainda pouco compreendida. Neste contexto, o presente trabalho avaliou a resposta da vegetação na região Amazônica às secas através do cálculo de quatro indicadores do estado da vegetação obtidos por sensoriamento remoto com base em dados do sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) para o período de 2001 a 2017: 1) Enhanced Vegetation Index (EVI); 2) Vegetation Condition Index (VCI); 3) Temperature Condition Index (TCI) e 4) Vegetation Health Index (VHI). A quantificação e caracterização espaço-temporal da seca foram feitas com base no Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI), o qual inclui o efeito da temperatura na severidade da seca através da evapotranspiração e, portanto, possui um desempenho melhor aos índices tradicionais. O SPEI foi calculado para meses representativos do verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) e para diferentes escalas de tempo (3, 6, 12 e 24 meses) com base em dados

de estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Os resultados indicam que diferentes tipos de vegetação têm respostas distintas em relação a escala temporal de déficit de precipitação. Em relação a escala temporal foi observado que as escalas mais curtas são mais importantes para o estresse da vegetação quando comparadas às escalas mais longas. A estação do ano em que ocorre a maior vulnerabilidade da vegetação relativamente à seca também é distinta de acordo com os diferentes tipos de vegetação, destacando-se a primavera e o verão. Os resultados demonstram que os fatores limitantes (temperatura e água) do crescimento da vegetação variam de acordo com o tipo de vegetação e estação do ano. Sendo a temperatura o principal fator limitante nas florestas tropicais durante a primavera. Desta forma, as diferentes contribuições observadas do VCI e TCI no VHI para cada região, demonstram que é necessário utilizar um fator de ponderação (α) no cálculo do VHI diferente do valor padrão ($\alpha = 0,5$). A análise das três grandes secas de 2005, 2010 e 2015 revelam não só o papel distintos dos fatores limitantes da saúde da vegetação como também os diferentes padrões espaciais e de intensidade de cada uma delas. Em particular, observou-se que a área de vegetação afetada pela seca, quadruplicou em 2015 quando comparado com 2005. Com base nos resultados obtidos, espera-se que este trabalho possa servir como uma ferramenta útil para melhores planos de gestão de secas e contribuir de forma relevante para a mitigação dos impactos associados aos episódios de secas extremas na região.

Palavras-chave: Região Amazônica, Seca, Sazonalidade, EVI, VCI, TCI, VHI, SPEI.

ABSTRACT

In recent years, the Amazon region has been affected by severe droughts in a short period of time (every five years), namely in 2005, 2010 and 2015. Future projections based on climate models point to a higher frequency of climate extremes due to the increase of anthropic actions. Thus, it is crucial to understand the response of vegetation to drought, whereas growth and CO₂ absorption by vegetation are largely restricted by the precipitation deficit. However, while most climate modeling studies project longer and more intense dry seasons over the Amazon under high CO₂ levels, major uncertainties surround the response of vegetation to persistent droughts in both the current and future climate. In addition, there is great difficulty in quantifying drought itself in determining the synergistic effects of increasing temperature and drought on vegetation, making the sensitivity of the Amazon rainforests to drought still poorly understood. In this context, the present work evaluated the response of vegetation in the Amazon region to droughts by calculating four vegetation status indicators obtained by remote sensing based on sensor data Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) for the period 2001 to 2017: 1) Enhanced Vegetation Index (EVI); 2) Vegetation Condition Index (VCI); 3) Temperature Condition Index (TCI) and 4) Vegetation Health Index (VHI). The quantification and spatiotemporal characterization of drought were based on Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI), which includes the effect of temperature on drought severity through evapotranspiration and thus has a better performance than traditional indices. SPEI was calculated for representative months of summer (February), autumn (May), winter (August) and spring (November) and for different time scales (3, 6, 12 and 24 months) based on weather station data. from the National Institute of

Meteorology (INMET). The results indicate that different vegetation types have different responses in relation to the precipitation deficit temporal scale. Regarding the temporal scale, it was observed that shorter scales are more important for vegetation stress when compared to longer scales. The season in which vegetation is most vulnerable to drought is also distinct according to different vegetation types, especially spring and summer. The results show that the limiting factors (temperature and water) of vegetation growth vary according to vegetation type, and season. Temperature being the main limiting factor in tropical forests during spring. Thus, the different observed contributions of VCI and TCI in VHI for each region, show that it is necessary to use a weighting factor (α) in the calculation of VHI different from the default value ($\alpha = 0,5$). The analysis of the three major droughts of 2005, 2010 and 2015 reveals not only the distinct role of vegetation health limiting factors but also the different spatial and intensity patterns of each of them. In particular, it was observed that the area of drought-affected vegetation quadrupled in 2015 compared to 2005. Based on the results obtained, it is hoped that this work can serve as a useful tool for better drought management plans and contribute to relevant to mitigating the impacts associated with extreme drought episodes in the region.

Keywords: Amazon Region, Drought, Seasonality, EVI, VCI, TCI, VHI, SPEI.

SUMÁRIO

RESUMO	vi
ABSTRACT	viii
LISTA DE FIGURAS.....	xii
LISTA DE TABELAS.....	xv
LISTA DE SIGLAS.....	xvi
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. Contextualização	1
1.2. Secas na Amazônia.....	2
1.3. Índices de Secas.....	6
1.4. Índices de Vegetação	9
1.5. Motivação.....	14
1.6. Objetivos e Organização da Dissertação	15
2. DADOS E MÉTODOS	17
2.1. Área de Estudo	17
2.2. Dados	19
2.2.1. Sensoriamento Remoto.....	19
2.2.2. Observacionais (In situ).....	23
2.2.3. Pré-Processamento	25
2.3. Discriminação dos principais grupos de vegetação (Análise de Cluster).....	27
2.4. Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI).....	28
2.5. Vegetation Condition Index (VCI).....	30
2.6. Temperature Condition Index (TCI).....	32
2.7. Vegetation Health Index (VHI).....	33
2.8. Anomalias Padronizadas.....	36
2.9. Coeficiente de Correlação de Spearman.....	37
3. RESULTADOS	41

3.1. Análise Exploratória.....	41
3.2. Relação entre VCI, TCI e VHI com o SPEI	50
3.3. Análise das Séries Temporais	60
3.4. Análise das secas extremas na Região Amazônica (2005, 2010 e 2015).....	73
4. DISCUSSÕES E CONCLUSÕES.....	78
5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	85

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Área de estudo: Mapa de uso e cobertura do solo (2017) de acordo com a classificação do Programa Internacional da Geosfera-Biosfera (IGBP). O contorno em azul delimita a área da Amazônia Legal.	19
Figura 2. Mapa da distribuição espacial das estações meteorológicas do INMET (triângulos rosas) e ICEA (círculos amarelos) dentro da Amazônia Legal (contorno em azul). O contorno em vermelho delimita a Bacia Amazônica.....	23
Figura 3. Ilustração do buffer (3x3) ao redor da estação. Os números indicam os valores de cluster ao redor da estação meteorológica (pixel central em verde). Neste exemplo o valor de cluster mais frequente é o 1 e desta forma somente os valores dos índices referentes a estes clusters são levados em conta no cálculo da média espacial. Fonte: Elaborada pelo autor.	39
Figura 4. Climatologia de EVI para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.	42
Figura 5. Distribuição espacial dos três grupos de clusters obtidos a partir do conjunto de dados EVI do MODIS para o período de 2001-2017. As localizações e os nomes das estações meteorológicas do INMET são exibidos com o símbolo de asterisco.	44
Figura 6. Ciclos sazonais do EVI para as três classes de vegetação (clusters) identificadas.....	45
Figura 7. Climatologia de LST para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.	47
Figura 8. Climatologia de VCI para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.	48

Figura 9. Climatologia de TCI para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.	49
Figura 10. Climatologia de VHI para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.	50
Figura 11. Distribuição da correlação de Spearman do SPEI com VCI (média-cluster) para as estações do ano (meses representativos) e escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses. Correlações significativas são representadas pelo círculo em negrito ao redor das estações.	54
Figura 12. Distribuição da correlação de Spearman do SPEI com TCI (média-cluster) para as estações do ano (meses representativos) e escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses. Correlações significativas são representadas pelo círculo em negrito ao redor das estações.	55
Figura 13. Distribuição da correlação de Spearman de SPEI com VHI (média-cluster) para as estações do ano (meses representativos) e escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses. Correlações significativas são representadas pelo círculo em negrito ao redor das estações.	56
Figura 14. Distribuição da correlação de Spearman de SPEI e VCI (painel superior), SPEI e TCI (painel central), SPEI e VHI (painel inferior) para as estações do ano (meses representativos) e as escalas de temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.	57
Figura 15. Distribuição espacial das escalas temporais que apresentam máxima correlação entre SPEI e VCI, TCI, e VHI para as estações do ano (meses representativos). As escalas de tempo do SPEI de 3, 6, 12 e 24 são representadas pelas cores marrom, lilás, verde e azul, respectivamente.	59
Figura 16. Evolução mensal de SPEI (linha azul) e VHI (linha laranja) para 2001 a 2017 referente a classe 1 à oeste (Rio Branco) para as escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.	64

Figura 17. Evolução mensal de SPEI (linha azul) e VHI (linha laranja) para 2001 a 2016 referente a classe 2 localizada no centro (Manaus) para as escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.	67
Figura 18. Evolução mensal de SPEI (linha azul) e VHI (linha laranja) para 2001 a 2017 referente a classe 2 localizada à nordeste da (Belterra) para as escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.....	70
Figura 19. Evolução mensal de SPEI (linha azul) e VHI (linha laranja) para 2001 a 2017 referente a classe 3 localizada à nordeste (Monte Alegre) para as escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.....	73
Figura 20. Médias de VCI (primeira linha), TCI (segunda linha) e VHI (terceira linha) durante JJAS de 2005 (esquerda), JJAS 2010 (centro) e ONDJ (direita) em toda a área de estudo.....	74
Figura 21. Anomalias padronizadas de VCI (primeira linha), TCI (segunda linha) e VHI (terceira linha) durante JJAS de 2005 (esquerda), JJAS 2010 (centro) e ONDJ (direita) em toda a área de estudo.	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Informações gerais dos dados/produtos de sensoriamento remoto utilizados no presente estudo.	22
Tabela 2. Estações meteorológicas do INMET utilizadas para o cálculo do SPEI na Amazônia Legal.....	27
Tabela 3. Interpretação dos valores de SPEI (McKee <i>et al.</i> , 1993).....	30
Tabela 4. Meses correspondentes entre índices de estado da vegetação e SPEI.....	40
Tabela 5. Informações das classes e suas respectivas localizações.	43
Tabela 6. Época do ano, fator limitante e escala temporal que afetam cada tipo de vegetação.....	60
Tabela 7. Percentagem de pixels com anomalia padronizada abaixo de -1.....	77

LISTA DE SIGLAS

CMG – *Climate Modeling Grid*
CO₂ – Dióxido de carbono
CP – Pacífico Central
DECEA – Departamento de Controle do Espaço Aéreo
EMA – Estação Meteorológica Automática
ENOS – El Niño-Oscilação Sul
EOS – *Earth Observing System*
EVI – *Enhanced Vegetation Index*
GEE – Gases de Efeito Estufa
IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ICEA – Instituto de Controle do Espaço Aéreo
IGBP – *International Geosphere-Biosphere Programme*
INMET – Instituto Nacional de Meteorologia
IPCC – *Intergovernmental Panel on Climate Change*
JJAS – Junho, Julho, Agosto e Setembro
LAI – *Leaf Area Index*
LST – *Land Surface Temperature*
MAIAC – *Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction*
mEc – Massa Equatorial Continental
MMA – Ministério do Meio Ambiente
MODIS – *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*
NASA – *National Aeronautics and Space Administration*
NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*
NIR – *Near-Infrared*
ONDJ – Outubro, Novembro, Dezembro e Janeiro
PDSI – *Palmer Drought Severity Index*
PET – *Potential Evapotranspiration*
sc-PDSI – *Self-Calibrating Palmer Drought Severity Index*
SISCEAB – Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro
SNIF – Sistema Nacional de Informações Florestais
SPEI – *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index*
SPI – *Normalized Precipitation Index*

SZA – *Solar Zenith Angle*

TB – Temperatura de Brilho

TCI – *Temperature Condition Index*

TSM – Temperatura da Superfície do Mar

VCI – *Vegetation Condition Index*

VHI – *Vegetation Health Index*

ZCAS – Zona de Convergência do Atlântico Sul

ZCIT – Zona de Convergência Intertropical

1. INTRODUÇÃO

1.1. Contextualização

A seca é um fenômeno relacionado com a escassez de água que pode estar associado à variabilidade natural do clima sendo dependente da quantidade média de precipitação em um determinado local, mas que pode afetar praticamente todos os ecossistemas em algum grau (Wilhite, 1996). Contudo, eventos extremos de seca podem ocorrer quando as anomalias de variáveis climatológicas como precipitação e temperatura ultrapassam os níveis normais de intensidade e duração, influenciando de forma significativa os ecossistemas e a vida ali habitada. Espera-se que a seca aumente em frequência e severidade no futuro como resultado das mudanças climáticas, principalmente como consequência do aquecimento global decorrente do aumento dos gases de efeito estufa na atmosfera (Sheffield *et al.*, 2012).

O aquecimento global observado ao longo das últimas décadas está consistentemente associado à mudanças em vários componentes do ciclo hidrológico, tais como: mudanças nos padrões de precipitação, intensidade e extremos, fusão generalizada de neve e gelo, aumento do vapor de água atmosférico, aumento da evaporação e mudanças na umidade e no escoamento do solo (IPCC, 2008). Há ainda uma incerteza substancial nas tendências das variáveis hidrológicas, devido às grandes diferenças regionais e às limitações na cobertura espacial e temporal das redes de monitoramento. Bem como há também uma preocupação acerca da intensificação do ciclo da água, pois o mesmo pode levar a mudanças na disponibilidade de recursos hídricos, um aumento na frequência e intensidade de tempestades tropicais, inundações e secas, e uma amplificação do aquecimento através do *feedback* do vapor de água

(Huntington, 2006). Além disso, mudanças no uso da terra e queima de biomassa devido ao aumento de incêndios e a subsequente injeção de aerossóis na atmosfera têm o potencial de afetar o início e a quantidade de chuvas em uma determinada região (Andreae *et al.*, 2004).

1.2. Secas na Amazônia

De acordo com Olivares *et al.* (2015), a mudança climática é intensa na região Amazônica e os modelos climáticos prevêm condições mais quentes devido ao aumento na concentração de gases de efeito estufa e dos aerossóis indicando que a probabilidade de eventos como as secas que ocorreram na Amazônia podem aumentar (Marengo *et al.*, 2008) resultando num cenário mais quente e seco para a região no final do século XXI. Registros fluviométricos do rio Amazonas sugerem que, em média, a Amazônia experimenta um evento extremo, ou seja, uma inundação ou uma seca a cada 10 anos. Nos últimos anos, no curto espaço de cinco anos, a região foi afetada por secas severas em 2005, 2010 e 2015 e uma enchente em 2009 (Marengo *et al.*, 2011, Panisset *et al.*, 2018).

É visto e sabido que as secas na Amazônia são tipicamente associadas a condições do El Niño-Oscilação Sul (ENOS) positivas no Oceano Pacífico (Grimm *et al.*, 1998; Marengo *et al.*, 2004; Marengo *et al.*, 2008; Yoon e Zeng, 2010). No entanto, as secas de 2005 e 2010 parecem ter sido impulsionadas principalmente pela temperatura recorde da superfície do mar no Atlântico Norte Tropical levando a um enfraquecimento dos ventos alísios do oeste (Marengo *et al.*, 2008, 2011). Além disso, vários estudos sugeriram que a região Amazônica está em risco particular de aumento da variabilidade e regimes de chuvas quando confrontados com a perspectiva de mudar

as temperaturas oceânicas de emissões antropogênicas de gases de Efeito Estufa (GEEs) (Malhi *et al.*, 2008; Grimm, 2009).

A seca de 2005 foi diferente das secas relacionadas ao ENOS de 1983 e 1998, a mesma foi especialmente severa durante a estação seca no sudoeste da Amazônia, mas não impactou as regiões central e oriental (Marengo *et al.*, 2008). Secas causadas pelo ENOS são mais comuns na região Amazônica e tipicamente atingem mais fortemente as porções leste e sul da bacia (Asner *et al.*, 2010). A junção das análises de dados atmosféricos e os resultados de modelagem sugerem que a seca de 2005 foi causada em grande parte por um Oceano Atlântico Tropical quente que gerou uma modificação da circulação de Hadley, correspondente à redução do transporte de umidade para a Bacia Amazônica (Zeng *et al.*, 2008). Na seca de 2009-2010 na região Amazônica mais de 40% da área com vegetação registrou uma precipitação anormalmente baixa entre julho de 2010 e setembro de 2010 (Xu *et al.*, 2011). Nos rios ao longo da bacia, os níveis de água atingiram níveis baixos até outubro de 2010 (Potter *et al.*, 2011). Conforme os registros de fluxo de longo prazo, cerca de 100 anos, o nível de água do Rio Negro no porto de Manaus foi o menor registrado em 2010 (Lewis *et al.*, 2011).

A seca de 2015 de acordo com Panisset *et al.* (2018) e Jiménez-Muñoz *et al.* (2016), ocorreu devido aos efeitos combinados das condições de El Niño prolongado e a tendência de aquecimento na região Amazônica. Tais efeitos combinados foram responsáveis por um aquecimento sem precedentes e uma seca mais extrema do que aquelas associadas com os fortes El Niños em 1982/83 e 1997/98.

No evento de 2015/16 observou-se que a distribuição espacial da seca diferiu do padrão típico observado durante os principais El Niños quando as secas menos severas, porém mais abrangentes espacialmente cobrindo uma área maior da Amazônia. Desta forma, os padrões típicos de secas associadas ao fenômeno El Niño só foram

observados na porção leste, enquanto que na porção oeste observou-se uma condição úmida incomum. Este dipolo úmido-seco foi associado por Jiménez-Muñoz *et al.* (2016) à localização do aquecimento máximo da superfície do mar que ocorreu no Pacífico Equatorial Central. Como resultado, as condições mais extremas de seca concentraram-se em uma região menor no nordeste.

Modelos climáticos preveem uma condição de precipitação ainda mais reduzida durante a estação seca para a Amazônia e oportunidades para processos de *feedback* positivos entre o desmatamento, o fogo e a seca regional através do aumento de da concentração de aerossóis na atmosfera. Este atraso no retorno positivo transitório entre o desmatamento e a seca irá compor uma redução permanente nos processos de evapotranspiração após o desmatamento (Bevan *et al.*, 2009). Além das previsões de taxas crescentes de aquecimento que levarão a um aumento de temperatura de 2,5°C até 2050 (Feeley e Rehm, 2012). Frequência e intensidade crescentes dos períodos de seca na região também são projetadas para as próximas décadas (Phillips *et al.*, 2002; 2009a). No entanto, as tendências da seca são difíceis de prever porque os dados só estão disponíveis nos últimos 60 anos e de algumas áreas dentro da bacia hidrográfica (Malhi e Wright, 2004). Mudanças de temperatura, precipitação e sazonalidade são amplamente reconhecidas como principais ameaças à diversidade e estabilidade da Amazônia (Cox *et al.*, 2004; Malhi e Wright, 2004; Olivares *et al.*, 2015). Bem como o aumento na frequência e extensão geográfica da seca meteorológica na Amazonia oriental, e o oposto no oeste. Para as regiões como um todo, as secas leves irão quase duplicar e as severas quase triplicar até 2100, enquanto os extremos de umidade também devem aumentar após 2040 (Duffy *et al.*, 2015).

Se a frequência e a intensidade do El-Niño do Pacífico Central (CP) continuarem a aumentar, conforme previsto pelas simulações de mudança climática, a bacia do rio

Amazonas pode sofrer com secas mais severas e frequentes no futuro (Kim *et al.*, 2011). Um exemplo dessa intensificação é a influência do El Niño CP no outono austral, onde há um aumento da precipitação na região que se estende da Amazônia para o sudeste do Brasil, e que a mesma se associa a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) ativa, mostrando assim que durante ENOS CP a variabilidade de precipitação não depende apenas de anomalias do Pacífico Central, mas também da combinação deste com outros sistemas como, por exemplo, o aquecimento do Oceano Atlântico que responderá de maneira diferente às anomalias de Temperatura da Superfície do Mar (TSM) do Oceano Pacífico (Silva, 2015).

A intensificação do ciclo hidrológico, nomeadamente do estresse hídrico em toda região Amazônica, poderá produzir contrações florestais ao longo das bordas da floresta e do ecótono da savana. O aquecimento por outro lado pode reduzir a sobrevivência das espécies de plantas, diminuindo sua produtividade e a seca leve pode matar as árvores de sub-bosque e a seca severa também pode eliminar as copas das árvores. Tais secas severas têm o potencial de produzir mudanças direcionais na composição de espécies, embora estas mudanças podem variar entre florestas em diferentes tipos de solo. Na questão do funcionamento do ecossistema, as secas também podem reduzir o crescimento das raízes e da biomassa e poderão deslocar a floresta Amazônica. Além do aumento do potencial de incêndio, redução do fluxo no rio Amazonas e seus afluentes, rendimento das colheitas e redução da absorção de carbono pela vegetação, que acompanham a precipitação na região (Bagley *et al.*, 2014).

As florestas da Amazônia armazenam uma quantidade significativa de carbono de até 100 bilhões de toneladas (Malhi *et al.*, 2006), em sua biomassa lenhosa. E seu bioma desempenha um papel crucial no sistema climático global que regula a energia regional, a água e ciclos de carbono, modulando assim a atmosfera tropical. A floresta

recicla cerca de 25 a 35% da precipitação amazônica por evapotranspiração (Eltahir e Bras, 1994) e armazena cerca de 10 a 15% da biomassa global acima do solo (Potter e Klooster, 1999; Mahli *et al.*, 2006; Beer *et al.*, 2010; Pan *et al.*, 2011; Joetzjer *et al.*, 2014). Contudo, estas florestas podem ser substituídas por savanas devido ao estresse hídrico em um clima progressivamente aquecido, e assim, a maior quantidade de carbono liberado para a atmosfera agirá para acelerar significativamente as mudanças climáticas globais (Cox *et al.*, 2004, 2000; Salazar *et al.*, 2007; Huntingford *et al.*, 2008).

Secas extremas como as associadas ao ENOS, quando a umidade disponível no solo permanece abaixo do nível crítico por um período prolongado, resultam em taxas mais altas de mortalidade de árvores e maior inflamabilidade das florestas (Nepstad *et al.*, 2004, 2007).

1.3. Índices de Secas

Existem vários índices para avaliar a severidade da seca inclusive para análise das que vem ocorrendo nos últimos anos na Bacia Amazônica (Heim, 2002; Keyantash e Dracup, 2002; Mishra e Singh, 2010). De acordo com Moreira *et al.* (2012), os índices de seca são indicadores numéricos que incorporam ou derivam de indicadores hidrometeorológicos. Os índices de seca meteorológica respondem a condições climáticas que foram anormalmente secas ou anormalmente úmidas. Os primeiros indicadores de secas foram os índices baseados somente em informações de precipitação, tendo em vista que uma seca meteorológica pode evoluir para hidrológica após sua persistência por um tempo considerável (e.g., 12 meses) (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005, Pessini, 2017, Vicente-Serrano e Cuadrat (2002).

De fato, pesquisadores têm estudado a região Amazônica utilizando índices de seca para analisar e entender as grandes secas que vêm ocorrendo na região, sendo o *Standardized Precipitation Index* (SPI; Mckee *et al.*, 1993) e o *Palmer Drought Severity Index* (PDSI; Palmer 1965) os mais utilizados nesta região.

O SPI, por exemplo, é um dos indicadores mais amplamente utilizados para monitoramento de secas por permitir uma comparação confiável e fornecer uma maneira flexível de monitorar a gravidade da seca através de classes bem definidas, que varia de extremamente seco à extremamente úmido e tem sido recomendado em diferentes estudos para estimar a seca meteorológica em diferentes intervalos de tempo (McKee *et al.*, 1993, 1995, Dutta *et al.*, 2013, 2015; Bordi *et al.*, 2009; Guttman, 1998; Belayneh *et al.*, 2014).

Para Alley *et al.* (1984), o PDSI aborda duas das propriedades mais elusivas das secas: sua intensidade e seu início e fim. Infelizmente, o índice usa regras bastante arbitrárias na quantificação dessas propriedades. Além disso, a metodologia usada para padronizar os valores do PDSI para locais e meses diferentes é baseada em comparações muito limitadas. Sob certas condições, os valores de PDSI são muito sensíveis aos critérios para determinar a ocorrência da seca, e a precipitação durante um mês pode ter um efeito muito grande nos valores de PDSI para vários meses anteriores. A distribuição do PDSI condicionada ao valor do mês anterior pode muitas vezes ser bimodal. Assim, modelos convencionais de séries temporais podem ser bastante limitados em sua capacidade de capturar as propriedades estocásticas do índice.

Para Vicente-Serrano *et al.* (2010b), o PDSI é um índice climático de balanço hídrico que considera as anomalias de precipitação e evapotranspiração e a capacidade de retenção de água no solo. E que muitas das deficiências do PDSI foram resolvidas pelo desenvolvimento do PDSI auto-calibrado (sc-PDSI; Wells *et al.*, 2004), que é

espacialmente comparável e relata eventos extremos de umidade e seca nas frequências esperadas para condições raras. Pois o sc-PDSI calibra automaticamente o comportamento do índice em qualquer local, substituindo constantes empíricas no cálculo do índice por valores calculados dinamicamente.

Todos os conjuntos de dados espaciais de seca disponíveis nas escalas continental e global eram anteriormente baseados no PDSI ou no sc-PDSI (Dai *et al.*, 2004; Van der Schrier *et al.*, 2006).

O SPI apresenta uma vantagem em relação ao PDSI, pois ele se baseia apenas em dados mensais de precipitação, não leva em conta a tendência de aquecimento das temperaturas para causar a secagem do solo, ou seja, não se faz necessário a utilização de outras variáveis meteorológicas na detecção dos eventos secos e chuvosos. As características espectrais do SPI não varia de local para local e tem se mostrado bastante útil no monitoramento dos eventos secos e chuvosos, principalmente pela sua flexibilidade, simplicidade de cálculo e fácil interpretação. (Duffy *et al.*, 2015; Santos, *et al.*, 2017; Guttmann, 1998).

Contudo de acordo com Vicente-Serrano *et al.* (2012), abordar apenas um índice que avalia a precipitação não é uma boa escolha, pois omite o papel da temperatura e também a escala de tempo em que a resposta da vegetação é mais elevada. Segundo os autores, ambos os elementos são fundamentais para identificar a resposta à variabilidade climática e dessa forma, entender a sensibilidade da vegetação à seca. Desta forma Vicente-Serrano *et al.* (2010a, 2010b) propuseram um novo índice, o *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index* (SPEI), que mostra ser mais eficiente dos que os mencionados acima. O SPEI leva em conta anomalias em relação ao balanço hídrico médio e são definidas para diferentes escalas de tempo de forma a representar o balanço hídrico acumulado.

O SPEI é um índice que combina a sensibilidade do sc-PDSI às mudanças na demanda de evaporação com a natureza multitemporal do SPI. Sua principal vantagem reside no seu caráter multiscalar, que permite a discriminação entre diferentes tipos de seca. A natureza probabilística estrita deste índice torna-o perfeitamente comparável ao longo do tempo e do espaço; o índice fornece informações objetivas sobre as condições climáticas de seca, pois o mesmo, não é influenciado por variáveis externas, dependendo apenas de dados climáticos. Tal índice incorpora o papel de insumos (precipitação) e de saída (evapotranspiração), sendo capaz de identificar processos de mudança climática relacionados às alterações na precipitação e / ou temperatura, e pode ser usado para avaliar as possíveis influências dos processos de aquecimento nas secas. O SPEI, por conter a diferença entre a precipitação de referência e a evaporação (Beguería *et al.*, 2014), passa a ser um índice melhorado para determinar os impactos da seca na vegetação quando comparado com outros índices de seca que utilizam apenas dados de precipitação, nomeadamente o seu precursor SPI.

1.4. Índices de Vegetação

O monitoramento do estado da vegetação em diferentes escalas temporais e espaciais para extensas áreas geográficas tem sido realizada majoritariamente através de índices e parâmetros biofísicos extraídos de dados de sensoriamento remoto por satélite. Como estes índices são utilizados para avaliar o estado e a dinâmica da vegetação, uma tentativa especial tem sido feita para aplicá-los como indicadores da sensibilidade da vegetação aos eventos de secas (Gopinath *et al.*, 2014) e.g., *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), *Enhanced Vegetation Index* (EVI), *Vegetation Condition Index* (VCI), *Temperature Condition Index* (TCI), *Vegetation Health Index* (VHI).

Tucker (1979) sugeriu o NDVI, um dos índices de vegetação espectrais mais utilizados ao longo do tempo, como um índice de saúde e densidade da vegetação (Thenkabail *et al.*, 2004). Ele combinou bandas localizadas nas regiões do visível (vermelho) e infravermelho próximo do espectro eletromagnético com o intuito de realçar o sinal da vegetação e ao mesmo tempo minimizar os efeitos do solo. Tal índice é obtido pela diferença entre a reflectância no infravermelho próximo e a reflectância no vermelho, normalizada pela soma das duas reflectâncias, pois na região do infravermelho-próximo a reflectância é alta devido a estrutura foliar da folha enquanto que na região do vermelho a reflectância é baixa por conta da presença de pigmentos como a clorofila fazendo com que a vegetação apresente uma diferença espectral acentuada entre estas duas regiões do espectro eletromagnético (Rouse *et al.*, 1974). A aplicação do NDVI para estimar o impacto do clima sobre a vegetação é, entretanto, ineficiente porque o nível e o estado da vegetação podem estar relacionados, não só às condições climáticas, mas às características e recursos geográficos, como tipo de solo e vegetação, entre outros.

Neste contexto, o VCI foi criado justamente para considerar somente o efeito climático na vegetação e eliminar os demais efeitos. O VCI normaliza o NDVI em relação aos valores máximos e mínimos de NDVI para um período longo de dados, englobando vários anos (Kogan, 1990). Entretanto, condições de céu encoberto durante a estação chuvosa podem fazer com que os valores de NDVI decaiam, resultando na falsa conclusão de estresse hídrico. Desta forma, Kogan (1995) sugeriu o TCI como um índice complementar ao VCI para avaliar o impacto da seca na vegetação. O TCI se baseia no fato de que um aumento na temperatura do ar pode resultar no fechamento de estômatos para reduzir a perda de água por transpiração fazendo com que o fluxo de calor latente decaia e o de calor sensível aumente, resultando por sua vez num aumento

da temperatura da planta. O cálculo do TCI é similar ao VCI, exceto que a formulação utiliza a informação da temperatura da vegetação no lugar do NDVI. VCI e TCI caracterizam a condição de umidade e temperatura da vegetação, respectivamente (Kogan, 2001) e eles podem ser combinados, através do VHI, para representar a saúde geral da vegetação.

Entretanto, diferentes estudos que relatam sobre as secas de 2005, 2010 e 2015 na Amazônia divergem em suas conclusões. Saleska *et al.* (2007) utilizou a quarta versão do produto EVI do MODIS para estudar o evento de 2005 e observou um esverdeamento da floresta Amazônica e sugeriu que as florestas intactas da Amazônia podem ser mais resilientes do que muitos modelos de ecossistemas assumem, pelo menos em resposta às anomalias climáticas de curto prazo. Uma possível explicação é que o aumento de insolação devido à menor cobertura de nuvens durante a seca impulsionou o crescimento das folhas na ausência de limitação de água. De fato, em contraste com as florestas intactas, as áreas convertidas para pastagem mostraram declínios na estação seca, pois a remoção de árvores com raízes profundas reduz o acesso a águas profundas do solo. Estudos anteriores também sugeriram que a luz é mais restritiva do que a água para a produtividade das florestas tropicais (Nemani *et al.*, 2003), consistente com o esverdeamento das florestas amazônicas durante a estação seca nos dados de satélite (Brando *et al.*, 2010, Myneni *et al.*, 2007). De acordo com Koerner e Basler (2010), a variação sazonal na produção de folhas é amplamente provocada por sinais climáticos, especificamente aumento da insolação (70,4%) e aumento da precipitação (29,6 %).

Entretanto, Phillips *et al.* (2007) encontrou evidências de que as florestas intactas da Bacia Amazônica foram sensíveis à seca, acumulando menos 1,2 - 1,6 Pg de carbono durante o período de seca de 2004-2005 do que em anos anteriores, e

concluíram que a floresta Amazônica foi negativamente afetada pela seca de 2005. Adicionalmente observações em campo mostram uma maior mortalidade de árvores, um declínio no seu crescimento e um aumento no número de queimadas (Aragão *et al.*, 2009a). Nesta mesma direção, Samanta *et al.* (2010), utilizando os dados da quarta e quinta versão do EVI, observou que não houve relação entre a severidade da seca e as mudanças no verde, o que é contrário à ideia de um esverdeamento induzido pela seca. Ou seja, as florestas da Amazônia não esverdearam durante a seca de 2005, aproximadamente 12% dessas florestas secas apresentam vegetação esverdeada, enquanto que 29% apresentam escurecimento ou ausência de mudança e, para o restante, os dados não são de qualidade suficiente para caracterizar quaisquer alterações. Desta forma foi sugerido que o esverdeamento observado durante a estação seca na Amazônia poderia ser atribuído ao artefato da geometria do sensor solar. De acordo com Galvão *et al.* (2011) os resultados mostram que a variabilidade intra-anual no EVI do MODIS na estação seca da floresta tropical foi impulsionado pelos efeitos da iluminação solar em vez de alterações no Índice de Área Foliar – *Leaf Area Index* (LAI). As reflectâncias das bandas do azul, vermelho e infravermelho próximo – *Near-Infrared* (NIR) do MODIS foram maiores no final da estação seca devido à geometria de iluminação solar, visto que uma maior porção dos topos das árvores refletia a radiação solar em direção ao sensor por conta da diminuição do ângulo zênite solar – *Solar Zenith Angle* (SZA).

Os resultados de Morton *et al.* (2014), também mostram que o aparente esverdeamento das florestas amazônicas em dados de sensoriamento remoto óptico resulta de mudanças sazonais na refletância do infravermelho próximo, um artefato causado por conta de variações na geometria de observação do sensor. A correção desse efeito de refletância bidirecional elimina as mudanças sazonais na refletância da

superfície, consistentes com observações independentes. Desta forma, a correção de dados de sensoriamento remoto óptico para artefatos da geometria do sensor solar é essencial para isolar a resposta da vegetação global à variabilidade climática sazonal e interanual.

No entanto, novos estudos (Bi *et al.*, 2016, Saleska *et al.*, 2016) utilizando uma nova versão do EVI com base no algoritmo de correção simultânea multiangular e atmosférica (*Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction – MAIAC*) (Lyapustin *et al.*, 2012) voltou a mostrar o esverdeamento durante a estação seca na Amazônia. Uma análise do índice de área foliar (LAI), a partir de observações independentes de satélite, tenta explicar a existência do esverdeamento durante a estação seca. Tang e Dubayah (2017) mostraram o surgimento de novas folhas na copa das árvores durante o início da estação seca e a perda de folhas mais velhas durante o meio e final da estação seca, o que coincide com o aumento da área foliar da camada de sub-bosque. A hipótese é que o desenvolvimento do sub-bosque está fortemente relacionado à dinâmica estrutural da camada sazonal do dossel. Ou seja, o crescimento do sub-bosque é impulsionado pelo aumento das clareiras causadas pelas variações sazonais do dossel.

Portanto, o desenvolvimento do sub-bosque não estaria correlacionado com as variações sazonais de insolação e precipitação, mas com a sazonalidade estrutural do dossel. Essa variabilidade de regime de luz que existe nos domínios espacial e temporal pode explicar melhor o fenômeno de esverdeamento induzido pela estação seca, que parece menos óbvio ao tratar as florestas da Amazônia como um todo. O microambiente favorável, combinado a partir de condições de luz e água, promove o crescimento do sub-bosque no final da estação seca, conforme indicado pelo aumento do LAI do sub-bosque na Amazônia. Entretanto, a diminuição do LAI das folhas da copa durante o

meio e final da estação seca destaca a importância de disponibilidade de água no desenvolvimento foliar e apoia a hipótese de que a seca moderada pode ter um impacto negativo no crescimento da floresta quando os déficits de água excedem os limites críticos. Esse é o exemplo no sul da Amazônia, onde Tang e Dubayah (2017) observaram uma perda significativa de folhagem do dossel durante sua estação seca de seis meses.

1.5. Motivação

Apesar de diferentes estudos sobre o impacto das secas na vegetação da Amazônia e avanços no entendimento do comportamento da floresta (Saleska *et al.*, 2007, Phillips *et al.*, 2007, Samanta, *et al.*, 2010, Morton *et al.*, 2014, Bi *et al.*, 2016, Saleska *et al.*, 2016), observa-se que a sensibilidade das florestas tropicais da Amazônia às secas severas ainda é pouco compreendida, com relatos de uma maior mortalidade de árvores e incêndios florestais e ao mesmo tempo excesso de vegetação florestal (Samanta *et al.*, 2010) e que o debate permanece em aberto sobre a vulnerabilidade da floresta Amazônica às secas. A complexidade do problema reside não só nas interações não-lineares entre os diferentes fatores que afetam a vegetação, mas também na grande área geográfica, e principalmente devido à grande quantidade de tipos de vegetação envolvidas e suas diferentes características, as quais podem ter diferentes níveis de resistência à seca. De fato, a seca varia espacialmente e temporalmente em toda a Bacia Amazônica, dificultando a avaliação dos impactos ecológicos (Arner *et al.*, 2010), portanto, estudos com o objetivo de compreender tais impactos são uma prioridade (Samanta *et al.*, 2010).

Entender a resposta da vegetação à seca é um desafio, já que o crescimento e a absorção de CO₂ pelas plantas podem ser restringidos em grande parte pela seca. Seu estudo é dificultado pelas incertezas na quantificação da seca e pelos efeitos sinérgicos do aumento da temperatura e da escassez de água sobre a vegetação (Vicente-Serrano *et al.*, 2012). Neste sentido, é fundamental levar em consideração as diversas escalas temporais das secas para compreender os impactos em diferentes tipos de vegetação (Vicente-Serrano *et al.*, 2012). De fato, existe uma lacuna de estudos que abordem o impacto das diferentes escalas temporais das secas na vegetação da região Amazônica. Ademais, nenhum estudo anterior considerou o efeito combinado da precipitação e da evapotranspiração na resposta da vegetação à seca combinando dados *in situ* para o cálculo do SPEI e a sua relação com o VCI, TCI e VHI.

1.6. Objetivos e Organização da Dissertação

Nesse contexto, o presente trabalho tem como objetivo principal compreender as interações em diferentes dimensões entre eventos de seca e a resposta da vegetação Amazônica através das seguintes contribuições:

- i. Discriminar os principais grupos de vegetação Amazônica através de seus comportamentos sazonais com base no índice espectral de vegetação EVI;
- ii. Determinar a época do ano em que cada grupo de vegetação discriminado é mais sensível à seca;
- iii. Analisar para cada tipo de vegetação os impactos negativos das secas em diferentes escalas temporais (3, 6, 12 e 24 meses) e verificar quais dessas escalas afetam mais cada tipo de vegetação através da aplicação do SPEI

com base em dados de estações *in situ* localizadas na Amazônia para o período de 2001-2017;

- iv. Analisar os fatores limitantes (temperatura e água) que influenciam de forma significativa as respostas dos diferentes tipos de vegetação da Amazônia à seca além de identificar quais desses fatores afetam mais cada tipo de vegetação através do uso de três indicadores do estado da vegetação derivados de sensoriamento remoto: 1) VCI; 2) TCI) e 3) VHI.

A estrutura adotada para apresentação desta dissertação fundamenta-se em 7 capítulos. Sendo elas:

Capítulo 1 – Introdução: apresenta considerações iniciais introdutórias para compreensão dos assuntos abordados ao longo do presente trabalho, bem como apresentar os conceitos fundamentais sobre os índices de seca, índices de vegetação, resumo de artigos científicos que corroboram com a temática do estudo. Discorrendo sobre a motivação e os objetivos do mesmo.

Capítulo 2 – Dados e Metodologia: apresenta como a área de estudo a Região Amazônica, com suas características geográficas, biológicas e históricas, ressaltando o local específico, o qual é o alvo deste estudo. E apresenta o sistema metodológico adotado para a realização deste trabalho, que inclui a plataforma MODIS utilizada, pré-processamento dos dados, cálculos dos índices adotados como parâmetro para a análise dos resultados, filtragem dos dados e definição das anomalias padronizadas.

Capítulo 3 – Resultados: apresenta as figuras, tabelas e resultados encontrados mediante aplicação das ferramentas descritas acima, a fim de expor a caracterização das três secas extremas, utilizando variáveis meteorológicas, *in situ*, com os índices de vegetação e de seca derivados de sensoriamento remoto.

Capítulo 4 – Discussões e Conclusões: apresentam as principais discussões e conclusões deste trabalho.

Capítulo 5 – Referências Bibliográficas: cita todas as referências bibliográficas utilizadas.

2. DADOS E MÉTODOS

2.1. Área de Estudo

A área de estudo consiste em 7 estados brasileiros da Amazônia Legal Brasileira (Figura 1, contorno em azul), sendo eles: Acre, Amapá, Amazonas, Mato Grosso, Pará, Rondônia e Roraima

A Amazônia Legal se localiza na maior bacia hidrográfica do planeta, a Bacia Amazônica, com extensão de 7 milhões de quilômetros quadrados (km²), representando um quinto das águas doces do mundo. A área de floresta representa dois quintos da América do Sul e a metade do território brasileiro (SOS Amazônia, 2013). Além de ser uma região com enorme biodiversidade e rica tanto em fauna quanto em flora. O rio principal da bacia, o Amazonas, é o maior do mundo. Ele nasce na cordilheira dos Andes (Peru) e quando entra no Brasil é intitulado de Solimões. A confluência do Solimões com o rio Negro constitui o Amazonas.

O clima na região é equatorial e subequatorial com características quentes e úmidas, controlado pela ação dos ventos alísios e baixas pressões equatoriais e pela Zona de Convergência Intertropical (ZCIT). Na altura da planície amazônica, forma-se um centro de pressão produtor da massa equatorial continental (mEc), propicia

condições de umidade e calor à atmosfera regional. Vale ressaltar também que há também pequena amplitude térmica anual, caracterizando-se, assim, pela ausência de estação fria.

A Amazônia Legal é uma área que corresponde a 59% do território brasileiro e é cerca de 825.000 km² maior do que o bioma Amazônia. Nela residem 56% da população indígena brasileira. A Amazônia abriga também vastos estoques de madeira comercial e de carbono, possuindo uma grande variedade de produtos florestais não madeireiros que permite a manutenção de diversas comunidades locais. Além de ter a maior rede hidrográfica do mundo concentrando 15% das águas doces superficiais não congeladas do planeta (SNIF, 2014; IBGE, 2004; MMA, 2004). É formada principalmente por florestas densas e abertas, porém abriga uma diversidade de outros ecossistemas, como florestas estacionais, florestas de igapó, campos alagados, várzeas, savanas e refúgios montanhosos.

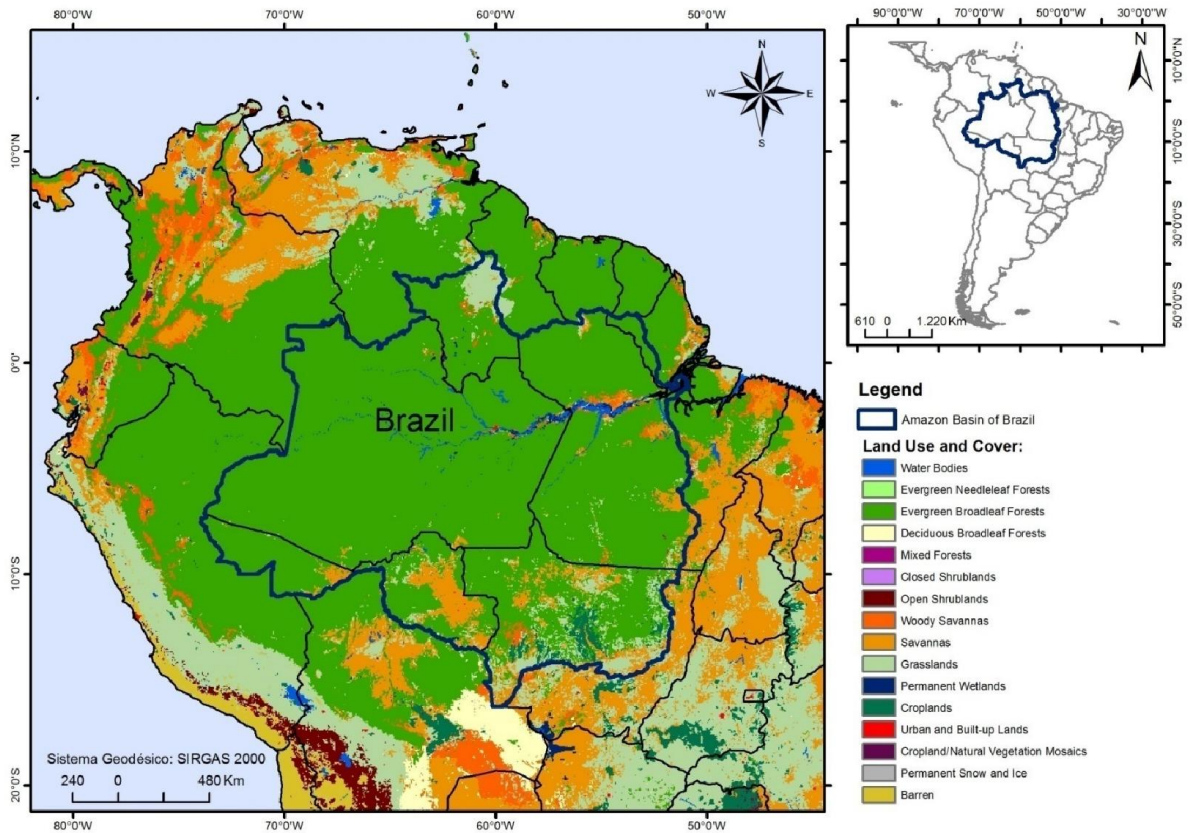


Figura 1. Área de estudo: Mapa de uso e cobertura do solo (2017) de acordo com a classificação do Programa Internacional da Geosfera-Biosfera (IGBP). O contorno em azul delimita a área da Amazônia Legal.

2.2. Dados

2.2.1. Sensoriamento Remoto

As informações de entrada para a discriminação dos principais grupos de vegetação e para o cálculo do VCI, TCI e VHI são provenientes de sensoriamento remoto por satélite, nomeadamente dados do sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), o qual está a bordo dos satélites Terra (EOS AM-1) e

Aqua (EOS PM-1). Ambos satélites pertencem ao programa *Earth Observing System* (EOS) da *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e foram lançados em 18 dezembro de 1999 e 04 de maio de 2002, respectivamente, quando atingiram sua órbita final de aproximadamente 705 km de altura. Vale ressaltar que para o presente estudo, utilizou-se somente os dados/produtos do sensor MODIS a bordo do satélite Terra.

O Terra MODIS observa a superfície terrestre a cada 1 a 2 dias, contendo 36 bandas espectrais (0,4 – 14,4 μ m) com a resolução espacial podendo assumir valores de 250, 500 e 1000 metros e com uma resolução radiométrica de 12 bits. Contempla-se nesse único instrumento a possibilidade de diferentes aplicações cobrindo várias áreas de estudo como atmosfera, continente e oceano.

A discriminação dos principais grupos de vegetação e o cálculo do VCI foram realizados com base no índice espectral de vegetação EVI. A escolha do EVI, preferencialmente ao tradicional NDVI, se deve ao EVI ter sido desenvolvido para otimizar o sinal da vegetação, apresentando uma melhor sensibilidade, em regiões de alta biomassa como é o caso da área de estudo abordada no presente trabalho. Por outro lado, o NDVI apresenta a desvantagem, como comprovado em diferentes estudos, de saturar em regiões caracterizadas por vegetação com alta biomassa, de forma que suas variações podem não ser captadas pela utilização do NDVI. Adicionalmente, o uso do EVI permite um monitoramento mais efetivo da vegetação pois sua formulação é capaz de desacoplar o sinal de fundo do dossel e ainda de reduzir as influências atmosféricas (Huete *et al.*, 2002).

Enquanto o NDVI é sensível prioritariamente à clorofila, o EVI é também responsivo às variações estruturais do dossel, incluindo o LAI, tipo de dossel, fisionomia vegetal e arquitetura da copa das árvores (Gao *et al.*, 2000):

$$EVI = G \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} + C_1 \times \rho_{red} - C_2 \times \rho_{blue} + L} \quad (1)$$

onde G é o fator de ganho, o ρ_{NIR} , ρ_{red} e ρ_{blue} são as reflectâncias da superfície corrigidas atmosféricamente ou parcialmente corrigidas, nas bandas do infravermelho-próximo, do vermelho e do azul, respectivamente. C_1 e C_2 são os coeficientes de termo de resistência ao aerossol utilizado na banda do azul para corrigir as influências dos aerossóis na banda do vermelho e o L é o ajuste do fundo do dossel. De acordo com Huete *et al.* (1994; 1997; 2002), os coeficientes adotados nos algoritmos do EVI são $G=2,5$; $C_1 = 6$; $C_2=7,5$ e $L = 1$.

As informações de EVI para o período de 2001 a 2017, incluindo as três últimas grandes secas na região, i.e., 2005, 2010 e 2015, foram obtidas através do produto MOD13C1 na versão 6 (*MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 0.05Deg CMG*) referente ao sensor MODIS a bordo do satélite Terra. Tal produto possui cobertura global, resolução temporal de 16 dias e resolução espacial de $0,05^\circ$ (grade regular em graus), especialmente desenvolvido para a utilização conjunta com modelos climáticos. Foi utilizado para os dados do EVI (para análise de cluster) o produto MCD12C1 (*Land Cover Type Yearly Global 0.05Deg CMG*) para mascarar as classes 0 (*Water Bodies*), 11 (*Permanent Wetlands*) e 13 (*Urban and Built-up Lands*) com o objetivo de não contaminarem os resultados. Tal produto possui resolução temporal anual (2001 a 2017) e resolução espacial de $0,05^\circ$ (grade regular), o qual também foi utilizado para o mapa de uso e cobertura do solo mostrado na Figura 1.

Para o cálculo do TCI também abordado nesse trabalho, utilizou-se o produto de LST MOD11C3 (*MODIS/Terra Land Surface Temperature and Emissivity Monthly L3 Global 0.05Deg CMG*) na versão 6, com resolução temporal mensal e resolução espacial de $0,05^\circ$. Neste caso, como estamos interessados apenas na LST (*Land Surface*

Temperature – Temperatura da Superfície Continental), usamos as variáveis nomeadas como LST_Day_CMG (*Day Land Surface Temperature*) e LST_Night_CMG (*Night Land Surface Temperature*), a partir dos quais foram calculadas temperaturas médias também para os períodos de 2001 a 2017. É importante pontuar que geralmente o TCI é calculado utilizando a temperatura de brilho como uma aproximação da temperatura da superfície, visto que o cálculo da temperatura da superfície continental apresenta maior complexidade já que requer a determinação da emissividade da superfície além da correção atmosférica do sinal. Desta forma, a utilização do produto LST do MODIS como dado de entrada para o cálculo do TCI tem o potencial de verificar de forma mais eficiente o efeito da temperatura como fator limitante ao desenvolvimento da vegetação.

A Tabela 1 exibe de forma resumida os dados/produtos de sensoriamento remoto que foram utilizados no presente trabalho.

Tabela 1. Informações gerais dos dados/produtos de sensoriamento remoto utilizados no presente estudo.

Produto	Nome	Código	Resolução Temporal	Resolução Espacial	Período	Dados
Vegetação	MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 0.05Deg CMG	MOD13C1	16 dias	0,05° (grade regular)	2001-2017	EVI
Temperatura Continental	MODIS/Terra Land Surface Temperature and Emissivity Monthly L3 Global 0.05Deg CMG	MOD11C3	Mensal	0,05° (grade regular)	2001-2017	LST
Land Cover	Land Cover Type Yearly Global 0.05Deg CMG	MCD12C1	Anual	0,05° (grade regular)	2001-2017	Uso e Cobertura do Solo

Fonte: Elaborado pelo autor.

2.2.2. Observacionais (*In situ*)

Com o intuito de se calcular o SPEI com base em séries temporais longas foram utilizados dados *in situ* de temperatura e precipitação mensais de estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e Instituto de Controle de Espaço Aéreo (ICEA). A Figura 2 mostra a localização das diferentes estações meteorológicas do INMET e ICEA dentro da Amazônia Legal.

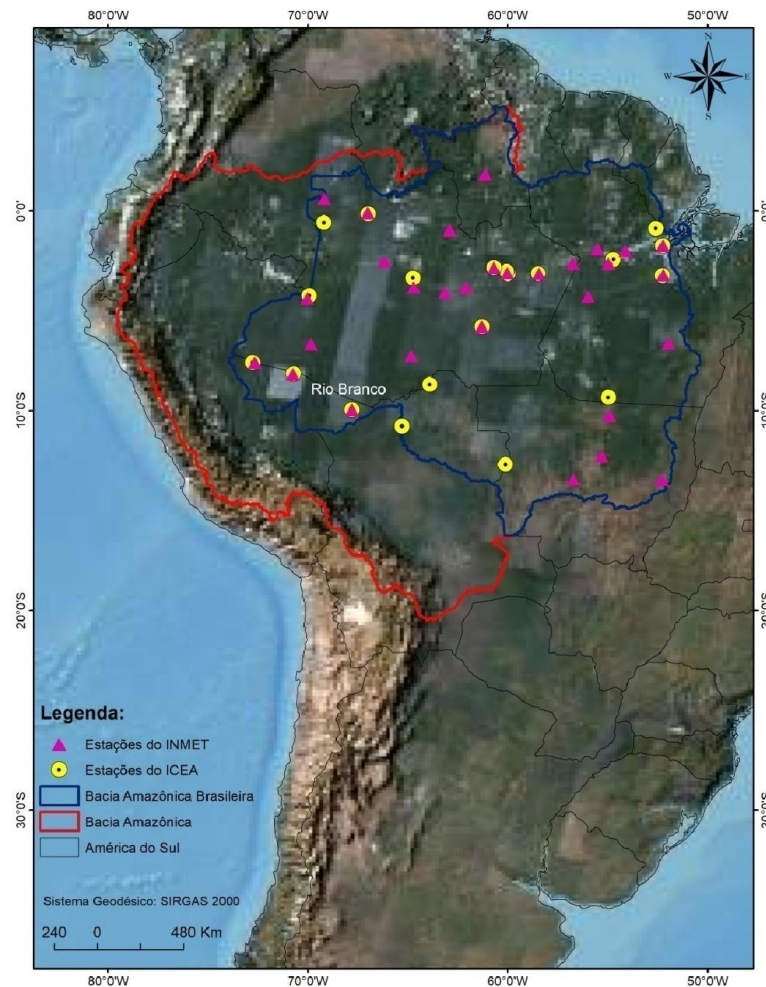


Figura 2. Mapa da distribuição espacial das estações meteorológicas do INMET (triângulos rosas) e ICEA (círculos amarelos) dentro da Amazônia Legal (contorno em azul). O contorno em vermelho delimita a Bacia Amazônica.

O Banco de Dados Meteorológicos do INMET já possui informações digitais de variáveis meteorológicas em escala diária desde 1961, embora sua fundação tenha ocorrido em 1909. Dessa forma, para avaliar a seca na região Amazônica com dados observacionais, foram baixados dados coletados *in situ* nas Estações Meteorológicas Automáticas de Observação de Superfície do INMET. Uma Estação Meteorológica Automática (EMA) coleta, de minuto a minuto, as informações meteorológicas (temperatura, umidade, pressão atmosférica, precipitação, direção e velocidade dos ventos, radiação solar, entre outros) representativas da área em que está localizada. O conjunto dos dados recebidos é validado, através de um controle de qualidade e armazenado em um banco de dados. Tais coletas de dados são feitas através de sensores para medição dos parâmetros meteorológicos a serem observados.

Para o cálculo do SPEI foram utilizadas as variáveis de precipitação e temperatura do ar. Bem como, foram selecionadas 30 estações meteorológicas para análise dos dados divididos da seguinte forma: 3 do Estado do Acre, 14 do Estado do Amazonas, 3 do Estado do Mato Grosso, 8 do Estado do Pará e 2 do Estado de Roraima (Figura 2).

De acordo com o site do ICEA, o seu Banco de Dados Climatológicos do Comando da Aeronáutica é um conjunto de dados digitalizados referentes aos registros das observações meteorológicas realizadas nas Estações Meteorológicas de Superfície e Altitude, operadas no âmbito do Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro (SISCEAB).

Os dados disponíveis compreendem o ano de início dos registros meteorológicos até 2012 e novas estações meteorológicas são constantemente incluídas na rede de observação. Mas é possível adquirir dados posteriores à 2012 através de solicitação. A Seção de Meteorologia Aeronáutica do ICEA tem a finalidade de fomentar as pesquisas

meteorológicas, atender as necessidades do Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA) em Meteorologia Aeronáutica e gerar produtos meteorológicos, com base nas informações coletadas na rede de estações meteorológicas do SISCEAB, para atender aos compromissos internacionais, apoiar às operações aéreas e a infraestrutura aeronáutica.

Para o cálculo do SPEI foram utilizadas as variáveis de precipitação e temperatura do ar. Bem como, foram selecionadas 20 estações meteorológicas para análise dos dados, divididas da seguinte forma: 3 do Estado do Acre, 8 do Estado do Amazonas, 5 do Estado do Pará, 3 do Estado de Rondônia e 1 do Estado de Roraima (Figura 2).

2.2.3. Pré-Processamento

Nesta etapa do trabalho, reuniu-se uma série temporal com as imagens do produto MODIS EVI e temperatura da superfície continental para os períodos de 2001 a 2017 obtida através de acesso ao site da NASA (2018). Como ambos os produtos são globais, como parte do pré-processamento foi realizado um recorte do dado original de forma a cobrir somente a região de estudo do presente trabalho.

Em relação à resolução temporal dos produtos MODIS de EVI e LST foi necessária uma padronização entre eles, pois os dados de EVI possuem resolução temporal de 16 enquanto que os dados de temperatura da superfície continental são mensais (Tabela 1). Como os dados de temperatura do ar e precipitação das estações meteorológicas do INMET e ICEA são também mensais, os dados de EVI foram reagrupados de forma que a resolução temporal após o pré-processamento passou a ser mensal.

Os dados de temperatura do ar e precipitação das estações meteorológicas do INMET e ICEA foram posteriormente agregados em diferentes escalas de tempo (3, 6, 12 e 24 meses) para o cálculo do SPEI. A escala temporal de 3 meses por exemplo, é representado pelo acúmulo do mês corrente mais os 2 meses anteriores e assim sucessivamente para as demais escalas de tempo. Para tais estações foi realizada uma busca e análise minuciosa dos dados de temperatura do ar e precipitação, pois a série de dados para o cálculo do SPEI além de precisar ser longa (e.g., aproximadamente 30 anos) para que os resultados sejam representativos, também não pode haver falhas nos dados *in situ*. Após esta etapa de filtragem dos dados com o intuito de reter séries de dados mais longas possíveis e ao mesmo tempo sem falhas, foram selecionadas apenas 4 estações que satisfaziam esses critérios, sendo que todas pertencentes à rede de estações automáticas do INMET.

Desta forma, a Tabela 2, exhibe as 4 estações meteorológicas automática do INMET dentro da Amazônia Legal que de fato foram utilizadas neste trabalho. Pode-se observar também que nem todas as estações meteorológicas possuem a mesma quantidade de anos disponíveis, mas por outro lado a maioria apresenta aproximadamente 20 anos ou mais de dados.

Tabela 2. Estações meteorológicas do INMET utilizadas para o cálculo do SPEI na Amazônia Legal.

Nome das Estações	Estado	SPEI	
		Ano Inicial	Ano Final
Rio Branco	Acre	1997	2017
Manaus	Amazonas	1997	2015
Belterra	Pará	2000	2017
Monte Alegre		1993	2017

Fonte: Elaborado pelo autor.

2.3. Discriminação dos principais grupos de vegetação (Análise de Cluster)

Com o intuito de se estudar a sensibilidade dos diferentes tipos de vegetação à seca sobre a área de estudo, foi realizada uma análise de agrupamentos, denominada cluster, a partir das médias mensais de todo o período dos dados (2001 a 2017) de EVI do produto MODIS MOD13C1, e assim, observar o seu comportamento sazonal de cada tipo de vegetação. O cluster, por sua vez, reúne as regiões com características semelhantes da variável.

Para isso, a técnica escolhida foi o k-means não supervisionado, um algoritmo particional proposto por MacQueen (1967) e Hartigan e Wong (1979). O objetivo do algoritmo k-means é minimizar a soma do erro quadrado sobre todos os clusters k. Ou seja, ele é uma análise rápida de agrupamento não hierárquico que busca minimizar a distância dos elementos a um conjunto de k centros de forma iterativa. De acordo com Jain (2010), o k-means é um dos algoritmos mais utilizados para clustering devido sua facilidade de implementação, simplicidade e eficiência.

Sendo assim, a equação do k-means é dada da seguinte forma:

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \| x_i^{(j)} - c_j \|^2 \quad (2)$$

onde E é a soma do erro quadrado para todos os objetos na base de dados, k e n são o número de cluster e número de casos, respectivamente, x são os casos para cada i analisado e c é o centro do cluster chamado de centroide para cada cluster j . A definição do número de clusters a ser retido foi feita com base num estudo de sensibilidade que levou em conta o perfil sazonal de EVI para cada cluster e a dissimilaridade entre eles.

2.4. Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI)

De acordo com Vicente-Serrano *et al.* (2012), o SPEI inclui o papel da temperatura na severidade da seca por meio de sua influência na demanda evaporativa atmosférica. Ele é baseado em dados de precipitação, temperatura e por um balanço hídrico climático. Dessa forma, ele pode ser comparado com o *Self-Calibrating Palmer Drought Severity Index* (sc-PDSI).

O que diferencia o cálculo do SPEI para o SPI, é que no SPEI utiliza-se o balanço climático da água, ou seja, a diferença entre a precipitação de referência e a evaporação (Beguería *et al.*, 2014).

Logo, o SPEI inclui a influência da precipitação e da evapotranspiração potencial – *Potential Evapotranspiration* (*PET*) e combina a sensibilidade do sc-PDSI às mudanças na demanda de evaporação causadas por flutuações de temperatura e tendências com a natureza multitemporal do SPI (Vicente-Serrano *et al.*, 2010a). Dessa forma temos a seguinte equação:

$$D_i = P_i - PET_i \quad (3)$$

onde D (mm) é o balanço de água calculado como a diferença entre a precipitação mensal P e a evapotranspiração potencial mensal PET , e o índice i representa o mês. O valor de PET é calculado de acordo com o método de Thornthwaite (1948), que requer apenas dados sobre a temperatura média mensal e a localização geográfica da região de interesse.

Os valores de D_i podem ser agregados para determinados períodos de tempo, portanto, levando em consideração a soma do balanço hídrico naquele período. Para a verificação dos efeitos da seca na vegetação Amazônica consideramos como períodos adequados de agregação as seguintes escalas de tempo (períodos de acumulação): 3, 6, 12 e 24 meses. Os valores agregados do balanço hídrico podem ser calculados de acordo com Vicente-Serrano *et al.* (2010b):

$$D_i^k = \sum_{j=0}^{k-1} (P_{i-j} - PET_{i-j}), i \geq k \quad (4)$$

onde k é o tempo da agregação e i representa o mês. Os valores de D são indefinidos para $k > i$.

O valor médio de SPEI é 0, e o desvio padrão é 1. O SPEI é uma variável padronizada e pode, portanto, ser comparado com outros valores de SPEI ao longo do tempo e espaço.

Como o SPEI possui a mesma natureza multitemporal que o SPI (3, 6, 12 e 24 meses), podemos classificar a intensidade da seca com base nos valores do SPI. Valores

continuamente negativos de SPEI definem um período de seca baseado na intensidade, severidade, magnitude e duração (Byakatonda *et al.*, 2016).

Desta forma podemos observar essa classificação das intensidades da seca com base nos valores do SPEI Tabela 3.

Tabela 3. Interpretação dos valores de SPEI (McKee *et al.*, 1993).

Valores de SPEI	Severidade da Seca / Umidade
>2,0	Umidade Extrema
1,50 até 1,99	Umidade Severa
1,00 até 1,49	Umidade Moderada
0,50 até 0,99	Umidade Suave
-0,49 até 0,49	Próximo do Normal
-0,50 até -0,99	Seca Suave
-1,00 até -1,49	Seca Moderada
-1,50 até -1,99	Seca Severa
< -2	Seca Extrema

2.5. Vegetation Condition Index (VCI)

A seca é um dos perigos naturais mais complexos devido ao seu início lento e impacto de longo prazo. Há várias vantagens em usar o sensoriamento remoto para monitorar o efeito da seca na vegetação, especialmente locais com registros históricos limitados e baixa densidade de medições *in situ* (Zambrano *et al.*, 2016).

Índices de seca derivados de sensoriamento remoto, como o VCI baseado inicialmente no NDVI (Kogan, 1995b), provaram ser um meio útil para detectar o início

da seca e medir a intensidade, duração e impacto da seca em regiões ao redor do mundo, além de nos mostrar a resposta da vegetação em relação ao fator limitante água.

De acordo com Quiring *et al.* (2009), uma das principais vantagens do VCI é que, por ser um produto à base de sensoriamento remoto, ele pode fornecer dados quase em tempo real ao redor do globo a uma resolução espacial relativamente alta. Além do mais, o VCI utiliza uma metodologia completamente independente para monitorar os efeitos da seca na vegetação, enquanto que os índices meteorológicos são completamente dependentes de dados meteorológicos *in situ* oriundos de estações meteorológicas. O cálculo de tais índices pode se tornar inviável caso haja uma baixa cobertura da rede de estações meteorológicas. Adicionalmente, mesmo existindo estações meteorológicas localizadas na região de estudo, normalmente há a necessidade de longas séries de dados sem falhas o que pode diminuir consideravelmente o número de estações credenciadas para o cálculo de tais índices, como mostrado no presente estudo (ver seção 2.2.3) quando o número de estações foi reduzido para 4.

O VCI (Kogan, 1990; 1995b) originalmente escala o NDVI entre seus valores máximos e mínimos para um determinado período. Contudo, neste trabalho optamos por utilizar o VCI com base no EVI, ao invés do NDVI. Conforme comentado anteriormente a escolha do EVI se deve (ver descrição completa na seção 2.2.1) principalmente ao fato do EVI apresentar uma maior sensibilidade em regiões de alta biomassa como é o caso da área de estudo abordada no presente trabalho evitando desta forma a pouca sensibilidade apresentada pelo NDVI já que o mesmo satura nestas regiões. Diferentes trabalhos têm utilizado a mesma abordagem com o intuito de contornar o problema causado pela saturação do NDVI (Panisset *et al.*, 2016; Graw *et al.*, 2017; Branco *et al.*, 2019; Amalo *et al.*, 2017; U Ma'rufah *et al.*, 2017). Desta forma, o VCI passa a ser definido da seguinte maneira

$$VCI = 100 \frac{EVI_i - EVI_{\min i}}{EVI_{\max i} - EVI_{\min i}} \quad (5)$$

onde EVI_i é o EVI para um determinado pixel i e mês particular visto que em nosso caso consideramos uma variação mensal de EVI. $EVI_{\max i}$ e $EVI_{\min i}$ são respectivamente os valores de EVIs máximo e mínimo absolutos encontrados para toda a série de dados para um determinado pixel i .

2.6. Temperature Condition Index (TCI)

De forma similar ao VCI, o TCI representa a mudança da vegetação relativa à condição térmica do ambiente com base originariamente em valores de temperatura de brilho (TB) associada ao pixel de vegetação (Bhuiyan *et al.*, 2006). Tal índice é proposto para determinar o fenômeno da seca relacionado à temperatura (Kogan, 1995a), e, portanto, tal índice caracteriza o estado e o desenvolvimento da vegetação condicionados ao fator limitante temperatura.

No entanto, ao contrário do NDVI, um alto valor de temperatura da vegetação pode indicar condições associadas ao fenômeno de seca e desfavoráveis ao seu desenvolvimento, enquanto que um valor baixo de temperatura da vegetação pode indicar condições geralmente favoráveis ao desenvolvimento da vegetação (Singh *et al.*, 2003).

Sabe-se que a LST fornece informações úteis sobre a condição da vegetação (Kogan, 1995a, 2000) e que a mesma representa uma estimativa mais apropriada da temperatura real da vegetação e, portanto, é uma variável mais fidedigna para análise de seca do que a TB. Adicionalmente, as correlações negativas entre índices de vegetação

espectrais e LST são muito mais fortes do que aquelas com base na TB. Portanto, o uso do LST para o monitoramento da seca é mais razoável do que a TB (Sun e Kafatos, 2007).

De acordo com Du *et al.* (2013) tal índice pressupõe que o evento de seca diminua a umidade do solo e transpiração das plantas fazendo com que a evapotranspiração diminua e o fluxo de calor sensível aumente podendo causar um estresse térmico na vegetação, resultando num valor mais alto de LST em um mês de ano de seca do que no mesmo mês de anos normais.

Desta forma, iremos utilizar no presente trabalho os dados de LST do produto MODIS MOD11C3, substituindo no cálculo do TCI a variável original TB pela variável LST. Sendo assim, o TCI pode ser definido pela seguinte expressão:

$$TCI = 100 \frac{LST_{\max i} - LST_i}{LST_{\max i} - LST_{\min i}} \quad (6)$$

onde de forma análoga à equação (5) referente ao EVI, a LST_i , $LST_{\max i}$ e $LST_{\min i}$ são respectivamente a temperatura da superfície do continente para um determinado pixel i e mês particular, o seu valor absoluto máximo e mínimo para todo a série de dados para um determinado pixel i .

Como o VCI, sob um processo de seca, o TCI é próximo ou igual a 0, e em condições úmidas o VCI está próximo de 100 (Du *et al.*, 2013).

2.7. Vegetation Helth Index (VHI)

De acordo com Karnieli *et al.* (2009), uma atenção considerável tem sido dada à relação inversa entre LST e índices de vegetação espectrais em relação ao

monitoramento da seca. Durante os períodos de seca, os valores dos referidos índices de vegetação em um determinado pixel serão tipicamente baixos, enquanto que a LST deverá ser relativamente alta por causa da deterioração da vegetação e da maior contribuição do sinal do solo (Kogan, 2000).

O VHI desenvolvido por Kogan (1995a) representa a saúde geral da vegetação por levar em conta os principais fatores limitantes ao desenvolvimento da vegetação, água e temperatura, através da combinação de dois indicadores de magnitudes comparáveis, nomeadamente o VCI e TCI descritos anteriormente, equações (5) e (6)

$$VHI = \alpha \times VCI + (1 - \alpha) \times TCI \quad (7)$$

onde α e $(1 - \alpha)$ definem as contribuições relativas de cada índice, isto é, as contribuições dos fatores limitantes água e temperatura, onde α assume um valor entre 0 e 1. Estudos recentes (Bento *et al.*, 2018a, 2018b) revelam que existem grandes diferenças entre as distribuições de α nos biomas, o que pode modificar os valores de VHI através das respectivas contribuições de VCI e TCI (quantificados pelo peso α), ou seja, para cada tipo de vegetação em diferentes regiões haverá valores de α mais adequados, identificando desta forma o fator limitante (água ou temperatura) que está afetando o VHI (i.e., estado da vegetação).

Por causa da falta de informações a priori sobre a contribuição de cada fator limitante para cada tipo de vegetação e situação de seca (déficit de água representado pelo VCI e estresse térmico representado pelo TCI), normalmente assume-se que α possui o valor de 0,5, considerando-se uma contribuição igual de ambos fatores limitantes (índices) para o índice combinado (Kogan, 2000). Como não há até o

presente momento informações disponíveis de α sobre a região de estudo, assumiu-se o mesmo peso para os fatores limitantes ($\alpha = 0,5$).

Entretanto, de acordo com Bento *et al.* (2018a, 2018b), com a utilização do SPEI, que é influenciado pela precipitação (que reflete na condição de umidade) e evapotranspiração (que reflete na condição de temperatura), é possível estimar um valor ótimo de α para os diferentes tipos de vegetações. Vale ressaltar, que os resultados do presente trabalho podem ser utilizados futuramente para se obter valores de α mais realísticos.

A relação entre o índice de vegetação e a LST, levada em conta pelo VCI e TCI no VHI, quando examinada em áreas espacialmente extensas e por longos períodos, pode ser diretamente ou inversamente proporcional ao longo do tempo. Em alguns casos podem se observar tanto correlações negativas quanto positivas (Kawashima 1994; Lambin, 1996a, 1996b).

Desta forma a validade do VHI como ferramenta de detecção de seca, além de depender das contribuições dos fatores limitantes (água e temperatura) sobre a vegetação, dependerá também, da interação entre as variáveis, as quais são influenciadas pelas condições locais e pela sua duração ao longo do tempo.

Entretanto, em geral observa-se que o EVI e a LST em um dado pixel variam inversamente ao longo do tempo, sendo impulsionados pelas condições locais de umidade e temperatura (Karnieli *et al.*, 2009) fazendo com que o VHI seja uma ferramenta válida na maioria dos eventos de seca.

2.8. Anomalias Padronizadas

Com o intuito de quantificar as áreas críticas de seca/estiagem e selecionar os eventos extremos negativos, foi realizada a anomalia padronizada (Z) dos índices de condição da vegetação (TCI, VCI e VHI), que nos mostra os períodos extremos ($Z < -1$). Foram selecionados os quadrimestres de Junho, Junho, Agosto e Setembro (JJAS) para 2005 e 2010, e de Outubro, Novembro, Dezembro e Janeiro (ONDJ) para 2015, que representam o período do ano em que as secas foram mais intensas.

As anomalias padronizadas são adquiridas a partir da seguinte equação de Wilks (2006):

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{s_x} = \frac{x'}{s_x} \quad (8)$$

onde Z é a anomalia padronizada, x é o valor do índice para o quadrimestre considerado de um determinado ano de seca extrema (2005, 2010 e 2015), \bar{x} é a climatologia do respectivo índice para o quadrimestre considerado para o período de dados disponíveis (2001 a 2017) e s_x é o desvio padrão da amostra.

A anomalia padronizada é utilizada em diversos artigos (Saleska *et al*, 2007; Marengo *et al*, 2008; Samanta *et al*, 2010, Lewis *et al*; 2011, Jiménez-Muñoz *et al*, 2016; Panisset *et al*, 2018; Gouveia *et al*, 2017) para ajudar a medir a magnitude de um evento climático extremo em relação à ocorrência histórica.

Note-se que a anomalia mede o desvio do valor observado com respeito à sua média climática ou histórica. Sendo assim, os quadrimestres que ficaram com anomalias positivas acima de +1, evidenciam um esverdeamento na vegetação, bem como as anomalias menores que -1, evidenciam um escurecimento na vegetação.

2.9. Coeficiente de Correlação de Spearman

Com o objetivo de identificar como os diferentes tipos de vegetação respondem a seca e em quais estações do ano são mais suscetíveis, foram calculados coeficientes de correlação (Coeficiente de Spearman) entre os dados mensais de TCI x SPEI, VCI x SPEI e VHI x SPEI para as escalas de tempo consideradas (3, 6, 12 e 24 meses).

O coeficiente de correlação de Spearman mede o grau de associação das variáveis e é uma medida não paramétrica da correlação de postos, ou seja, ele é utilizado em substituição ao coeficiente de correlação de Pearson nos casos em que a normalidade dos dados não ocorre e ainda em situações envolvendo poucos pares de dados.

Desta forma, uma das vantagens do uso da correlação de Spearman é que ele não se restringe a correlações lineares, desde que apresentem comportamento monotônico (Miot, 2018; Wilks, 2006; Bonett e Wright, 2000). Logo, ele deve apresentar uma relação gradual no mesmo sentido (ascendente ou descendente) para todo o domínio de dados estudado. Em suma, as variáveis tendem a mudar juntas, mas não necessariamente a uma taxa constante.

Sendo assim, a correlação de Spearman é dada pela seguinte equação dada por Spearman (1906):

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d^2}{n(n^2-1)} \quad (9)$$

onde r_s é o coeficiente de Spearman, d é a diferença numérica entre qualquer par correspondente de classificações e n é o número de pares (observações).

O coeficiente de correlação de Spearman varia entre -1 e 1. Quanto mais próximo estiver destes limites, maior será a associação entre as variáveis. Por fim, uma análise do nível de significância (p-value) de valores menores que 0,1 (10%) foi usada para rejeitar a hipótese nula, ou seja, de não haver correlação.

A correlação de Spearman foi realizada entre os índices mensais do estado da vegetação (TCI, VCI e VHI) e o SPEI, sobre cada estação meteorológica. Os valores dos índices do estado da vegetação foram adquiridos através de uma análise que se estendeu às áreas circunvizinhas às estações, de modo a considerar a influência da região sobre os pontos. Desta forma, foi definida uma grade (buffer) de tamanho 3x3, onde o pixel central representa a localização da estação (Figura 7).

Primeiramente, avaliou-se o cluster de EVI predominante em cada grade, atribuindo-se às estações meteorológicas a classe mais frequente, sendo elas: classe 1 referente à estação de Rio Branco; classe 2 às estações de Belterra e Manaus; classe 3 à estação de Monte Alegre (ver descrição completa na seção 3.1). Posteriormente, a média espacial dos índices foi calculada com base na classificação de cada estação meteorológica, de forma que são considerados apenas os pixels dentro do buffer que são referentes a classe atribuída às estações.

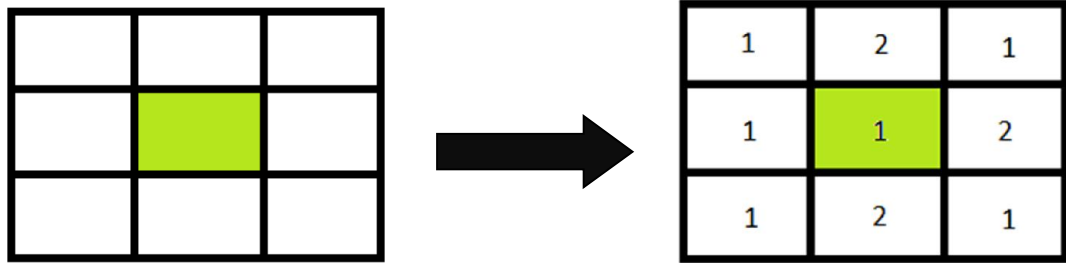


Figura 3. Ilustração do buffer (3x3) ao redor da estação. Os números indicam os valores de cluster ao redor da estação meteorológica (pixel central em verde). Neste exemplo o valor de cluster mais frequente é o 1 e desta forma somente os valores dos índices referentes a estes clusters são levados em conta no cálculo da média espacial. Fonte: Elaborada pelo autor.

É importante analisar as correlações dos índices do estado da vegetação, TCI, VCI e VHI com o SPEI não só para o mesmo mês, mas também considerando uma defasagem (“lag”), pois em geral, a vegetação não responde imediatamente à falta de disponibilidade de água e ao estresse térmico e por isto a resposta à seca vem geralmente nos meses subsequentes (Hayes *et al.*, 1999, Harms *et al.*, 2002; Brown *et al.*, 2008, Udelhoven *et al.*, 2009). Desta forma, tais correlações foram calculadas com o mês determinado para os índices de sensoriamento remoto e o SPEI do mês anterior, como observado na Tabela 4.

Foi realizada a análise de correlação entre os valores mensais de TCI, VCI e VHI com o SPEI para a escala de tempo de 3, 6, 12 e 24 meses (4 estações meteorológicas x 3 índices de sensoriamento remoto × 4 escalas de tempo x 4 meses = 192 correlações). Além disso, avaliamos através do cálculo do SPEI, VCI, TCI e VHI para cada estação meteorológica os meses em que cada região da Amazônia Legal e tipo de vegetação são mais afetados pela seca. Com o intuito de minimizar a grande quantidade de dados pontuais e espaciais produzidos, optamos por focar nossa análise

em meses representativos de cada estação do ano. Desta forma, selecionamos um mês representativo para cada estação do ano: fevereiro (verão), maio (outono), agosto (inverno) e novembro (primavera) para determinar como que as secas impactam sazonalmente cada região e tipo de vegetação (Tabela 4).

Com o objetivo de identificar a estação do ano em que cada tipo de vegetação é mais afetado pelas secas climáticas, calculamos todos os coeficientes de correlação entre os índices TCI, VCI e VHI em fevereiro, maio, agosto e novembro versus o SPEI nas escalas de tempo 3, 6, 12 e 24 meses para considerar escalas de tempo de seca curta e longa. Valores de correlação foram obtidos para todos os meses representativos de cada estação do ano e em todas as escalas temporais. Destacou-se a estação do ano e a escala temporal que resultaram na maior correlação para cada tipo de vegetação/localização.

Tabela 4. Meses correspondentes entre índices de estado da vegetação e SPEI.

Meses do SPEI	Meses dos Índices	Estações do Ano
Janeiro	Fevereiro	Verão
Abril	Maio	Outono
Julho	Agosto	Inverno
Outubro	Novembro	Primavera

Fonte: Elaborado pelo autor.

3. RESULTADOS

3.1. Análise Exploratória

Nesta subseção são apresentados resultados das informações base que consistem em valores de EVI, clusters, LST, VCI, TCI, VHI e SPEI. Como no caso das variáveis EVI, LST, VCI, TCI e VHI os dados são espaciais e mensais desde 2001 até 2017, a ideia é somente exibir informações que sirvam para exemplificar os resultados obtidos. Desta forma, a análise e discussão dos resultados são apresentadas a partir da subseção 3.2.

O EVI é utilizado no presente trabalho tanto para a discriminação dos principais grupos de vegetação bem como para o cálculo do VCI. A partir de dados de EVI com resolução temporal de 16 dias obtidos do produto MOD13C1- versão 6 foram calculadas composições mensais com base na média e seguindo a metodologia de combinação proposta por Panisset *et al.* (2018). Como resultado, a base de dados de EVI consiste em informações mensais com resolução espacial de 0,05° cobrindo o período de 2001 a 2017.

A Figura 4 apresenta a climatologia de EVI para os quatro meses representativos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017 e a localização das quatro estações meteorológicas do INMET. Os valores mais baixos de EVI são encontrados em geral no outono com destaque para a região leste e central da região e no inverno destacando-se a região sul. A exceção ocorre para o leste do Estado de Roraima quando o mínimo de EVI é alcançado no verão austral. Por outro lado, os maiores valores de EVI na região sul são observados no

verão e em geral na primavera com destaque para a região oeste e a região diametralmente oposta à leste.

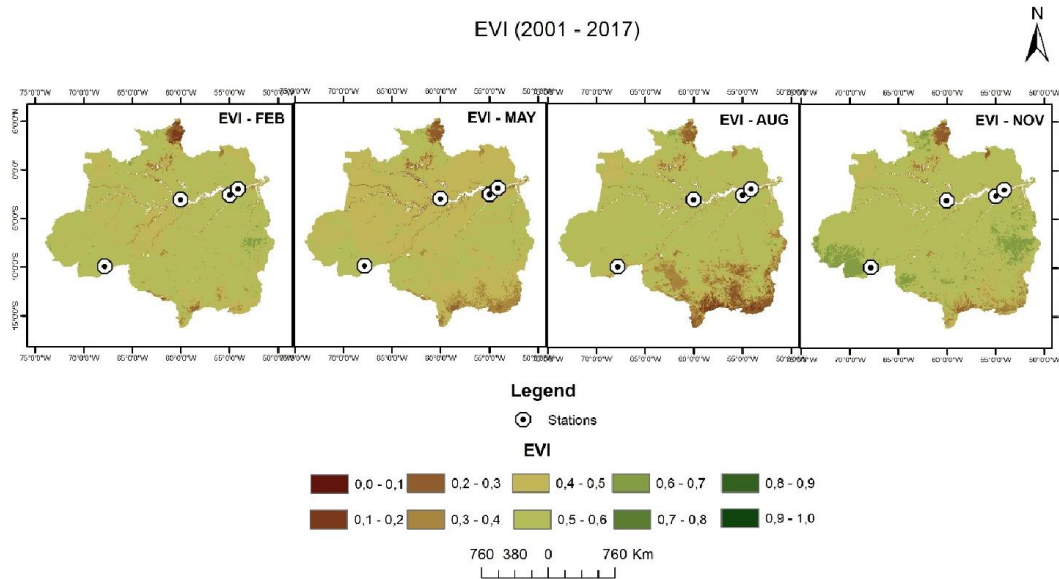


Figura 4. Climatologia de EVI para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.

A discriminação dos diferentes tipos de vegetação na região de estudo foi realizada com o método k-means utilizando como informação de entrada o comportamento sazonal do EVI para o período de 2001 a 2017. A definição do número de clusters foi feita com base num estudo de sensibilidade qualitativo para se obter um equilíbrio entre um número de clusters que fosse capaz de descrever os principais tipos de vegetação maximizando a dissimilaridade entre eles em termos de perfil sazonal de

EVI. Seguindo este princípio, foram definidos três clusters, denominados na sequência do texto como classe 1, 2 e 3, de forma que ao menos uma estação meteorológica estivesse contida em uma destas classes/tipos de vegetação. A Tabela 5 e a Figura 5 mostram que a classe 1 engloba a estação de Rio Branco, a classe 2 engloba as estações de Belterra e Manaus e a classe 3 a estação de Monte Alegre. Na Figura 6 é mostrado o perfil sazonal de EVI para as três classes.

Tabela 5. Informações das classes e suas respectivas localizações.

Classes	Localização
Classe 1	Cluster 1 – Rio Branco
Classe 2	Cluster 2 - Manaus
Classe 2	Cluster 2 – Belterra
Classe 3	Cluster 3 – Monte Alegre

Fonte: Elaborado pelo autor.

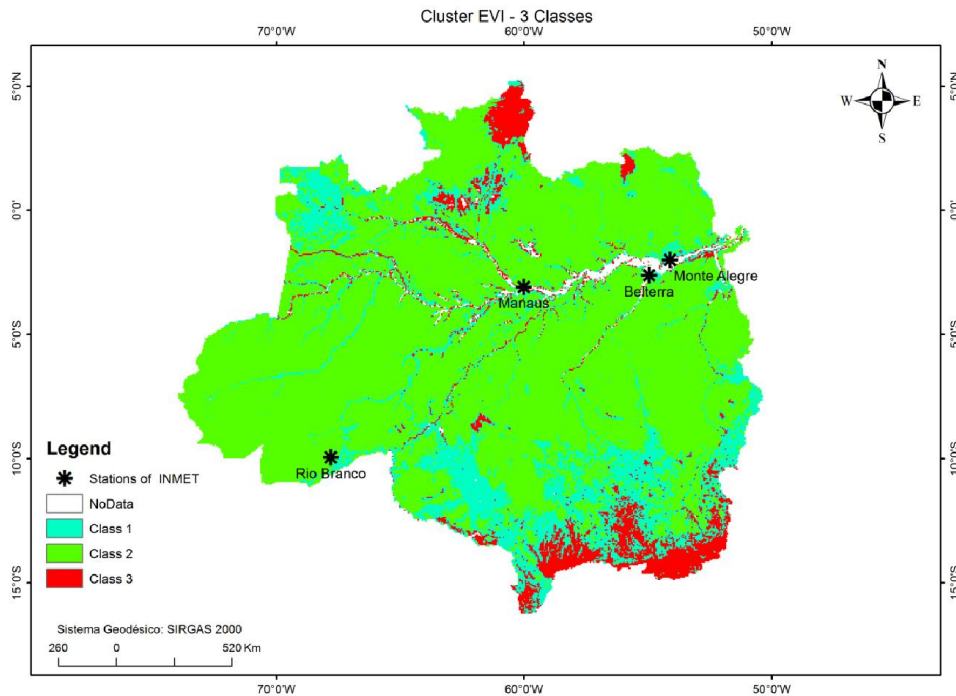


Figura 5. Distribuição espacial dos três grupos de clusters obtidos a partir do conjunto de dados EVI do MODIS para o período de 2001-2017. As localizações e os nomes das estações meteorológicas do INMET são exibidos com o símbolo de asterisco.

A classe 2 apresenta uma maior predominância em toda a região Amazônica, enquanto que as classes 1 e 3 praticamente se equivalem em área e estão mais concentradas na porção sul da área de estudo, apesar da classe 1 também cobrir parte do extremo norte do Estado do Amazonas e a classe 3 praticamente toda a região nordeste do Estado de Roraima (Figura 5).

A Figura 6 exibe a variação sazonal de valores de EVI das 3 classes, onde pode-se observar que a classe 2 apresenta os maiores valores de EVI durante todo o ano, enquanto que a classe 3 possui os menores valores de EVI durante todo o ano quando comparado com as demais classes e pôr fim a classe 1 apresenta valores intermediários entre as classes 2 e 3. A variação sazonal mostra também que a classe 3 é aquela que

apresenta a maior variabilidade ao longo do ano, seguida das classes 1 e 2. Os menores valores e a maior variabilidade da classe 3 é explicada por ela cobrir áreas de tensão ecológica e ser composta principalmente por savanas (MMA, 2006).

Observa-se também que as classes 1 e 3 apresentam comportamentos similares em relação à ocorrência dos valores mínimo e máximos no decorrer do ano. Ambas as classes apresentam um mínimo bem marcado no inverno (junho-agosto) e máximo no verão (dezembro e janeiro). Por outro lado, a classe 2 apresenta um comportamento adiantado no tempo, o mínimo ocorrendo no outono (abril-junho) e o máximo bem definido na primavera (outubro). Contudo, apesar das variações descritas, de maneira geral o comportamento sazonal do EVI de todas as 3 classes mostra maior atividade fotossintética no verão e primavera com diminuição gradual durante o outono e inverno.

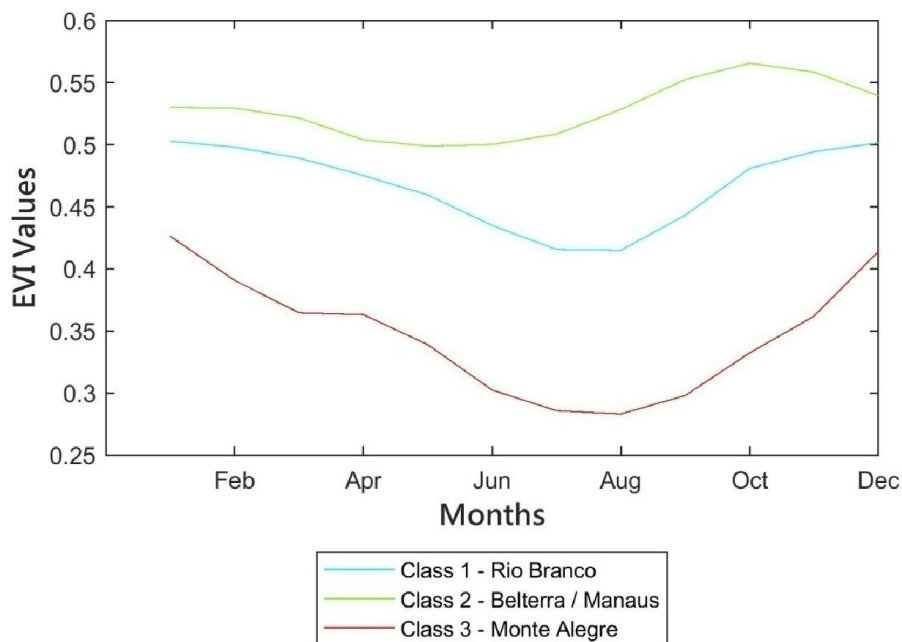


Figura 6. Ciclos sazonais do EVI para as três classes de vegetação (clusters) identificadas.

Similar ao EVI, informações acerca da LST (temperatura da superfície do continente) são utilizadas para o cálculo do TCI. A base de dados de LST possui resolução temporal mensal com resolução espacial de $0,05^\circ$ cobrindo o período de 2001 a 2017. Os dados são provenientes do produto MODIS MOD11C3.

A climatologia de LST para a região de estudo referentes aos quatro meses representativos de verão, outono, inverno e primavera para o período de 2001-2017 são mostrados na Figura 7 em conjunto com a localização das 4 estações meteorológicas do INMET. É possível verificar que os maiores valores de LST (acima dos 26°C) são observados nos meses de verão e na primavera. Entretanto, é na primavera quando os valores de LST são mais elevados para quase toda a região Amazônica com destaque para a região sul. Porém, no extremo nordeste durante o verão são observadas as menores temperaturas. O mês de outono apresenta em geral os menores valores sendo que fora da região central estes valores são em torno de 22°C . É importante notar que no inverno as temperaturas são consideravelmente maiores que no outono principalmente nesta região exterior à parte central. Desta forma, o que se observa em geral para toda região Amazônica é um aumento gradativo da LST a partir do inverno e alcançando o máximo na primavera enquanto que há uma diminuição da LST a partir do verão chegando no valor mínimo no outono. As maiores variações de LST ocorrem na parte sul da região Amazônica.

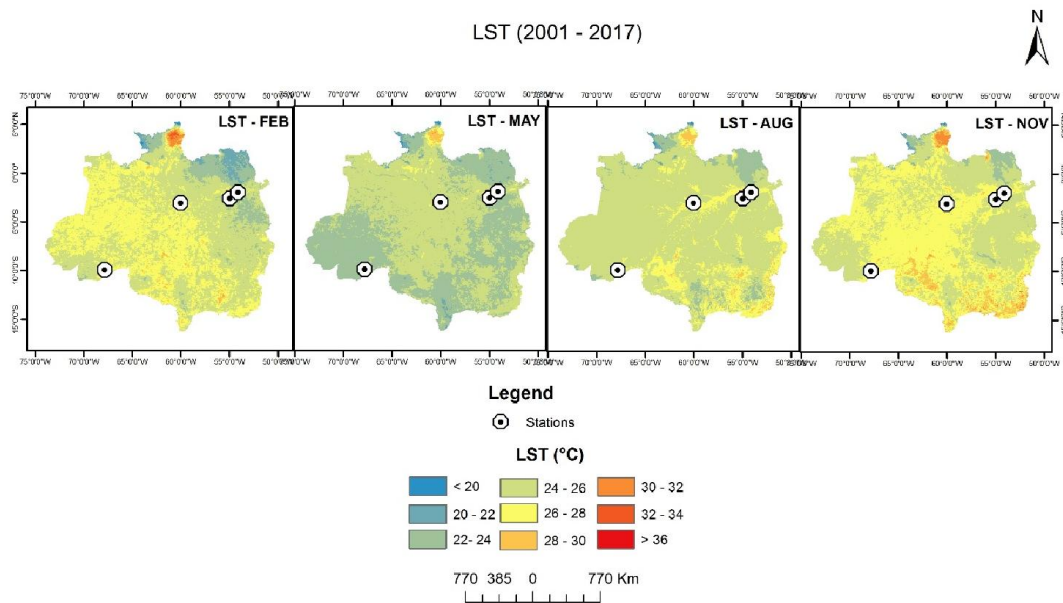


Figura 7. Climatologia de LST para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.

Os dados de EVI e LST foram utilizados para o cálculo do VCI e TCI mensal para o período de 2001 a 2017 com base nas Equações (5) e (6), respectivamente, e posteriormente o VHI mensal foi calculado com base na Equação (7) e assumindo-se $\alpha = 0,5$.

A climatologia de VCI, TCI e VHI para os quatro meses representativos das estações do ano referente ao período 2001-2017 são mostradas nas Figuras 8-10. A Figura 8 mostra que os menores valores de VCI são observados de maneira geral no verão e de forma bem caracterizada na região sul da região Amazônica no inverno

caracterizado como as estações mais secas. No mês de outono constata-se os valores mais elevados de VCI de forma generalizada indicando esta estação como a mais úmida. Para o TCI (Figura 9), é visto que os menores valores acontecem no outono e inverno, onde na primeira destaca-se de forma generalizada a região sul enquanto que na segunda a região noroeste. A primavera, entretanto, exibe os maiores valores de TCI em quase toda a bacia. Por fim, a Figura 10 mostra os resultados de VHI onde os menores valores são observados nos meses de outono e inverno, enquanto que a primavera apresenta os maiores valores de VHI em quase toda a região, exceto na região nordeste.

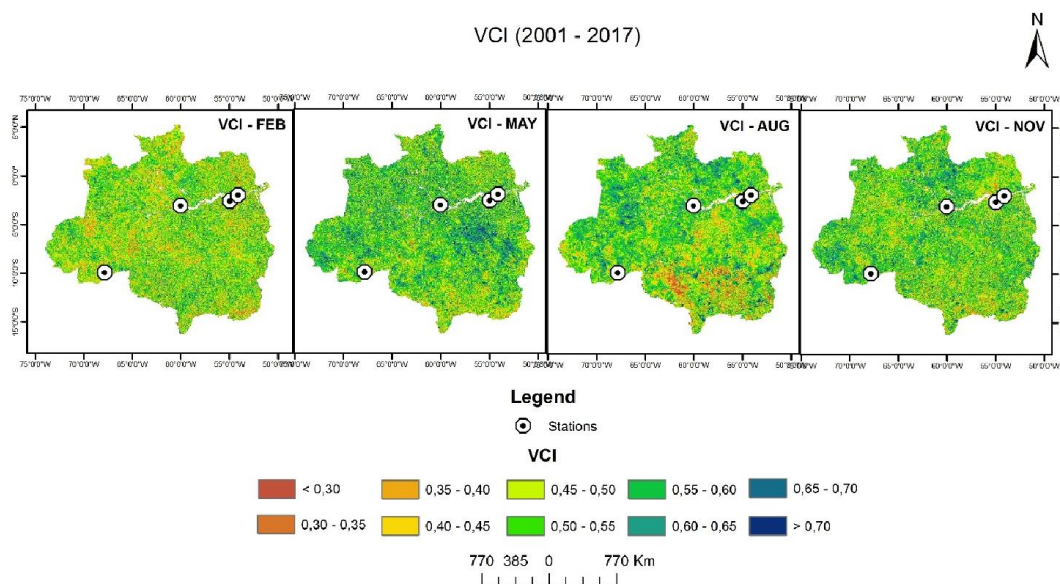


Figura 8. Climatologia de VCI para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.

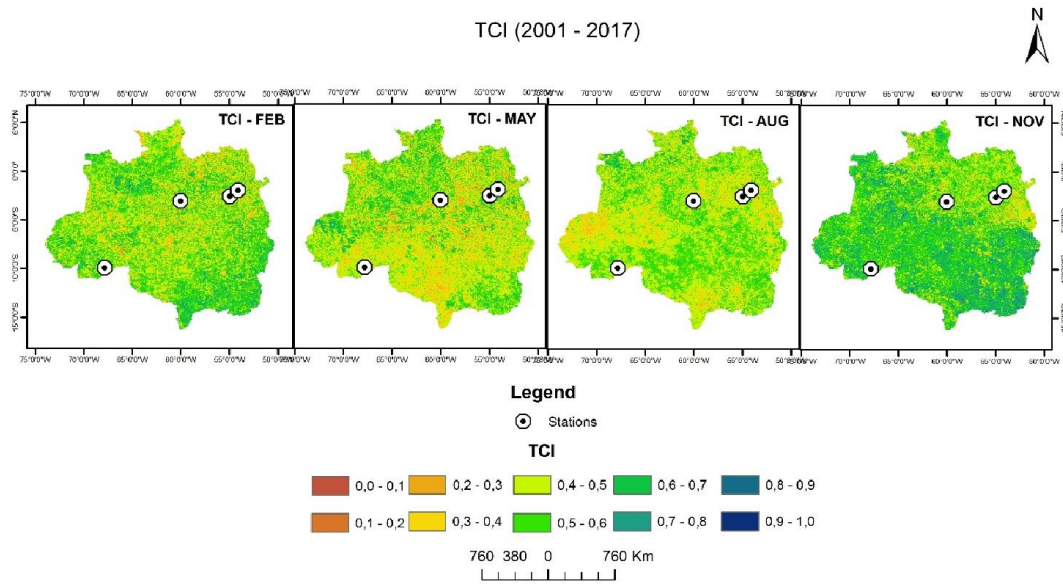


Figura 9. Climatologia de TCI para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.

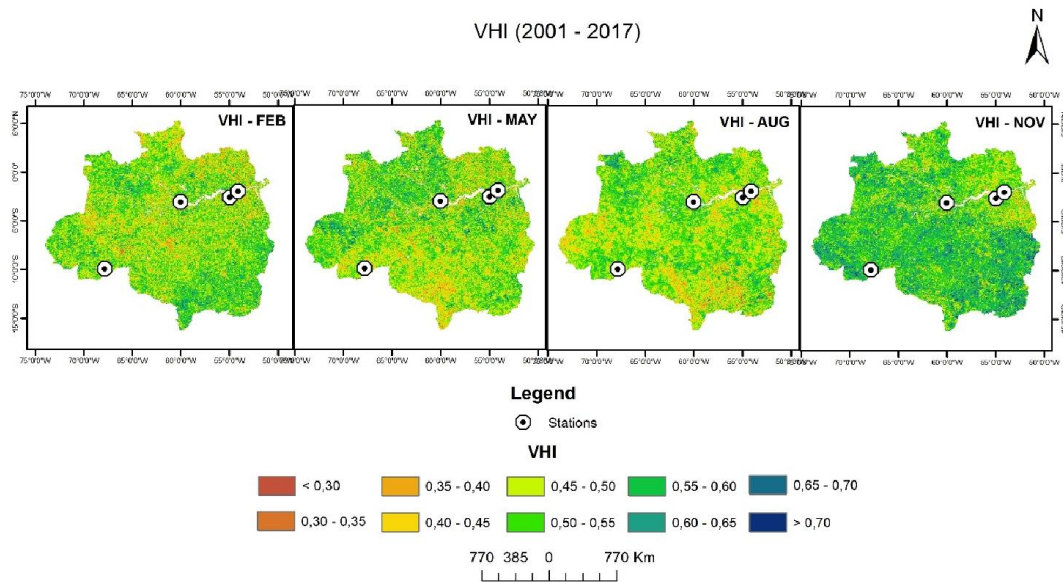


Figura 10. Climatologia de VHI para a região de estudo para os meses característicos de verão (fevereiro), outono (maio), inverno (agosto) e primavera (novembro) referente ao período de 2001-2017. As estações meteorológicas do INMET são indicadas por círculos com um ponto em seu centro. Para a identificação de cada estação ver a Figura 5.

3.2. Relação entre VCI, TCI e VHI com o SPEI

A distribuição espacial das correlações entre SPEI e os índices do estado da vegetação (VCI, TCI e VHI) para a série temporal de 2001-2017 e escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses durante as quatro estações do ano (representadas pelos meses de fevereiro, maio, agosto e novembro) para as os clusters 1, 2 e 3 são apresentadas nas Figuras 11-13. Durante as quatro estações do ano, pode-se observar uma grande diferença entre os valores de correlação do SPEI com VCI, TCI e VHI nas diferentes escalas temporais de SPEI.

Com base nas Figuras 11-13 e nos valores de correlação (Figura 14) e sua significância estatística podemos observar para a região à oeste da região Amazônica, representada pela classe 1 (Rio Branco), que há uma alta correlação e com significância entre SPEI e VCI no inverno tanto para a escala de 3 como de 6 meses e na primavera para a escala de 6 meses. As correlações no inverno e na primavera decrescem progressivamente à medida que a escala temporal aumenta. É interessante notar que, por outro lado, não há correlações positivas nos meses de verão e outono.

No caso do TCI, os valores de correlação com o SPEI são inferiores àqueles encontrados entre SPEI e VCI, mas similarmente ao VCI, as relações mais fortes acontecem no inverno e primavera e são inexistentes para o verão e outono.

O comportamento acima descrito para ambos VCI e TCI acaba por resultar em correlações elevadas e com significância entre SPEI e VHI no inverno e primavera. No caso do inverno os valores com significância ficam restritos à escala de 3 meses enquanto que na primavera se mantêm até a escala temporal de 12 meses.

Considerando que o VCI descreve o fator limitante água, os resultados obtidos indicam que a vegetação-classe 1 é limitada principalmente pela água nos meses de inverno e primavera e que esta vegetação será influenciada pelos valores acumulados de balanço hídrico para escalas de até 3 meses (12 meses) durante o inverno (primavera). Adicionalmente, esta classe de vegetação parece não ser influenciada nem pela água e tão pouco pela temperatura durante as estações de verão e outono.

A classe 2 (Manaus) apresenta valores baixos de correlação e sem significância entre SPEI e VCI independentemente da estação do ano. Neste caso, a relação mais forte acontece na primavera.

Em relação ao TCI, apesar das correlações com o SPEI apresentarem valores mediana no verão e outono para a escala de 3 meses, os maiores valores e com

significância acontecem nos meses de inverno e primavera, sendo que nesta última se estende até a escala temporal de 6 meses. As correlações entre SPEI e VHI são elevadas no inverno, porém apresentam significância somente na primavera para escalas temporais de 3 e 6 meses. Apesar desta similaridade em termos temporal entre a classe 1 e a classe 2, os resultados indicam que a última é limitada principalmente pelo fator temperatura.

Traçando um paralelo entre as vegetações representadas pelas classes 1 (Rio Branco) e 2 (Manaus) fica claro que ambas sofrem influência da seca principalmente na primavera, mas também no inverno. A grande diferença entre estas duas vegetações e regiões está no fator limitante que impacta estes dois tipos de vegetação, enquanto a primeira é influenciada pela disponibilidade de água, a segunda é sensível à temperatura. O efeito acumulado do balanço hídrico no tempo é importante para ambas as vegetações durante a primavera, mas a primeira (segunda) possui uma maior (menor) memória em relação ao balanço hídrico de forma que é impactada para acumulados de até 12 (6) meses.

Tanto a vegetação da classe 2 (Belterra) como a vegetação da classe 3 (Monte Alegre) ambas localizadas no nordeste da região Amazônica apresentam valores de correlações entre SPEI e VCI e SPEI e TCI que em geral são mais variáveis em relação às estações do ano e às escalas temporais quando comparadas às classes localizadas à oeste e no centro da região Amazônica.

A classe 2 (Belterra) apresenta valores medianos de correlação entre SPEI e VCI no verão em escala curta de tempo (3 e 6 meses), e valores mais altos e com significância no outono (12 meses), inverno (6 meses) e primavera (12 e 24 meses) em escalas de tempo mais longas.

Para esta classe de vegetação, a correlação entre SPEI e TCI é bem marcada e com significância na primavera e se estende até a escala temporal de 12 meses, mas também apresenta valor mediano (sem significância) no outono para a escala de 3 meses.

Como resultado desta maior variabilidade, a correlação entre SPEI e VHI é alta em diferentes estações do ano e escalas temporais, e em diferentes casos tanto a água como a temperatura contribuem parcialmente como fatores limitantes ao desenvolvimento da vegetação. Entretanto, de forma geral a água tem um papel limitante nas diferentes estações, mas à medida que se afasta do verão este papel se torna mais importante em escalas de tempo mais longas de forma que na primavera as correlações são significantes somente na escala de 12 e 24 meses. No caso da temperatura, o papel de fator limitante é exercido principalmente na primavera.

A classe 3 (Monte Alegre) tem valores altos de correlação entre SPEI e VCI e com significância somente no mês de verão nas escalas de 3 e 6 meses, mas percebe-se também uma relação mais fraca na primavera indicando que o fator limitante água começa a exercer seu efeito na vegetação na primavera e posteriormente intensifica seu papel no verão.

Em relação à correlação entre SPEI e TCI, o comportamento encontrado é oposto àquele verificado para a classe 2 à nordeste. Neste caso, a correlação entre SPEI e TCI é bem marcada e com significância no outono e se estende até a escala temporal de 24 meses, enquanto que esta classe também apresenta valor com significância na primavera, mas somente para a escala de 3 meses.

A correlação entre SPEI e VHI mostra claramente que a vegetação da classe 3 é sensível ao balanço hídrico nas estações de verão e outono sendo que no verão o fator limitante é a água e no outono é a temperatura que exerce este papel.

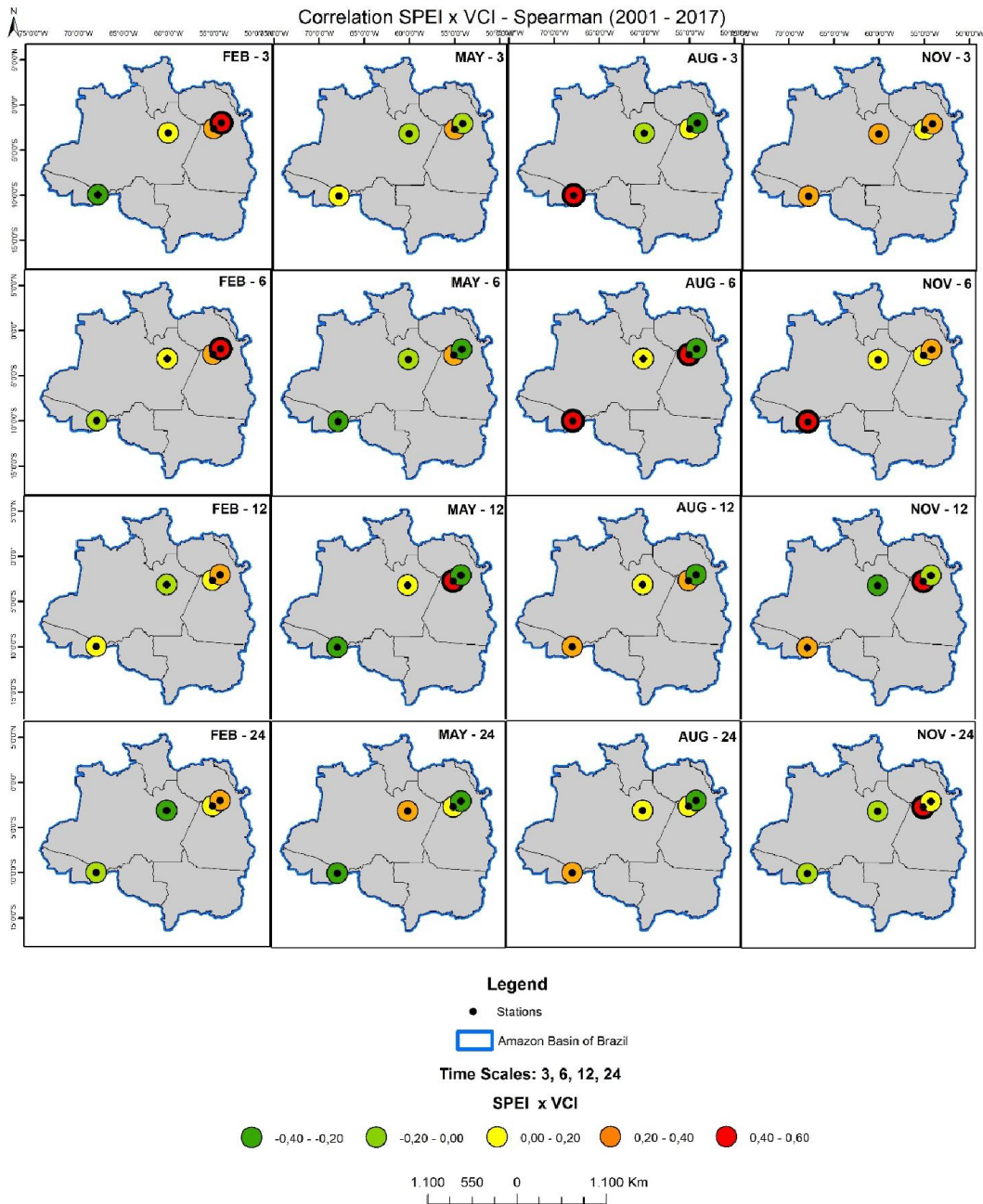


Figura 11. Distribuição da correlação de Spearman do SPEI com VCI (média-cluster) para as estações do ano (meses representativos) e escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses. Correlações significativas são representadas pelo círculo em negrito ao redor das estações.

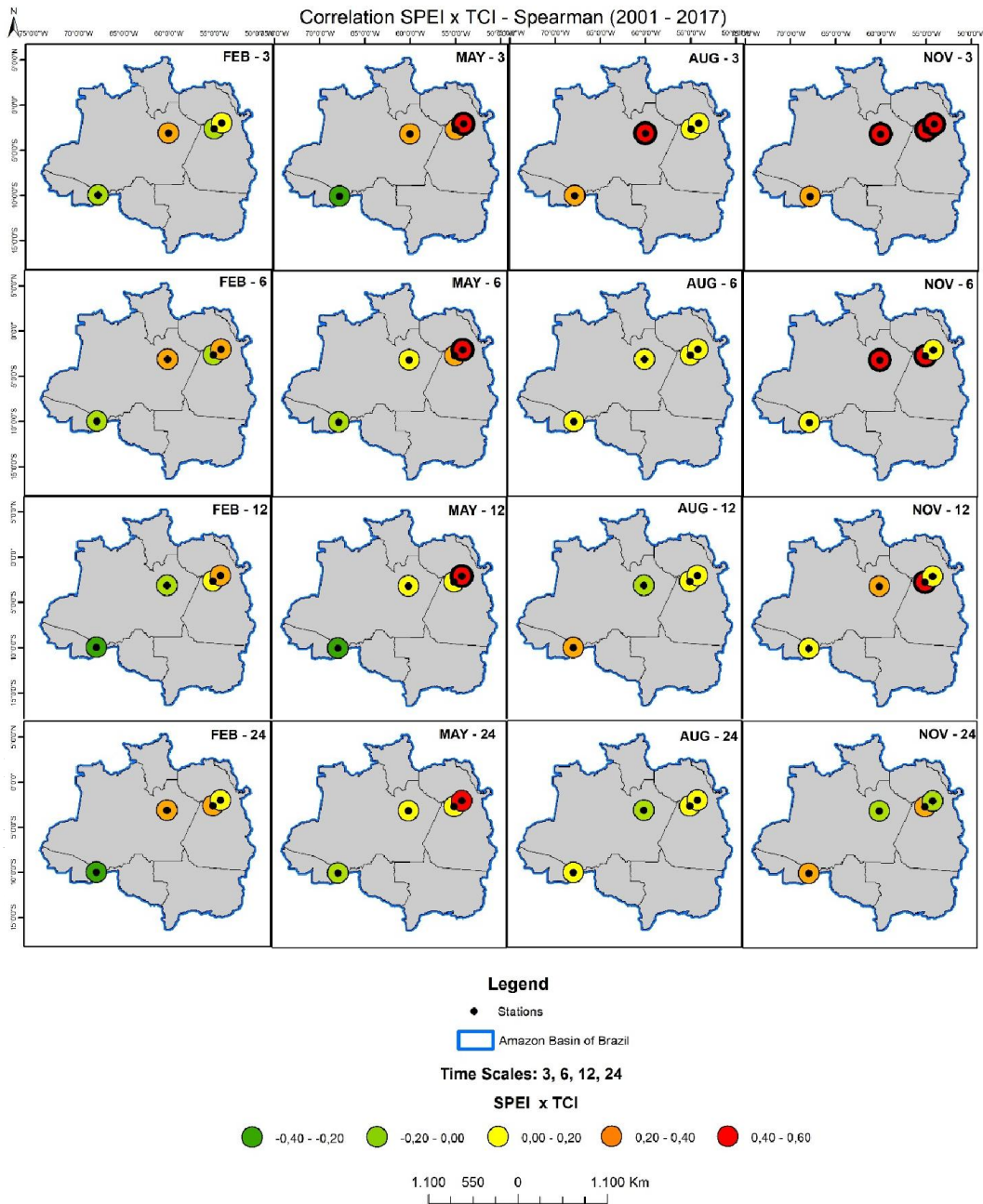


Figura 12. Distribuição da correlação de Spearman do SPEI com TCI (média-cluster) para as estações do ano (meses representativos) e escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses. Correlações significativas são representadas pelo círculo em negrito ao redor das estações.

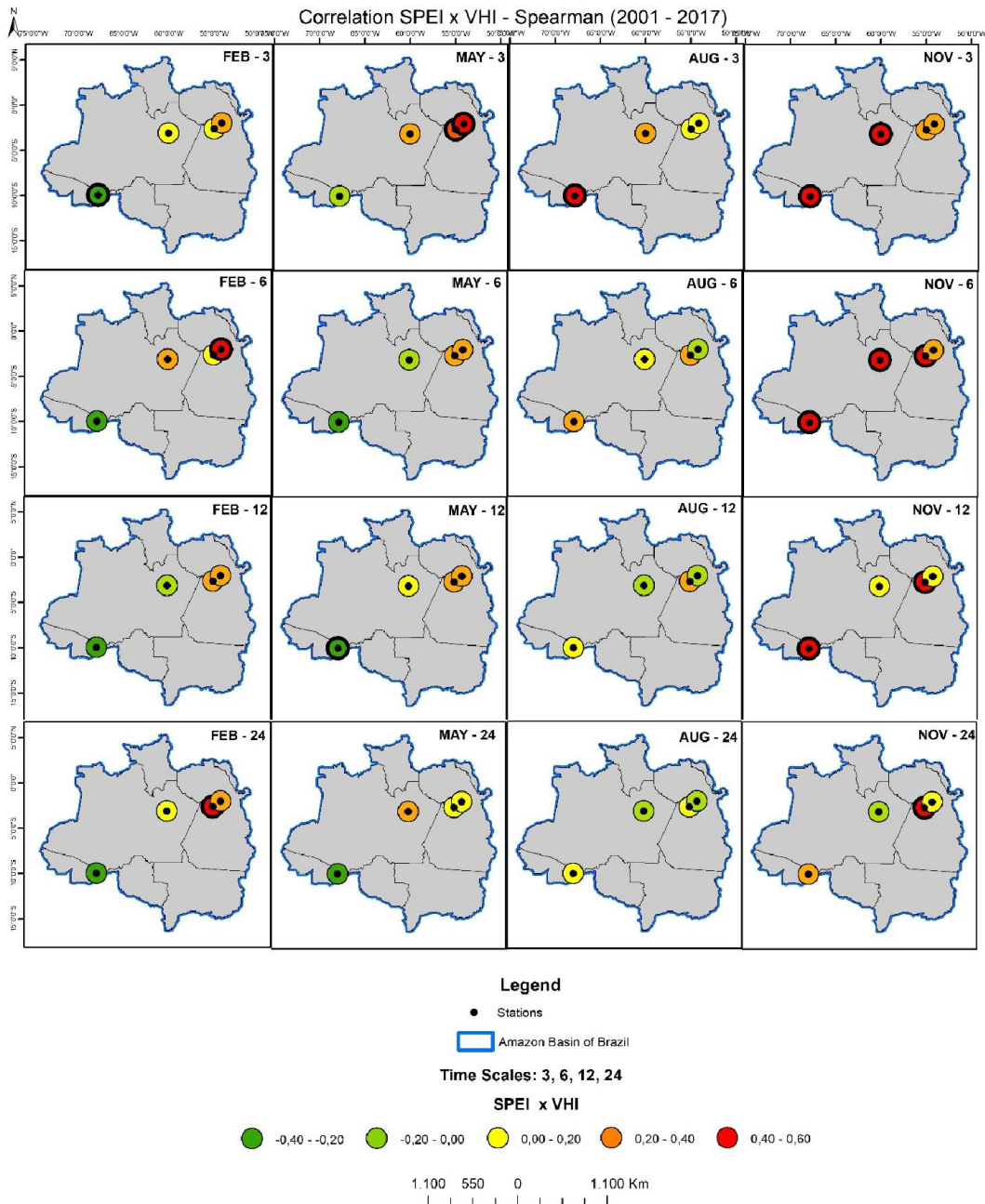


Figura 13. Distribuição da correlação de Spearman de SPEI com VHI (média-cluster) para as estações do ano (meses representativos) e escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses. Correlações significativas são representadas pelo círculo em negrito ao redor das estações.



Figura 14. Distribuição da correlação de Spearman de SPEI e VCI (painel superior), SPEI e TCI (painel central), SPEI e VHI (painel inferior) para as estações do ano (meses representativos) e as escalas de temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.

Com o intuito de resumir as informações referentes às escalas temporais e visualizá-las espacialmente foi feito um mapa (Figura 15) que exhibe as escalas temporais com máxima correlação entre SPEI e VCI, TCI e VHI para as estações do

ano. A Figure 15 exibe de forma clara e corrobora a análise descritiva anterior que a classe 1 à oeste da região Amazônica (Rio Branco) apresenta valores máximos positivos e com significância para as correlações entre SPEI e VCI no inverno e primavera para escalas de tempo de 3 e 6 meses, respectivamente. As correlações entre SPEI e TCI são maiores também no inverno e primavera, mas sem significância. Como resultado temos valores máximos e significantes de correlação entre SPEI e VHI para inverno e primavera respectivamente nas escalas de 3 e 6 meses. Observa-se para a classe 2 localizada no centro (Manaus) que a correlação máxima e com significância é entre SPEI e TCI no inverno (3 meses) e mais fortemente na primavera (6 meses) fazendo com que a correlação entre SPEI e VHI apresente significância somente na primavera para a escala de 3 meses. A Figura confirma também a análise anterior para a classe 2 à nordeste (Belterra) com correlações com significância entre SPEI e VCI para grande parte das estações com escalas de tempo que vão aumentando ao longo do ano atingindo o valor de 24 meses na primavera. Por outro lado, há uma correlação com significância entre SPEI e TCI bem marcada na primavera para a escala de 6 meses. Os comportamentos entre SPEI e VCI e TCI resulta em valores altos de correlações entre SPEI e VHI em quase todo ano com escalas de 3 a 24 meses. Por último, a classe 3 (Monte Alegre) tem correlação entre SPEI e VCI com significância bem marcada no verão com valor máximo para a escala de 6 meses enquanto que a correlação entre SPEI e TCI apresenta um comportamento bimodal com valores máximos e significantes no outono e primavera para as escalas de 12 e 3 meses, respectivamente. Esta classe de vegetação apresenta valores máximos de correlação entre SPEI e VHI nos meses de verão (escala de 6 meses) e no outono (escala de 3 meses).

Com intuito de condensar as informações para cada classe de vegetação e destacar os principais resultados, a Tabela 6 exibe para cada tipo de vegetação

localizada dentro da região Amazônica a época do ano em que é mais afetada pelo balanço hídrico, o principal fator limitante e a escala de tempo mais importante.

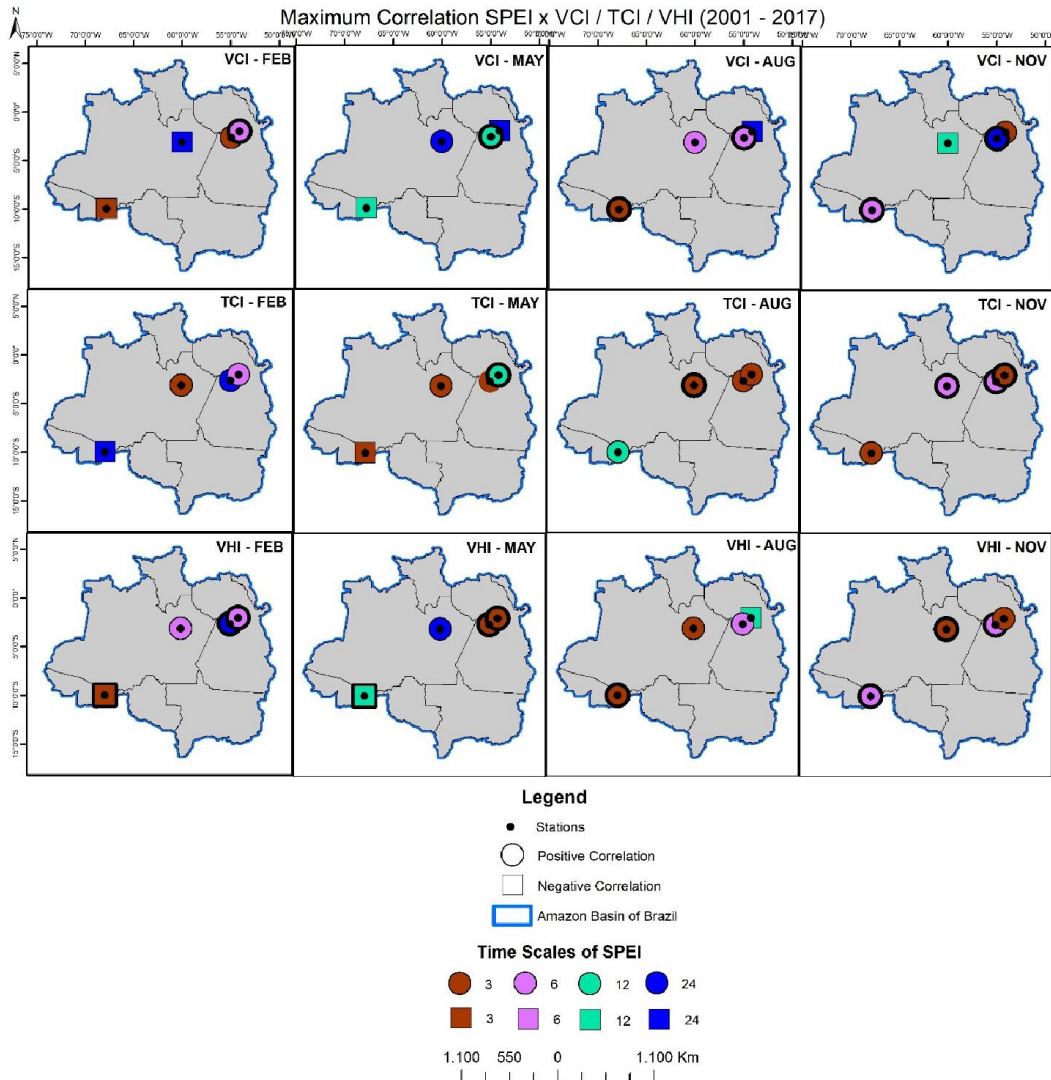


Figura 15. Distribuição espacial das escalas temporais que apresentam máxima correlação entre SPEI e VCI, TCI, e VHI para as estações do ano (meses representativos). As escalas de tempo do SPEI de 3, 6, 12 e 24 são representadas pelas cores marrom, lilás, verde e azul, respectivamente.

Tabela 6. Época do ano, fator limitante e escala temporal que afetam cada tipo de vegetação.

Classes	Localização	Estação do ano	Fator limitante	Escala temporal
1 (Rio Branco)	Oeste	Inverno e Primavera	Água	3-12 meses
2 (Manaus)	Centro	Inverno e Primavera (principalmente)	Temperatura	6 meses
2 (Belterra)	Nordeste	Diferentes (predomínio na primavera)	Conjuntamente água e temperatura	3-24 meses
3 (Monte Alegre)	Nordeste	Verão e outono	Água no verão e temperatura no outono	3-6 meses

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.3. Análise das Séries Temporais

Seguindo os resultados da sessão anterior, as Figuras 16-19 apresentam as séries temporais de SPEI para as escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses conjuntamente com a série de VHI referente à classe 1 à oeste da região Amazônica (Rio Branco), classe 2 localizada no centro (Manaus), classe 2 à nordeste (Belterra) e classe 3 à nordeste (Monte Alegre), para o período de 2001 a 2017 que engloba as três últimas grandes secas, i.e., 2005, 2010 e 2015. As linhas contínuas em azul são referentes aos dados de SPEI enquanto que as séries em laranja se referem ao índice VHI. As linhas sólidas pretas representam tanto o limiar que caracteriza uma seca suave (-0,50 até -0,99) de acordo com o SPEI (Tabela 3), quanto o limiar que representa um evento de seca de

acordo como VHI, nomeadamente valores inferiores à 0,4 (Kogan, 2001, 2002). A linha preta tracejada mostra o limite de quando se tem a caracterização de seca extrema tanto para o SPEI (<-2) quanto para o VHI ($<0,1$).

É importante notar que para levar em conta as três últimas grandes secas na região em nossa análise torna-se necessário uma breve descrição das mesmas. Panisset *et al.* (2018) mostrou que a seca de 2005 atingiu principalmente o setor oeste e sudoeste da Bacia Amazônica nos meses de junho a setembro, enquanto que a de 2010 foi resultado de um evento de El Niño no início do verão austral seguido dos efeitos de um aquecimento anômalo no Atlântico Norte de forma que a área atingida englobou não só os setores oeste e sudoeste durante junho-setembro, mas também o sudeste da região. A de 2005 caracteriza-se essencialmente por falta de precipitação enquanto que na de 2010 verificou-se tanto a falta de precipitação como altos valores de temperatura. A seca de 2015 foi resultado de um forte El Niño que atingiu principalmente a porção leste e nordeste da Bacia durante o fim de 2015 e início de 2016 (outubro-janeiro) onde se observou tanto a falta de precipitação como valores altos de temperatura e excesso de radiação.

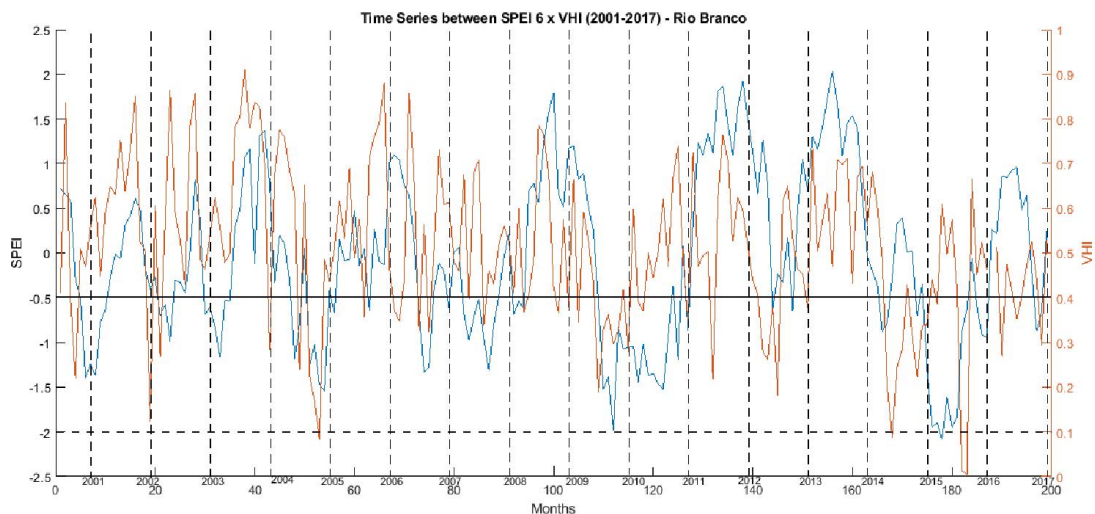
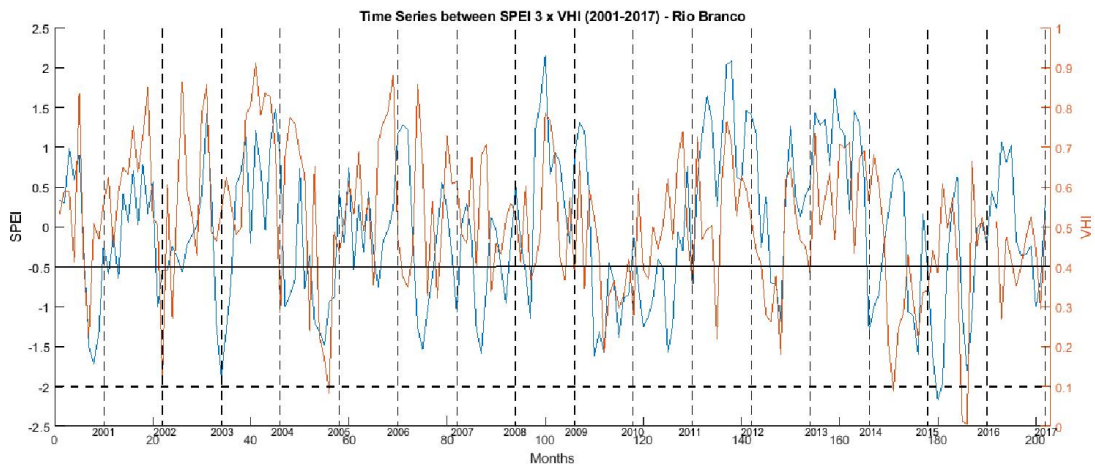
A Figura 16 exhibe a série temporal para a classe 1 à oeste (Rio Branco), onde observa-se uma seca severa em 2005 com valores de SPEI ao redor de 1,5 para todas as escalas temporais, exceto para 24 meses. Este valor concorda com o epicentro da seca que foi na região oeste da Bacia onde está localizada a classe 1. O VCI correspondente alcança o valor 0 indicando uma seca extrema e concordando com as características da classe 1 (Tabela 6) que tem como fator limitante a água e sendo afetada no inverno e primavera, época do ano em que a seca de 2005 foi mais intensa (não mostrado). É interessante notar que o TCI atinge valores baixos também no inverno e primavera, mas não tão baixos quanto ao VCI, concordando com o fato desta classe ser sensível ao fator

limitante temperatura nesta altura do ano apesar desta sensibilidade ser menor do que aquela associada ao fator limitante água (não mostrado). O valor de VHI como uma combinação das informações do VCI e TCI acaba por atingir valores por volta de 0,1 na seca de 2005.

A seca de 2010 apresenta características semelhantes às de 2005 tanto em relação à área atingida como o período de máxima intensidade de forma que o comportamento do SPEI é bastante similar com valores de $-1,5$. Os valores de VCI quando comparados à seca de 2005 não atingem valores tão baixos ficando por volta de 0,1, por outro lado, o TCI atinge valores ligeiramente menores e não só no inverno e primavera, mas também no início do ano. Este pequeno decréscimo do TCI e sua ocorrência também no início do ano podem ser resultado da alta temperatura associada à seca de 2010 e ao fato de sua evolução estar ligada a um evento de El Niño (não mostrado). O VHI acaba atingindo valores de 0,2 e não tão baixos quanto aos encontrados para 2005.

Em 2015 o SPEI só atinge seu mínimo valor ($-1,5$) próximo ao final do ano resultando num valor de VCI maior que 0,1 que apesar de baixo caracteriza-se como o mais elevado das três secas. Nota-se que o VCI apresenta dois mínimos ao longo de 2015, um no inverno e outro no final do ano (primavera/verão). É interessante notar que o valor mínimo de SPEI de toda série é alcançado no início de 2016, mas que o VCI não é afetado visto que esta classe não apresenta sensibilidade ao fator limitante água nesta altura do ano. O VCI vai atingir valores extremamente baixos em 2016 somente entre inverno e primavera quando esta classe mostra a maior sensibilidade à água. O TCI por outro lado apresenta valores baixos no inverno e primavera apesar da classe 1 não ser tão afetada pela temperatura (não mostrado). Talvez este comportamento possa ser explicado pelo fato da seca de 2015 apresentar o maior valor de anomalia positiva de

temperatura entre as três secas. O valor de VHI acaba atingindo valores de 0,1 no inverno. Um dos picos do VCI acontece coincidentemente com a máxima intensidade da seca que aconteceu entre outubro e janeiro, mas o de TCI e VHI acontecem antes, nomeadamente no inverno. É difícil de se determinar o papel da seca de 2015 nos valores observados principalmente de TCI e VHI visto que por um lado seu epicentro ocorre na região leste e com máxima intensidade entre outubro e janeiro, mas que por outro lado este evento foi o que apresentou a maior extensão dentro da região Amazônica com anomalias negativas (positivas) de precipitação (temperatura).



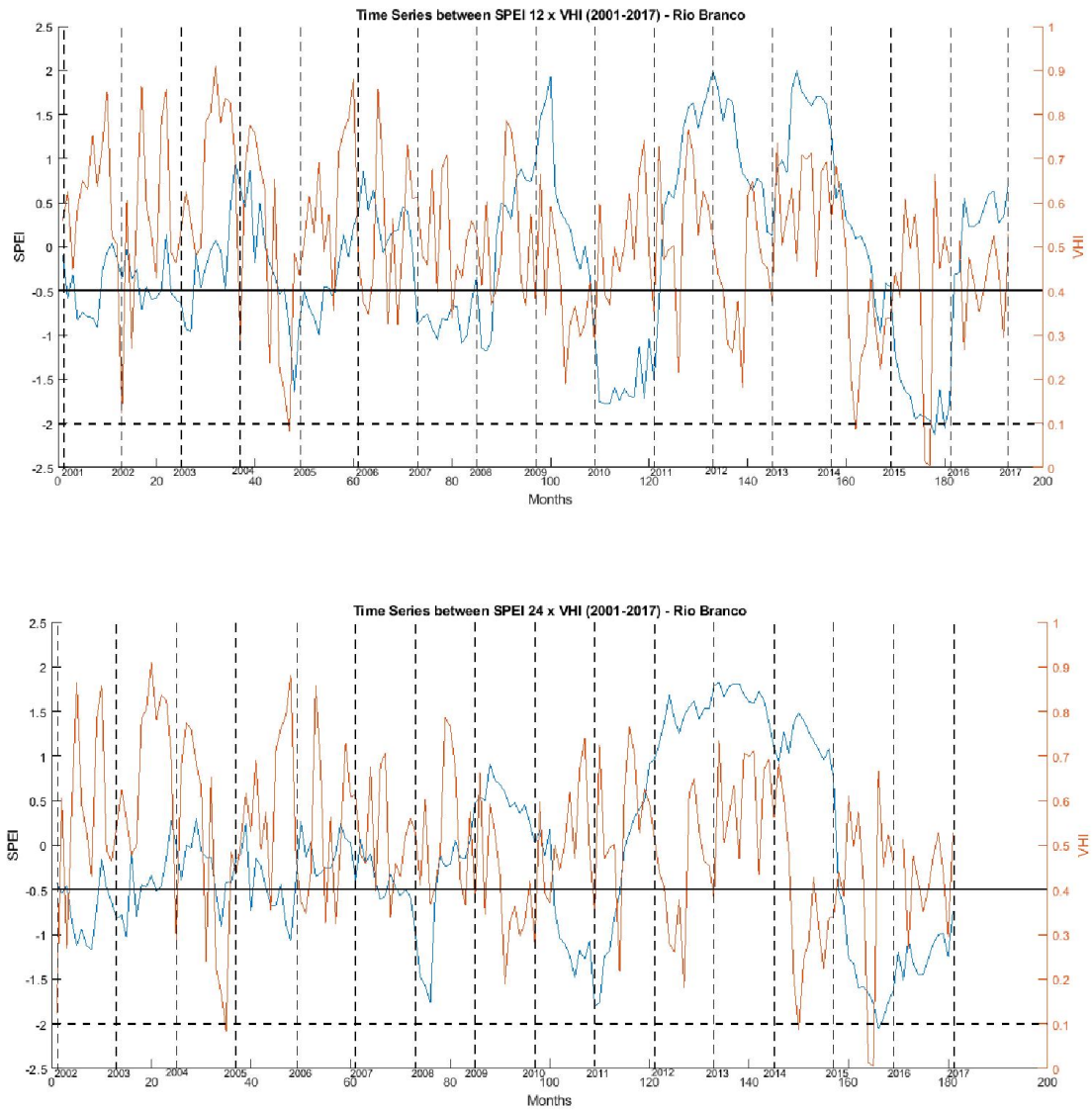
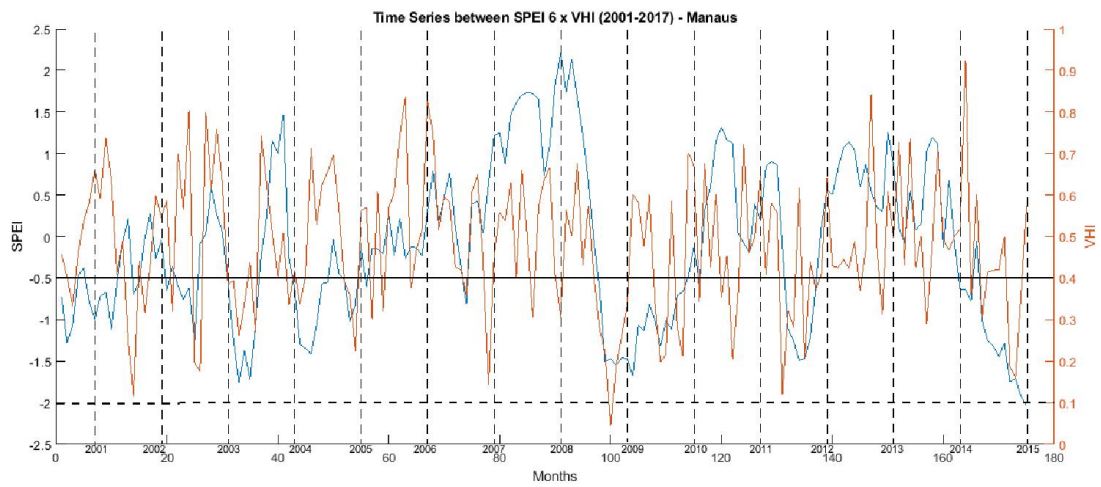
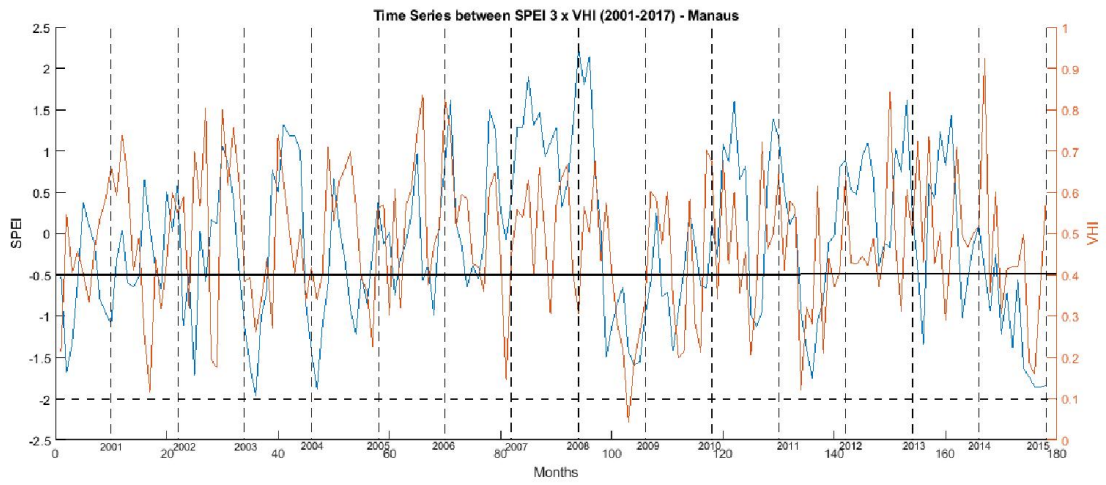


Figura 16. Evolução mensal de SPEI (linha azul) e VHI (linha laranja) para 2001 a 2017 referente a classe 1 à oeste (Rio Branco) para as escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.

A Figura 17 é similar à Figura 16, mas referem-se à classe 2 localizada no centro da região Amazônica (Manaus).

Os valores de SPEI para as secas de 2005 e 2010 não são tão baixos quanto os da classe 1 e variam em torno de -1 para a escala temporal de 3 meses, mas diminuem para as escalas de 6 e 12 meses, chegando a -2 para a seca de 2010. Por outro lado, durante a seca de 2015 o SPEI atinge valores por volta -2 no fim do ano.

Entretanto, em nenhuma das secas o VCI apresenta valores muito baixos como aqueles observados para a classe 1. Inclusive na seca de 2015, os valores são bem elevados (acima de 0,5) apesar do baixo valor de SPEI mostrando um comportamento inversamente proporcional entre SPEI e VCI (não mostrado). Como mostrado na seção 3.2, a classe 2 no centro é pouco sensível ao fator limitante água e quem limita seu desenvolvimento é a temperatura. Esta característica fica clara ao analisarmos os valores de TCI da ordem de 0,1 durante a primavera para todas as secas, com destaque para a seca de 2015 quando o TCI alcança valores próximos de 0 (não mostrado). Como resultado, os valores de VHI não são tão baixos para as secas de 2005 (acima de 0,4) e 2010 (em torno de 0,25), mas são abaixo de 0,2 para 2015.



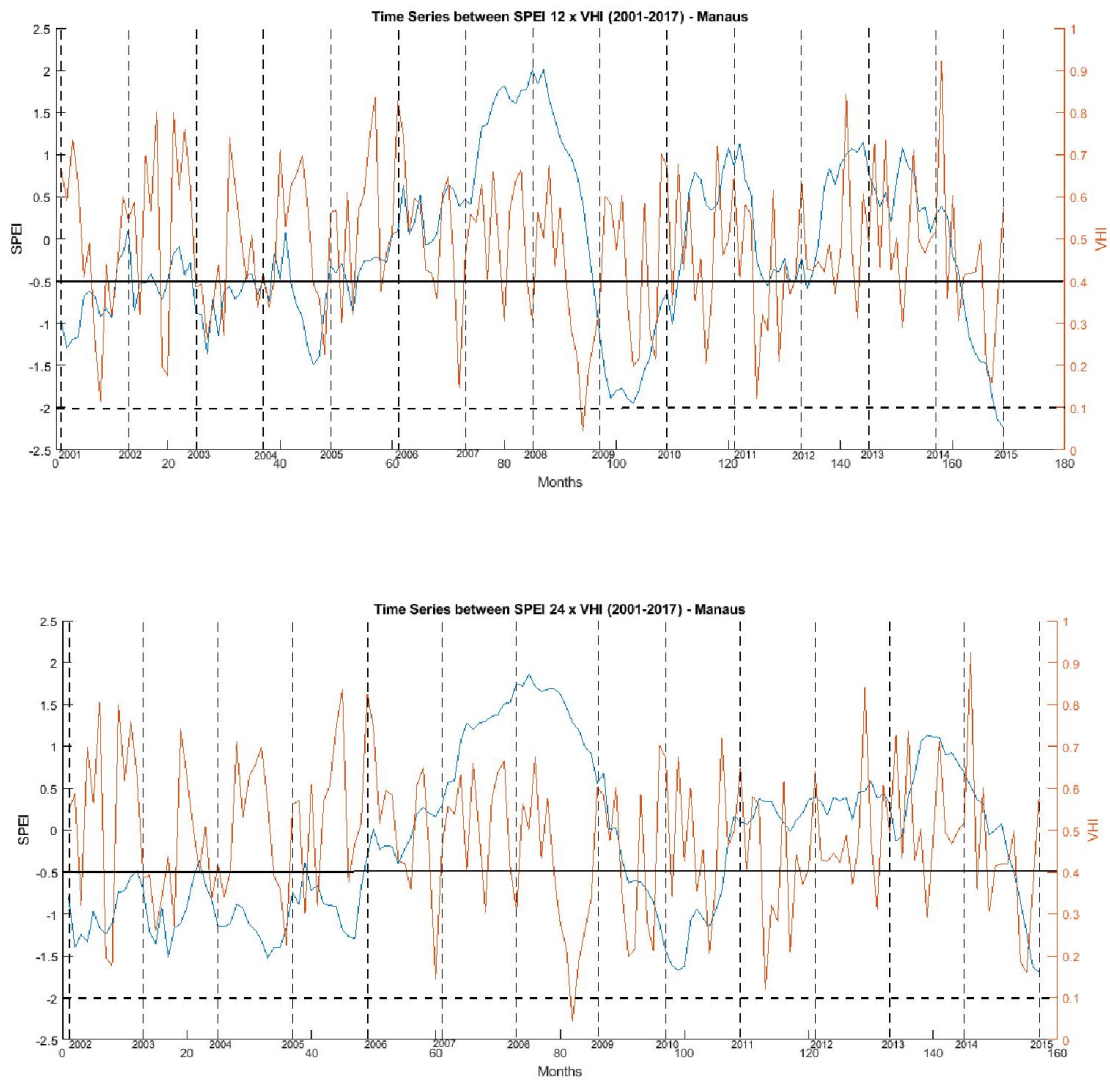


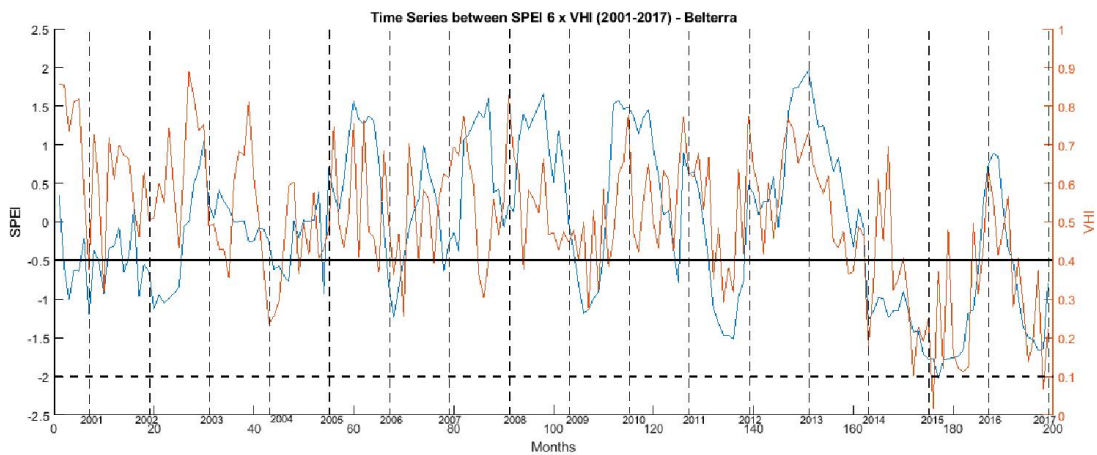
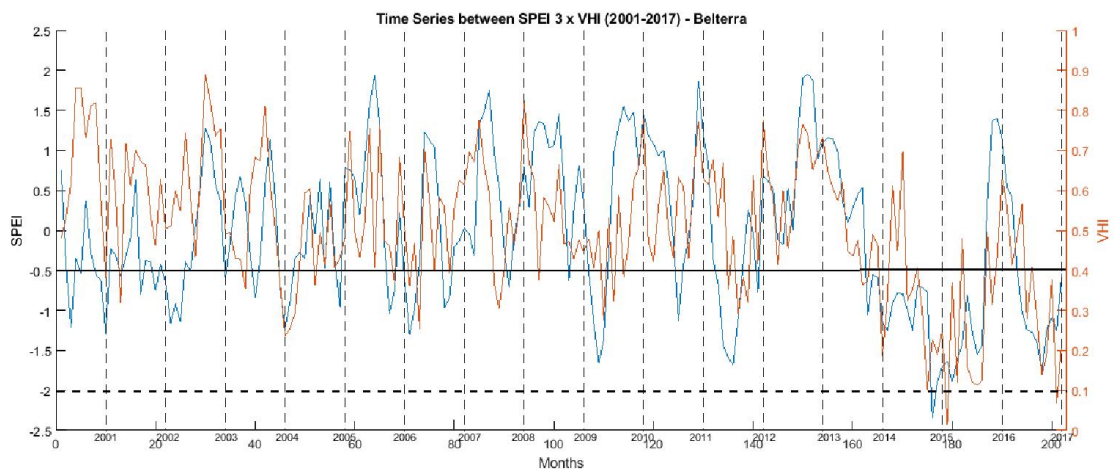
Figura 17. Evolução mensal de SPEI (linha azul) e VHI (linha laranja) para 2001 a 2016 referente a classe 2 localizada no centro (Manaus) para as escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.

A Figura 18 mostra a evolução temporal do SPEI conjuntamente com o VHI para a classe 2 à nordeste (Belterra), a qual apresenta maior variabilidade em termos de resposta temporal e ao mesmo tempo é limitada tanto pela água como pela temperatura. Em 2005, o SPEI nesta região para a escala temporal de 3 meses é ligeiramente maior que $-1,5$ no início do ano quando se observa uma descida do VCI alcançando valores menores que $0,2$. Entretanto, a altura do ano em que se observa este decréscimo do SPEI e VCI não coincide com a máxima intensidade da seca de 2005 que ocorreu entre junho e setembro. O TCI apresenta o mesmo comportamento do VCI, mas não diminui com a mesma intensidade e os valores atingidos são maiores que $0,2$ (não mostrado). Como resultado os valores de VHI ficam por volta de $0,25$ sendo mais influenciado pelo VCI. Acredita-se que os comportamentos observados do SPEI, VCI, TCI e VHI não estejam associados à seca de 2005 visto também que o epicentro dela ocorreu nas regiões oeste da Bacia. Em relação as demais escalas de tempo, o valor de SPEI tende a aumentar à medida que aumenta o tempo de agregação.

Na seca de 2010 é possível observar que o SPEI atinge um valor de $-1,5$ no primeiro semestre para a escala de 3 meses, mas não é acompanhado pelo VCI que na maior parte do ano apresenta valores maiores que $0,5$. Este comportamento do SPEI pode estar associado ao fato da seca de 2010 ter evoluído a partir de um evento de El Niño no início do ano. Ao contrário do VCI, o TCI atinge valores de $0,1$ mostrando que a temperatura foi o fator limitante para este evento (não mostrado). O valor mínimo de VHI é por volta de $0,3$ por conta dos altos valores observados de VCI. Similar a 2005, o SPEI aumenta com as escalas de tempo.

Como esperado o SPEI atinge valores abaixo de -2 durante a seca de 2015 para a escala de 3 meses visto que esta seca está associada a ocorrência de um forte El Niño no final de 2015 e início de 2016 afetando a região nordeste da região Amazônica onde

se encontra a classe 2 (Belterra). Este decréscimo de SPEI é acompanhado tanto pelo VCI como pelo TCI no início de 2016 quando ambos atingem valores bem próximos de 0 fazendo que o VHI também alcance valores em torno de 0. Apesar de observarmos um aumento do SPEI com a escala temporal, este apresenta valores abaixo de $-1,5$ para todas as escalas.



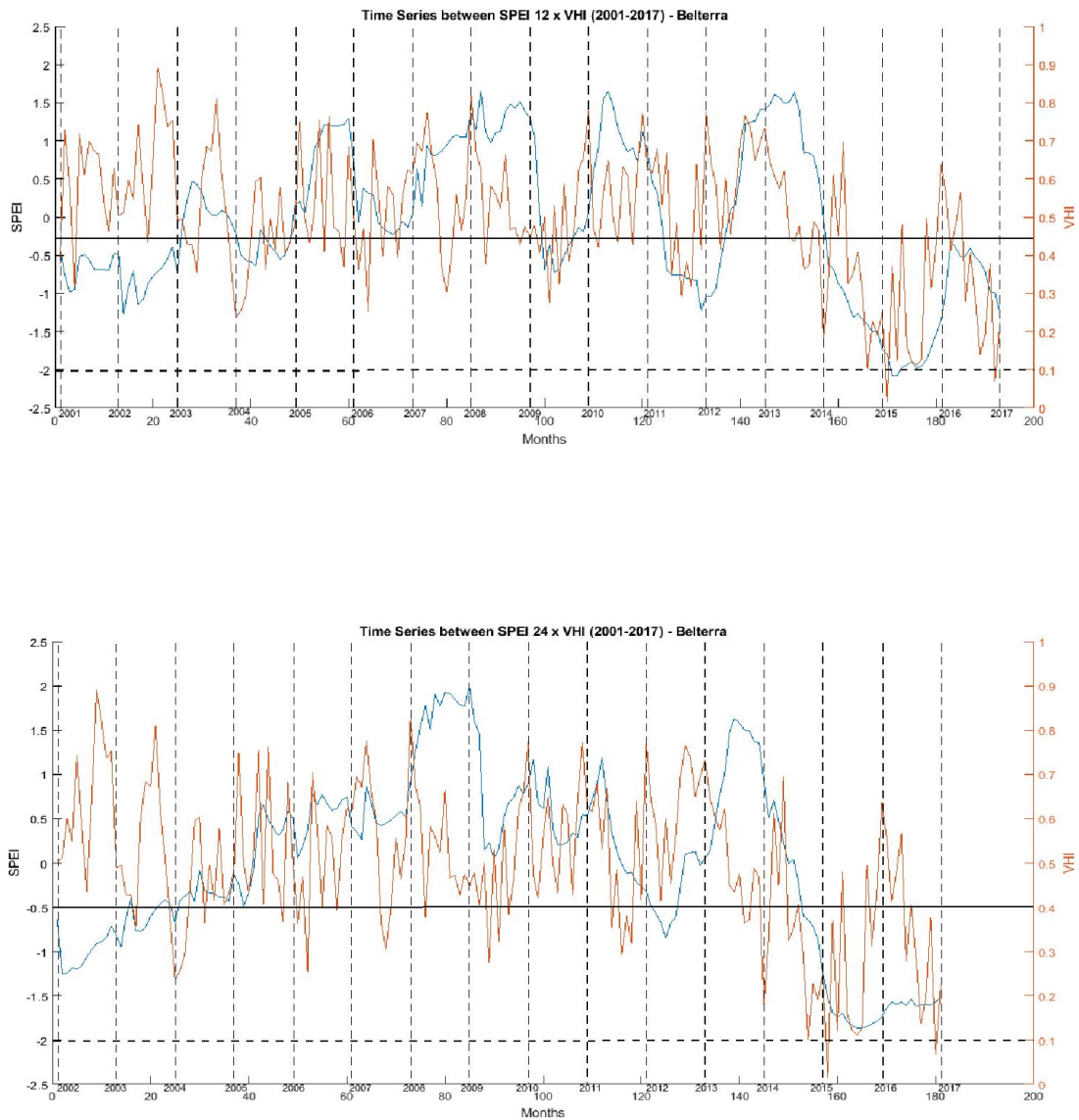
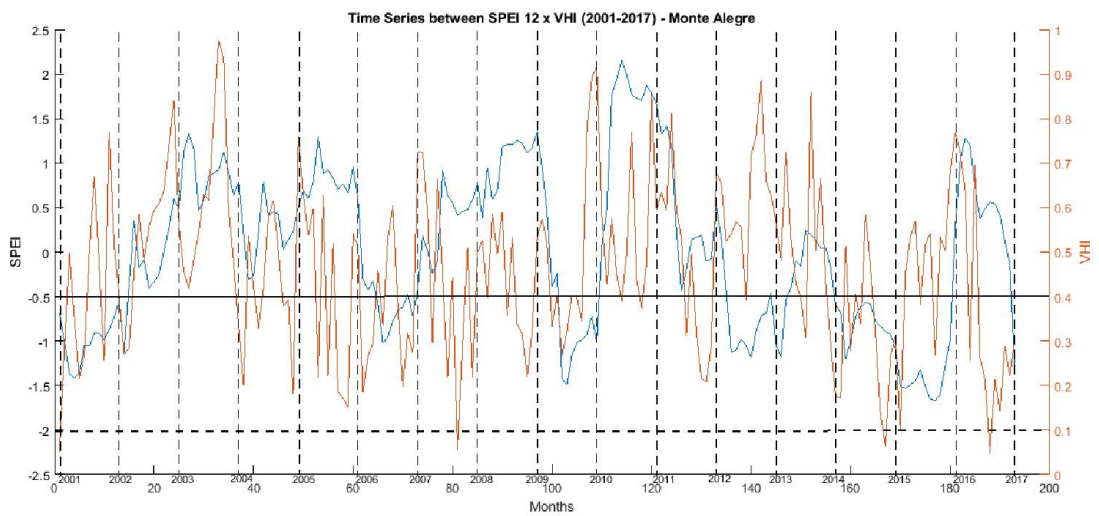
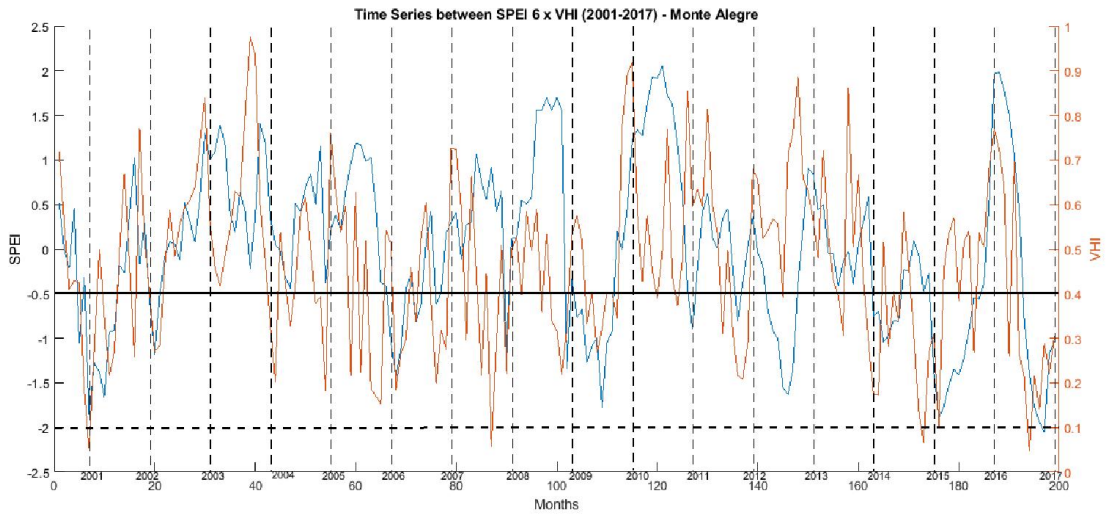
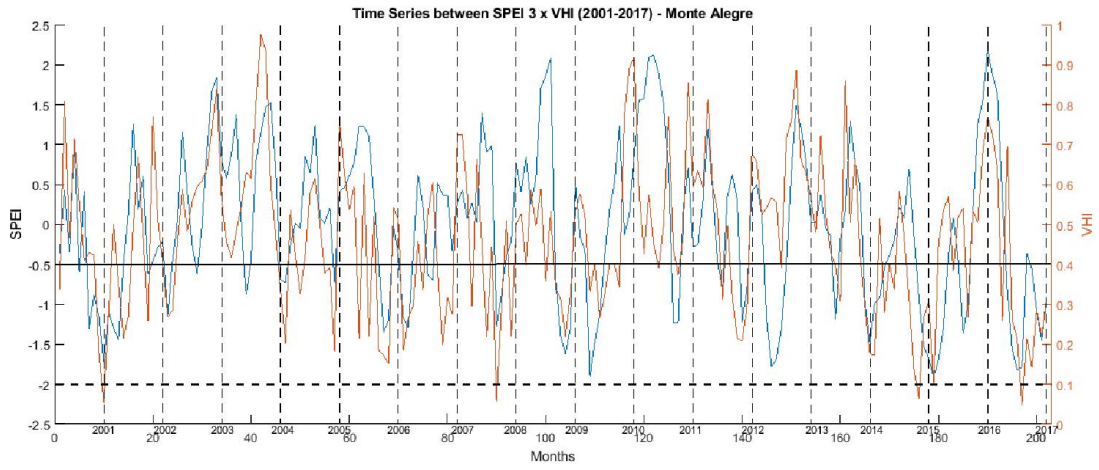


Figura 18. Evolução mensal de SPEI (linha azul) e VHI (linha laranja) para 2001 a 2017 referente a classe 2 localizada à nordeste da (Belterra) para as escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.

O comportamento do SPEI, e VHI para a classe 3 localizada à nordeste da região Amazônica referente aos anos de 2001 a 2017 são mostradas na Figura 19. O comportamento geral do SPEI e VCI para as três secas é bastante similar daqueles verificados para a classe 2 à nordeste (Belterra) e a diferença se dá somente em termos quantitativos. No início de 2005 a classe 3 mostra valores maiores tanto de SPEI (próximo de 0,5) como de VCI (0,3) quando comparados com os da classe 2 à nordeste, enquanto que em 2010 o valor de SPEI é menor (- 2,0) mas o valor de VCI é também em geral maior que 0,5 (não mostrado). Em 2015 por exemplo, o valor de SPEI não alcança valores tão baixos (maiores que - 2) quando comparados aos da classe 2 à nordeste e o VCI atinge seu valor mínimo (menor que 0,1) no final de 2015 ao invés de no início de 2016 (não mostrado).

A mesma similaridade entre as classes 2 e 3, ambas à nordeste, se observa para o TCI, apesar da classe 3 apresentar em geral valores mais baixos de TCI (não mostrado). O mesmo padrão vale para o VHI.



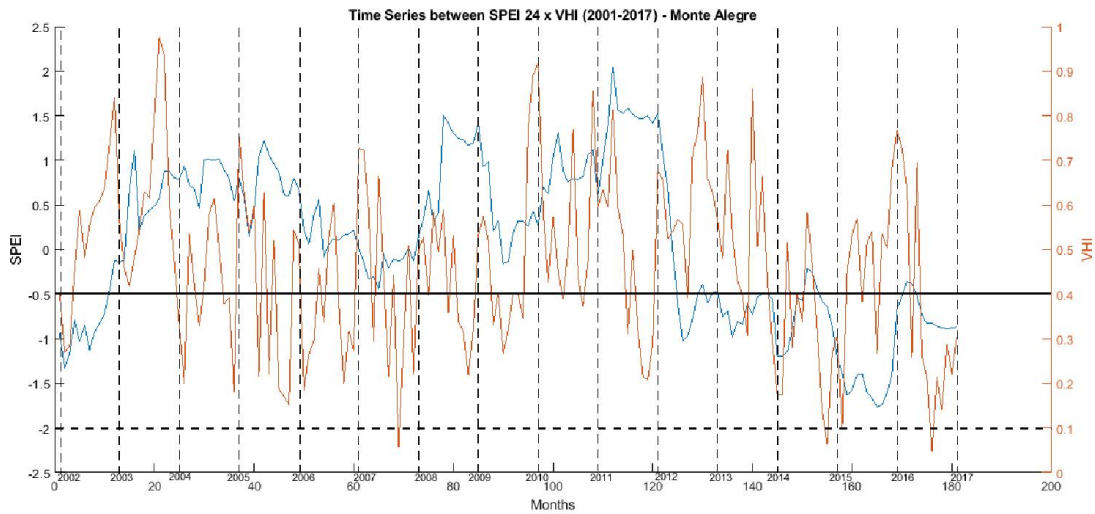


Figura 19. Evolução mensal de SPEI (linha azul) e VHI (linha laranja) para 2001 a 2017 referente a classe 3 localizada à nordeste (Monte Alegre) para as escalas temporais de 3, 6, 12 e 24 meses.

3.4. Análise das secas extremas na Região Amazônica (2005, 2010 e 2015)

Com o intuito de se comparar os epicentros das secas (locais de altas anomalias negativas de precipitação) como realizado por Panisset *et al.* (2016) e onde cada classe analisada se localiza, foi realizada uma análise sobre os dados mensais dos índices de condição da vegetação (VCI, TCI e VHI) nos quadrimestres de maior atuação das secas extremas (JJAS para os anos de 2005 e 2010 e ONDJ para o ano de 2015). Pode-se observar que no ano de 2005 a classe 1 (Rio Branco) se encontra no epicentro da seca e no ano de 2015 a classe 2 (Manaus) e as classes 2 e 3 (Belterra e Monte Alegre) se encontram em dois dos três epicentros (Figura 20). Sendo que durante a seca de 2010, nenhuma das regiões estudadas se encontraram nos epicentros da seca.

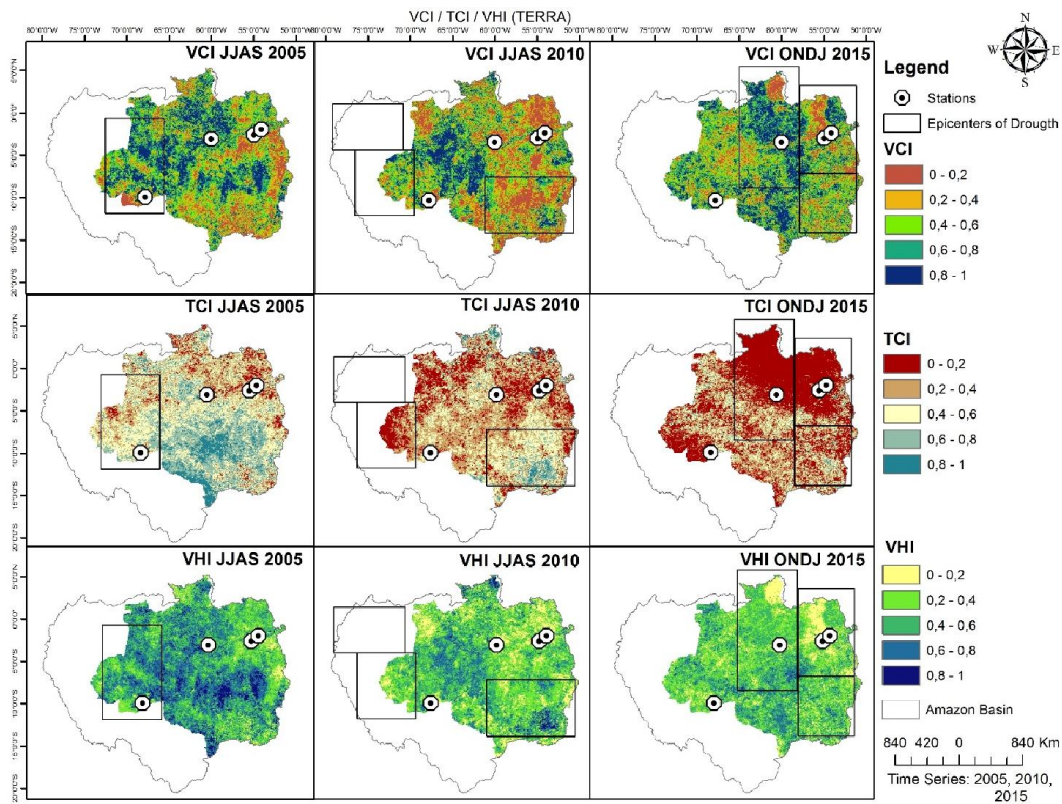


Figura 20. Médias de VCI (primeira linha), TCI (segunda linha) e VHI (terceira linha) durante JJAS de 2005 (esquerda), JJAS 2010 (centro) e ONDJ (direita) em toda a área de estudo.

A partir destes resultados, foram realizadas as anomalias padronizadas dos índices do estado da vegetação que são apresentadas na Figura 21, onde em todas as secas mostraram tanto anomalias positivas quanto anomalias negativas.

Na seca de 2005, ocorrida no inverno, o VCI (TCI) apresentam altas (brandas) anomalias negativas, sendo observados áreas de estresse na vegetação (VHI com anomalias negativas). Estes resultados corroboram aqueles apresentados na Tabela 6, que demonstra ser a água (representada pelo VCI) o fator limitante da vegetação nesta região durante principalmente o inverno.

A seca de 2015/2016 ocorreu na primavera/verão, estação de maior resposta da vegetação à seca na classe 2 (Manaus), de acordo com a Tabela 6. A Figura 21 mostra que nesta região, há anomalias altas positivas (negativas) de VCI (TCI) e conforme Tabela 6, a saúde da vegetação (neste caso, anomalias negativas de VHI) é condicionada principalmente pela temperatura. Por outro lado, durante 2015, as classes 2 (Belterra) e 3 (Monte Alegre), as quais também apresentam maior resposta à seca durante primavera e verão, demonstram o balanço entre VCI e TCI na contribuição ao estresse da vegetação (VHI), corroborando a Tabela 6.

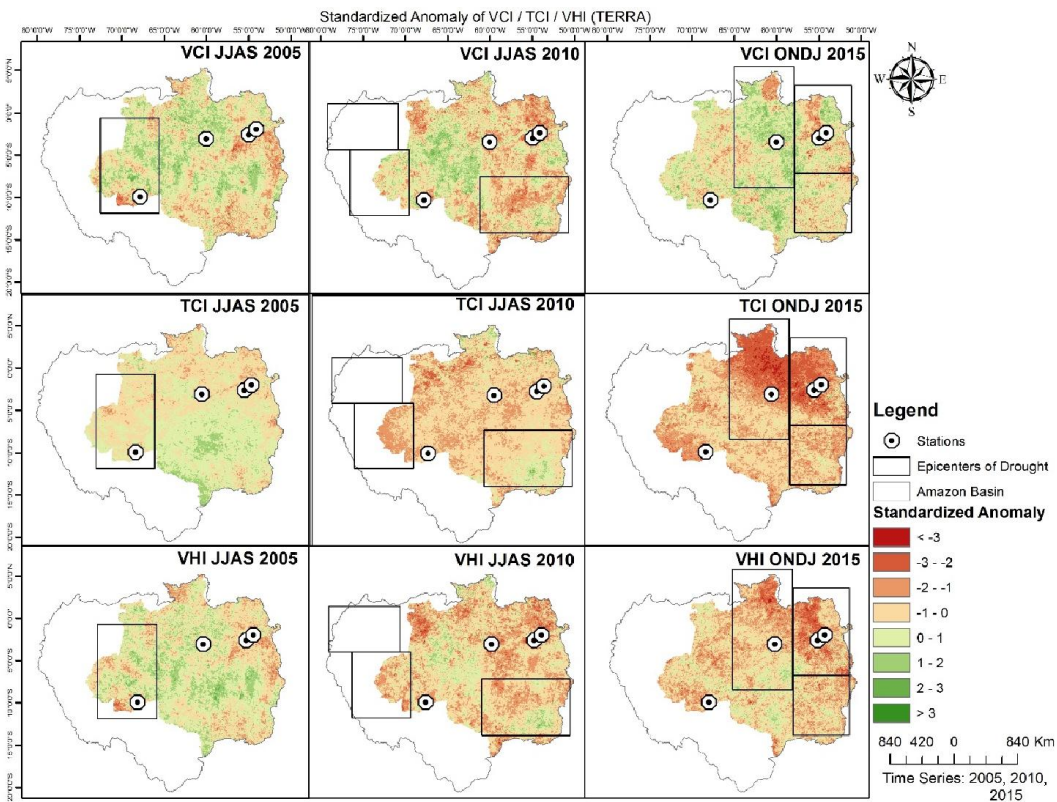


Figura 21. Anomalias padronizadas de VCI (primeira linha), TCI (segunda linha) e VHI (terceira linha) durante JJAS de 2005 (esquerda), JJAS 2010 (centro) e ONDJ (direita) em toda a área de estudo.

Finalmente, vale a pena analisar a resposta da vegetação da região Amazônica às três grandes secas extremas (2005, 2010 e 2015) de forma a corroborar os resultados anteriores. Desta forma, calculou-se a percentagem de pixels com anomalia padronizada menor que -1 (indicando seca) para os índices do estado da vegetação (VCI, TCI e VHI) é mostrada no Tabela 7.

Em 2005, a seca ocorreu na parte oeste da região Amazônica, região esta que apresenta a saúde da vegetação condicionada à disponibilidade de água, sendo a temperatura coadjuvante. Desta forma, a Tabela 7 demonstra que o VCI contribui com uma percentagem maior de pixels (12,15%) sobre estresse (anomalias padronizadas <-1), do que o TCI (apenas 4,23%), levando a condições de secas no VHI em aproximadamente 9,41% da região. Durante a seca de 2010, ocorrida nas porções oeste e sudeste, nota-se que houve um balanço entre ambos os fatores limitantes (água e temperatura), levando ao estresse na vegetação em cerca de 32,12% da região. Por outro lado, a seca de 2015, considerada a seca do século na região, ocorrida nas porções leste e nordeste, corroboram os resultados anteriores, indicando que o fator limitante nestas regiões (incluindo as classes 2 (Manaus e Belterra) e classe 3 (Monte Alegre)) é a temperatura (54,05% da região), o que ocasionou em 36,94% da região sob condições de estresse na vegetação (VHI).

Por fim, vale a pena ressaltar o aumento da área de vegetação afetada ao longo dos três episódios de seca, tendo quadruplicado em 2015 quando comparado com 2005.

Tabela 7. Percentagem de pixels com anomalia padronizada abaixo de -1.

	JJAS 2005	JJAS 2010	ONDJ 2015
VCI	12,15	24,11	12,01
TCI	4,23	26,17	54,05
VHI	9,41	32,12	36,94

Fonte: Elaborado pelo autor.

4. DISCUSSÕES E CONCLUSÕES

O presente trabalho teve como objetivo principal analisar a resposta da vegetação na região Amazônica à seca através do uso de índices de vegetação derivados de sensoriamento remoto (EVI, VCI, TCI e VHI) e um indicador de seca multitemporal (SPEI).

Este trabalho realizou o cálculo do SPEI com dados *in situ*, para a região Amazônica, permitindo assim, não somente observar as três secas extremas que ocorreram nos anos de 2005, 2010 e 2015, como também, o comportamento da vegetação ao longo de todo o período (2001 a 2017) abordado neste trabalho. Os resultados mostraram que os diferentes tipos de vegetação têm repostas distintas à seca, tanto no que se refere ao fator limitante quanto à escala temporal.

A partir dos resultados mostrou-se de modo geral que o comportamento sazonal do EVI de todas as 3 classes apresentam maiores valores no verão e primavera enquanto que os menores valores são observados no outono e inverno na região Amazônica. E que a classe 3 possui uma maior variabilidade ao longo do ano em relação as classes 1 e 2.

As zonas de tensão ecológica coincidentes com a classe 3 são encaves de vegetação típicas de cerrado (savanas) em meio às florestas densas predominantes na Amazônia (classe 2). A estrutura das savanas são mais sensíveis as variações climáticas ao longo do ano, por isso possuem valores menores de EVI, o que indica uma baixa atividade vegetativa. Enquanto isso, as florestas mais densas apresentam uma maior atividade vegetativa devido a disponibilidade de umidade (MMA, 2006).

De forma análoga a estes resultados, Gouveia *et al.* (2017), observou na bacia do Mediterrâneo os mesmos comportamentos com dados de NDVI, onde há uma clara

predominância das classes de vegetação com o máximo de vegetação na primavera nos países do sul do Mediterrâneo, Península Ibérica e Turquia, enquanto que a maior parte da região norte do Mediterrâneo é caracterizado por classes com um máximo nos meses de verão. Ao passo que as áreas mais úmidas da Europa Ocidental permite uma maior atividade de vegetação durante todo o ano ou com um pico de NDVI no verão, as áreas mais secas da Europa Oriental apresentam baixa atividade vegetativa.

Referente à utilização de índices do estado da vegetação com base no sensoriamento remoto, o VHI por se tratar de um índice híbrido que leva em consideração os dois fatores limitantes do crescimento da vegetação (VCI, água e TCI, temperatura) é recomendado por diversos estudos para melhor caracterização de secas. Além de se mostrar eficiente em aplicações de gerenciamento de secas, no desenvolvimento de abordagens mais complexas, monitoramento de sensoriamento remoto e em saúde e estudos de culturas. (Kogan, 1995b; Rhee *et al.*, 2010; San Miguel Ayanz *et al.*, 2000; Brown *et al.*, 2008; Rahman *et al.*, 2009; Qu *et al.*, 2019).

Tanto o VCI quanto a TCI mostraram que para se analisar a saúde da vegetação, eles irão depender da cobertura da vegetação. Estudos demonstram que o efeito de seca é mais manifesto no VCI para classes de clima semiárido, onde o fator limitante do crescimento da vegetação é a água e o efeito da seca é mais evidente no TCI para classe de clima mais úmido, onde o fator limitante é a radiação solar/temperatura (Bento *et al.*, 2018a). De fato, Nemani, *et al.* (2003) apontam para a radiação como fator limitante ao crescimento da vegetação nas florestas tropicais da Amazônia, devido à diminuição da cobertura de nuvens e ao consequente aumento da radiação solar e temperatura. As diferentes contribuições observadas do VCI e TCI no VHI para cada região Amazônica, demonstram que é necessário utilizar um fator de ponderação (α) no cálculo do VHI diferente do valor padrão ($\alpha = 0,5$). Esta questão foi inicialmente abordada por Bento

et al. (2018b), que estimaram um valor ótimo de α para os diferentes tipos de vegetações e, portanto, recomenda-se avaliar as contribuições relativas de VCI e TCI para as diferentes regiões. Desta forma, recomenda-se analisar valores ótimos de α para melhor caracterizar os diversos tipos de vegetação na Amazônia.

A estação do ano em que ocorre a maior vulnerabilidade da vegetação relativamente à seca também é distinta de acordo com os diferentes tipos de vegetação. De modo geral, o VCI teve uma maior influência sobre o VHI nos meses de inverno e primavera na classe 1 (Rio Branco) e verão na classe 3 (Monte Alegre). Enquanto que o TCI influenciou mais nos meses de inverno e principalmente na primavera para a classe 2 (Manaus) e outono na classe 3 (Monte Alegre). Entretanto, tanto o TCI e quanto o VCI influenciaram o VHI de forma conjunta na classe 2 (Belterra) predominantemente na primavera.

No geral, observou-se que diferentes tipos de vegetação têm respostas distintas em relação à escala temporal de déficit de precipitação. Em relação a escala temporal foi observado que as escalas mais curtas são mais importantes para o estresse da vegetação quando comparadas às escalas mais longas, corroborando os resultados de Vicente-Serrano et al (2012). Com exceção das classes 1 (Rio Branco) e classe 2 (Belterra) que apresentam repostas até 12 e 24 meses, respectivamente. Vicente-Serrano et al (2012) apontam para essa questão em um estudo global, ressaltando a necessidade de se utilizar indicadores multitemporais nos estudos de seca. Os autores afirmam, de fato, que o intervalo entre o déficit de precipitação e o respectivo déficit da umidade do solo são fatores importantes e que afetam de forma distinta os diferentes tipos de vegetação. Vale ressaltar que a resposta a eventos de secas entre os ecossistemas na Amazônia ocorre de forma diferente, devido a sua grande diversidade de tipos, composições de solos e vegetação (Sombroek, 2000), e por isso, reforça-se a

importância de se avaliar as secas utilizando escalas multitemporais. É que a padronização faz com que os valores brutos sejam comparáveis, de forma que um determinado valor de índice padronizado represente a severidade da seca nos locais, permitindo assim, a comparação dos limiares de seca para os diferentes tipos e regiões de vegetação com condições ambientais contrastantes (Slette *et al.*, 2019). Desta forma, compreender as diferentes escalas temporais que governam cada tipo de vegetação, é extremamente útil para o correto manejo dos recursos e mitigação dos efeitos diretos e indiretos das secas.

O comportamento das classes em relação ao indicador de seca (SPEI) analisadas neste estudo não foi o mesmo durante os três anos de seca. Logo, analisando as séries temporais, é visto que tais resultados corroboram com o que foi citado acima, ou seja, os fatores limitantes água e temperatura são observados principalmente nos anos de seca (2005, 2010 e 2015). Destaca-se a seca de 2015 como sendo a mais severa em quase todas as classes confirmando assim estudos anteriores, possuindo valores de SPEI abaixo de -2 e os valores dos índices abaixo de $0,1$ (extremamente severa). Estudos anteriores corroboram (Panisset, *et al.*, 2018, Jiménez-Muñoz *et al.*, 2016) que o ano de 2015 foi o que mais afetou a bacia com as anomalias de precipitação mais intensificadas ao leste da bacia. E que as secas prolongadas nos anos anteriores ocorreram devido as fortes anomalias de TSM que se localizavam no Pacífico e eram relacionadas a episódios de El Niño. Bem como estudos de Qu *et al.* (2019) que observou em suas medições indicaram os impactos da seca no Corno de África com reduções significativas nos três índices (VCI, TCI e VHI) a um nível de confiança de 95%, o que implicou num aumento a longo prazo da temperatura da superfície e diminuição da saúde das culturas. Além disso, tanto a anomalia mensal de precipitação quanto a série

temporal de anomalias do VHI no inverno corresponderam ao tempo dos eventos de seca na área de estudo e dos eventos ENOS.

A análise das três grandes secas de 2005, 2010 e 2015 revelam não só o papel distintos dos fatores limitantes da saúde da vegetação como também os diferentes padrões espaciais e de intensidade de cada uma delas. Enquanto a seca de 2005 foi condicionada à disponibilidade de água, tendo sido afetada 9,41% da área da região. A seca de 2010 apresentou um balanço entre ambos os fatores limitantes (água e temperatura), levando ao estresse na vegetação em cerca de 32,12% da região. Por outro lado, a seca de 2015, teve como fator limitante a temperatura (36,94% da região). Además, observou-se que a área de vegetação afetada pela seca, quadruplicou em 2015 quando comparado com 2005. Tais resultados confirmam os estudos de Panisset *et al.* (2016) corrobora com os resultados deste trabalho, pois em suas análises também foi observado que o TCI foi o principal responsável pelo escurecimento da vegetação sobre o VHI e que em 2015 foram afetados 80% da Bacia Amazônica (que inclui a nossa área de estudo) sobre os quadrimestres.

De fato, o que se observa neste estudo é a importância nas análises dos dados de sensoriamento remoto que conseguem de forma remota analisar dados que a forma tradicional não consegue alcançar. De acordo com West *et al.* (2019), a correlação entre o sensoriamento remoto e os índices e dados meteorológicos/terrestres tradicionais é significativa no campo do monitoramento de secas por sensoriamento remoto. Isso se deve devido aos índices de sensoriamento remoto oferecerem uma abordagem em várias escalas e não dependerem de conjuntos de dados climáticos baseados em dados *in situ*, que são escassos em muitas partes do mundo.

Este trabalho mostra a necessidade de continuar estudando as secas na Amazônia tendo em vista a diversidade e a complexidade de se analisar a interação entre as

variáveis meteorológicas e a resposta à vegetação nas florestas tropicais (Vicente-Serrano *et al.* 2013), além da importância das análises com dados *in situ* e sensoriamento remoto que agregaram mais aprendizado no monitoramento das secas.

Tal trabalho também abre o caminho para o desenvolvimento de novos dados, com outros índices, variáveis e satélites que façam compreender melhor o impacto que tais secas geram sobre a Amazônia, tão essencial para o nosso ambiente e sociedade. A continuação e a ampliação do presente estudo são de extrema importância para analisar os altos riscos que o ambiente pode sofrer com tais secas ao longo das futuras décadas e como se pode prevenir as mesmas.

Os resultados encontrados neste trabalho reforçam a importância da variabilidade climática na influência da seca na dinâmica da vegetação. Entretanto, outros fatores importantes devem ser levados em consideração para a análise desta resposta à seca, como por exemplo, alterações na cobertura e uso do solo, topografia, e política públicas de mitigação.

Sabe-se que a vegetação Amazônica é muito rica e vasta, com áreas de preservações ambientais o qual foi possível verificar que com as extremas secas observadas neste trabalho, tais regiões foram impactadas de forma negativa. Isso se deve por causa das mudanças climáticas, desmatamento e queimadas, excesso de aerossóis, além do aquecimento global que pode também, aumentar a intensidade de eventos de El Niño que faz com que as chuvas sejam reduzidas (Anderson *et al.*, 2013; Cox *et al.*, 2008; Malhi *et al.*, 2009, Hansen, 2006, Coelho, *et al.* 2013). Neste contexto, esperado aumento na frequência, intensidade e duração de secas na Amazônia (Duffy, *et al.* 2015) enfatiza a necessidade de sistemas de alerta de secas que cubram a região. Entretanto, nossos resultados reforçam que essas necessidades são dependentes do tipo de vegetação, estação do ano e localização espacial considerados. Finalmente, espera-se

que os resultados apresentados servirão como uma ferramenta útil para melhores planos de gestão e contribuirá de forma relevante para a mitigação dos impactos associados aos episódios de secas extremas na região.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALLEY, W. M. The Palmer drought severity index: Limitations and applications. **Journal of Climate Applied Meteorology**, v. 23, p. 1100–1109, 1984.

AMALO, L. F.; HIDAYAT, R.; HARIS. Comparison between remote-sensing-based drought indices in East Java. **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**, v. 54, 2017.

ANDERSON, L. O.; ARAGÃO, L. E. O. C.; VALERIANO, D. M.; CARDOSO, M.; SHIMABUKURO, Y. E.; LIMA, A. Impactos de secas nas florestas amazônicas. In: BORNA, L. S.; NOBRE, C. A (Org). **Secas na Amazônia: causas e consequências**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013, p. 147-164.

ANDREAE, M. O.; ROSENFELD, D.; ARTAXO, P.; COSTA, A. A.; FRANK, G. P.; LONGO, K. M.; SILVA-DIAS, M. A F. Smoking rain clouds over the Amazon. **Science**, v. 303, p. 1337–1342, 2004.

ASNER, G. P.; ALENCAR, A. Drought impacts on the Amazon forest: the remote sensing perspective. **New Phytologist**, v. 187, p. 569–578, 2010.

BAGLEY, J. E.; DESAI, A. R.; HARDING K. J.; SNYDER, P. K.; FOLEY, J. A. Drought and Deforestation: Has Land Cover Change Influenced Recent Precipitation Extremes in the Amazon? **American Meteorological Society**, v. 27, p. 345-361, 2014.

BEER, C. *et al.* Terrestrial gross carbon dioxide uptake: global distribution and covariation with climate. **Science**, v. 329, p. 834–838, 2010.

BEGUERÍA, S.; VICENTE-SERRANO, S. M.; REIG, F.; LATORRE, B. Standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) revisited: parameter fitting, evapotranspiration models, tools, datasets and drought monitoring. **International Journal of Climatology**, v. 24, p. 3001–3023, 2014.

BELAYNEH, A.; ADAMOWSKI, J.; KHALIL, B.; OZGA-ZIELINSKI, B. Long-term SPI drought forecasting in the Awash River Basin in Ethiopia using wavelet neural network and wavelet support vector regression models. **Journal of Hydrology**, v. 508, 418–429, 2014.

BENTO, V. A.; GOUVEIA, C. M.; DACAMARA, C. C.; TRIGO, I. F. A climatological assessment of drought impact on vegetation health index. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 259, p. 286–295, 2018a.

BENTO, V. A.; TRIGO, I. F.; GOUVEIA, C. M.; DACAMARA, C. C. Contribution of Land Surface Temperature (T_{CI}) to Vegetation Health Index: A Comparative Study Using Clear Sky and All-Weather Climate Data Records. **Remote Sensing**, v. 10, n. 9, p. 1324, 2018b.

BEVAN, S. L.; NORTH, P. R. J.; GREY, W. M. F.; LOS, S. O.; PLUMMER, S. E. Impact of atmospheric aerosol from biomass burning on Amazon dry-season drought. **Journal of Geophysical Research**, v. 114, p. 1-11, 2009.

BHUIYAN, C.; SINGH, R. P.; KOGAN, F. N.: Monitoring drought dynamics in the Aravalli region (India) using different indices based on ground and remote sensing data, **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 8, p. 289–302, 2006.

BI, J.; MYNENI, R.; LYAPUSTIN, A.; WANG, Y.; PARK, T.; CHI, C.; YAN, K.; KNYAZIKHIN, Y. Amazon forests' response to droughts: A perspective from the MAIAC product. **Remote Sensing**, v. 8, n. 4, p. 1–8, 2016.

BONETT, D. G.; WRIGHT, T. A. Sample size requirements for estimating pearson, kendall and spearman correlations. **Psychometrika**, v. 65, p. 23–28, 2000.

BORDI, I.; FRAEDRICH, K.; SUTERA, A. Observed drought and wetness trends in Europe, **Hydrology and Earth System Sciences**, v.13, p. 1519–1530, 2009.

BRANCO, E. R. F. *et al.* Analysis of relationship between meteorological and agricultural drought using standardized precipitation index and vegetation health index. **Journal of Environmental Management**, v. 246, p. 384–396, 2019.

BRANDO, P. M. *et al.* Seasonal and interannual variability of climate and vegetation indices across the Amazon. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v.107, p. 14685–14690, 2010.

BROWN, J. F.; WARDLOW, B. D.; TADESSE, T.; HAYES, M. J.; REED, B. C. The Vegetation Drought Response Index (VegDRI): a new integrated approach for monitoring drought stress in vegetation. **GIScience & Remote Sensing**, v. 45, n. 1, p.16–46, 2008.

BYAKATONDA, J.; PARIDA, B. P.; KENABATHO, P. K.; MOALAFHI, D. B. Modeling Dryness Severity Using Artificial Neural Network at the Okavango Delta, Botswana. **Global NEST Journal**, v. 18, n. 3, p. 463-481, 2016.

COELHO, C. A. S.; COSTA, S. M. S.; FREITAS, S. R. O efeito do aerossol na formação de nuvens – o caso das secas de 2005 e 2010. In: BORNA, L. S.; NOBRE, C. A (Org). **Secas na Amazônia: causas e consequências**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013, p. 117-121.

COX, P. M.; BETTS, R. A.; JONES, C. D.; SPALL, S. A.; TOTTERDELL, I. J. Acceleration of global warming due to carbon-cycle feedbacks in a coupled climate model. **Nature**, v. 408, p. 184–187, 2000.

COX, P. M.; BETTS, R. A.; COLLINS, M.; HARRIS, P. P.; HUNTINGFORD, C.; JONES, C. D. Amazonian forest dieback under climate carbon cycle projections for the 21st century. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 78, p.137–156, 2004.

COX, P. M.; HARRIS, P. P.; HUNTINGFORD, C.; BETTS, R. A.; COLLINS, M.; JONES, C. D.; JUPP, T. E.; MARENGO, J. A.; NOBRE, C. A. Increasing risk of Amazonian drought due to decreasing aerosol pollution. **Nature**, v. 453, n. 7192, p. 212-215, 2008.

DAI, A.; TRENBERTH, K. E.; QIAN, T. A global data set of Palmer drought severity index for 1870–2002: Relationship with soil moisture and effects of surface warming. **Journal of Hydrometeorology**, v. 5, p. 1117–1130, 2004.

DU, L.; TIAN, Q.; YU, T.; MENG, Q.; JANCOSO, T.; UDVARDY, P.; HUANG, Y. A comprehensive drought monitoring method integrating MODIS and TRMM data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 23, p. 245–253, 2013.

DUFFY, P. B.; BRANDO, P.; ASNER, G. P.; FIELD, C. B. Projections of future meteorological drought and wet periods in the Amazon. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, p.1-6, 2015.

DUTTA, D.; KUNDU, A.; PATEL, N.R. Predicting agricultural drought in eastern Rajasthan of India using NDVI and standardized precipitation index. **Geocarto International**, v. 28, p. 192–209, 2013.

DUTTA, D.; KUNDU, A.; PATEL, N. R.; SASHA, S. K.; SIDDIQUI, A. R. Assessment of agricultural drought in Rajasthan (India) using remote sensing derived Vegetation Condition Index (VCI) and Standardized Precipitation Index (SPI). **Journal of Remote Sensing and Space Sciences**, v.18, p. 53–63, 2015.

ELTAHIR, E.; BRAS, R. L. Precipitation recycling in the Amazon Basin, **Quarterly Journal Royal Meteorological Society**, 120, 861–880, 1994.

FREELY, K. J. Distributional migrations, expansions, and contractions of tropical plant species as revealed in dated herbarium records. **Global Change Biology** v.18, p. 1335–1341, 2012.

——— & E. M. REHM. Amazon’s vulnerability to climate change heightened by deforestation and man-made dispersal barriers. **Global Change Biology**, v.18, p. 3606–3614, 2012.

GAO, X.; HUETE, A. R.; NI, W., & MIURA, T. Optical–biophysical relationships of vegetation spectra without background contamination. **Remote Sensing of Environment**, v. 74, p. 609– 620, 2000.

GALVÃO, L. S.; SANTOS, J. R.; ROBERTS, D. A.; BREUNING, F. M.; TOOMEY, M.; MOURA, Y. M. On intra-annual EVI variability in the dry season of tropical forest: A case study with MODIS and hyperspectral data. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, p. 2350–2359, 2011.

GRAW, V. *et al.* Drought Dynamics and Vegetation Productivity in Different Land Management Systems of Eastern Cape, South Africa – A Remote Sensing Perspective. **Sustainability**, v. 9, 2017.

GRIMM A. M.; FERRAZ, S. E. T.; GOMEZ, J. Precipitation anomalies in southern Brazil associated with El Niño and La Niña events. **Journal of Climate**, v.11, p. 2863–2880, 1998.

GRIMM, A. M.; ZILLI, M. T. Interannual variability and seasonal evolution of summer monsoon rainfall in South America. **Journal of Climate**, v. 22, n. 9, p. 2257-2275, 2009.

GOUVEIA, C. M.; TRIGO, R. M.; BEGUERÍA, S.; VICENTE-SERRANO, S. M. Drought impacts on vegetation activity in the Mediterranean region: An assessment using remote sensing data and multi-scale drought indicators. **Global and Planetary Change** v.151, p. 15–27, 2017.

GOPINATH, G.; AMBILI, G. K.; GREGORY., S. J.; ANUSHA, C. K. Drought risk mapping of south-western state in the Indian peninsula – A web based application. **Journal of Environmental Management**, p. 1-7, 2014.

GUTTMAN, N. B. Comparing the Palmer drought index and the standardized precipitation index. **Journal of American Water Resources Association**, v. 34, p. 113–121, 1998.

HANSEN, J.; SATO, M.; RUEDY, R.; LO, K.; LEA, D. W.; MEDINA-ELIZADE, M. Global temperature change. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 103, n. 39, p. 14288-14293, 2006.

HARTIGAN, J. A.; WONG, M. A. Algorithm AS 136: A K-Means Clustering Algorithm. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 28, n. 1, p. 100-108, 1979.

HARMS, S. K.; DEOGUN, J.; TADESSE, T. Discovering Sequential Rules with Constraints and Time Lags in Multiple Sequences. **Proceedings of the 2002 National Conference on Digital Government Research**, p. 235–241, 2002.

HAYES, M. J.; SVOBODA, M. D.; WIIHITE, D. A.; VANYARKHO, O. V. Monitoring the 1996 Drought Using the Standardized Precipitation Index. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 80, n. 3, p. 429-438, 1999.

HEIM JR, R. R. A review of Twentieth-Century drought indices used in the United States. **American Meteorological Society**, v. 83, p. 1149–1165, 2002.

HUETE, A. R.; JUSTICE, C.; LIU, H. Development of Vegetation and Soil Indexes for Modis-EOS. **Remote Sensing of Environment**, v. 49, n. 3, p. 224–234, 1994.

HUETE, A. R.; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; LEEUWEN, W. V. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, n. 3, p. 440–451, 1997.

HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E.P.; GAO, X.; FERREIRA, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, p. 195-213, 2002.

HUETE, A. R.; DIDAN, K.; SHIMABUKURO, Y. E.; RATANA, P.; SALESKA, A. R.; HUTYRA, L. R.; YANG, W.; NEMANI, R. R.; MYNENI, R. Amazon rainforests green-up with sunlight in dry season. **Geophysical Research Letters**, v. 33, p.1-4, 2006.

HUNTINGFORD, C. *et al.* Towards quantifying uncertainty in predictions of Amazon “dieback”. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 363, n. 1498, p. 1857–1864, 2008.

HUNTINGTON, T.G. Evidence for intensification of the global water cycle: Review and synthesis. **Journal of Hydrology**, v.319, p. 83–95, 2006.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Mapa da Vegetação do Brasil. Rio de Janeiro. Mapa Bioma e Vegetação do Brasil, 2004.

Disponível em:

<<https://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/21052004biomas.shtm>>.

ICEA – Instituto de Controle do Espaço Aéreo. **Climatologia Aeronáutica**, 2018.

Disponível em: <<http://pesquisa.icea.gov.br/climatologia/>>.

INMET - Instituto Nacional de Meteorologia. **Estação Meteorológica de Observação de Superfície Automática, 2018**. Disponível em:

<<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=estacoes/estacoesautomaticas>>.

IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change. **Climate Change 2004: Observed and projected changes in climate as they relate to water. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**.

JAIN, A. K. Data clustering: 50 years beyond K-means. **Pattern Recognition Letters**, n. 31, p. 651–666, 2010.

JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; MATTAR, C.; BARICHIVICH, J.; SANTAMARÍA-ARTIGAS, A.; TAKAHASHI, K.; MALHI, Y.; SOBRINO, J. A.; SCHRIER, G. VAN DER. Record-breaking warming and extreme drought in the Amazon rainforest during the course of El Niño 2015–2016. **Scientific Reports**, v. 6, n. May, p. 33130, 2016.

JOETZJER, E. *et al.* Predicting the response of the Amazon rainforest to persistent drought conditions under current and future climates: a major challenge for global land surface models. **Geoscientific Model Development**, v. 7, p. 2933–2950, 2014.

KARNIELI, A.; AGAM, N.; PINKER, R. T.; ANDERSON, M.; IMHOFF, M. L.; GUTMAN, G. G.; PANOV., N.; GOLDBERG, A. Use of NDVI and Land Surface Temperature for Drought Assessment: Merits and Limitations. **American Meteorological Society**, v. 23, p. 618- 633, 2009.

KAWASHIMA, S. Relation between vegetation, surface temperature, and surface composition in the Tokyo region during winter. **Remote Sensing of Environment**, v. 50, p. 52–60, 1994.

KEYANTASH, J.; DRACUP, J. A. The quantification of drought: An evaluation of drought indices, **American Meteorological Society**, v. 83, p. 1167–1180, 2002.

KIM, H.; KIM, S.; FAMIGLIETTI, J. S.; YU, J. The Changing Nature of Amazon Drought. **American Geophysical Union**, Fall Meeting 2011, abstract id. H42G-07, 2011.

KOERNER, C.; BASLER, D. Phenology Under Global Warming. **Science**, v.327, p. 1461–1462, 2010.

KOGAN, F. N. Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas. **International Journal of Remote Sensing**, v. 11, p. 1405–1419, 1990.

KOGAN, F. N. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. **Advances in Space Research**, v. 5, n. 11, p. 91–100, 1995a.

KOGAN, F. N. Droughts of the late 1980s in the United States as derived from NOAA polar-orbiting satellite data. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 76, n. 5, p. 655–668, 1995b.

KOGAN, F. N. Satellite-observed sensitivity of world land ecosystems to El Nino/La Nina. **Remote Sensing of Environment**, v. 74, p. 445–462, 2000.

KOGAN, F. N. Operational space technology for global vegetation assessment. **Bulletin of the American Meteorology Society**, v. 82, n. 9, p. 1949-1964, 2001.

KOGAN, F. N. World droughts in the new millennium from AVHRR-based Vegetation Health Indices. **EOS Transaction, American Geophysics Union**, v. 83, n. 48, p. 562-563, 2002.

KOGAN, F.N.; GITELSON, A.; EDIGE, Z.; SPIVAK, I.; LEBED, L. AVHRR-based spectral vegetation index for quantitative assessment of vegetation state and productivity: calibration and validation. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 69, n. 8, p. 899–906, 2003.

LAMBIN, E. F. Change detection at multiple temporal scales: Seasonal and annual variations in landscape variables. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 62, p. 931–938, 1996a.

LAMBIN, E.F.; EHRLICH, D. The surface temperature-vegetation index space for land cover and land-cover change analysis. **International Journal of Remote Sensing**, v. 17, p. 463–487, 1996b.

LYAPUSTIN, A. I.; WANG, Y.; LASZLO, I.; HILKER, T.; HALL, F. G.; SELLERS, P. J.; TUCKER, C. J.; KORKIN, S. V. Multi-angle implementation of atmospheric correction for MODIS (MAIAC): 3. Atmospheric correction. **Remote Sensing of Environment**, v.127, p. 385–393, 2012.

LEWIS, S. L.; BRANDO, P. M.; PHILLIPS, O. L.; HEIJDEN, V. D. G. M.; NEPSTAD, D. The 2010 Amazon drought. **Science**, v. 331, n. Ci, p. 554, 2011.

MALHI, Y.; WRIGHT, J. Spatial patterns and recent trends in the climate of tropical rainforest regions. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 359, p. 311–329, 2004.

MALHI, Y. *et al.* The regional variation of aboveground live biomass in old-growth Amazonian forests. **Global Change Biology**, v. 12, p. 1107–1138, 2006.

MALHI, Y.; ROBERTS, J. T.; BETTS, R. A.; KILLEEN, T. J.; LI, W.; NOBRE, C. A. Climate change, deforestation, and the fate of the Amazon. **Science**, v. 319, n. 5860, p. 169–172, 2008.

MALHI, Y. *et al.* Exploring the likelihood and mechanism of a climate-change-induced dieback of the Amazon rainforest. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 106, n. 49, p. 20610-20615, 2009.

MARENGO, J. A. Interdecadal variability and trends of rainfall across the Amazon basin. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 78, p. 79–96, 2004.

MARENGO, J. A.; NOBRE, C.A.; TOMASELLA, J. The Drought of Amazonia in 2005. **American Meteorological Society**, v. 21, p. 495-516, 2008.

MARENGO, J. A.; TOMASELLA, J.; ALVES, L. M.; SOARES, W. R.; RODRIGUEZ, D. A. The drought of 2010 in the context of historical droughts in the Amazon region. **Geophysical Research Letters**, v. 38, p. 1-5, 2011.

MA'RUF AH, U.; HIDAYAT, R.; PRASASTI, I. Analysis of relationship between meteorological and agricultural drought using standardized precipitation index and vegetation health index. **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**, v. 54, 2017.

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLIEST, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales. In: Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology, Anaheim, CA, **American Meteorological Society**, p. 179–184, 1993.

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLIEST, J. Drought monitoring with multiple time scales. In: 9th Conference on Applied Climatology, **American Meteorological Society**, Boston, p. 233–236, 1995.

MISHRA, A. K.; SINGH, V. P. A review of drought concepts. **Journal of Hydrology**, v. 391, n. 1-2, p. 202–216, 2010.

MMA – Ministério do Meio Ambiente. Mapa de Cobertura Vegetal, 2004. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/21052004biomas.shtm>>.

MMA – Ministério do Meio Ambiente. Mapa de Cobertura Vegetal, 2006. Disponível em: <<https://www.mma.gov.br/biomas/amazônia/mapa-de-cobertura-vegetal.html>>.

MOREIRA, E. E.; MEXIA, J. T.; PEREIRA, L. S. Are drought occurrence and severity aggravating? A study on SPI drought class transitions using log-linear models and ANOVA-like inference. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 16, p. 3011–3028, 2012.

MORTON, D. C.; NAGOL, J.; CARABAJAL, C. C.; ROSETTE, J.; PALACE, M.; COOK, B. D.; VERMOTE, E. F.; HARDING, D. J.; NORTH, P. R. J. Amazon forests maintain consistent canopy structure and greenness during the dry season. **Nature**, v.506, p. 221, 2014.

MYNENI, R. B. *et al.* Large seasonal swings in leaf area of Amazon rainforests. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v.104, p. 4820–4823, 2007.

NASA – National Aeronautics and Space Administration. EarthData, **MCD12C1, 2018**. Disponível em: <<https://search.earthdata.nasa.gov/search?q=MCD12C1>>.

NEMANI, R. R. *et al.* Climate-driven increases in global terrestrial net primary production from 1982 to 1999. **Science**, v. 300, p. 1560–1563, 2003.

NEPSTAD, D. C.; LEFEBVRE, P.; LOPES DA SILVA, U.; TOMASELLA, J.; SCHLESINGER, P.; SOLORZANO, L.; MOUTINHO, P.; RAY D.; GUERREIRA BENITO, J. Amazon drought and its implications for forest flammability and tree growth: a basin-wide analysis, **Global Change Biology**, v. 10, p. 704–717, 2004.

NEPSTAD, D. C.; TOHVER, I. M.; RAY, D.; MOUTINHO, P.; CARDINOT, G. Mortality of large trees and lianas following experimental drought in an Amazon forest. **Ecology**, v. 88, p. 2259–2269, 2007.

OLIVARES, I.; SVENNING, J. C.; VAN BODEGOM, P. M.; BALSLEY, H. Effects of Warming and Drought on the Vegetation and Plant Diversity in the Amazon Basin. **Botanical Review, Springer**, v. 81, p. 42-69, 2015.

PAN, Y. *et al.* A large and persistent carbon sink in the world's forests, **Science**, v. 333, p. 988–993, 2011.

PALMER, W. C. Meteorological droughts. **U.S. Department of Commerce Weather Bureau Research Paper**, n. 45, p. 58, 1965.

PANISSET, J. S.; LIBONAT, R.; GOUVEIA, C. M. P.; SILVA, F. M.; FRANÇA, D. A.; FRANÇA, J. R. A.; PERES, L. P. Contrasting patterns of the extreme drought episodes of 2005, 2010 and 2015 in the Amazon Basin. **International Journal of Climatology**, 2018.

PANISSET, J. S. Utilização de dados de sensoriamento remoto para análise de secas na Amazônia no século XXI. 2016. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Instituto de Meteorologia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2016.

PHILLIPS, O. L.; LEWIS, S.; BAKER, T.; MALHI, Y. The response of South American tropical forests to contemporary atmospheric change. P. 317–332. In: M. Bush & J. Flenley (eds). Tropical rainforest responses to climatic change. **Springer Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg**, 2007.

———, MARTÍNEZ, R. V.; ARROUYO, L.; BAKER, T. R.; KILLEEN, T.; S. L. LEWIS, L. S.; MALHI, Y.; MENDOZA, A. M.; NEILL, D.; VARGAS, P. N. Increasing dominance of large lianas in Amazonian forests. **Nature**, v. 418, p. 770–774, 2002.

———, ARAGÃO, L. E. O. C.; S. L. LEWIS, S. L.; FISHER, J. B.; LLOYD, J.; G. LÓPEZ-GONZÁLEZ, G.; MALHI, Y.; MONTEAGUDO, A.; PEACOCK, J.; & QUESADA, C. A. Drought sensitivity of the Amazon rainforest. **Science**, v. 323, p. 1344– 1347, 2009a.

PESSINI, P. B. Estudo dos eventos de seca meteorológica na região Sul do Brasil. Monografia (Graduação em Engenharia Ambiental) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2017.

POTTER, C. S.; KLOOSTER, S. A. Detecting a terrestrial biosphere sink for carbon dioxide: interannual ecosystem modeling for the mid 1980s. **Climate Change**, v. 42, p. 489–503, 1999.

POTTER, C. S.; KLOOSTER, S.; HIATT, C.; GENOVESE, V.; CASTILLA-RUBIO, J. C. Changes in the carbon cycle of Amazon ecosystems during the 2010 drought. **Environmental Research Letters**, v. 6, p. 4, 2011.

QU, C.; HAO, X.; QU, J.J.; 2019. Monitoring extreme agricultural drought over the Horn of Africa (HOA) using remote sensing measurements. **Remote Sensing**, v. 11, n. 8, 902, 2019.

QUIRING, S. M.; GANESH, S. Evaluating the utility of the Vegetation Condition Index (VCI) for monitoring meteorological drought in Texas. **Agricultural and Forest Meteorology**, v.150, p. 330–339, 2010.

RAHMAN, A.; ROYTMAN, L.; KRAKAUER, N.Y.; NIZMUDDIN, M.; GOLDBERG, M. Use of vegetation health data for estimation of Aus Rice Field in Bangladesh. **Sensors**, v. 9, n. 4, p. 2968–2975, 2009.

RHEE, J.; IM, J.; CARBONE, G. J. Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 12, p. 2875–2887, 2010.

ROUSE JR, J.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. **Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS NASA Special Publication**, v. 1, p 309-317, 1974.

SALAZAR, L. F.; NOBRE, C. A.; OYAMA, M. D. Climate change consequences on the biome distribution in tropical South America. **Geophysical Research Letters**, v. 34, n. 9, p. 2–7, 2007.

SALESKA, S. R.; DIDAN, K.; HUETE, A. R.; ROCHA, H. R. DA. BREVIA. Amazon Forests Green-Up During 2005 Drought. **Science**, v. 318, p. 612, 2007.

SALESKA, S. R.; WU, J.; GUAN, K.; ARAUJO, A. C., HUETE, A.; NOBRE, A. D.; RESTREPO-COUBE, N. Dry-season greening of Amazon forests. **Nature**, v. 531, p. 3, 2016.

SAMANTA, A.; GANGULY, S.; HASHIMOTO, H.; DEVADIGA, S.; VERMOTE, E.; KNYAZIKHIN, Y.; NEMANI, R. R.; MYNENI, R. B. Amazon forests did not green-up during the 2005 drought. **Geophysical Research Letters**, v. 37, n. 5, p. 1–5, 2010.

SAN MIGUEL AYANZ, J.; VOGT, J.; DE ROO, A.; SCHMUCK, G. Natural hazards monitoring: Forest fires, droughts and floods: the example of European pilot projects. **Surveys in Geophysics**, v. 21, n. 2–3, p. 291–305, 2000.

SANTOS, S. R. Q.; SANSIGOLO, C. A.; NEVES, T. T. A. T.; CAMPOS, T. L. O. B.; SANTOS, A. P. P. Frequências dos eventos extremos de seca e chuva na Amazônia utilizando diferentes bancos de dados de precipitação. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.10, n.2, p. 468-478, 2017.

SHEFFIELD, J.; WOOD, E. F.; RODERICK, M. L. Little change in global drought over the past 60 years. **Nature**, v. 491, p. 435-438, 2012.

SILVA, J. V.; SOUZA, R. V. A.; CANDIDO, L. A. **El Niño e seus impactos na américa do sul: clima atual e cenários futuros**. Dissertação, Programa de Pós-Graduação em Clima e Meio Ambiente (PPG-CLIAMB), Manaus, 2015.

SINGH, R.P.; ROY, S.; KOGAN, F. Vegetation and temperature condition indices from NOAA AVHRR data for drought monitoring over India. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, n. 22, p. 4393–4402, 2003.

SLETTE, I. J.; SMITH, M. D.; KNAPP, A. K.; VICENTE-SERRANO, S. M.; CAMARERO, J. J.; BEGUERÍA, S. Standardized metrics are key for assessing drought severity. **Global Change Biology**, 2019.

SNIF. Sistema Nacional de Informações Florestais. **Os Biomas e suas florestas**, 2014. Disponível em: <florestal.gov.br>.

SOMBROEK, W. G. Amazon landforms and soils in relation to biological diversity. **Acta Amazonia**, v. 30, n. 1, 2000.

SOS Amazônia. **Salve a Amazônia**, 2013. Disponível em: <<http://www.sosamazonia.org.br/conteudo/2013/09/04/salve-a-amazonia/>>.

SPEARMAN, C. “Footrule” for measuring correlation. **British Journal of Psychology**, v. 2, p. 89–108, 1906.

SUN, D.; KAFATOS, M. Note on the NDVI-LST relationship and the use of temperature-related drought indices over North America. **Geophysical Research Letters**, v. 34, n. 24, p. 1–4, 2007.

TANG, A.; DUBAYAHA, R. Light-driven growth in Amazon evergreen forests explained by seasonal variations of vertical canopy structure. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, p. 1-5, 2017.

THENKABAIL, P. S.; GAMAGE, M. S. D. N.; SMAKHTIN, V. U. The Use of Remote Sensing Data for Drought Assessment and Monitoring in Southwest Asia. **Research Report 85**, International Water Management Institute, 2004.

THORNTHWAITE, C. W. An approach toward a rational classification of climate. **Geographical review**, v. 38, n. 1, p. 55–94, 1948.

UDELHOVEN, T.; STELLMES, M.; DEL BARRIO, G.; HILL, J. Assessment of rainfall and NDVI anomalies in Spain (1989–1999) using distributed lag models. **International Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 8, p. 1961–1976, 2009.

VAN DER SCHRIER, G.; BRIFFA, K. R.; JONES, P. D.; OSBORN, T. J. Summer moisture variability across Europe. **Journal of Climate**, v. 19, p. 2818–2834, 2006.

VICENTE-SERRANO, S. M.; CUADRAT, J. M. Desarrollo de un método analítico para la obtención del SPI (Standardized Precipitation Index) como herramienta para el seguimiento y prevención de sequías climáticas. In: **La información climática como herramienta de gestión ambiental bases de datos y tratamiento de series climatológicas: Reunión Nacional de Climatología (7th 2002 Albarracín, España)**, p. 145-154, 2002.

VICENTE-SERRANO, S. M.; BEGUERÍA, S.; LÓPEZ-MORENO, J. I. A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. **Journal of Climate**, v. 23, p. 1696-1718, 2010a.

VICENTE-SERRANO, S. M.; BEGUERÍA, S.; LÓPEZ-MORENO, J. I.; ANGULO, M.; KENAWYA, A. E. New Global 0.5° Gridded Dataset (1901–2006) of a Multiscalar Drought Index: Comparison with Current Drought Index Datasets Based on the Palmer Drought Severity Index. **American Meteorological Society**, v. 11, p. 1033-1043, 2010b.

VICENTE-SERRANO, S. M. *et al.* Response of vegetation to drought time-scales across global land biomes. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 110, n.1, p. 52-57, 2012.

VICENTE-SERRANO, S. M.; AZORIN-MOLINA, C.; SANCHES-LORENZO, A.; REVUELTO, J.; LÓPEZ-MORENO, J. I.; GONZÁLEZ-HIDALGO, J. C.; ESPEJO, F. Reference evapotranspiration variability and trends in Spain, 1961-2011. **Global and Planetary Change**, v. 121, p. 26–40, 2014.

WELLS, N.; GODDARD, S.; HAYES, M. J. A self-calibrating Palmer drought severity index. **Journal of Climate**, v. 17, p. 2335–2351, 2004.

WEST, H.; QUINN, N.; HORSWELL, M. Remote sensing for drought monitoring & impact assessment: Progress, past challenges and future opportunities. **Remote Sensing of Environment**, n. 232, 2019.

WILHITE, D. A. A Methodology for Drought Preparedness. **Natural Hazards**, v. 13, p. 229-252, 1996.

WILHITE, D. A.; BUCHANAN-SMITH, M. Drought as Hazard: Understanding the Natural and Social Context, in: **Drought and Water Crises**, edited by: WILHITE, D. A., TAYLOR and FRANCIS GROUP, New York, 2005.

WILKS, D.S. **Statistical methods in the atmospheric sciences** – Second Edition. Academic Press, 2006.

XU, L.; SAMANTA, A.; COSTA, M. H.; GANGULY, S.; NEMANI, R. R.; MYNENI, R. B. Widespread decline in greenness of Amazonian vegetation due to the 2010 drought. **Geophysical Research Letters**, v. 38, n. 7, p. 2–5, 2011.

YOON, J. H.; ZENG, N. An Atlantic influence on Amazon rainfall. **Climate Dynamics**, v. 34, n. 2, p. 249–264, 2010.

ZAMBRANO, F.; LILLO-SAAVEDRA, M.; VERBIST., K.; LAGOS, O. Sixteen Years of Agricultural Drought Assessment of the BioBío Region in Chile Using a 250 m Resolution Vegetation Condition Index (VCI). **Remote Sensing**, v.8, n. 530, p. 1-20, 2016.

ZENG, N.; YOON, J. H.; MARENGO, J. A.; SUBRAMANIAM, C.; NOBRE, C. A.; MARIOTTI, A.; NEELIN, J. D. Causes and impacts of the 2005 Amazon drought. **Environmental Research Letters**, n.3, p. 1–9, 2008.