



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS HUMANAS
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

**Emprego de séries temporais na Amazônia: análise de imagens MODIS e
RADAR para mapeamento de uso e ocupação do solo no Estado do Acre**

Cristiane Batista Salgado
Tese de Doutorado

Brasília – DF: Abril de 2019

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS HUMANAS
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

**Emprego de séries temporais na Amazônia: análise de imagens MODIS e
RADAR para mapeamento de uso e ocupação do solo no Estado do Acre**

Cristiane Batista Salgado

Prof. Dr. Osmar Abílio de Carvalho Júnior

Tese de Doutorado

Brasília – DF: Abril de 2019

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS HUMANAS
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

**Emprego de séries temporais na Amazônia: análise de imagens MODIS e
RADAR para mapeamento de uso e ocupação do solo no Estado do Acre**

CRISTIANE BATISTA SALGADO

Tese de doutorado submetida ao Departamento de Geografia da Universidade de Brasília, como parte dos requisitos necessários à obtenção do Grau de Doutor em Geografia, área de concentração Gestão Ambiental e Territorial, opção Acadêmica.

Aprovado por:

Prof. Dr. Osmar Abílio de Carvalho Júnior (UnB)
(Orientador)

Prof. Dr. Roberto Arnaldo Trancoso Gomes (UnB)
(Membro Interno)

Prof. Dr. Leandro Andrei Beser de Deus (UERJ)
(Examinador Externo)

Profa. Dr. Miriam Aparecida Bueno (UFG)
(Examinador Externo)

Prof. Dr. Renato Fontes Guimarães (UNB) - Suplente
(Membro Interno - Suplente)

Brasília - DF, _____ de Abril de 2019.

FICHA CATALOGRÁFICA

SALGADO, CRISTIANE BATISTA

Emprego de séries temporais na Amazônia: análise de imagens MODIS e RADAR para mapeamento de uso e ocupação do solo no Estado do Acre. 113 p. (UnB-IH-GEA, doutor, Gestão Ambiental e Territorial, 2018).

Tese de Doutorado – Universidade de Brasília. Departamento de Geografia.

1. Amazônia.
2. Cobertura de nuvens.
3. Séries temporais.
4. Cobertura e uso da terra.
5. Imagens de radar

I. UnB-IH-GEA

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

SALGADO, C. B. **Emprego de séries temporais na Amazônia: análise de imagens MODIS e RADAR para mapeamento de uso e ocupação do solo no Estado do Acre.** 2018. 113f. Tese (Doutorado em Geografia) - Universidade de Brasília, Brasília, 2018.

CESSÃO DE DIREITOS

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta tese e emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta tese de doutorado pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

Cristiane Batista Salgado

DEDICATÓRIA

*Aos meus pais Maria Helena e Geraldo Joaquim fonte de toda minha construção pessoal, da
minha fortaleza e coragem.*

AGRADECIMENTOS

A Deus, por todo aprendizado permitido com o processo do Doutorado.

Ao meu orientador prof. Osmar Abílio de Carvalho Junior que vivenciou comigo todos as fases desse processo, com muita paciência, compreensão e cuidado. Obrigada professor!

Aos professores do LSIE Beto e Renato por cada palavra de incentivo, pelas contribuições cuidadosas, pela boa convivência no LSIE.

Ao Instituto de Meio Ambiente do Acre pelas informações disponibilizadas para a pesquisa.

Ao meu grande amigo Cláudio por todas as contribuições e informações à pesquisa e pelo apoio, carinho e amor de sempre. Aos meus amigos Damião Alves, Maria Cristina, Socorro (mãe acriana) pelo apoio nos trabalhos de campo no Estado do Acre, apoio logístico, pousada, comida, empréstimo do carro e muitas trocas de ideias.

A todos os meus amigos acrianos pelo apoio e carinho.

Ao Instituto Federal de Brasília pelo apoio à formação. Aos meus colegas de trabalho pela paciência e tolerância nesse momento final.

Aos colegas de doutorado e de mestrado frequentadores do LSIE pela convivência e ajuda constante, em especial Miriam, Nicolas, Verônica, Sandro, Potira, Paulo e Aranha.

Ao meu amigo Dermeson por dividir comigo seu tempo, suas ideias, sua amizade, sua mãe (algumas vezes) e nosso ap na Vila.

Aos meus amigos Flávia e Rafael por serem minha família em Brasília, por todo apoio moral e intelectual.

Aos meus irmãos Izabel e Paulo Vitor pelo apoio constante, pelo incentivo constante, pela grandiosidade de poder dividir esta vida com vocês recheada de amor, amizade e sobrinhas maravilhosas.

Aos meus pais a quem dedico este trabalho, pelo exemplo de luta, força, persistência, fé e amor.

Ao meu filho Inácio e meu companheiro Vinícius pela motivação diária, por todo amor e cuidado.

Enfim, a todos amigos e familiares que fazem parte da minha vida e que de alguma forma deram suas contribuições nessa jornada.

SUMÁRIO

Resumo	xii
Abstract	xiv
CAPÍTULO I: APRESENTAÇÃO GERAL DA TESE	
1.1 INTRODUÇÃO	1
1.2. O CONCEITO DE PAISAGEM: CONTRIBUIÇÕES PARA A PESQUISA	3
1.3 ESTADO DO ACRE: ASPECTOS RELEVANTES	8
1.4. O ESTADO DO ACRE NO CONTEXTO DA GESTÃO AMBIENTAL	12
1.5 SÉRIES TEMPORAIS E ANÁLISE DA PAISAGEM NA AMAZÔNIA	13
1.6 SENSOR MODIS	14
1.7. IMAGENS DE RADAR – SENTINEL 1A	15
1.8 HISTÓRICO DA COBERTURA DE NUVEM NA AMAZÔNIA (2000 A 2017)	16
1.9 ORGANIZAÇÃO DA TESE	24
1.10 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	27
CAPÍTULO II: ANÁLISE DA INTERFERÊNCIA DE NUVENS NA CLASSIFICAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS MODIS-NDVI NA REGIÃO DA AMAZÔNIA, MUNICÍPIO DE CAPIXABA, ACRE	
2.1 INTRODUÇÃO	40
2.2 MATERIAL E MÉTODOS	41
2.2.1 Área de estudo	41
2.2.2 MODIS/Terra Time-Series Dataset	42
2.2.3 Classificação Temporal	43
2.3 RESULTADOS	45
2.4 DISCUSSÃO	51
2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	53
2.6 AGRADECIMENTOS	54
2.7 REFERÊNCIAS	54
CAPÍTULO III - ANALYSIS OF MULTITEMPORAL COMPOSITING TECHNIQUES FROM REGULAR AND NON-REGULAR INTERVALS USING MODIS DAILY IMAGES IN THE AMAZON REGION WITH HIGH PERCENTAGE OF CLOUD COVER	
3.1. INTRODUCTION	57
3.2. MATERIAL AND METHODS	60
3.2.1 Study Area	60
3.2.2 MODIS images	62
3.3.3 Multitemporal compositing techniques	63
3.3.4 Comparative evaluation of multitemporal compositing techniques	64
3.4. RESULTS	65
3.4.1 Composite images with regular intervals	67
3.4.2 Composite images with irregular intervals	73
3. 5. DISCUSSION	75
3.6. CONCLUSION	77
3.7. ACKNOWLEDGMENTS	77
3.8. DECLARATION OF INTEREST STATEMENT	77
3.9. REFERENCES	77
CAPITULO IV - CLASSIFICAÇÃO DE SERIES TEMPORAIS DE RADAR NA AMAZÔNIA: POSSIBILIDADES PARA A IDENTIFICAÇÃO DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NO MUNICÍPIO DE CAPIXABA, ACRE	
4.1 INTRODUÇÃO	82
4.2 MATERIAIS E MÉTODOS	84
4.2.1 Área de Estudo	84
4.2.2 SAR Data	85
4.2.3 Pré-processamento	86
4.2.4 Classificação	87

4.2.5 Análise de Acurácia	88
4.3 RESULTADOS	88
4.4 DISCUSSÃO	93
4.5 CONCLUSÃO	94
4.6 REFERÊNCIAS	94
CAPÍTULO V – CONSIDERAÇÕES FINAIS	98

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Principais conceitos comuns entre ecólogos e planejadores da paisagem	10
Figura 1.2 - Delimitação da Bacia Amazônica e identificação das cenas do sensor MODIS (órbita/ponto) que cobrem a área da bacia	17
Figura 1.3 - Porcentagem de pixels livres de nuvem por ano na bacia amazônica.	18
Figura 1.4 - Desvio padrão entre as classes de cobertura de pixels livres de nuvem na bacia amazônica.	20
Figura 1.5 - Porcentagem de pixel livres de nuvem por mês na bacia amazônica (2000 - 2017).	21
Figura 1.6 - A) Somatório dos pixels livres de nuvem para a Amazônia e localização das áreas de amostra. B) Média das Amostras (Z1 a Z9), considerando os dados mensais acumulados.	23
Figura 1.7- Porcentagem média de pixels livres de nuvem no Estado do Acre.	23
Figura 1.8 - Fluxograma da tese.	25
Figura 2.1 - Localização da área de estudo.	41
Figura 2.1 - Metodologia de trabalho.	43
Figura 2.3 - Mapa de referência utilizado na validação das classificação e Imagem Landsat utilizada na atualização do mapa - composição 654, 06 de agosto de 2015.	45
Figura 2. 4 - Kappas resultantes da classificação com os algoritmos MD, SAM e SCM, por corte, por combinação: 4C.3E; 4C.1E; 2C.3E; 2C.1E.	47
Figura 2. 5 - Comparação entre as combinações de 4 e 2 classes.	49
Figura 2. 6 - Resultado das classificações (SAM, SCM e MD) corte 35.	51
Figure 3.1 - Methodological flowchart.	60
Figure 3.2 - Location map of the municipality of Capixaba, State of Acre, Brazil. Landsat 8 image of 08/08/2015 in RGB/654.	61
Figure 3.3 - Climatic data for the period 2000-2015 in the State of Acre: rainfall, relative humidity, rainy days (National Institute of Meteorology - INMET), and cloud coverage data (average for the period 2000-2015 from band state from MOD09GA data).	62
Figure 3.4 - Percentage cloud statistics within the time series (August 2014 to July 2015): (a) total images per percentage of cloud cover; and (b) monthly distribution of cloud cover percentage.	66
Figure 3.5 - Images of statistics per pixel from the daily cloud coverage mask (August 2014 to July 2015): (a) maximum range of consecutive days with cloud coverage; (b) maximum interval of consecutive days with cloud-free pixels; (c) total cloud-free pixels.	67
Figure 3.6 - Comparison between compositions with regular intervals (with and without the use of zenith sensor angle restriction) considering the percentage of valid pixels in the composition.	68

Figure 3.7 - First 32-day composite image for the 4 methods (MIN, MAX, MC, MDN), considering L32 (A, C, E, G) and LZ32 (B, D, F, H) tests.	72
Figure 3.8 - Results of composite images with irregular intervals considering the percentage of valid observations in each composition.	75
Figure 4.1 - Resultado das classificações para o cubo de imagens VV e VH empilhadas.	88
Figure 4.2 - A) Composição R(06/06/2016) G (11/08/2016) B (28/09/2016) de imagens Sentinel 1 A VH. B) Imagem Sentinel 2 de 05/08/2017, composição 432. C) Resultado CMULTI - Random Forest. D)Resultado CMULTI – KNN.	90

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1.1 - Porcentagem de área coberta por pixels livres de nuvens na Bacia Amazônica.	19
Tabela 1.2 - Porcentagem de área coberta por pixels livres de nuvem por mês (2000 – 2017).	22
Tabela 2.1 - Níveis e classes de desempenho do índice kappa.	44
Tabela 2.2 - Maior kappa por algoritmo (MD, SAM, SCM) e combinação.	48
Tabela 2.3 - Análise das médias, desvio padrão e coeficiente de variação dos dados.	48
Tabela 2.4 - Matriz de confusão para as combinações com 2 classes, corte 80.	50
Tabela 2.5 - Matriz de confusão nas combinações de 4 classes, corte 80.	50
Table 3.1 - Composite images with regular intervals (RI).	63
Table 3.2 - Composite images with irregular intervals (II).	64
Table 3.3 - Distribution of the number of composite images using regular intervals (IR) by percentage of valid observations The Z models represent the results with viewing angle constrain (0 – 40°).	67
Table 3.4 - Cloudless pixel percentage in the composite image (RI-8).	69
Table 3.5 - Average CV for composite images at regular intervals with normalization bands (wn) and no normalization bands (nn).	70
Table 3.6 - Average images results of reference image subtraction.	71
Table 3.7 - Distribuição das imagens por porcentagem de informação na composição.	73
Table 3.8 - Distribuição dos pixels livres de nuvem nas composições para o teste II-1.	73
Tabela 4.1 - Datas das imagens Sentinel 1 A e B utilizadas na pesquisa.	86
Tabela 4.2 - Índice Kappa e acurácia global para as classificações.	89
Tabela 4.3 - Matriz de Confusão para os cubos VV e VH por algoritmo de classificação (%).	90
Tabela 4.4 - Matrizes de confusão para os cubos com imagens VV e VH empilhadas (%).	91
Tabela 4.5 - Matrizes de confusão para os testes CMULTI (%).	92

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ESA: Agência Espacial Europeia
EW: Extra Wide Swath
INPE: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IMAC: Instituto de Meio Ambiente do Acre
IW: Wide-Swath Interferométrico
KNN: K-neares neighbourhood
MC: Média NDVI
MD: Mínima Distância
MDN: Mediana NDVI
MIN: Mínimo NDVI
ML: Maximum Likelihood
MODIS: Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MVC: Máximo NDVI
NDVI: Índice normalizado de vegetação
RADAR: Radio detection and ranging
SAM: Spectral Angle Map;
SAR: Synthetic Aperture Rada
SCM: Spectral Correlation Map
SM: Stripmap
SNAP: Sentinel Application Platform
WV: Wave Mode

RESUMO

Objetivou-se avaliar metodologias para trabalhar séries temporais na Amazônia, em ambiente com alta frequência de nuvens. A região amazônica abriga grande biodiversidade ambiental e diversidade sociocultural, justificando a necessidade de estudos para acompanhar a dinâmica de uso e ocupação do solo, bem como realizar o monitoramento dos recursos ambientais. Para tanto, foram desenvolvidos 3 capítulos em formato de artigos. No primeiro artigo, avaliou-se a quantidade ideal de imagens para uma série temporal visando melhores resultados de classificação de uso e ocupação do solo. Observou-se que os cubos temporais precisam ter imagens claras para atingir os melhores resultados das classificações. A presença de imagens com nuvem resulta em classificações com baixo índice kappa. Dentre os classificadores utilizados, o Mínima Distância foi o que se apresentou menos sensível à presença de nuvens. No segundo artigo, foram avaliadas técnicas de composição afim de encontrar uma síntese que abrangesse os períodos secos e chuvosos na região. Observou-se que intervalos regulares de composição não foram suficientes para obtenção de imagens livres de nuvem ao longo do ano. Intervalos irregulares (personalizados) de composição podem trazer um maior número de dados ao pesquisador, sobretudo, em ambientes com alta frequência de cobertura de nuvem. Dentre os métodos síntese testados, o de Máximo NDVI e o de Mediana apresentaram os melhores resultados. A restrição do ângulo do sensor zênite levou a composições mais limpas, ou seja, menos influenciadas por fatores geométricos e atmosféricos. No terceiro artigo, utilizamos uma série temporal de imagens de radar, avaliando sua capacidade de identificar alvos como o cultivo da cana-de-açúcar. Dentre os testes realizados, aquele que combinou dados de radar e óticos na série temporal, apresentou os melhores resultados. Foi possível identificar a cana-de-açúcar, com mais de 50% de acertos na maioria dos testes realizados. Concluimos que as análises com dados orbitais para a classificação de séries temporais na Amazônia, são possíveis, embora as séries temporais necessitem ter baixa influência de cobertura de nuvem. As

possibilidades que se apresentam com as imagens de radar Sentinel são grandes considerando o volume de dados disponíveis, com boa resolução temporal e espacial.

Palavras chave: Amazônia, cobertura de nuvens, séries temporais, cobertura e uso da terra, imagens de radar.

ABSTRACT

This study aimed to evaluate methodologies for working time series in the Amazon, in a high cloud frequency environment. The Amazon region is home to great environmental biodiversity and sociocultural diversity, justifying the need for studies to follow the dynamics of land use and occupation, as well as monitoring environmental resources. For that, 3 chapters were developed in paper format. In the first paper, the ideal amount of images for a temporal series was evaluated aiming at better results of classification of use and occupation of the soil. It was observed that temporal cubes need to have clear images to achieve the best results of the classifications. The presence of cloud images results in ratings with a low kappa index. Among the classifiers used, the Minimum Distance was the one that was less sensitive to the presence of clouds in the time series. In the second paper, image composition techniques were evaluated in order to find a synthesis that covered the dry and rainy periods in the region. It was observed that regular composition intervals were not enough to obtain cloud-free images throughout the year. Irregular (custom) composition intervals can bring a greater amount of data to the researcher, especially in environments with high frequency cloud coverage. Among the synthesis methods tested, Maximum NDVI and Median presented the best results. Restriction of the zenith sensor angle has led to cleaner compositions that is less influenced by geometric and atmospheric factors. In the third article, we used a time series of radar images, evaluating their ability to identify targets such as sugarcane cultivation. Among the tests performed, the one that combined radar and optical data in the time series presented the best results. It was possible to identify the sugarcane, with more than 50% of correct answers in most of the tests performed. We conclude that the analyzes with orbital data for the classification of time series in the Amazon, are possible, although the time series need to have low influence of cloud coverage. The possibilities presented with Sentinel radar images are large considering the volume of data available, with good temporal and spatial resolution.

Keywords: Amazonia, high cloud frequency, land use and land cover, temporal series, radar images.

CAPÍTULO I – APRESENTAÇÃO GERAL

1.1 INTRODUÇÃO

A região Amazônica abriga uma das últimas extensões contínuas de florestas tropicais úmidas da Terra, detendo cerca de 1/3 do estoque genético planetário (Albagli 2001; Dirzo & Raven 2003; Bass et al. 2010; Finer et al. 2015). O sistema fluvial produz cerca de 20% da água doce do mundo, concentra na biomassa da floresta cerca de 100 bilhões de toneladas de carbono (Davidson et al. 2012), as reservas de combustível fóssil de seu subsolo (carbono não-queimado) (Codato et al. 2019) e sua importância para o clima mundial é reconhecida (Werth & Avissar 2002; Malhi et al. 2008; Boers et al. 2017). O bioma Amazônico ainda abriga uma grande diversidade biológica e sociocultural. Diferentes povos indígenas vivem nas florestas tropicais da Amazônia, inclusive povos denominados isolados, ou seja ainda sem contato com outros povos (CIDH 2013). Além desses, ribeirinhos, seringueiros e outros povos ocupam este espaço, marcado pelas diferentes formas de organização: unidades de conservação, ocupações urbanas, terras indígenas, assentamentos de reforma agrária, pequenas, médias e grandes propriedades (Lima & Pozzobon 2005; Becker & Stenner 2008; Brasil 2017). Muitos desses povos guardam conhecimentos centenários sobre a biodiversidade, adquiridos da experiência cotidiana na floresta.

Esse bioma, no entanto, vem sofrendo pressões diversas. As áreas de floresta vêm sendo convertidas em áreas de agropecuária, mineração, estradas, dentre outros, gerando entre outras consequências, desmatamento, uso do fogo, perdas incalculáveis para o bioma e sua biodiversidade (Margulis 2003; Fearnside 2005; Hargrave & Kis-Katos 2013; Almeida et al. 2016; Fearnside 2016; Nobre et al. 2016). Em janeiro de 2019, foram abertos aproximadamente 108 km² de desmatamento na Amazônia, 54% a mais do que o mesmo período do ano anterior (IMAZON 2019). Estudos que possam acompanhar a dinâmica dessas mudanças são imprescindíveis para preservação e gerenciamento dos recursos ambientais. Um dos métodos mais comuns para a geração de informações a respeito da cobertura do solo é o uso de imagens de satélite e ferramentas de geoprocessamento, ajudando a identificar ameaças ambientais e as consequências de diferentes atividades na Amazônia (Ali et al. 2013; Ritter et al. 2017).

No Estado do Acre, um dos que compõe a Amazônia Legal brasileira, mais de 50% do território ainda é coberto pela floresta amazônica. Transformações interessantes puderam ser observadas neste Estado, sobretudo, pela reativação de uma usina de produção de etanol, em meados de

2005, batizada pelo consórcio gestor de “Álcool Verde”. Esse empreendimento foi responsável pela expansão da cana-de-açúcar no município de Capixaba desde 2005, sobretudo, às margens da BR-317.

A cana-de-açúcar é um cultivo tradicional no Estado dedicado à produção do melão, aguardente, açúcar e rapadura para atender ao mercado local (Bardales et al. 2011). Embora as áreas antrópicas agrícolas no Acre não tenham unidades de mapeamento de muita expressão espacial, a atividade agrícola no estado é desenvolvida pelos diferentes grupos sociais: índios, seringueiros, ribeirinhos, assentados, entre outros, contribuindo para o desenvolvimento do Estado (IBGE 2006). Compreender esta dinâmica amazônica é um desafio para as técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento.

Dados de diversos sensores estão disponíveis, com acesso gratuito, oportunizando estudos em diversos temas e em diversas escalas (Atzberger 2013; Laborde et al. 2017). Um exemplo é o sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), lançado no ano 2000, com cobertura global. Esse sensor produz dados diários, permitindo o trabalho com séries temporais.

A análise de séries temporais provenientes de sensores instalados em plataformas orbitais permite avaliar a variação dos comportamentos ao longo do tempo, bem como delinear modificações nas formas de uso da terra e o avanço de atividades antrópicas, constituindo uma ferramenta importante no monitoramento de atividades (Câmara et al. 2002; De Carvalho Junior et al. 2008). Assim, essas técnicas são amplamente utilizadas para o monitoramento do uso e ocupação do solo com finalidades variadas (Chen et al. 2004; Galford et al. 2008; De Carvalho Júnior et al. 2012; Abade et al. 2015; Li et al. 2018; Testa et al. 2018).

No entanto, apesar de todas as informações disponíveis, o uso de séries temporais na Amazônia ainda é um desafio. A constante cobertura de nuvem faz com que grande parte dos dados fiquem comprometidos ao longo do ano (Asner 2001; Hilker et al. 2015a). Estudos vinculados à fenologia da vegetação, acompanhamento de processos de regeneração da vegetação, monitoramento de culturas, ou que exijam constante monitoramento, ficam comprometidos em grande parte do território amazônico (Sheldon et al. 2012; Chen et al. 2015). O desafio estabelecido nesta pesquisa foi avaliar metodologias que permitissem trabalhar com séries temporais em ambientes com alta frequência de cobertura de nuvem, como é o caso da Amazônia, utilizando ferramentas de geoprocessamento e sensoriamento remoto.

A proposta perpassa trabalhar com dois sensores: MODIS e Sentinel 1A. Ambos possuem características diferentes, mas que oportunizam o maior número de dados para análise. O primeiro fornece imagens óticas numa frequência diária, aumentando as chances de obter imagens livres de nuvem. O segundo, lançado em 2014, fornece imagens de radar com resolução temporal de 12 dias, não sofrendo influência dos aspectos atmosféricos.

Dessa forma a pesquisa teve como direcionamento as seguintes hipóteses:

- É possível realizar classificação de séries temporais com qualidade em ambientes com alta frequência de cobertura de nuvens.
- As técnicas de sínteses ou composições podem gerar dados livres de nuvem na sequencia temporal, para períodos secos e chuvosos na região amazônica.
- Séries temporais de radar são ideais para o trabalho em ambiente de alta cobertura de nuvens, permitindo as análises de uso e ocupação do solo na região amazônica.

O objetivo geral da tese, portanto, foi propor metodologias para o trabalho com séries temporais em ambiente com alta frequência de cobertura de nuvens. Os objetivos específicos foram:

- Verificar a quantidade ideal de imagens para o trabalho com séries temporais em ambientes com alta cobertura de nuvens;
- Analisar o melhor método de classificação para estas séries temporais;
- Avaliar a possibilidade de construir séries temporais a partir de composições de imagens diárias do sensor MODIS, que contemplem os períodos secos e chuvosos na Amazônia;
- Testar metodologias de classificação de séries temporais de imagens (sensor Sentinel 1A), buscando classificar polígonos pequenos de cana-de-açúcar.

1.2. O CONCEITO DE PAISAGEM: CONTRIBUIÇÕES PARA A PESQUISA

Considerando os objetivos traçados para a pesquisa, que envolvem o uso de ferramentas de sensoriamento remoto e geoprocessamento, encontramos no conceito de paisagem na geografia e também no conceito de ecologia da paisagem, os elementos que fundamentam esta pesquisa.

Se fizermos uma análise da história da Geografia posposta por Milton Santos (1980), veremos que a Geografia Tradicional teve como um de seus pilares as teorias de Decartes. Dessa

forma, no princípio das análises geográficas, o conceito de paisagem esteve ligado à descrição, à análise dos elementos da paisagem como se eles fossem fixos e harmônicos. Pode-se acompanhar a evolução do conceito de paisagem através do texto de Frolova (2007) que apresenta as mudanças neste conceito no contexto Russo.

O texto de Marina Frolova (2007) trata a evolução do olhar geográfico entre o século XIX e o XX. A autora explica as mudanças ocorridas com conceito de paisagem ao longo da história, e diante destas explicações, pode-se observar, guardadas as especificidades, que estas mudanças acompanham a história da ciência geográfica. O primeiro modelo de Paisagem proposto por L. S. Berg traz categorias de análises num conjunto harmonioso, característico da Geografia Tradicional, sendo que tratava-se de uma região na qual as particularidades do relevo, do clima, das águas, do solo, da vegetação e da atividade antrópica são organizadas num conjunto geográfico harmonioso, de acordo com um modo que pode repetir-se dentro de uma mesma zona geográfica.

Sabe-se no entanto, que durante a história da geografia, os geógrafos da paisagem (e de modo geral em toda a geografia) vão hesitar entre uma abordagem que totaliza, segundo a qual o homem faz parte da paisagem que transforma, e uma abordagem dualista, segundo a qual o homem representa uma força externa à paisagem. A autora coloca que o próprio Berg muda seu ponto de vista ao longo do curso da história, aderindo as novas correntes de pensamento. No início do século XX o conceito de paisagem ganha outra dimensão, não mais composta de elementos estáticos fixados visualmente. Eles são agora vinculados por processos, ou seja, a paisagem torna-se ao mesmo tempo um processo natural e a metáfora de uma interdependência entre os elementos da natureza. (FROLOVA, 2007). Esta nova concepção de paisagem, segundo a autora, surge com as mudanças ocorridas na Rússia, sobretudo na mudança do sistema capitalista para o sistema socialista. Os geógrafos soviéticos eram adeptos da geografia com reflexos práticos, de certa forma, que contribuíssem com a nova liderança que estava se formando a partir da Revolução Russa. Além disso, o materialismo trazido pela corrente Marxista, exercia forte influência na Rússia.

Esse movimento acompanhou as mudanças internacionais da geografia. Milton Santos (1980) coloca que, nas décadas de 1950 e 60, uma nova escola metodológica conhecida por *New Geography* ganhou força. Ela trazia à tona uma geografia quantitativista, dos modelos, dos sistemas, a linguagem matemática em geografia. Schier (2003) explica que a partir dos anos 1960, o termo “região” substitui, sob influência de Hartshorne, quase totalmente o termo

“paisagem” nos circuitos geográficos, principalmente na América do Norte. Paralelamente, se desenvolve na Alemanha um estudo da paisagem, que parte do pressuposto que a paisagem representa um conjunto específico de relações ecológicas, principalmente com os seus fatores físicos.

Marina Frolova (2007) traz ainda em seu texto uma análise da teoria dos Geossistemas. Na Rússia, segundo esta autora, esta teoria foi encabeçada por V. P. Sochava. Esta doutrina, proposta nos anos 1960-70, teve por base uma ideia de rota absoluta entre todos os “componentes” da paisagem que, devido à sua interação, lhe dão um sentido. Sochava define o geossistema como um sistema natural, de nível local, regional ou global, no qual o substrato mineral, o solo, as comunidades de seres vivos, a água e as massas de ar, particulares às diversas subdivisões da superfície terrestre, são interconectados por trocas de matéria e de energia, em só um conjunto.

Um reflexo desta corrente encontra-se no texto de Georges Bertrand (2004), intitulado *Paisagem da Geografia Física Global: Esboço metodológico*. Neste texto, Bertrand apresenta um esforço de propor um método para análise da paisagem, que tem como características escalas geográficas, síntese das paisagens e sistemas de classificação. Conclui que o geossistema constitui uma boa base para os estudos de organização do espaço porque ele é compatível com a escala humana (Bertrand, 2004). Nas tipologias da paisagem, pondera que a solução mais fácil para se designar o geossistema seja a vegetação, considerando que esta correspondente representa a melhor síntese do meio.

No entanto, a partir da década de 1980, outras correntes metodológicas vão influenciar o conceito de paisagem, como por exemplo, a geografia da percepção e do comportamento. Trata-se de uma leitura mais focada no sujeito, diferentemente do passado do conceito de paisagem, objetivo, focado no naturalismo. Salgueiro (2001) esclarece que a paisagem é um território visto e sentido, cada vez mais subjetivo e elaborado pela mente, com enfoque centrado no indivíduo, nas suas práticas e nas representações que elabora do mundo exterior, as quais condicionam, por sua vez, o comportamento.

Alguns consideram esse momento como a volta do cultural, como o texto de Paul Claval (2002). O autor apresenta quais são as novas condições da epistemologia e abordagem cultural e também apresenta rapidamente as novas perspectivas sobre a paisagem. Para ele a ideia fundamental é de que os geógrafos devem conceber o estudo da paisagem como uma exploração da convivência que se desenvolve entre ela e os homens, segundo a visão de Gilles Sautter.

É possível observar no texto de Kenneth Olwig (2003) a influência desta corrente. O autor analisa o legado deixado por Lowenthal, um autor que pôde trabalhar nas escolas de Carl Sauer e Hartshorne, autores que estiveram em divergência quanto ao conceito de paisagem. Lowenthal propôs a busca do caminho do meio entre as duas teorias. O mesmo, como Sauer, sofre influência dos estudos de história, e tem na figura de George Perkins Marsh, uma forte inspiração. Marsh acreditava que o papel da percepção das pessoas sobre meio ambiente está formando comportamento ambiental e que a natureza não pode ser vista simplesmente como um objeto de estudo, mas também como um fenômeno individual e culturalmente percebido, historicamente constituído, tanto através das artes quanto através das ciências. Já Hartshorne estava preocupado com o rigor científico. Sua principal crítica a concepção de Sauer era que a mesma era carregada de significados estéticos, aspecto utilizado em disciplinas como história da arte. Este fato desqualificava a paisagem como termo técnico científico.

Ainda nessa linha, podemos citar a obra do geógrafo Eugenio Turri (2011), onde a paisagem exerce o papel de mediação ou de referência da ação territorial. Ela seria o momento comunicativo entre o sistema territorial e o social. Na paisagem podemos encontrar, segundo o autor, o reflexo da nossa ação à medida do nosso viver e a agir no território.

Milton Santos (1988) define a paisagem um conjunto heterogêneo de formas naturais e artificiais, formada por frações de ambas. O tempo produz uma acumulação de quadros que representavam as características, social, tecnológicas de cada momento. Ela se cria por acréscimos, substituições, é um conjunto de objetos que têm idades diferentes, é uma herança de muitos diferentes momentos. (SANTOS, 1988, p. 23)

No estudo integrado do meio ambiente as principais contribuições brasileiras são de Christofolletti, Ab'Saber, Monteiro e Casseti. Aziz Nacib AbSaber trabalhou a fisiologia da paisagem e a entendia como herança dos processos fisiográficos e biológicos, patrimônio coletivo dos povos que historicamente a herdaram como território de ação de suas comunidades. O estudo dos geossistemas perpassa as análises dos demais.

Costa & Rocha (2010) concluem que, na atualidade, verificam-se na geografia duas correntes principais preocupadas com o estudo da paisagem: a) uma enfatiza as múltiplas relações entre os elementos naturais (clima, relevo, solo, vegetação, geologia e hidrografia) e a ação antrópica como os fatores responsáveis pela morfologia da paisagem, denominada de sistêmica ou geossistêmica; b) uma corrente que prioriza a cultura humana e foi denominada

paisagem cultural. De fato, estas duas duas correntes resumem de maneira geral a história do conceito de paisagem.

No caso específico deste trabalho, adota-se o entendimento de que a paisagem atual é o reflexo e o acúmulo das mudanças no tempo. Na Amazônia, as atividades conduzidas pela sociedade têm atingido diretamente este bioma, resultando em perdas de proporções incalculáveis. Considerando que a compreensão da dinâmica desta paisagem, exige uma análise das modificações espaciais no tempo, entende-se que os métodos propostos pela Ecologia da Paisagem podem auxiliar os objetivos propostos. O conceito de paisagem foi evoluindo desde uma posição muito próxima da geografia física, até revelar maiores preocupações com os processos econômicos e culturais, procurando abarcar a totalidade dos fenômenos no espaço estudado (SALGUEIRO, 2001).

Considerando isso, apresentamos agora algumas contribuições do estudo da ecologia da paisagem que somam às análises aqui pretendidas. O estudo da paisagem a partir de uma abordagem integrada entre a natureza e a sociedade que contempla a interdisciplinaridade e a adoção de concepções oriundas dos estudos da complexidade é o principal enfoque da chamada Ecologia da Paisagem (Freitas, 2013). Como destaca Naveh e Lieberman (1993) a ecologia de paisagem é um ramo jovem da ecologia moderna, que trata da inter-relação do homem e sua paisagem aberta e construída. Para Burel & Baudri (2004) a ecologia de paisagem integra o objeto de estudo, ou seja, a paisagem, com seus determinantes, ou seja, o meio ambiente e a sociedade, e seus efeitos sobre os processos ecológicos estudados (Burel et al, 2004). Para Martins et al (2004) a ecologia da paisagem pode ser mais bem definida pelo seu foco sobre padrões e a heterogeneidade espacial: como caracterizá-lo, sua natureza, e como muda no tempo.

Segundo Manosso (2009) através do diagnóstico da paisagem, onde são reconhecidos os seus elementos principais, sua estrutura e seu funcionamento, pode-se criar mecanismos mais hábeis para subsidiar o planejamento e as ações dos sistemas socioeconômicos que exploram o potencial ecológico dessa paisagem. Para Freitas (2013) a Ecologia da Paisagem subsidia ações de planejamento territorial e gestão ambiental da paisagem.

Ainda segundo Freitas (2013), a visão original da Ecologia da Paisagem, aprofundada com a contribuição epistemológicas da teoria geral dos sistemas, da cibernética e da concepção de hólón, possibilita a adoção de concepções sistêmicas e integradas entre a natureza (biosfera)

e a sociedade (tecnosfera), na busca de uma classificação hierárquica relacionada às escalas espaço-temporais com o objetivo de aplicação no planejamento e gestão da paisagem.

Haase (1986) destaca quatro funções principais para os mapeamentos integrados da paisagem: a) determinação de propriedades potenciais das condições naturais e as potencialidades paisagísticas; b) determinação da adequação da paisagem em relação às diferentes demandas sociais de usos da terra e interferências espaço-temporais; c) caracterização do estado atual de resiliência da paisagem em relação aos impactos socioambientais como consequência de usos intensivos; d) avaliação da disponibilidade espaço-temporal para certas formas de uso limitadas às condições naturais, estrutura da paisagem e seu padrão de uso existente.

Para Freitas (2013) o estudo da dinâmica da paisagem e seus processos associados pode ser realizado, em parte, com a utilização de modelos de mudanças de uso e cobertura da terra, fator fundamental para a apreciação da dinâmica e dos processos da paisagem. Os processos de uso do solo são diretamente relacionados com a abordagem integrada da paisagem.

Nesse sentido, pensando na cobertura e uso da terra é importante destacar o papel dos sistemas de informações geográficas (SIG) e do sensoriamento remoto (SR). Eles fornecem os métodos e técnicas de armazenamento, organização e extração de informações temáticas com base em seus produtos e fornecem os métodos e abordagens aplicados no mapeamento de unidades de paisagem de acordo com princípios hierárquicos. Estas técnicas envolvem o uso de séries temporais, possibilitadas pelas imagens de satélite bem como a classificação de imagens, obtendo as detecções de mudança, entre outros.

Percebe-se que a evolução do conceito de ecologia da paisagem superou seu cunho naturalista, fato ressaltado por Salgueiro (2001) anteriormente. Nas pesquisas que envolvem a ecologia da paisagem, observa-se ainda a necessidade de sistematizar a análise no sentido de criar padrões, no entanto, eles são cada vez mais amplos, no sentido de abranger mais aspectos da paisagem, o que enriquece ainda mais as pesquisas em geografia.

1.3 ESTADO DO ACRE: ASPECTOS RELEVANTES

No Estado do Acre mais de 50% do território ainda é coberto pela floresta, tornando importante o uso de técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto para análise da

paisagem. Estas áreas normalmente são de difícil acesso, sobretudo no período chuvoso. Para as atividades de detecção, monitoramento e análise do desmatamento na Amazônia, as informações produzidas por satélites se tornaram fundamentais.

Na Amazônia, de maneira geral, mesmo as técnicas mais avançadas de geoprocessamento, enfrentam limitações, uma vez que a umidade da região no período de outubro a março limita o uso de imagens de satélite pela cobertura quase total de nuvens.

A dinâmica de ocupação desta região é intensa por ser uma região de fronteira. Sistemas de engenharia variados (Vargas, 2009) estão em desenvolvimento na região, dando dinâmicas diferentes a paisagem ao longo do tempo. Os fatores históricos, sobretudo políticos, como os grandes projetos desenvolvimentista do período militar produziram aspectos na paisagem que refletem no contexto atual ambiental, como por exemplo, a implantação de projetos de colonização através do Instituto Nacional de Colonização e Reforma agrária (INCRA).

Bolós (1992), citado por Manosso (2009) afirma que a diversidade das paisagens rurais é fruto da forma de ocupação e exploração do território e em definitivo, do tratamento concedido aos recursos naturais. Explica ainda que a diversidade espacial da paisagem rural se baseia igualmente nas diferentes formas de uso e exploração própria de cada cultura e nas características naturais climáticas e físicas das paisagens. Essa autora situa, desta maneira, o sistema agrário como uma interface entre os sistemas abiótico, biótico e sócio econômico.

As causas próximas do processo de desmatamento são constituídas pelas atividades antrópicas que afetam diretamente o ambiente na escala local, as quais foram distinguidas em três categorias: expansão agrícola, extração madeireira e expansão da infraestrutura. Já as causas ou fatores subjacentes são processos sociais de um complexo conjunto de variáveis sociais, políticas, econômicas e culturais que constituem o sistema de relações entre natureza e sociedade e podem operar em nível local, regional, nacional ou global. (FREITAS, 2013, p. 15 e 16)

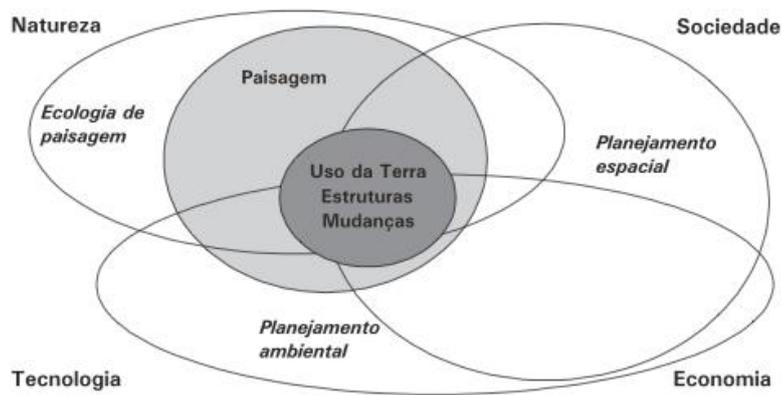
Conforme apresenta Perz (2009), uma questão chave para o desenvolvimento de cenário quantitativo diz respeito à escala temporal dos cenários; cenários de mais longo prazo devem ser considerados mais especulativos do que prováveis em razão das incertezas crescentes sobre as mudanças projetadas para períodos mais longos de tempo. Além disso o autor afirma que

uma discussão geral na comunidade de LULC (*land use and land cover*) é que as causas imediatas, tais como as decisões sobre o uso da terra por atores sociais específicos, são os principais determinantes de LULCs localizadas, enquanto as causas distantes, tais como o crescimento econômico e a integração, influenciam a LULC em grande escala.

A diversidade biótica da região é extensa e pouco estudada, conforme apontado por Becker e Stenner (2008) em seu livro *Um futuro para a Amazônia*. Ainda uma fronteira em expansão. Dessa forma pensar uma análise integrada dessa paisagem é um desafio aos pesquisadores.

Entende-se, portanto que a análise de cobertura e uso da terra deverá ser um fio condutor para a análise integrada da paisagem, conforme figura abaixo. A mesma foi elaborada por Antrop (2001), onde o núcleo comum é apenas parte do conceito de paisagem. O uso da terra, a estrutura espacial e os padrões de mudança constituem esse núcleo comum e o mesmo é permeado por diferentes âmbitos, sejam eles da natureza, da sociedade, da tecnologia e da economia. O entendimento do autor é que uma integração maior das especialidades na direção do conceito mais amplo de paisagem ainda está longe de ser alcançado teoricamente e na prática, mas deve ser perseguida.

Figura 1.1 - Principais conceitos comuns entre ecólogos e planejadores da paisagem



Fonte: Antrop, 2001.

Para além disso, a proposta de Navhe e Lieberman (1994) nos diz que a Ecologia da Paisagem apresenta os seguintes desafios: a) Caracterização de padrões – envolve a detecção e a escala em que os padrões são expresso, formalizados por índices estatísticos; b) papel dos

agentes na formação de padrões – inclui o aspecto físico abiótico, as respostas demográficas desse aspecto e os regimes de distúrbios que ocorrem nele; c) elaboração de modelos - a compreensão da dinâmica da paisagem necessariamente invoca modelos de alguns tipos, uma vez que as paisagens são extensa e suas mudanças, geralmente, ocorrem em escalas de tempo que são difíceis de estudar empiricamente; d) propostas práticas - heterogeneidade espaciais expressam populações, comunidades e ecossistemas, constituindo a base da conservação biológica e do manejo dos ecossistemas.

Para Lorena (2009), certos padrões espaciais de uso da floresta ocorrem com frequência em fronteiras e cada processo de desmatamento em particular molda a paisagem da floresta de uma maneira específica e deixa uma " pegada " que é detectável por sensoriamento remoto e pode ser relacionado a um uso específico da terra. Se bem compreendidos e interpretados, estes padrões espaciais de desmatamento podem ser indicadores úteis em projetos de manejo florestal, pois permitem a identificação a uma escala regional das principais atividades de uso da terra e agentes associados ao desmatamento.

Segundo Macleod & Congalton (1998) quatro aspectos são importantes quando se monitora o ambiente, que em nosso entendimento, relacionam-se com os aspectos da Ecologia da Paisagem descritos por Cassimiro (2000): a) a detecção de mudança propriamente dita; b) a origem da alteração; c) sua intensidade e extensão e d) modo espacial da mudança. Para Cassimiro (2000), a Ecologia da Paisagem concentra-se em três características fundamentais e nucleares da paisagem: a) estrutura / forma; b) função/ processo e c) mudança.

O entendimento destes dois autores corrobora com os objetivos desta pesquisa, assim como a proposta de Antrop (2001), que busca entender o núcleo comum que une as demais escalas de análise, utilizando para tanto, os SIGs, o Sensoriamento Remoto e o Geoprocessamento, no diálogo constante com as demais esferas envolvidas.

Os capítulos desta tese foram estruturados de forma a atender os aspectos citados acima, sobretudo os levantados por Macleod & Congalton (1998). Compreende-se que a descoberta destes aspectos poderá auxiliar o monitoramento ambiental e as estratégias de gestão ambiental.

1.4. O ESTADO DO ACRE NO CONTEXTO DA GESTÃO AMBIENTAL

O estado do Acre já está na fase II de seu Zoneamento Ecológico Econômico (ZEE), ou seja, tem diretrizes aprovadas para gestão de seu território. Conforme decreto que regulamenta o ZEE, (4.297/2002), em seus artigos 2º, 3º, o ZEE estabelece medidas e padrões de proteção ambiental, ressaltando a importância ecológica, as limitações e as fragilidades dos ecossistemas, inclusive para a distribuição espacial das atividades econômicas.

A partir do ZEE, outras políticas foram criadas para gestar o território, dentre elas o Ordenamento Territorial Local, o programa de ativos florestais, (i) política de Valorização do Ativo Ambiental Florestal, principal política de implementação do ZEE; (ii) o Ordenamento Territorial Local – OTL; (iii) o zoneamento em terras indígenas - Etnozoneamento; (iv) os Planos de Desenvolvimento Comunitário – PDC; (v) o Plano estadual de Recursos Hídricos; (vi) Plano Estadual de Resíduo Sólidos; (vii) Plano de Gestão de Risco; (viii) o Sistema Estadual de Áreas Naturais Protegidas – SEANP.

O ZEE organizou o Estado em 04 zonas. A Zona 01 (consolidação de sistemas de produção sustentáveis) representa as áreas produtivas do Estado, área de influência direta das BR-364 e BR-317, com ocupação mais antiga. Nesta zona, houve a redução da área de reserva legal de 80% para 50%, para fins de recomposição, para aquelas propriedades que já possuíssem mais de 50% de sua área desmatada. Esse fato desonerou os proprietários das multas ambientais relativas a esta área, colocando-os na condição de reparar sua área em 50%.

Com a aprovação do novo Código Florestal (lei 12.651/ maio 2012), a situação ganhou uma nova abordagem. Houve a criação do CAR (Cadastro Ambiental Rural), obrigatório a todas as propriedades, para fins de controle ambiental. Os proprietários que fazem este cadastro assumem o compromisso de fazer um plano de regularização ambiental da área desmatada (PRA). No entanto, para os que estiverem cadastrados nesse sistema, só serão contabilizados para fins de autuação as áreas desmatadas a partir de julho 2008. Esse foi o ano estabelecido pelo governo para fins de contabilidade. Isso demonstrou dois fatos interessantes: o entendimento de que houve um processo de consolidação da ocupação na Amazônia e que as ferramentas de geoprocessamento são fundamentais as novas políticas de gestão ambiental na Amazônia.

É importante ressaltar que o Estado do Acre antes mesmo da aprovação do novo Código Florestal, já trabalha com o Cadastro Ambiental de Propriedades Rurais, um processo denominado licenciamento da propriedade, em que se estabelecia a área de reserva legal, áreas de preservação permanente e se contabilizava o desmatamento da propriedade ano a ano (ACRE, 2004). Essa licença permitia ao proprietário, principalmente no caso das pequenas propriedades, acessar a financiamentos bancários. Os bancos exigiam este tipo de documento.

Além destes avanços, o contexto histórico de formação do Estado, acabou por formar espaços diferenciados como por exemplo as Reservas Extrativistas (RESEX) e os Projetos de Assentamentos diferenciados. Esses modelos diferenciados de ocupação possuem regras específicas de exploração, contrariando o modelo tradicional de projeto de assentamento, normalmente de cunho agropecuário. Nos projetos alternativos a exploração é extrativista, sobretudo de castanha e borracha. Os cultivos nessas áreas são limitados em área, e normalmente são para subsistência das famílias.

Os projetos de PRA, por exemplo, deverão ser acompanhados pelos gestores ambientais do Estado. Esse fato faz do geoprocessamento e das análises de séries temporais ferramentas fundamentais para a gestão ambiental no Estado. Acompanhar áreas em regeneração através de séries temporais é de fundamental importância, inclusive para pesquisas sobre formas de preservação da vegetação. Diante disso, e considerando a dificuldade de se obter séries temporais anuais completas na Amazônia, torna-se fundamental o estudo de metodologias que apontem os melhores caminhos e alternativas para estes estudos.

1.5 . SÉRIES TEMPORAIS E ANÁLISE DA PAISAGEM NA AMAZÔNIA

A mudança trazida pela introdução das pesquisas com fotografia aéreas inaugurou um novo período da geografia. A possibilidade de analisar os aspectos da paisagem em diferentes escalas, avaliando as formas, a conectividade, dentre outros aspectos, ampliou o cenário de análise. A variedade e a evolução das técnicas de sensoriamento remoto e GIS (Geography Information System) permitiram analisar as paisagens no tempo através dos acervos de imagens, revolucionando as atividades de monitoramento e conhecimento da superfície terrestre.

As demandas urgentes por análises de dados de longo prazo relevantes para o clima, produtos de valor agregado, tendências e dinâmicas da superfície terrestre têm trazido à tona a

importância da análise de séries temporais, em áreas como: a meteorologia, geociências, demografia, dentre outras (Kuenzer et al. 2015).

No sensoriamento terrestre, a análise de séries temporais é, geralmente, entendida como o monitoramento temporal denso da dinâmica da superfície da terra ao longo de um período de tempo definido (Kuenzer et al. 2015). Essas técnicas são aplicadas para uma diversidade de temas (Morton et al. 2011; Chen et al. 2015; Hilker et al. 2015a; Hott et al. 2016). Pode envolver os valores de refletância ou outras variáveis como as de índice, como por exemplo, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), o índice de vegetação intensificada (EVI), o Índice de Área Foliar (LAI), o índice de água do solo (SWI), dentre outros. É muito comum nos estudos sobre a Amazônia, a utilização de índices de vegetação (Shimabukuro et al. 2006; Hilker et al. 2012; Li & Fox 2012; Brown et al. 2013; Setiawan et al. 2014; Lu et al. 2016).

Na Amazônia, o sensoriamento remoto por satélites representa um meio viável de observar a paisagem de forma espacialmente abrangente e temporalmente frequente (Hilker et al. 2015a). Sua extensão e o difícil acesso limitam a fiscalização e o monitoramento, tornando imprescindível o uso do sensoriamento remoto para monitoramento e pesquisas. Uma das aplicações muito utilizadas para as políticas ambientais e pesquisas são os dados dos projetos de monitoramento do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), denominados PRODES e DETER. Estes projetos disponibilizam dados anuais e mensais do desmatamento para a toda a Amazônia, utilizando os sensores Landsat e MODIS (Hansen et al. 2008).

A avaliação óptica, no entanto, é inerentemente difícil devido à alta cobertura de nuvens, alta concentração de aerossóis da queima de biomassa e acesso físico limitado aos locais de validação do solo (Hilker et al. 2015a). Logo, dois sensores se destacam para análise dessa região. O primeiro é o MODIS, que apesar da baixa resolução espacial, disponibiliza dados diários e o Sentinel 1A e B, lançados recentemente. Este último oferece gratuitamente imagens de radar, que não são influenciadas pelas condições atmosféricas.

1.6. SENSOR MODIS

O sensor MODIS tem se destacado nos estudos de séries temporais devido à alta resolução temporal de seus produtos, permitindo estudos de diversos temas, como por exemplo, desmatamento e revegetação (Eckert et al. 2015), monitoramento de cultivos agrícolas (Brown

et al. 2013; Massey et al. 2017), fenologia da vegetação (Bradley et al. 2011; Abade et al. 2015) análises climáticas e a dinâmica do fogo (Artaxo et al. 2013), mapeamento de áreas inundadas (Chen et al. 2013), entre outros.

A distribuição das imagens do sensor MODIS é gratuita, sendo que as imagens são fornecidas com correção geométrica e atmosférica, estando disponível toda a série temporal desde o ano 2000 (Justice et al. 2002). Possui, portanto, informações que possibilitam observar a mudança de elementos da paisagem, quase que diariamente, permitindo captar variações na cobertura do solo e, conseqüentemente, possibilidades de monitoramento.

As bandas do sensor MODIS, para o estudo da superfície terrestre, possuem resolução espacial de 250 m (para os canais do vermelho e infravermelho próximo) e 500 m (para as bandas do azul, verde e infravermelho médio) (Justice et al. 2002). Apesar de sua baixa resolução espacial, esse satélite destaca-se pela sua resolução temporal diária, o que permite um maior número de dados para análise a cada ano. O objetivo dos produtos gerados pelo sensor MODIS está, basicamente, na quantificação e detecção das mudanças da cobertura terrestre e nos processos naturais e antropomórficos, auxiliando assim, nos diversos modelos regionais e globais existentes (Wolfe et al. 1998).

Os dados do sensor são muito utilizados na região Amazônica, demonstrando a relevância dos seus dados para os trabalhos na região (Yi et al. 2007; Hansen et al. 2008; Maeda et al. 2008; Galvão et al. 2011; Maeda et al. 2011; Sheldon et al. 2012; Setiawan et al. 2014; Chen et al. 2018). Nesse contexto, pretende-se utilizar séries temporais do sensor MODIS no Estado do Acre, verificando as possibilidades de trabalhar com o maior número de dados obtendo os melhores resultados.

1.7. IMAGENS DE RADAR – SENTINEL 1A

Diante da cobertura frequente de nuvens nas florestas tropicais, as imagens de radar apresentam-se como uma alternativa concreta. O lançamento do primeiro satélite Sentinel, desenvolvido pela Agência Espacial Europeia, fornece um grande volume de dados gratuitos para as necessidades operacionais do programa Copernicus (Veloso et al. 2017). A previsão é que se tenha dados até 2030, quando será lançada uma próxima geração do Sensor. O Sentinel-1A, o primeiro satélite SAR foi lançado em abril de 2014 e começou a fornecer séries

multitemporais de imagens SAR (banda C) em intervalos de tempo de 12 dias. Com o Sentinel-1B, lançado em abril de 2016, a provisão de dados esperada é de 6 dias (Bouvet et al. 2018).

A disponibilidade desses dados mudou o cenário dos estudos sobre a Amazônia, sobretudo, no que diz respeito ao desmatamento (Bouvet et al. 2018; Reiche et al. 2018). Os dados oficiais de monitoramento foram otimizados, possibilitando precisar no tempo e no espaço os avanços sobre a floresta. Além disso, estudos de monitoramento de culturas vêm sendo incrementados com a soma de dados de radar e orbitais (Balzter et al. 2015; Bargiel 2017; Kussul et al. 2017). Dessa forma, para este estudo, realizou-se testes de classificação para uma série temporal do Sentinel 1A, procurando identificar os polígonos de cana-de-açúcar, dentre outros alvos, avaliando as melhores oportunidades de uso.

1.8. HISTÓRICO DA COBERTURA DE NUVEM NA AMAZÔNIA (2000 A 2017)

Para verificar o cenário da pesquisa em questão, realizou-se uma análise da frequência da cobertura de nuvem, na Amazônia, por um período de 18 anos (2000 a 2017) utilizando dados MODIS, produto MOD09GA. Os dados desse produto possuem resolução temporal diária e resolução espacial de 1km. Para o período, foram utilizadas aproximadamente 79.000 imagens. O produto possui uma banda específica denominada “State” que guarda as informações de qualidade, ou seja, cobertura de nuvens, sombra de nuvem, aerossóis, entre outros (Daac & Falls 2014).

A Bacia Amazônica possui aproximadamente 6,3 milhões de quilômetros quadrados, dos quais 63% se encontram no Brasil, 12% na Bolívia, 6% na Colômbia, 2% no Equador, 16% no Peru e 1% na Venezuela e Guiana (Fisch et al. 1998; Villar et al. 2009). A região está situada entre as coordenadas 5° N e 20° S, contendo uma extensa floresta tropical úmida com alta biodiversidade.

O regime de chuvas varia ao longo de toda a bacia amazônica, onde as regiões mais chuvosas atingem de 3000 a 3500 mm por ano (Villar et al. 2009). As tipologias de vegetação mais comuns na bacia são: floresta de terra firme, floresta de várzea, campos de terra firme, campinas, vegetação serrana e vegetação de restinga (Braga 1979).

A cobertura de toda a bacia amazônica envolve 12 cenas do produto MODGA, sendo elas: H10V08, H10V09, H10V10; H11V08, H11V09, H11V10, H12V08, H12V09, H12V10, H13V08, H13V09, H13V10 (Figura 1.1). Nenhuma imagem foi descartada, independente da qualidade. As imagens foram adquiridas gratuitamente do site da NASA, plataforma Earthdata Search (<https://search.earthdata.nasa.gov/search>).

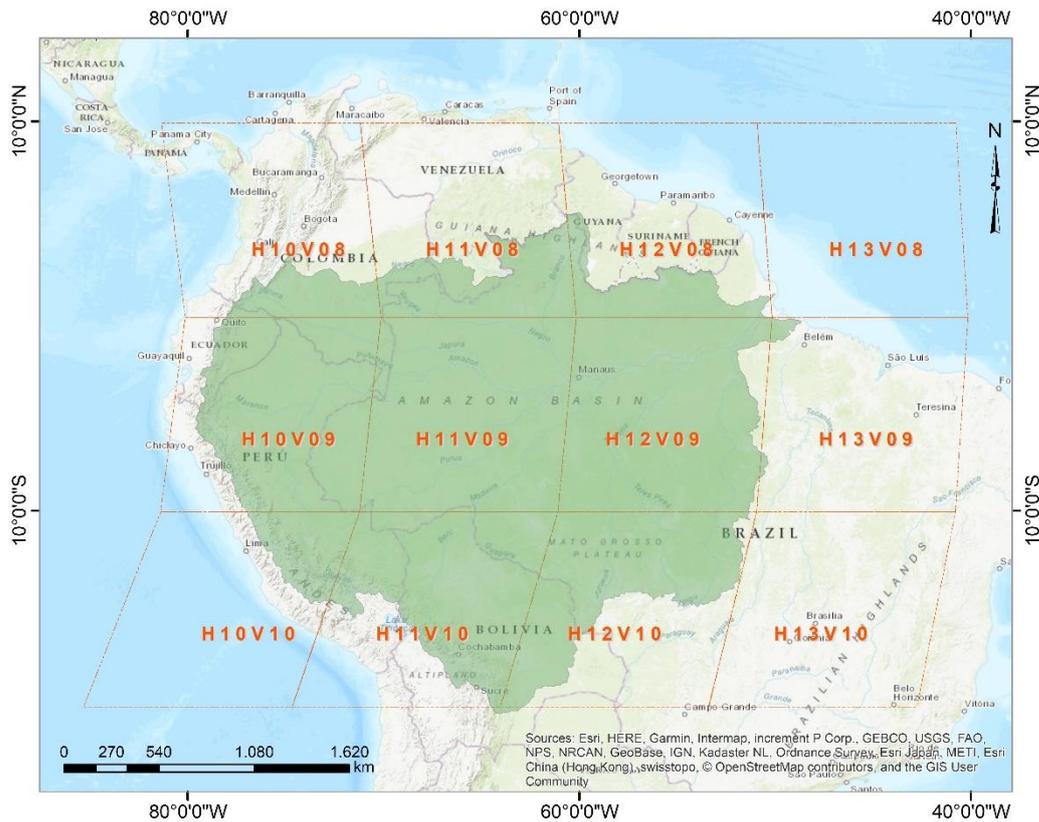


Figura 1. 2 - Delimitação da Bacia Amazônica e identificação das cenas do sensor MODIS (órbita/ponto) que cobrem a área da bacia.

As doze cenas utilizadas neste trabalho foram mosaicadas e, posteriormente, recortadas pelo limite da bacia amazônica. Posteriormente, um cubo temporal foi criado para cada ano estudado (2000 a 2017), totalizando 18 cubos. Os pixels de cada cena contêm a informação de nuvem/não nuvem, conforme critério utilizado para construção da máscara: cloud state (clear), aerosol quantity (climatology, low and average), and land/water flag (land, ocean coast lines and lake shorelines, shallow inland water, ephemeral water, and deep inland water). Também foram construídos 12 cubos temporais, sendo 1 para cada mês do ano, constando os dados de toda a série temporal.

Para entender a dinâmica de cobertura de nuvens na região, calculou-se a porcentagem de pixels livres de nuvens, por mês e por ano, para toda a série temporal. Posteriormente, os dados foram

agrupados por classe: 0 – 10%, 10 – 20%, 20 – 30%, 30 – 40%, 40 – 50%, 50 – 60%, 60 – 70%. A disposição espacial dessas classes foi apresentada, procurando observar os padrões de cobertura de nuvem na bacia (figura 1.2). Para observar as variações entre as classes ao longo dos anos, foi feito o cálculo do desvio padrão entre as classes citadas.

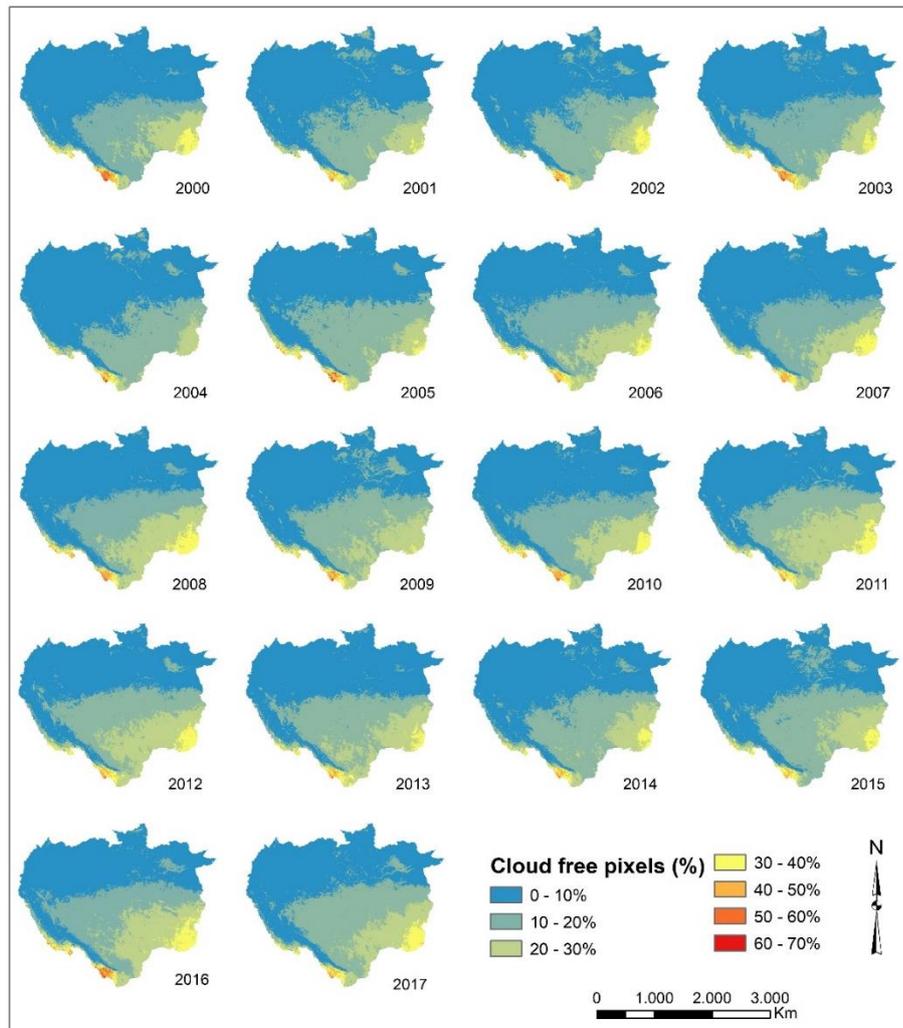


Figura 1. 3 - Porcentagem de pixels livres de nuvem por ano na bacia amazônica.

Observa-se que, a partir da porcentagem de pixels livres de nuvem na bacia amazônica, não há uma homogeneidade de comportamento em toda a superfície. O norte da bacia possui maior cobertura de nuvem ao longo do ano em comparação com a parte sul da bacia. Entretanto, observadas a frequência de pixels livres de nuvem por área, nota-se um padrão médio de comportamento ao longo dos anos.

Tabela 1. 1- Porcentagem de área coberta por pixels livres de nuvens na Bacia Amazônica.

Ano	% de pixels livres de nuvens / % da área de superfície						
	0 - 10%	10 - 20%	20 - 30%	30 - 40%	40 - 50%	50 - 60%	60 - 70%
2000	59,76	26,84	10,21	2,40	0,51	0,26	0,02
2001	63,75	28,63	6,29	1,06	0,26	0,01	0,00
2002	59,54	32,02	5,97	2,03	0,40	0,02	0,00
2003	57,21	32,31	8,01	1,66	0,67	0,15	0,00
2004	65,25	29,10	4,63	0,69	0,30	0,04	0,00
2005	56,96	33,91	6,81	1,56	0,68	0,08	0,00
2006	51,34	33,01	13,28	1,95	0,40	0,02	0,00
2007	57,94	27,55	11,71	2,41	0,38	0,02	0,00
2008	52,28	27,45	16,31	3,25	0,61	0,11	0,00
2009	52,88	32,41	13,06	1,08	0,53	0,04	0,00
2010	54,55	29,98	12,60	2,18	0,63	0,06	0,00
2011	50,36	25,12	21,30	2,95	0,27	0,01	0,00
2012	50,32	29,88	16,63	2,80	0,35	0,01	0,00
2013	54,95	28,99	13,68	2,00	0,35	0,01	0,00
2014	57,33	31,41	9,16	1,80	0,28	0,01	0,00
2015	53,08	33,78	10,92	1,96	0,25	0,00	0,00
2016	46,97	30,55	17,97	3,61	0,64	0,25	0,01
2017	49,44	34,23	13,04	2,97	0,31	0,01	0,00
Média	55,22	30,40	11,76	2,13	0,44	0,06	0,00

O cálculo do desvio padrão entre as classes para os 18 anos mostrou as áreas onde há maior variação e ao mesmo tempo maior estabilidade entre o número de pixels livres de nuvem (figura 1.3). A variação é mais pronunciada na parte sul da bacia, com destaque para uma faixa de variação próxima ao centro da bacia, perpassando os estados brasileiros do Pará (PA), Amazonas (AM) chegando ao Estado do Acre (AC), atingindo também a parte sudeste do Peru. A parte norte da bacia apresenta maior estabilidade nos dados, sobretudo na região noroeste. No entanto, há uma mancha de variação na parte norte da bacia, mais especificamente nos estados brasileiros de Roraima, noroeste do Pará e norte do Amazonas.

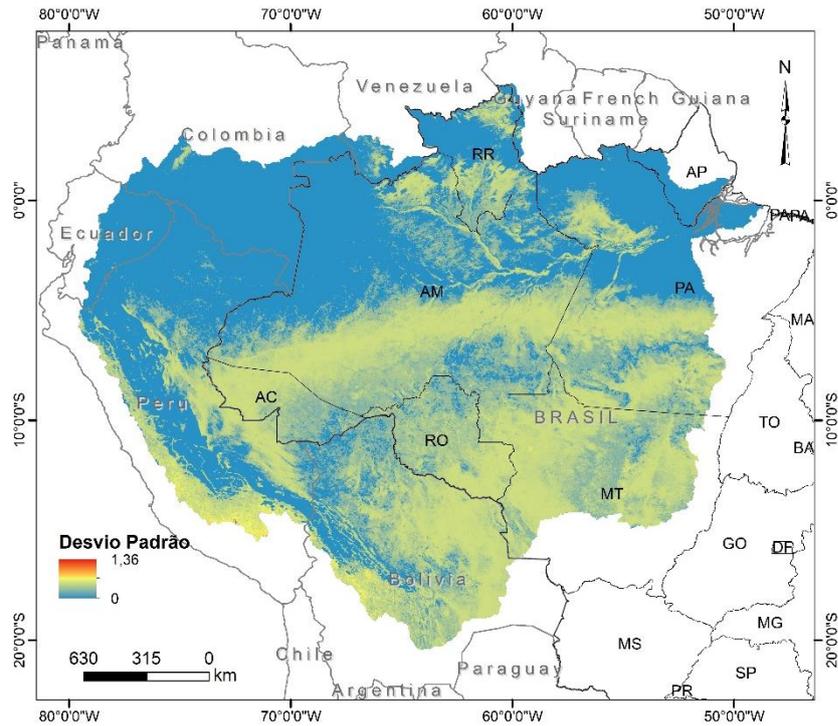


Figura 1. 4 - Desvio padrão entre as classes de cobertura de pixels livres de nuvem na bacia amazônica.

Em relação ao comportamento mensal da cobertura de nuvem, os meses de maio, junho, julho e agosto apresentam maior quantidade de pixels livres de nuvem acima de 70%. Julho é o mês que alcança a maior porcentagem de pixels livres de nuvem (80 a 90%) na série por área, chegando 2,44% da bacia. O mês de agosto, apresenta uma distribuição maior entre as classes de 10 – 20%, 20 – 30% e 30 – 40%, e atinge grande parte da bacia, avançando inclusive para o norte (figura 1.4).

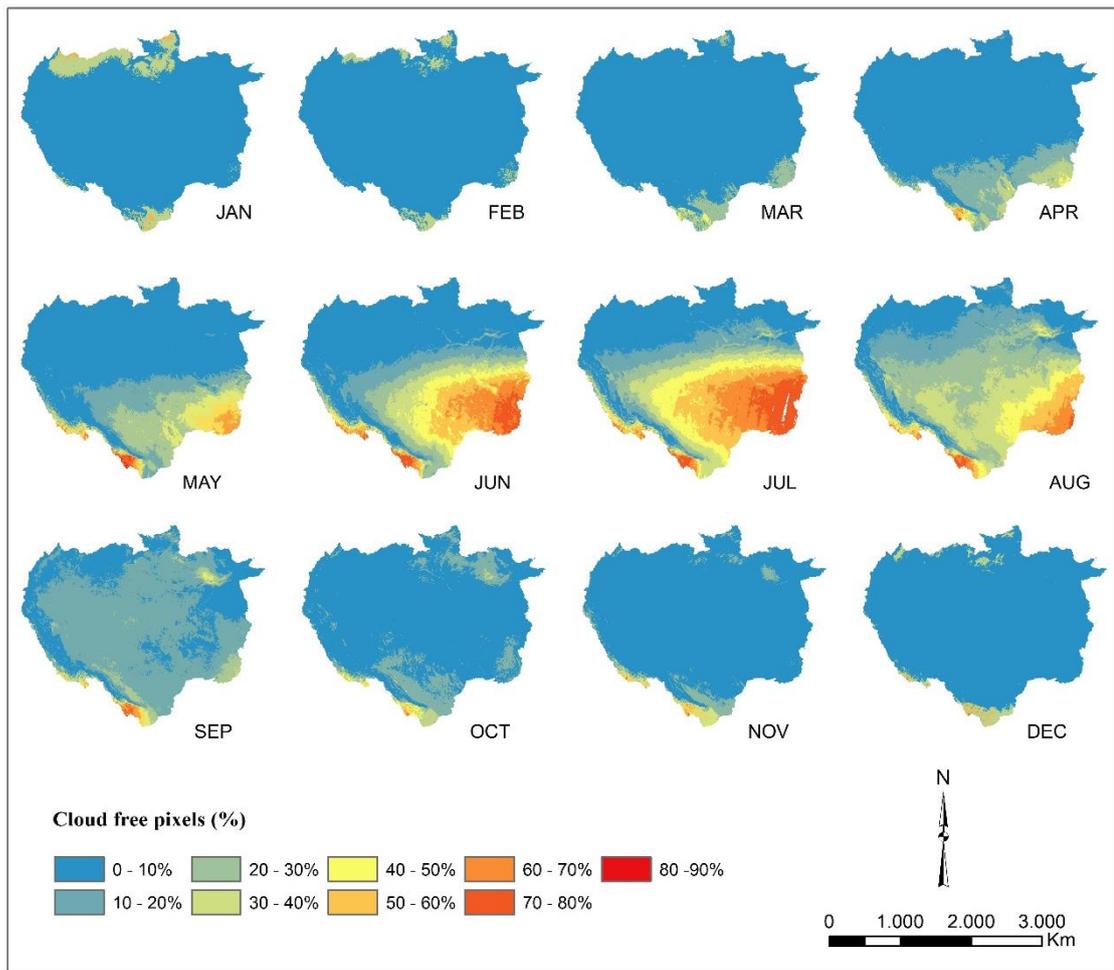


Figura 1. 5 - Porcentagem de pixel livres de nuvem por mês na bacia amazônica (2000 - 2017).

Nos meses de janeiro, fevereiro, março, novembro e dezembro a bacia os pixels livres de nuvem não passam de 10% em mais de 90% da área. No mês de fevereiro, 96,38% da área da bacia está coberta por esta classe (0 a 10%). Nos meses de abril e outubro, a bacia apresenta 80% de sua área com até 10% de pixels livres de nuvem.

Tabela 1. 2 – Porcentagem de área coberta por pixels livres de nuvem por mês (2000 – 2017).

Mês	% de pixels livres de nuvem/ % da área de superfície								
	0 - 10%	10 - 20%	20 - 30%	30 - 40%	40 - 50%	50 - 60%	60 - 70%	70 - 80%	80 - 90%
JAN	91,17	8,26	0,56	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
FEB	96,38	3,58	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
MAR	94,02	5,57	0,38	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
ABR	80,02	14,07	4,88	0,69	0,26	0,06	0,00	0,00	0,00
MAIO	63,29	14,10	12,84	4,69	2,99	1,53	0,47	0,08	0,00
JUN	45,54	12,05	9,48	8,28	7,52	8,08	6,22	2,83	0,41
JUL	31,87	13,84	8,70	9,19	10,07	10,92	8,77	6,44	2,44
AGO	21,67	19,77	25,61	18,69	6,15	5,12	2,52	0,47	0,04
SET	30,00	62,97	4,84	1,02	0,47	0,47	0,23	0,00	0,00
OUT	82,42	15,00	1,61	0,69	0,26	0,02	0,00	0,00	0,00
NOV	92,78	4,92	1,52	0,69	0,10	0,00	0,00	0,00	0,00
DEZ	96,27	3,28	0,44	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Selecionamos algumas amostras ao longo da bacia, para observar as diferenças na disponibilidade pixels livres de nuvem ao longo dos meses (figura 1.5). A amostra com maior número de pixels livres de nuvem foi a Z9, localizada na parte sudeste da bacia. O pico de pixels livres de nuvem nessa região ocorre em julho. Observa-se um padrão de comportamento semelhante entre a amostra Z9 e as amostras Z5, Z6, Z8, com pico de pixels livres de nuvem em julho, apesar de apresentarem valores menores. As amostras Z3, Z4 e Z7 apresentam seu pico de pixels livres de nuvens em agosto. As amostras Z1 e Z2 apresentam comportamento semelhante, tendo o mês de setembro como o mais livre de nuvens.

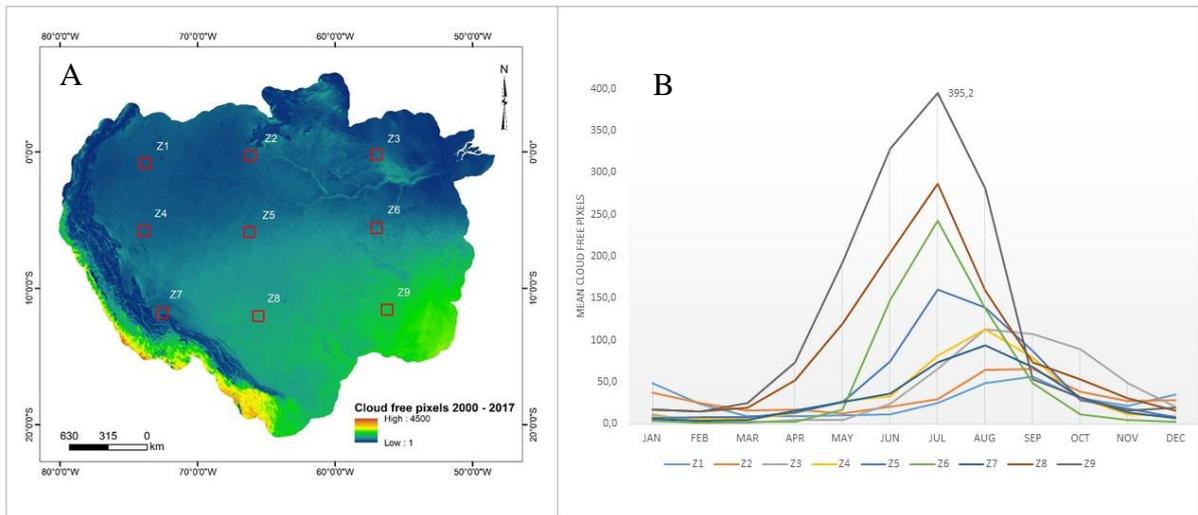


Figura 1. 6 - A) Somatório dos pixels livres de nuvem para a Amazônia e localização das áreas de amostra. B) Média das Amostras (Z1 a Z9), considerando os dados mensais acumulados.

Fazendo um recorte para a área de estudo da tese, o Estado do Acre, observa-se que os meses de junho, julho e agosto concentram a maior parte das informações disponíveis ao longo do ano (Figura 1.6). Para os demais meses, a série histórica construída a partir do produto MOD09GA mostra 100% do Estado do Acre com baixo número de pixels livres de nuvem (0 a 20%).

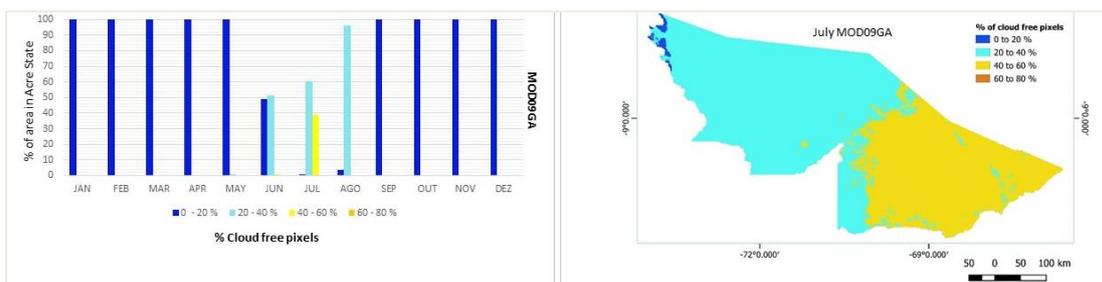


Figura 1. 7 – Porcentagem média de pixels livres de nuvem no Estado do Acre.

O desafio das análises de série temporal na Amazônia, perpassa esse desafio da constante cobertura de nuvem (Armitage et al. 2013; Laborde et al. 2017). Os dados de cobertura de nuvem observados na bacia amazônica mostram que a mesma não é homogênea em toda a sua extensão, apresentando diferenças sobretudo entre as regiões norte e sul. O regime de chuvas,

associado ao fenômeno de cobertura de nuvem (Martins et al. 2018), já mostra esta diferença entre o norte e o sul, sendo o norte mais chuvoso e com o maior número de dias de cobertura de nuvens (Asner 2001; Villar et al. 2009).

Os trabalhos que visam analisar a dinâmica de uso e ocupação do solo, por exemplo, precisam de cenas claras e frequentes. O limite máximo de 30% de nuvem por cena foi indicado para trabalhos de uso e ocupação do solo, considerando a perda de qualidade pela presença de sombras de nuvens quando acima deste valor (Asner 2001). Analisando uma série histórica do sensor Landsat (1984 – 1997), observou-se uma probabilidade de 54% de se adquirir uma cena com até 30% de nuvens na Amazônia brasileira, sendo que este valor diminui para 40% se o limite cair para 10% de nuvens (Asner 2001).

As análises de séries temporais exigem mais do que uma aquisição por ano, e para alguns estudos, como os de fenologia da vegetação, estas aquisições precisam ser distribuídas ao longo da sazonalidade anual. Foi possível observar que o cenário para imagens claras e livres de nuvem na Amazônia é restrito. A data com maior quantidade de pixels livres de nuvem observado na série temporal (considerando toda a bacia ao mesmo tempo) foi no ano de 2012, dia 219 (06 de agosto), com aproximadamente 61% de pixels livres de nuvem. Os demais dias de toda série temporal possuem valores médios menores que este, considerando o critério de máscara de nuvem utilizado.

A heterogeneidade no comportamento dos pixels livres de nuvem aponta que o sul da bacia é mais favorável para aquisição de dados livres de nuvem. Além disso, os meses mais propícios para dados livres de nuvem são os meses de junho, julho e agosto.

Considerando este cenário, fizemos um recorte para o Estado do Acre, parte sul ocidental da Amazônia, especificamente o município de Capixaba. A ideia é verificar, neste cenário, como trabalhar com análise de séries temporais, destacando caminhos para a pesquisa neste ambiente de alta frequência de nuvem.

1.9 ORGANIZAÇÃO DA TESE

A Figura 1.7 apresenta a estrutura de organização da tese. No capítulo 1, foram apresentadas as principais questões relacionadas às análises de séries temporais na Amazônia, suas aplicações e as limitações desse ambiente com alta frequência de cobertura de nuvem. Além disso,

apresentou-se um panorama histórico (2000 a 2017) da cobertura de nuvem para toda Bacia Amazônica.

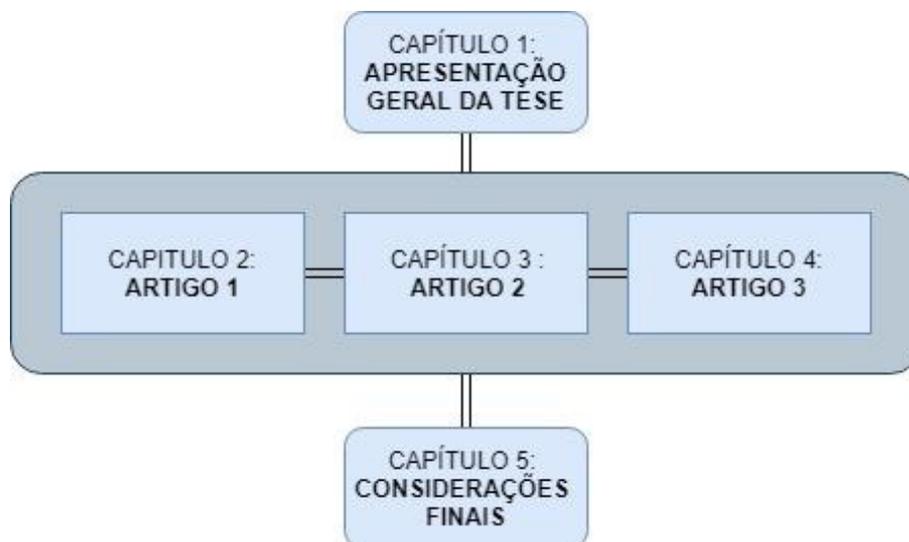


Figura 1. 8 - Fluxograma da tese

Os capítulos subsequentes (2, 3 e 4), considerados a parte do desenvolvimento do trabalho, foram organizados na forma de artigos científicos, conforme descrito a seguir:

Capítulo 2 (Artigo I): Foi realizado um teste de classificação para uma série temporal (agosto de 2014 a julho de 2015) do sensor MODIS, a fim de avaliar a influência da nuvem nas classificações. Diante disso, testou-se 3 algoritmos de classificação (Mínima Distância, Spectral Angle Mapper – SAM e SCM – Spectral Correlation Map). O índice Kappa foi utilizado para medir a acurácia entre os resultados das classificações.

Capítulo 3 (Artigo II): Avaliou-se estratégias de composição de imagens. Trata-se de um método utilizado para suprimir ruídos de séries temporais. A mesma região (município de Capixaba) foi selecionada para os testes de composição. Elaborou-se testes com composições com intervalos regulares e não regulares, objetivando obter imagens livres de nuvens ao longo de todo o ano. Foram testados os métodos de composição de Máximo, Mínimo, Média e Mediana para cada teste realizado, tendo como base dados NDVI.

Capítulo 4 (Artigo III): Um teste de classificação com os dados recentes do sensor SENTINEL 1A, que oferece uma série temporal de imagens de radar, foi realizado. Objetivou-se testar métodos de classificação de série temporal para esse sensor (de junho de 2016 a agosto de 2017)

para identificação de cana-de-açúcar no Estado do Acre. As imagens de radar não sofrem influência dos atributos atmosféricos como nuvens e aerossóis e se apresenta como alternativa para os estudos de séries temporais na Amazônia.

Capítulo 5: Considerações finais.

1.10 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 1 ABADE, N. A. et al. Comparative analysis of MODIS time-series classification using support vector machines and methods based upon distance and similarity measures in the brazilian cerrado-caatinga boundary. **Remote Sensing**, v. 7, n. 9, p. 12160–12191, 2015.
- 2 AB’SABER, Aziz Nacib. **Os Domínios da natureza do Brasil**. São Paulo: Ateliê Editorial, 2003.
- 3 ACRE. Governo do Estado do Acre. Zoneamento Ecológico-Econômico do Estado do Acre, Fase II (Escala 1:250.000): Documento Síntese. 2. Ed. Rio Branco: SEMA, 2010. 356p.
- 4 ACRE. Portaria normativa. 003/2004.
- 5 ALBAGLI, S. Amazônia: fronteira geopolítica da biodiversidade. **Parcerias Estratégicas**, v. Setembro, n. 12, p. 15, 2001.
- 6 ALENCAR, A.; NEPSTAD, N.; MCGRATH, D.; MOUTINHO, P.; PACHECO, P.; DIAZ, M. D. C. V e FILHO, B. S. **Desmatamento na Amazônia: indo além da emergência crônica**. Manaus, Instituto de Pesquisa Ambiental da Amazônia (Ipam), 2004, 89 p.
- 7 ALI, A.; DE BIE, C. A. J. M.; SKIDMORE, A. K. Detecting long-duration cloud contamination in hyper-temporal NDVI imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 24, n. 1, p. 22–31, 2013.
- 8 ALMEIDA, R. M.; LOVEJOY, T. E.; ROLAND, F. Brazil’s Amazon conservation in peril. **Science**, v. 353, n. 6296, p. 228–229, 2016.
- 9 ANDERSON, L. O.; LATORRE, M.L.; SHIMABUKURO, Y E; Arai, E.; Carvalho, O. A. **Sensor MODIS: uma abordagem geral**. INPE São José dos Campos/ SP 2003.
- 10 ANTROP, M. The language of landscape ecologist and planners: comparative content analysis of concepts used in landscape ecology. **Landscape Urban Planning**, Amsterdam, v. 55, p. 163-173, 2001. ^[11]_[SEP]
- 11 ARMITAGE, R. P. et al. Probability of cloud-free observation conditions across great britain estimated using MODIS cloud mask. **Remote Sensing Letters**, v. 4, n. 5, p. 427–435, 2013.
- 12 ARTAXO, P. et al. Atmospheric aerosols in Amazonia and land use change: from natural biogenic to biomass burning conditions. **Faraday Discussions**, v. 165, n. 0, p. 203–235, 2013.
- 13 ASNER, G. P. Cloud cover in Landsat observations of the Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 18, p. 3855–3862, 2001.
- 14 ATZBERGER, C. Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. **Remote Sensing**, v. 5, n. 2, p. 949–981, 2013.
- 15 BALZTER, H. et al. Mapping CORINE land cover from Sentinel-1A SAR and SRTM digital elevation model data using random forests. **Remote Sensing**, v. 7, n. 11, p. 14876–14898, 2015.
- 16 BARBOSA, Lorena Rodrigues. **Projeto de Assentamento Dirigido Pedro Peixoto: Uma análise econômica dos custos de produção da atividade pecuária**. (Monografia). Ciências Econômicas. Universidade Federal do Acre. Julho de 2003. Disponível em: https://aspf.files.wordpress.com/2011/02/monocustosdeproducaopecuaria_pedropeixoto-lorenabarbosa.pdf

- 17 BARDALES, N. G. et al. **Zoneamento Agroclimático para Cultivo da Cana-de-açúcar em Três Municípios da Regional do Baixo Acre, Estado do Acre, Brasil**. Rio Branco: [s.n.].
- 18 BARGIEL, D. A new method for crop classification combining time series of radar images and crop phenology information. **Remote Sensing of Environment**, v. 198, p. 369–383, 2017.
- 19 BASS, M. S. et al. Global conservation significance of Ecuador’s Yasuní National Park. **PLoS ONE**, v. 5, n. 1, 2010.
- 20 BECKER, B. K.; STENNER, C. **Um futuro para a Amazônia**. Série inve ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2008.
- 21 BECKER, Bertha K. **Amazônia: nova geografia, nova política regional e nova escala de ação**. In: COY, Martin; KOHLHEPP, Gerd. (coords). **Amazônia sustentável: desenvolvimento sustentável entre políticas públicas, estratégias inovadoras e experiências locais**. Rio de Janeiro: Garamond; Tubinger, Alemanha: Geographischen Instituts der Universitat Tübingen. 2005. 332p.
- 22 BERTRAND, Georges. **Paisagem da Geografia Física Global: Esboço metodológico**. R. RA E GA, Curitiba, n. 8, p. 141-152, 2004. Editora UFPR.
- 23 BOERS, N. et al. A deforestation-induced tipping point for the South American monsoon system. **Scientific Reports**, v. 7, n. August 2016, p. 1–9, 2017.
- 24 BOLOS, M. **Manual de Ciencia del Paisaje, Teoria, Métodos y Aplicaciones**, Barcelona: Alev, 1992. 273p. [L]
[SÉP]
- 25 BOTTAZZI P.; DAO, HY. On the road through the Bolivian Amazon: A multi-level land governance analysis of deforestation. **Land Use Policy**, v. 30, n. 1, p. 137 – 146, 2013.
- 26 BOUVET, A. et al. Use of the SAR shadowing effect for deforestation detection with Sentinel-1 time series. **Remote Sensing**, v. 10, n. 8, p. 1–19, 2018.
- 27 BRADLEY, A. V. et al. Relationships between phenology, radiation and precipitation in the Amazon region. **Global Change Biology**, v. 17, n. 6, p. 2245–2260, 2011.
- 28 BRAGA, P. I. S. Subdivisão fitogeográfica, tipos de vegetação, conservação e inventário florístico da floresta amazônica. **Acta Amazonica**, v. 9, n. 53–80, p. 53–80, 1979.
- 29 BRASIL. **Decreto nº 4.297, de 10 de Julho de 2002**.
- 30 BRASIL. **Estratégia e Plano de Ação Nacionais para a Biodiversidade – EPANB: 2016-2020**. Ministério ed. [s.l: s.n.].
- 31 BRASIL. **LEI Nº 12.651, de 25 de Maio de 2012**.
- 32 BROWN, I. F.; BRILHANTE, S. H. C.; MENDOZA, E. R. H. E OLIVEIRA, I. R. Estrada de Rio Branco, Acre, Brasil aos Portos do Pacífico: **Como maximizar os benefícios e minimizar os prejuízos para o desenvolvimento sustentável da Amazônia Sul-Occidental. Integración Regional entre Bolívia, Brasil y Peru**. Allan Wagner Tizón y Rosario Santa Gadea Duarte (eds). Editora CEPEI (Centro Peruano de Estudios Internacionales), Lima, Série: Seminários, Mesas Redondas y Conferencias No. 25, p. 281-296. 2002.
- 33 BROWN, J. C. et al. Classifying multiyear agricultural land use data from Mato Grosso using time-series MODIS vegetation index data. **Remote Sensing of Environment**, v. 130, p. 39–50, 2013.

- 34 BUREL, Françoise; BAUDRY, Jacques. 2004. Landscape ecology: concepts, methods, and applications. Enfield, N.H., **Science Publishers**. xvi, 362 p.
- 35 CÂMARA, G. et al. Análise espacial e geoprocessamento. In: Gilberto Câmara; Clodoveu Davis; Antônio Miguel Vieira Monteiro (Org.). **Introdução à ciência da geoinformação. São José dos Campos: INPE/DPI, 2002.**
- 36 CÂMARA, José Feliciano Alves. Emprego de Séries temporais de índice de vegetação EVI2 do sensor MODIS para identificação de padrões de vegetação e uso da terra na mesorregião do Norte Maranhense. Monografia de final de curso, Universidade de Brasília, Instituto de Ciências Humanas, Departamento de Geografia, DF, 2012.
- 37 CAMARGO, Camela. **Melhores práticas ambientais do país estão no Acre, afirmam pesquisadores.** Agencia de Noticias do Acre .2012. Disponível em: <http://www.agencia.ac.gov.br/index.php/noticias/meio-ambiente/19527-melhores-praticas-ambientais-do-pais-estao-no-acre-afirmam-pesquisadores.html>. Acesso em: 01 nov 2013.
- 38 CARVALHO JÚNIOR OA, HERMUCHE PM & GUIMARÃES RF. 2006. Identificação regional da floresta estacional decidual na bacia do rio Paranã a partir da análise multitemporal de imagens MODIS. **Revista Brasileira de Geofísica**, 24(3): 319-332.
- 39 CARVALHO JÚNIOR OA, SAMPAIO CS, SILVA NC, COUTO JÚNIOR AF, GOMES RAT, CARVALHO APF & SHIMABUKURO YE. Classificação de padrões de savana usando assinaturas temporais NDVI do sensor MODIS no Parque Nacional Chapada dos Veadeiros. **Revista Brasileira de Geofísica**, 26(4), 2008, p.505—517.
- 40 CARVALHO JÚNIOR, OA; CARVALHO, APF; MENESES PR & GUIMARÃES RF. Classificação e eliminação dos ruídos em imagens hiperespectrais pela análise sequencial da transformação por fração de ruído mínima. **Revista Brasileira de Geofísica**, 20(1), 2002, 31-41.
- 41 CASSIMIRO, P. (2000). Uso do Solo – Ecologia da Paisagem: Perspectivas de uma Nova Abordagem do Estudo da Paisagem em Geografia. *Revista GeoInova*, 2, 45-66.
- 42 CHEN, G. et al. Spatiotemporal patterns of tropical deforestation and forest degradation in response to the operation of the Tucuruí hydroelectric dam in the Amazon basin. **Applied Geography**, v. 63, p. 1–8, 2015.
- 43 CHEN, J. et al. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, n. 3–4, p. 332–344, 2004.
- 44 CHEN, Y. et al. An evaluation of MODIS daily and 8-day composite products for floodplain and wetland inundation mapping. **Wetlands**, v. 33, n. 5, p. 823–835, 2013.
- 45 CHEN, Y. et al. Mapping croplands, cropping patterns, and crop types using MODIS time-series data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 69, n. November 2017, p. 133–147, 2018.
- 46 CIDH, I.-A. C. ON H. R. **Pueblos Indígenas en aislamiento voluntario y contacto inicial en las Américas: Recomendaciones para el pleno respeto a sus derechos humanos.** [s.l.: s.n.].
- 47 CLAVAL, Paul. “A Volta do Cultural ” na Geografia. In: **Mercator** - Revista de Geografia da UFC, ano 01, número 01, 2002. Disponível em: <http://www.mercator.ufc.br/index.php/mercator/article/viewFile/192/158>. Acesso em setembro de 2013. 

- 48 CODATO, D. et al. Oil production, biodiversity conservation and indigenous territories: Towards geographical criteria for unburnable carbon areas in the Amazon rainforest. **Applied Geography**, v. 102, n. March 2018, p. 28–38, 2019.
- 49 COPPIN, P.; JONCKHEERE, I. NACKAERTS, K. MUYS B. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. **Int. J. Remote Sensing**, v. 25, n. 9, p. 1565–1596, 2004.
- 50 COSTA, A., & SOUZA Jr, C. (2005). Comparação entre imagens landsat etm+ e modis/terra para detecção de incrementos de desmatamento na região do baixo acre. *Revista Brasileira de Cartografia*, 57(2), 93-102.
- 51 COSTA, Fábio Rodrigues da ; ROCHA, Márcio Mendes. Geografia: conceitos e paradigmas - apontamentos preliminares. **GEOMAE - Geografia, Meio Ambiente e Ensino**. Vol. 01, Nº 02, 2º SEM/2010.
- 52 DAAC, N. L. P.; FALLS, S. **MODIS Land Products Quality Assurance Tutorial : Part-1** How to find , understand , and use the quality assurance information for MODIS land products. p. 1–17, 2014.
- 53 DAVIDSON, E. A. et al. The Amazon basin in transition. **Nature**, v. 481, n. 7381, p. 321–328, 2012.
- 54 DE CARVALHO JUNIOR, O. A. et al. Classificação de padrões de savana usando assinaturas temporais ndvi do sensor modis no parque nacional chapada dos veadeiros. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 26, n. 4, p. 505–517, 2008.
- 55 DE CARVALHO JÚNIOR, O. A. et al. Combining Noise-Adjusted Principal Components transform and median filter techniques for denoising MODIS temporal signatures. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 30, n. 2, p. 147–157, 2012.
- 56 DIRZO, R.; RAVEN, P. H. Global State of Biodiversity and loss. **Annual Review of Environment and Resources**, v. 28, n. 1, p. 137–167, 2003.
- 57 DRUCK, S.; CARVALHO, M.S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A.V.M. (eds). **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília, EMBRAPA, 2004 (ISBN: 85-7383-260-6).
- 58 ECKERT, S. et al. Trend analysis of MODIS NDVI time series for detecting land degradation and regeneration in Mongolia. **Journal of Arid Environments**, v. 113, p. 16–28, 2015.
- 59 ESTEVA, Gustavo. Desenvolvimento. In: **Dicionário do desenvolvimento: guia para o conhecimento como poder**. Petrópolis: Vozes, 2000. p. 59-83.
- 60 FAHRIG, L. Effects of habitat fragmentation on biodiversity. **Annual Review of Ecology Evolution and Systematics**. **34**, 2003. 487–515.
- 61 FARINA, Almo. Principles and methods in landscape ecology. Londres: Chapman & Hall, 1998. 235 p.
- 62 FEARNSIDE, P. M. Desmatamento na Amazônia brasileira : história , índices e conseqüências. **Megadiversidade**, v. 1, n. 1, p. 113–123, 2005.
- 63 FEARNSIDE, P. M. Environmental and Social Impacts of Hydroelectric Dams in Brazilian Amazonia : Implications for the Aluminum Industry. **WORLD DEVELOPMENT**, v. 77, p. 48–65, 2016.
- 64 FEARNSIDE, Philip M. Desmatamento na Amazônia: Dinâmica, impactos e controle. **Acta Amazonica**. 2006. 36: 395–400.
- 65 FINER, M. et al. Future of oil and gas development in the western Amazon. **Environmental**

- Research Letters**, v. 10, n. 2, p. 24003, 2015.
- 66 FISCH, G.; MARENGO, J. A. .; NOBRE, C. A. Uma Revisão Geral Sobre o Clima da Amazônia. **Acta Amazonica**, v. 28(2), 1998.
- 67 FREITAS, Marcos Wellausen Dias de. **Estudo integrado e modelagem da dinâmica da paisagem no Alto Uruguai (RS-SC)** / São José dos Campos : INPE, 2013. 119 p. Disponível em: sid.inpe.br/mtc-m19/2013/03.27.14.41 -TDI ^[1]_[SEP]
- 68 FROLOVA, Marina. A paisagem dos geógrafos russos: a evolução do olhar geográfico entre o século XIX e o XX. **Raega**, Curitiba, n. 13, p. 159-170, 2007. Editora UFPR. ^[1]_[SEP]
- 69 GALFORD, G. L. et al. Wavelet analysis of MODIS time series to detect expansion and intensification of row-crop agriculture in Brazil. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 2, p. 576–587, 2008.
- 70 GALVÃO, L. S. et al. 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, n. 9, p. 2350–2359, 2011.
- 71 GREEN, A. A.; BERMAN, M.; SWITZER, P.; CRAIG, M. D. A transformation for ordering multispectral data in terms of images quality with implications for noise removal. **IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing**, v. 26, n. 1, p. 65-74, 1988.
- 72 GUERRA, Antônio Teixeira. **Estudo geográfico do território do Acre**. Rio Janeiro: Conselho Nacional de Geografia, IBGE. 1955. 294p.
- 73 HAASE, G. Medium scale landscape classification in G.D.R. In: RICHTER, H.; SCHONFELDER, G. (Ed.). **Landscape synthesis - part II**. Halle: Martin Luther Universitat/Halle-Wittenberg, 1986. p. 5- 23. 149.
- 74 HANSEN, M. C. et al. A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change in the Congo Basin. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 5, p. 2495–2513, 2008.
- 75 HANSEN, Matthew C.; SHIMABUKURO, Yosio E.; POTAPOV, Peter; PITTMAN, Kyle. Comparing annual MODIS and PRODES forest cover change data for advancing monitoring of Brazilian forest cover. **Remote Sensing of Environment** 112 (2008) 3784–3793.
- 76 HARGRAVE, J.; KIS-KATOS, K. Economic Causes of Deforestation in the Brazilian Amazon: A Panel Data Analysis for the 2000s. **Environmental and Resource Economics**, v. 54, n. 4, p. 471–494, 2013.
- 77 HARTSHORNE, Richard. **The Nature Of Geography A Critical Survey Of Current Thought In The Light Of The Past**. Lancaster: Association of American Geographers, 1939. 482p.
- 78 HARVEY, D. 2006. Space as a keyword. In: Castree, N. e Gregory, D. (org.) **David Harvey: a critical reader**. Malden e Oxford: Blackwell. Tradução livre: Letícia Gianella. Revisão técnica: Rogério Haesbaert e Juliana Nunes.
- 79 HILKER, T. et al. On the measurability of change in Amazon vegetation from MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 166, p. 233–242, 2015.
- 80 HILKER, T. et al. Remote sensing of tropical ecosystems: Atmospheric correction and cloud masking matter. **Remote Sensing of Environment**, v. 127, p. 370–384, 2012.
- 81 HOTT, M. C. et al. Vegetative growth of grasslands based on hyper-temporal NDVI data from the Modis sensor. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 51, n. 7, p. 858–868, 2016.

- 82 IBGE. Projeto Levantamento e Classificação do Uso da Terra no Estado do Pará. p. 149, 2006.
- 83 AMAZON. **Boletim do desmatamento da Amazônia Legal (janeiro de 2019) SADSistema de Alerta do Desmatamento SAD**, , 2019. Disponível em: <<https://amazon.org.br/publicacoes/boletim-do-desmatamento-da-amazonia-legal-janeiro-2019-sad/>>
- 84 INCRA. Instituto Nacional de Colonização e Reforma Agrária. Sistema de Gestão Fundiária - Sigef. Brasília: INCRA, 2014.
- 85 INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. "Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por Satélite – Projeto Prodes". 2004. Disponível em: <http://www.obt.inpe.br/prodes>. Acesso em 01 abr 2015.
- 86 INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Sistema Deter (Detecção de Desmatamento em Tempo Real). 2005 Disponível em: <http://www.obt.inpe.br/deter/>. Acesso em: 01 abr 2015.
- 87 JUSTICE, C. O. et al. An overview of MODIS Land data processing and product status. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1–2, p. 3–15, 2002.
- 88 JUSTICE, C.O , VERMOTE, E , TOWNSHEND, J.R.G , DEFRIES, R , ROY, D.P , HALL, D.K , SALOMONSON, V.V , PRIVETTE, J.L , RIGGS, G , STRAHLER, A , LUCHT, W , MYNENI, R.B ,KNYAZIKHIN, Y , RUNNING, S.W , NEMANI, R.R , WAN, Z.M, HUETE, A.R , LEEUWEN, W van , WOLFE, R.E, GIGLIO, L , MULLER, J.P , LEWIS, P , BARNESLEY, M.J . The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 36 (4) (1998), pp. 1228–1249
- 89 JUSTICE,C.O , Townshend, J.R.G , Vermote, E , Wolfe, R , Saleous, N El , D Roy. Status of MODIS, its data processing and products for terrestrial science applications. **Remote Sensing of Environment**, 83 (2002), pp. 3–15.
- 90 KRÜGER, E.L. Uma abordagem sistêmica da atual crise ambiental. **Desenvolvimento e Meio Ambiente**. Curitiba: UFPR, nº 4,jul/dez , 2001, pp 37-43, Disponível em www.ppgte.cefetpr.br/selecao/2005/leituras/krueger2001.pdf. Acesso em jan/2015.
- 91 KUENZER, C.; DECH, S.; WOLFGANG, W. Remote Sensing Time Series Revealing Land Surface Dynamics: Status Quo and the Pathway Ahead. In: **Remote Sensing Time Series**. [s.l: s.n.].
- 92 KUSSUL, N. et al. Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 14, n. 5, p. 778–782, 2017.
- 93 LABORDE, H. et al. Landsat-8 cloud-free observations in wet tropical areas: A case study in South East Asia. **Remote Sensing Letters**, v. 8, n. 6, p. 537–546, 2017.
- 94 LATUF, M. O. Modelagem hidrológica aplicada ao planejamento dos recursos hídricos na bacia hidrográfica do rio Acre. **Tese de Doutorado em Geografia – UNESP, Presidente Prudente**, SP. 2011.
- 95 LI, L. et al. Monitoring the dynamics of surface water fraction from MODIS time series in a Mediterranean environment. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 66, n. November 2017, p. 135–145, 2018.
- 96 LI, Z.; FOX, J. M. Mapping rubber tree growth in mainland Southeast Asia using time-series

- MODIS 250 m NDVI and statistical data. **Applied Geography**, v. 32, n. 2, p. 420–432, 2012.
- 97 LIMA, Christiane Niedzielsky de. Conectividade estrutural e funcional da paisagem ripárias dos Rios Pitangui, São Jorge e São Jorge no segundo planalto Paranaense. Ponta Grossa, 2014, 83f. Dissertação (Mestrado em Gestão do Território) Universidade Estadual de Ponta Grossa.
- 98 LIMA, D.; POZZOBON, J. Amazônia socioambiental: Sustentabilidade ecológica e diversidade social. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 54, p. 45–76, 2005.
- 99 LORENA, R. B.; LAMBIN, E. F. The spatial dynamics of deforestation and agent use in the Amazon. **Applied Geography**, v. 29, n. 2, p. 171 – 181, 2009.
- 100 LU, D.; MAUSEL, P.; BRONSÍZIO, E.; MORAN, E. Change detection techniques. **Int. J. Remote Sensing**, v. 25, n. 12, p. 2365–2407, 2003.
- 101 LU, M. et al. Spatio-temporal change detection from multidimensional arrays: Detecting deforestation from MODIS time series. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, 2016.
- 102 MACLEOD, D.R.; CONGALTON, R. G. A quantitative comparison of change detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**. 64 (3), 1998, 207-216.
- 103 MAEDA Eduardo .E., FORMAGGIO A.R., SHIMABUKURO Y.E., ARCOVERDE G.F.B., HANSEN M.C. Predicting forest fire in the Brazilian Amazon using MODIS imagery and artificial neural networks. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, 11 (4) , pp. 265-272. 2009
- 104 MAEDA, E. E. et al. Dynamic modeling of forest conversion: Simulation of past and future scenarios of rural activities expansion in the fringes of the Xingu National Park, Brazilian Amazon. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 13, n. 3, p. 435–446, 2011.
- 105 MAEDA, E. E.; FORMAGGIO, A. R.; SHIMABUKURO, Y. E. Análise histórica das transformações da Floresta Amazônica em áreas agrícolas na Bacia do Rio Suaia-Miçu. **Sociedade & Natureza (Online)**, v. 20, n. 1, p. 5–24, 2008.
- 106 MAEDA, Eduardo E.; ALMEIDA, Maria de; XIMENES, Arimatéa de Carvalho; FORMAGGIO, Antonio R.; SHIMABUKURO, Yosio E.; PELLIKKAA, Petri. Dynamic modeling of forest conversion: Simulation of past and future scenarios of rural activities expansion in the fringes of the Xingu National Park, Brazilian Amazon. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation** 13 (2011) 435–446. 2010.
- 107 MALHI, Y. et al. Climate Change, Deforestation, and the Fate of the Amazon. **Science**, v. 319, n. iv, p. 169–172, 2008.
- 108 MANGIAROTTIA, S; MARTINEZ, J. M.; BONNET, M. P.; BUARQUE, D.C.; FILIZOLA, N.; MAZZEGAB, P. Discharge and suspended sediment flux estimated along the mainstream of the Amazon and the Madeira Rivers (from in situ and MODIS Satellite Data). **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation** 21 (2013) 341–355
- 109 MANOSSO, Fernando Cesar. Estudo Integrado da paisagem nas regiões norte, oeste e centro-sul do Estado do Paraná: Relações entre a estrutura geocológica e a organização do espaço.

- Boletim de geografia.**, Maringá, v. 26/27, n. 1, p. 81-94, 2008/2009. Disponível em: mtc-m17.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/MTC-m13@80/.../publicacao.pdf
- 110 MARCHESE, Daniela. **Eu entro pela perna direita: espaço, representação e identidade do seringueiro no Acre.** Rio Branco: EDUFAC, 2005.
- 111 MARGULIS, Sergio. 2003. **Causas do desmatamento na Amazônia brasileira.** The World Bank, Brasília. Disponível em: <http://www.fineprint.com>. Acesso em março 2015.
- 112 MARTINS, Eder de Souza; REATTO, Adriana; CARVALHO JUNIOR, O. A.; GUIMARÃES, Renato Fontes. **Ecologia de Paisagem: conceitos e aplicações.** Documentos. Embrapa Cerrados, Planaltina (DF), v. 121, p. 1-35, 2004.
- 113 MARTINS, V. S. et al. Seasonal and interannual assessment of cloud cover and atmospheric constituents across the Amazon (2000–2015): Insights for remote sensing and climate analysis. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, n. October 2017, p. 0–1, 2018.
- 114 MASSEY, R. et al. MODIS phenology-derived, multi-year distribution of conterminous U.S. crop types. **Remote Sensing of Environment**, v. 198, p. 490–503, 2017.
- 115 MELLO, M., VIEIRA, C., RUDORFF, B., APLIN, P., SANTOS, R., AGUIAR, D. STARS: A new method for multitemporal remote sensing. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 51 (4) (2013), pp. 1897–1913.
- 116 MELLO, Marcio Pupin de. Classificação espectro-temporal de imagens orbitais para o mapeamento da colheita da cana-de-açúcar com queima da palha. 2009. 130f. Tese de Doutorado. São José dos Campos: INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais).
- 117 MILAN, Elisana; MORO, Rosemeri Segecin. Padrões de fragmentação florestal natural no parque estadual de Vila Velha, Ponta Grossa (PR). **Ambiência**. Guarapuava (PR) v.8 Ed. Especial - 1 p. 685 - 697 Novembro 2012.
- 118 MORAN, Emilio F.; BRONDIZIO, Eduardo S.; BATISTELLA, Mateus. Trajetórias do desmatamento e uso da terra na Amazônia Brasileira: uma análise multiescalar. In: BATISTELLA, Mateus; MORAN, Emilio F.; ALVES, Diógenes S. (orgs). **Amazônia: natureza e sociedade em transformação.** São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 2008. 304p.
- 119 MORTON, D. C. et al. Remote Sensing of Environment Mapping canopy damage from understory fires in Amazon forests using annual time series of Landsat and MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 7, p. 1706–1720, 2011.
- 120 MOUTINHO, Paulo. **Desmatamento na Amazônia: desafios para reduzir as emissões de gases de efeito estufa do Brasil.** Manaus: Instituto de Pesquisa Ambiental da Amazonia (Ipam). Jun, 2009. Disponível em: <http://www.ipam.org.br/biblioteca>. Acesso em: fev/2015
- 121 NAVEH, Z. & LIEBERMAN, A. Landscape ecology: Theory and application. New York: Springer-verlag, 1994. 360p.
- 122 NOBRE, C. A. et al. Land-use and climate change risks in the Amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 113, n. 39, p. 10759–10768, 2016.
- 123 O ESTADO DE SÃO PAULO. **Desmatamento na Amazônia sobe 290% em Setembro.** Outubro de 2014. Disponível em:

<http://sustentabilidade.estadao.com.br/noticias/geral,desmatamento-na-amazonia-sobe-290-em-setembro-imp-,1579435> . Acesso em: março de 2015.

- 124 OLIVERIA, Ariovaldo Umbelino. **Integrar para não entregar**: políticas públicas na Amazônia. Campinas: Papirus, 1991.
- 125 OLWIG, Kenneth. Landscape: **The Lowenthal Legacy**. *Annals of the Association of America Geographers*. (93)4, 2003, p. 871-877. [SEP]
- 126 PACHECO, P. **Agrarian Reform in the Brazilian Amazon**: Its Implications for Land Distribution and Deforestation. *World Development*, v. 37, n. 8, p. 1337 – 1347, 2009. [SEP]
- 127 PAULA, Elder Andrade de. **(Des)Envolvimento insustentável na Amazônia Ocidental**: dos missionários do progresso aos mercadores na natureza. Rio Branco: Udufac, 2005. 383 p.
- 128 PAULA, Elder Andrade de. SIMIONE, Silvio da Silva. Floresta, para que te quero? [SEP] Da territorialização camponesa a nova territorialidade do capital. **Revista NERA**, Presidente Prudente, Ano 11, no. 12, pp. 86-97, Jan.-jun./2008
- 129 PAULA, Elder Andrade. La doble cara de la destrucción de los bosques tropicales en America latina y el Caribe: las revelaciones de la economia verde en Acre. **Biodiversidad, sustento y culturas**. Compendio especial, v. 01, p. 13-29, 2012.
- 130 PEREIRA, G.; TAKEDA, M. M. G.; SHIMABUKURO, Y. E.; CARDOZO, F. S.; SILVA, G. B. S.; MORAES, E. C.; SILVA, F. B.; COURA, S. M. C. O uso de produtos operacionais de sensoriamento remoto para a análise ambiental na América do Sul. **Ambi-Agua**, Taubaté, v. 5, n. 3, p. 157-171, 2010
- 131 PERZ, S. G.; QIU, Y.; XIA, Y.; SOUTHWORTH, J.; SUN, J.; MARSIK, M.; BARALOTO, C. "Trans-boundary infrastructure and land cover change: Highway paving and community-level deforestation in a tri-national frontier in the Amazon". In: **Land Use Policy**, 34, 27-41. 2013. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026483771300029X>. Acesso em: 01 mar 2015.
- 132 PERZ, Stephen; MESSINA, Joseph P; REIS, Eustáquio; WLAKER, Robert. WALSH, [SEP] Stephen J. **Cenários Futuros de Paisagens Amazônicas: Modelos Econométricos e de Simulação de Dinâmica**. Amazonia and Global Change. Geophysical Monograph Series 186. 2009. Disponível em: http://daac.ornl.gov/LBA/lbaconferencia/amazonia_global_change/6_Cenarios_Futuros_Perz.pdf
- 133 PORTO-GONÇALVES, Carlos Walter. **O desafio ambiental**. Rio de Janeiro: Record, 2004. 179p.
- 134 RAJAO, Raoni; VURDUBAKIS, Theo. On the Pragmatics of Inscription: Detecting Deforestation in the Brazilian Amazon. **Culture & Society**. July 2013 vol. 30 no. 4 151-177
- 135 REICHE, J. et al. Improving near-real time deforestation monitoring in tropical dry forests by combining dense Sentinel-1 time series with Landsat and ALOS-2 PALSAR-2. **Remote Sensing of Environment**, v. 204, n. October, p. 147–161, 2018.
- 136 RITTER, C. D. et al. Environmental impact assessment in Brazilian Amazonia : Challenges and prospects to assess biodiversity. **Biological Conservation**, v. 206, p. 161–168, 2017.

- 137RUDORFF, C. de M.; RIZZI, R.; RUDORFF, B.F.T.; SUGAWARA, L.M.; VIEIRA, C.A.O. Superfícies de resposta espectro-temporal de imagens do sensor MODIS para classificação de área de soja no Estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, v.37, p.118-125, 2007.
- 138SACHS, Wolfgang. Meio Ambiente. In: **Dicionário do desenvolvimento: guia para o conhecimento como poder**. Petrópolis: Vozes, 2000. p. 117-131.
- 139SAITO, Erika Akemi. FONSECA, Leila Maria Garcia. ESCALDA, Maria Isabel Sobral. KORTING, Thales Sehn. Efeitos da mudança de escala em padrões de desmatamento na Amazônia. **Revista Brasileira de Cartografia**. nº63/03, 2011.
- 140SALGUEIRO, Teresa Barata. Paisagem e Geografia. **Finisterra** – Revista Portuguesa de Geografia. XXXVI, 72, 2001, pp.37-53. Disponível em: http://www.ceg.ul.pt/finisterra/numeros/2001-72/72_04.pdf. Acesso em setembro de 2013.
- 141SANTOS, Milton. **A natureza do espaço: técnica e tempo – razão e emoção**. São Paulo: Edusp, 2002. 384p.
- 142SANTOS, Milton. **Por uma Geografia Nova: da crítica da Geografia a uma Geografia Crítica**. São Paulo: Hucitec, 1980.
- 143SANTOS, Milton. **Metamorfoses do espaço habitado**. São Paulo: Hucitec, 1988.
- 144SCHIER, Raul Alfredo. Trajetórias do conceito de paisagem na Geografia. R. **Raega**, Curitiba, n. 7, p. 79-85, 2003. Editora UFPR.
- 145SCHIFFMAN, Richard. **Amazon deforestation soars after a decade of stability** New Scientist. Fev. 2015. Disponível em: <http://www.newscientist.com/article/dn27056-amazon-deforestation-soars-after-a-decade-of-stability.html#.VRxbreErKyk>. Acesso em: março de 2015.
- 146SETIAWAN, Y.; YOSHINO, K.; PRASETYO, L. B. Characterizing the dynamics change of vegetation cover on tropical forestlands using 250 m multi-temporal MODIS EVI. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 26, n. 1, p. 132–144, 2014.
- 147SHELDON, S.; XIAO, X.; BIRADAR, C. Mapping evergreen forests in the Brazilian Amazon using MODIS and PALSAR 500-m mosaic imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 74, p. 34–40, 2012.
- 148SHIMABUKURO, Y. E. et al. Near real time detection of deforestation in the Brazilian Amazon using Modis imagery. **Revista Ambiente e Agua**, v. 1, n. 1, p. 37–47, 2006.
- 149SHIMABUKURO, Y. E.; DUARTE, V.; ANDERSON, L. O.; VALERIANO, D. M.; ARAI, E.; FREITAS, M. R.; RUDORFF, B. F. T.; MOREIRA, M. A. Near real time detection of deforestation in the Brazilian Amazon using MODIS imagery. **Ambi-Agua**, Taubaté, v. 1, n. 1, p. 37-47, 2007..
- 150SHIMABUKURO, Yosio E. ; RUDORFF, Bernardo F.T. Dados do sensor MODIS para o mapeamento e monitoramento da cobertura vegetal e uso da terra. 2006. **Anais 1o Simpósio de Geotecnologias no Pantanal**, Campo Grande, Brasil, 11-15 novembro 2006, Embrapa Informática Agropecuária/INPE, p.929-938.
- 151SILVA, Silvio Simione. **Na fronteira agropecuária acreana**. Presidente Prudente, Rio Branco - Universidade Federal do Acre. 2003. 229p.

- 152 SINGH, A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *Int. J. Remote Sensing*, v. 10, n. 6, p. 989-1003, 1989.
- 153 STRAHLER, A. ; MUCHONEY, D. ; BORAK, J. ; GAO, F. ; FRIEDL, M.; GOPAL, S. ; HODGES, J.; LAMBIN, E.; MCLVER, D. ; MOODY, A. ; SCHAAF, C.; WOODCOCK, C. **MODIS land cover product, algorithm theoretical basis document (ATBD), Version 5.0.** Center for Remote Sensing, Department of Geography, Boston University, Boston, MA (1999).
- 154 TESTA, S. et al. MODIS-derived EVI, NDVI and WDRVI time series to estimate phenological metrics in French deciduous forests. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 64, n. October 2015, p. 132–144, 2018.
- 155 TOURNEAU, F. M; BURSZTYN, M. Assentamentos rurais na Amazônia: contradições entre a política agrária e a política ambiental. **Ambiente e Sociedade**, 8 (2010), pp. 111-130. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/asoc/v13n1/v13n1a08.pdf>. Acesso em março de 2015.
- 156 TROLL, Carl. Landscape ecology (geoecology) and biogeocenology — A terminological study, *Geoforum*, Volume 2, Issue 4, 1971, Pages 43-46, ISSN 0016-7185, [http://dx.doi.org/10.1016/0016-7185\(71\)90029-7](http://dx.doi.org/10.1016/0016-7185(71)90029-7).
- 157 TURNER, M.G. 1989. Landscape ecology: the effect of pattern on process. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 20, 171–197.
- 158 TURRI, Eugenio. A Paisagem como Teatro. In SERRÃO, Adriana Veríssimo, coord. – **Filosofia e arquitetura da paisagem: um manual**. Lisboa: Universidade de Lisboa, 2011, pp. 168-185.
- 159 VALENTE, ROA. **Análise da estrutura da paisagem na bacia do rio Corumbataí, SP.** 2001. 132f. Dissertação de mestrado. Piracicaba: Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo.
- 160 VARGAS, Glória Maria. O papel da ciência e da tecnologia nas transformações do território Amazônico brasileiro. **Estudos Geográficos**, Rio Claro, 7(2): 25-37, 2009 (ISSN 1678—698X) Disponível em: <http://www.periodicos.rc.biblioteca.unesp.br/index.php/estgeo>.
- 161 VELOSO, A. et al. Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications. **Remote Sensing of Environment**, v. 199, p. 415–426, 2017.
- 162 VERMOTE, Eric F; SALEOUS Nazmi Z El; JUSTICE, Christopher O. Atmospheric correction of MODIS data in the visible to middle infrared: first results, **Remote Sensing of Environment**, Volume 83, Issues 1–2, November 2002, Pages 97-111.
- 163 VIEIRA, C. A. O. Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study. 2000. 323 p. Tese (Ph.D. em Geografia Física) - University of Nottingham, Nottingham, Inglaterra, 2000.
- 164 VIEIRA, C. A. O.; MATHER, P. M.; APLIN, P. Agricultural crop classification using the spectral-temporal response surface. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 11., 2003, Belo Horizonte, MG. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. p. 255-262. Disponível em: . Acesso em: 19 set. 2007.
- 165 VILLAR, J. C. E. et al. Spatio-temporal rainfall variability in the Amazon basin countries

- (Brazil, Peru, Bolivia, Colombia and Ecuador). **International Journal of Climatology**, v. 29, n. December 2008, p. 1574–1594, 2009.
- 166WANG, Jie; ZHAO, Yuanyuan; LI, Congcong; YU; LIU, Desheng; GONG, Peng. Mapping global land cover in 2001 and 2010 with spatial-temporal consistency at 250 m resolution. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. Remote Sensing** (2014), Volume 103, May 2015, Pages 38-47.
- 167WERTH, D.; AVISSAR, R. The local and global effects os Amazon deforestation. **Journal of Geophysical Research**, v. 107, p. 55-1-55–8, 2002.
- 168WOLFE, R. E.; ROY, D. P.; VERMOTE, E. MODIS land data storage, gridding, and compositing methodology: Level 2 grid. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 36, n. 4, p. 1324–1338, 1998.
- 169YI, J. L. R.; SHIMABUKURO, Y. E.; QUINTANILHA, J. A. Identificação e mapeamento de áreas de milho na região sul do Brasil utilizando imagens MODIS. **Engenharia Agrícola**, v. 27, n. 3, p. 753–763, 2007.
- 170ZHANG, Jiping; ZHANG, Linbo; XU, Cui; LIU, Weiling; QI, Yue; WO, Xiao. Vegetation variation of mid-subtropical forest based on MODIS NDVI data — A case study of Jinggangshan City, Jiangxi Province. **Acta Ecologica Sinica**, Volume 34, February 2014, pg 7–12.

CAPÍTULO II: ANÁLISE DA INTERFERÊNCIA DE NUVENS NA CLASSIFICAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS MODIS-NDVI NA REGIÃO DA AMAZÔNIA, MUNICÍPIO DE CAPIXABA, ACRE

CLOUD INTERFERENCE ANALYSIS IN THE CLASSIFICATION OF MODIS-NDVI TEMPORAL SERIES IN AMAZON REGION, MUNICIPALITY OF CAPIXABA, ACRE

Resumo

Este trabalho teve como objetivo analisar classificações de séries temporais MODIS-NDVI, com 3 diferentes algoritmos, buscando identificar a quantidade ideal de imagens para estudos em ambientes com altas taxas de nebulosidade. O recorte espacial utilizado para o estudo foi o município de Capixaba, localizado no Estado do Acre na região amazônica. Para cada imagem NDVI, construiu-se uma máscara de nuvem. Esta máscara permitiu organizar o cubo temporal por quantitativo de cobertura de nuvem. Assim, testou-se o impacto da eliminação das imagens com alta nebulosidade para a classificação da série. A cada corte, o cubo temporal foi refeito, avaliando resultados para um novo conjunto de bandas. Para a análise de acurácia, adotou-se o coeficiente Kappa. Ao todo foram feitas 84 classificações. Foram testados 3 algoritmos de classificação (Mínima Distância, Spectral Angle Mapper e Spectral Correlation Mapper) e 4 diferentes interações entre classes e amostras. Observou-se que, ao longo do período analisado, aproximadamente 80% das imagens apresentaram cobertura de nuvens acima de 90%. Os testes mostraram que a retirada das imagens com nuvem, aumentou a qualidade da classificação, sendo que os melhores resultados foram encontrados em cubos pequenos (10 a 35 imagens) e com baixa cobertura de nuvem (0 a ~6 %). O algoritmo Mínima Distância apresentou o menor coeficiente de variação dentre os resultados encontrados, mostrando menor sensibilidade à presença de nuvens.

Palavras-chave: cobertura de nuvem; series temporais; Amazônia

Abstract

This research aims to analyze classifications of MODIS-NDVI time series, with three different algorithms, seeking to identify the ideal amount of images for studies in environments with high cloudiness rates. For each NDVI image, a cloud mask was constructed. This mask allowed to organize the temporal cube by quantitative cloud coverage. Thus, the impact of eliminating images with high cloudiness was tested for the classification of the series. At each cut, the time cube was redone, evaluating results for a new set of bands. For the analysis of accuracy, the Kappa coefficient was adopted. A total of 84 classifications were made. We tested 3 classification algorithms (Minimum Distance, Spectral Angle Mapper and Spectral Correlation Mapper) and 4 different class-sample interactions. During the studied year, there about 80% of images had cloud cover above 90%. The tests showed that the removal of the images with cloud increased the quality of the classification, and the best results were found in small cubes (10 to 35 images) and with low cloud cover (0 to ~6%). The Minimum Distance algorithm presented the lowest coefficient of variation, showing a lower sensitivity to the presence of clouds.

Keywords: Cloud cover. Time series. Amazon.

2.1 . INTRODUÇÃO

A análise espacial de dados geográficos permite mensurar propriedades, dinâmicas e relacionamentos, considerando a localização espacial dos fenômenos (Câmara et al. 2002). As geotecnologias aplicadas às análises espaciais trouxeram a possibilidade de representação e monitoramento das diversas dinâmicas da superfície terrestre, acelerando a disponibilidade de dados no tempo (Fitz 2008). Através deles se pode observar a dinâmica de uso e ocupação do solo, dinâmica hidrográficas, crescimento urbano, cultivos agrícolas, queimadas, além de gerar por exemplo, índices de vegetação (Huete et al. 2002)

A disponibilidade de séries temporais totalmente livres de ruídos está relacionada às condições climáticas das regiões, o que limita as informações disponíveis para algumas áreas do globo (Braswell et al. 2003). O acompanhamento de curvas temporais dos diversos alvos da superfície terrestre, permite diferenciá-los nos mapeamentos, além de permitir a gestão dos recursos ambientais e da produção agrícola (Massey et al. 2017).

Na Amazônia, esse tipo de análise é dificultada pela frequente cobertura de nuvens, o que afeta diretamente as imagens dos sensores óticos (Asner 2001). Embora, o sensoriamento remoto por satélites forneça um meio viável de observar a Amazônia de forma espacialmente abrangente e temporalmente frequente, a avaliação óptica das áreas tropicais fica comprometida pela alta concentração de aerossóis (queima de biomassa) e nuvens (Asner 2001; Chen et al. 2004; Ali et al. 2013; Artaxo et al. 2013; Hilker et al. 2015a; Martins et al. 2018).

Os sensores de alta resolução temporal aumentam a probabilidade da aquisição de imagens livres de ruídos ao longo do ano para os estudos detecção de mudança. O sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) disponibiliza imagens diárias, numa resolução espacial de 250m (Sheldon et al. 2012). A sua alta resolução temporal pode suprir lacunas temporais de outros sensores (causadas pela cobertura de nuvens), como por exemplo, o sensor TM, disponibilizando um número maior de informações para diversos estudos (Li et al. 2018).

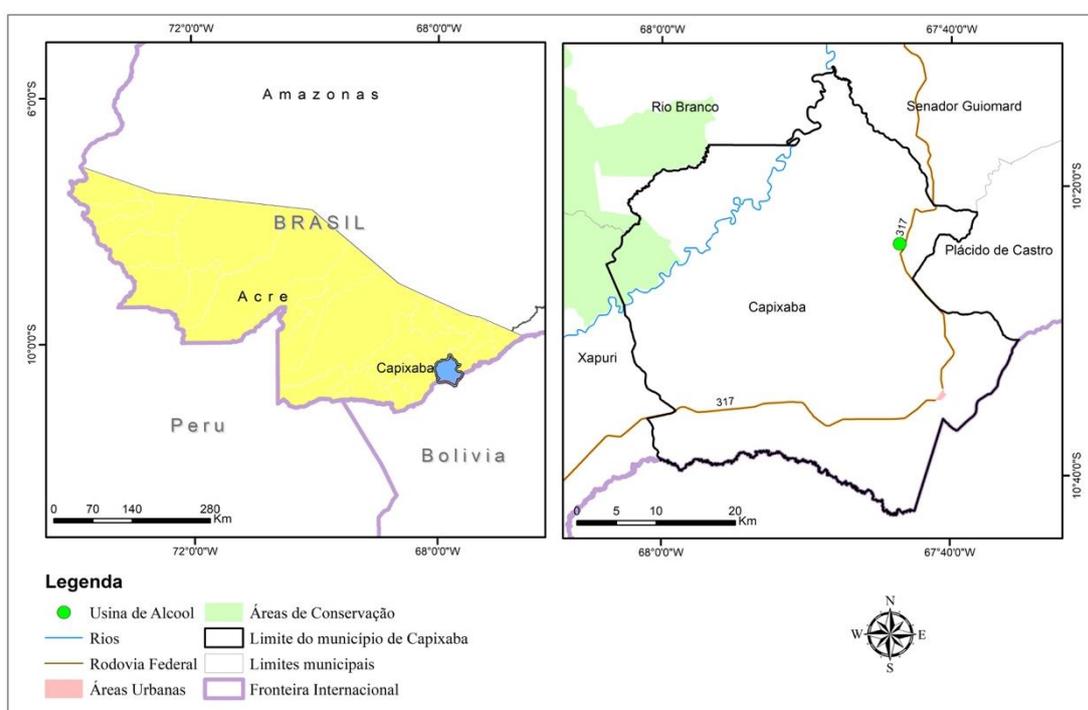
A disponibilidade de imagens livres de nuvem na Amazônia é restrita, principalmente, ao período de estiagem, limitando os estudos que levam em consideração as análises de séries temporais. Com presente trabalho, objetivou-se avaliar as classificações de uso e ocupação do solo, considerando a quantidade ideal de imagens a ser utilizadas dentro de um ano de dados, de forma a garantir os melhores resultados.

2.2 MATERIAL E MÉTODOS

2.2.1 Área de estudo

A área de estudo é um recorte que envolve o município de Capixaba e uma parte dos municípios de Plácido de Castro, Senador Guiomar, Xapuri e Rio Branco, no Estado do Acre. Os municípios de Capixaba, Senador Guiomard e Plácido de Castro concentram plantações de cana-de-açúcar, à margem da BR-317, áreas próximas à Usina Álcool Verde (Figura 2.1). O recorte foi escolhido para que essa dinâmica pudesse ser considerada nos testes de classificação.

Figura 2.1 – Localização da área de estudo.



Fonte: Dados digitais do Zoneamento Ecológico Econômico do Estado do Acre.

Org.: do Autor, 2018.

O município de Capixaba possui 47,83% de sua cobertura florestal preservada, Senador Guiomar 28,01% e Plácido de Castro 25,98% (INPE 2017). A atividade agropecuária é parte significativa do PIB dos municípios, sendo 45,02% em Capixaba, 31,07% em Senador Guiomar e 28,75% em Plácido de Castro, considerando o ano de 2015 (I.B. de G. e E. IBGE 2016). O efetivo bovino do município de Capixaba é de 155.881 cabeças e os principais cultivos em 2015 foram cana-de-açúcar (174.180 toneladas em 2.903 ha), milho (5.396 toneladas em 1978 ha) e mandioca (31.207 toneladas em 1.172 ha) (I.B. de G. e E. IBGE 2016). Ainda em 2015, os

municípios vizinhos, Senador Guiomar e Plácido de Castro, contribuíram com a produção de cana-de-açúcar, pela proximidade com a usina Álcool Verde, cujo total foi de 4.785 e 525 toneladas, respectivamente (I.B. de G. e E. IBGE 2016).

2.2.2 MODIS/Terra Time-Series Dataset

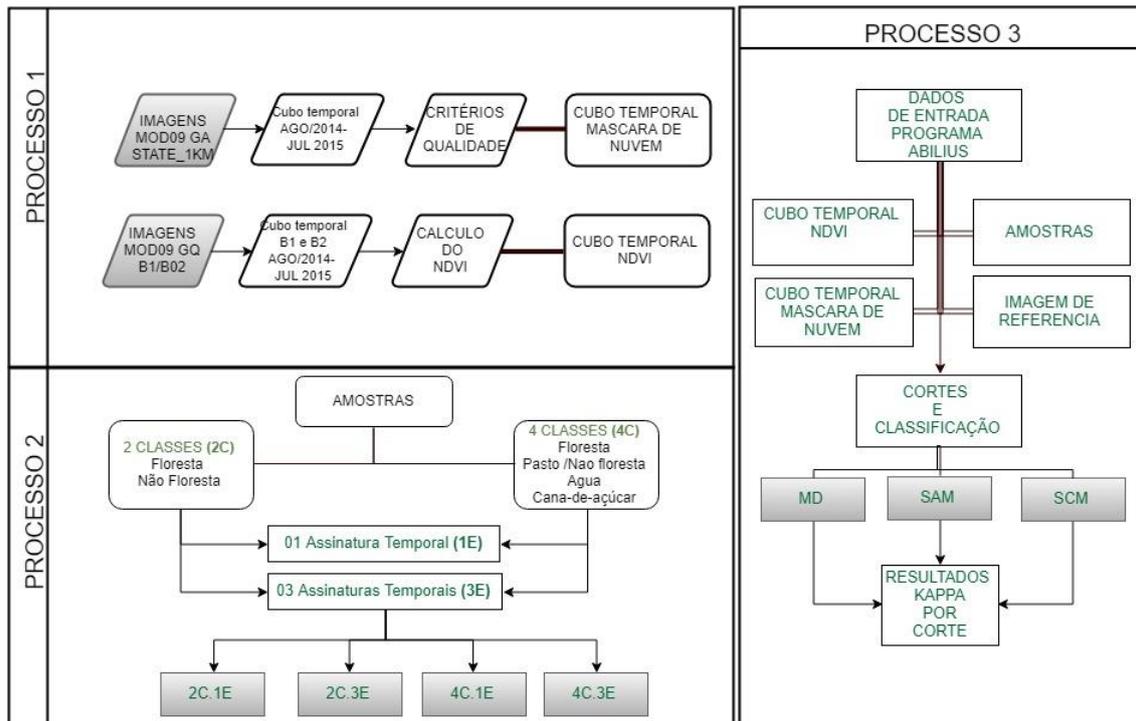
O sensor MODIS (Moderate Imaging Spectroradiometer) está em operação desde 2000 para a plataforma Terra e desde 2002 para a plataforma Aqua, fornecendo imagens globais duas vezes ao dia. Sua resolução espacial varia de 250m a 1km, possuindo 36 bandas espectrais. Além disso os dados podem ser acessados gratuitamente através do site Earth Data/NASA (Nacional Aeronautics and Space Adminstrate).

O produto MOD09GQ disponibiliza dados diários das bandas 1 e 2 (red e infra-red) na resolução de 250m. Recomenda-se que, para as informações sobre a qualidade das imagens, os dados MOD09GA (dados diários, 1km), sejam utilizados (Vermote 2011; Daac & Falls 2014).

Neste trabalho, foram utilizados os dois produtos, sendo o primeiro para geração do índice de vegetação (NDVI) e o segundo para criar uma máscara de nuvem a partir da banda de qualidade (State_1km) (Figura 2.2 - processo 1). Para criar a máscara de nuvem, foram escolhidos os seguintes critérios: cloud state (clear), aerosol quantity (climatology and low) e cirrus detect (none and small). A máscara foi reamostrada para 250 metros para que os dados do NDVI fossem compatíveis.

É comum a filtragem das séries temporais do sensor MODIS, como por exemplo, filtro de mediana, para eliminação de ruídos (De Carvalho Junior et al. 2008; De Carvalho Júnior et al. 2012). Neste trabalho, optou-se pela não filtragem dos dados para que se mantivesse a correlação exata com a máscara de nuvem.

Figura 2. 2 - Metodologia de trabalho.



Org.: do Autor, 2018.

2.2.3 Classificação Temporal

Neste estudo, trabalhou-se com as seguintes classes: floresta, pasto, cana-de-açúcar e água. Além disso, dois tipos de amostras de treinamento foram testadas: uma assinatura temporal por classe e 3 assinaturas temporais por classe. Logo, 4 combinações para os testes de classificação foram desenvolvidas: 4 classes e 3 assinaturas temporais (4C.3E), 4 classes e 1 assinatura temporal (4C.1E), 2 classes (floresta e não floresta) e 3 assinaturas temporais (2C.3E) e duas classes (floresta e não floresta) e 1 assinatura temporal (2C.1E) (Figura 2.2 – Processo 2).

Para obter as assinaturas espectrais executou-se dois procedimentos: (a) obteve-se os vetores das classes da imagem de referência e estes foram convertido em regiões de interesse (roi) no cubo NDVI. Para cada uma das classes obteve-se o espectro médio a partir desse roi, que foi aqui considerado como 1 assinatura espectral (1E); e (b) os mesmos rois foram trabalhados no módulo nd-vizualiser do software Envi 5.0, para a seleção de 3 amostras por classe, ou 3 assinaturas espectrais (3E) (Abade et al. 2015). Trata-se da busca dos endmembers, ou seja, pixels que sofrem menor mistura espectral (Xavier et al. 2004).

Desenvolveu-se um módulo específico do programa Abilius®, que trabalha concomitantemente com a máscara de nuvens e o cubo NDVI, bem como com as assinaturas temporais, a classificação e a acurácia dos dados (Figura 2.2 – processo 3). A princípio calcula-se a porcentagem de nuvem em cada cena NDVI de acordo com os dados da máscara. Em seguida, o cubo NDVI é organizado automaticamente pela quantidade de nuvem para permitir os cortes.

Os cortes significam eliminar as imagens com alta cobertura de nuvem para que seja feita a classificação do cubo NDVI. Para este trabalho foram feitos 84 cortes. O primeiro corte, denominado corte 0, identifica uma classificação sem retirada de nenhuma imagem. Os cortes subsequentes foram feitos em uma sequência linear, sendo o primeiro com eliminação de imagens com 90% ou mais de nuvem, os demais na sequência linear. Executou-se os cortes até que o cubo restasse com apenas 6 imagens.

A cada corte, o programa elimina o número de imagens indicada pelo usuário e reclassifica o cubo. O método permite a escolha de três classificadores: Mínima Distância, Spectral Angle Mapper (SAM) e Spectral Correlation Mapper (SCM), que foram comparados neste trabalho.

O programa desenvolvido compara as sequências de classificações temporais com o mapa de referência, utilizando o coeficiente Kappa, amplamente utilizado na análise de acurácia de classificações de imagens de sensoriamento remoto (Mello et al. 2011; Chen et al. 2015). O índice kappa usa uma técnica multivariada discreta que considera todos os elementos da matriz de confusão. (Congalton 1991; Fonseca 2000). Quanto aos níveis mínimos aceitáveis deste coeficiente, eles podem variar de péssimo a excelente (Fonseca 2000), com valores entre 0 e 1 (Tabela 2.1).

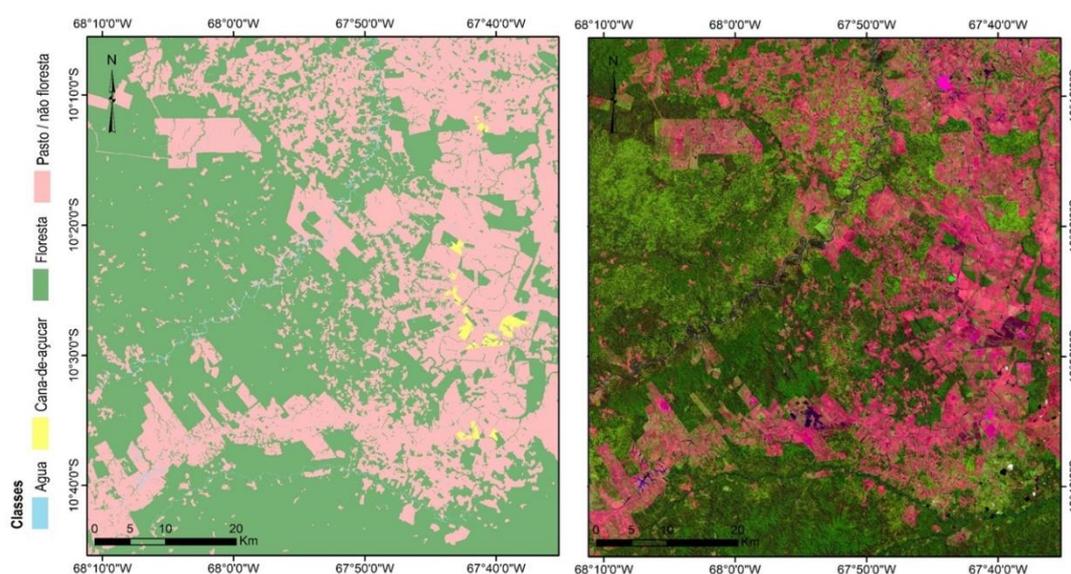
Tabela 2. 1 - Níveis e classes de desempenho do índice kappa.

Índice Kappa(k)	Classes de desempenho
< 0	Péssimo
$0 < k \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < k \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < k \leq 0,6$	Bom
$0,6 < k \leq 0,8$	Muito bom
$0,8 < k \leq 1,0$	Excelente

Fonte: Fonseca, 2000.

O mapa de referência foi uma atualização do mapa de uso e cobertura do solo de 2011 (desenvolvido pelo Instituto Acre do Meio Ambiente usando imagens do Rapdeye) a partir da interpretação visual usando imagens do Landsat 8 (cena 002/67, agosto de 2015). As áreas de cana-de-açúcar foram levantadas em trabalho de campo realizado durante outubro de 2015 (Figura 2.3). Realizou-se um total de 84 classificações para cada algoritmo (MD, SAM, SCM) e para cada combinação estabelecida (4C.3E / 4C.1E / 2C.3E / 2C.1E).

Figura 2. 3 - Mapa de referência utilizado na validação das classificação e Imagem Landsat utilizada na atualização do mapa - composição 654, 06 de agosto de 2015.



Fonte: Instituto de Meio Ambiente do Acre- IMAC. Imagem Landsat 8, composição 6-5-4, de 06 de agosto do 2015 adquirida na USGS (Serviço Geológico do Estados Unidos)

Org.: do Autor, 2018.

2.3 RESULTADOS

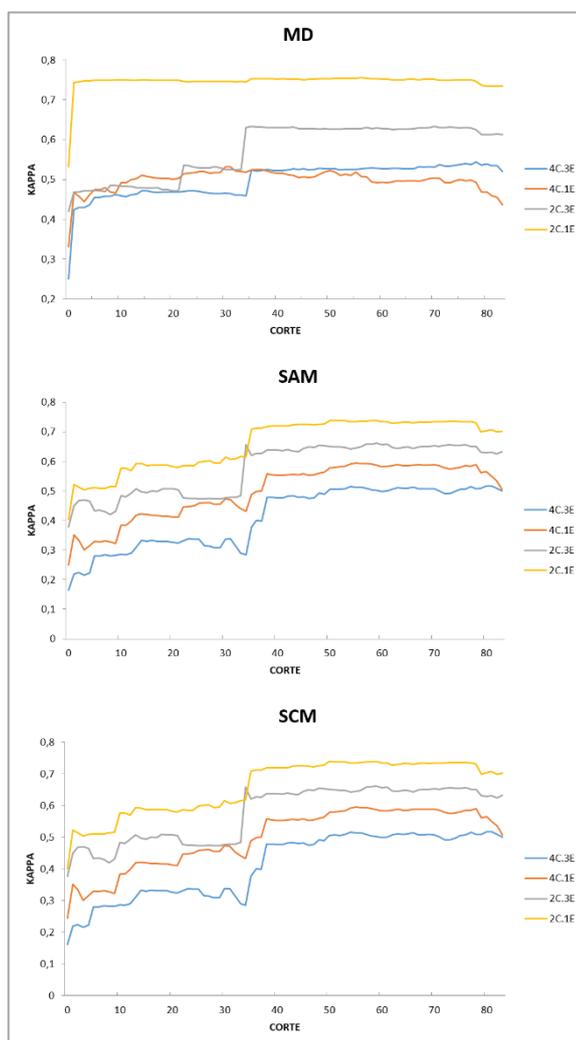
O maior kappa encontrado dentre todos os testes foi de 0,755. Esse valor é considerado como “muito bom” (Fonseca 2000) e foi encontrado na combinação 2C.1E, algoritmo MD, para o corte 56, quando o cubo temporal continha 34 imagens, com cobertura de nuvem variando entre 0 e 5,62%. O menor valor de Kappa para a composição 2C.1E, algoritmo MD, foi de 0,531. Este valor foi encontrado para o corte 0, ou seja, quando se considerou todo o cubo temporal, sem cortes. No entanto, foi possível observar que a partir do corte 1, quando foram

eliminadas as imagens com 90% ou mais de nuvem, o valor do Kappa manteve-se acima de 0,7, mostrando a eficiência do classificador nas condições propostas (Figura 2).

Os algoritmos SAM e SCM se comportam de maneira semelhante em relação aos cortes e combinações (Figura 2). Verifica-se um incremento do kappa a cada corte, com pequenas exceções. É importante destacar que a partir do corte 35 o kappa ganha relativa estabilidade para as combinações que utilizaram 2 classes e a partir do corte 38 para as combinações que utilizaram 4 classes. A situação é semelhante para o classificador MD, no entanto somente nas combinações que utilizaram 3 assinaturas temporais. Nas classificações que utilizaram 1 assinatura temporal, há uma relativa estabilidade do valor de kappa, desde os primeiros cortes.

Os valores de Kappa para o algoritmo MD são melhores quando há apenas 2 classes e uma assinatura temporal. Nesse caso, os melhores valores foram encontrados no corte 56 e 70, quando restavam ainda 34 e 20 imagens no cubo respectivamente. Nas combinações com 4 classes, o melhor kappa foi encontrado quando se utilizou 3 assinaturas temporais, no corte 78, quando restavam apenas 12 imagens no cubo (Tabela 2).

Figura 2. 4 - Kappas resultantes da classificação com os algoritmos MD, SAM e SCM, por corte, por combinação: 4C.3E; 4C.1E; 2C.3E; 2C.1E.



Org.: do Autor, 2018.

Para os classificadores SAM e SCM observam-se resultados semelhantes, com diferenças mínimas, sendo que os dados de melhor kappa e corte se repetem para esses classificadores. Na composição 2C.1E foi encontrado o melhor kappa, sendo de 0,738. Esse valor foi encontrado no corte 59, onde o cubo continha 31 imagens com cobertura de nuvens variando entre 0 e 3,45%. Entre as classificações com 4 classes, a que utilizou apenas uma assinatura temporal obteve maior kappa.

Tabela 2. 2 - Maior kappa por algoritmo (MD, SAM, SCM) e combinação.

Análise (a)	MD			
	4C.3E	4C.1E	2C.3E	2C.1E
Maior Kappa	0,544	0,532	0,632	0,755
Número do Corte	78	31	70	56
Número de imagens do cubo*	12	59	20	34
% de cobertura de nuvem **	0	54,13	0,07	5,62
Kappa no corte 0	0,24	0,33	0,41	0,53
Análise (b)	SAM/SCM			
	4C.3E	4C.1E	2C.3E	2C.1E
Maior Kappa SAM	0,516971	0,594528	0,661072	0,738362
Maior Kappa SCM	0,516997	0,594627	0,661100	0,738364
Número do corte	80	55	59	59
Número de imagens do cubo*	10	35	31	31
% de cobertura de nuvem**	0	5,91	3,45	3,45
Kappa no corte 0 - SAM	0,164525	0,249362	0,377521	0,404186
Kappa no corte 0 - SCM	0,161943	0,243831	0,376299	0,399313

* Número de imagens restantes no cubo após o corte. ** Máximo de porcentagem de cobertura de nuvem nas imagens do cubo resultante.

Org.: do Autor, 2018.

Dos três algoritmos o que obteve menor média de kappa foi o SCM (0,411), na combinação 4C.3E. (Tabela 3) O maior desvio padrão foi observado na mesma combinação, para os algoritmos SCM e SAM (0,103). Os maiores coeficientes de variação são observados para os algoritmos SCM e SAM, sendo todos acima de 12%. O menor coeficiente de variação é observado no algoritmo MD, na combinação 2C.1E.

Tabela 2. 3 - Análise das médias, desvio padrão e coeficiente de variação dos dados.

Algoritmo	Medidas	4C.3E	4C.1E	2C.3E	2C.1E
MD	Média	0,498	0,498	0,573	0,747
	Desvio padrão	0,044	0,027	0,069	0,024
	CV %	8,885	5,467	12,025	3,234
SAM	Média	0,412	0,498	0,575	0,66
	Desvio padrão	0,103	0,093	0,088	0,085
	CV %	25,09	18,77	15,24	12,94
SCM	Média	0,411	0,498	0,575	0,66
	Desvio padrão	0,103	0,094	0,088	0,086
	CV %	25,11	18,81	15,24	12,97

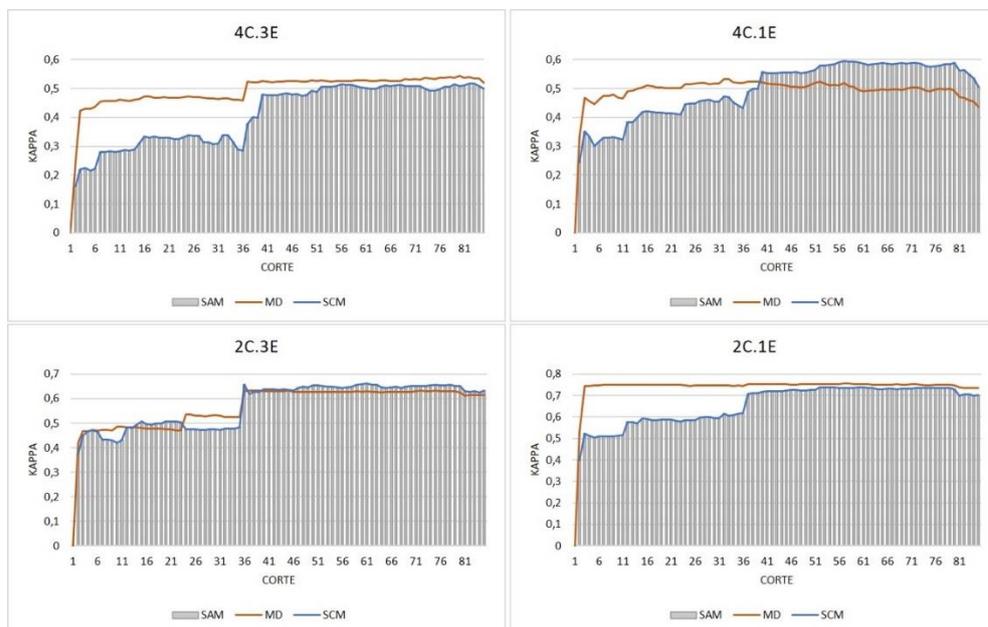
Org.: do Autor, 2018. MD (Mínima Distância); SAM (Spectral Angle Map); SCM (Spectral Correlation Map)

Na comparação entre a resposta dos classificadores para as diferentes combinações,

observa-se que a diferença entre os classificadores SAM e SCM não ficam evidenciadas (Figura 3). Nas combinações de duas classes (2C), observa-se um comportamento semelhante entre os algoritmos quando foram utilizadas 3 assinaturas temporais. Observa-se que o Kappa aumenta a cada corte e que os classificadores SAM e SCM conseguem superar o classificador MD. Quando foi utilizada apenas 1 assinatura temporal, o comportamento do classificador MD sofreu menos variação ao longo dos cortes, desde o primeiro corte, mantendo um alto valor de Kappa desde os primeiros cortes.

Nas combinações de quatro classes (4C) observa-se um comportamento inverso. Quando se utilizou 3 assinaturas temporais o classificador MD tem melhores kappas ao longo de todos os cortes, ainda que o valor máximo atingido seja 0,544. Quando se utilizou apenas uma assinatura temporal (4C.1E), os classificadores SAM e SCM respondem melhor, aumentando a cada corte, superando o classificador MD que se mantém praticamente estável ao longo dos cortes (coeficiente de variação de 5,46).

Figura 2. 5 - Comparação entre as combinações de 4 e 2 classes.



Org.: do Autor, 2018.

Na matriz de confusão do corte 80, algoritmo MD, 2 classes (Tabela 4) observa-se que nas combinações que utilizaram 3 assinaturas temporais, há maior confusão entre os pixels da classe “não floresta”.

Tabela 2. 4 - Matriz de confusão para as combinações com 2 classes, corte 80.

Corte 80		2C.3E		2C.1E		
MD	Não floresta	Floresta	kappa	Não floresta	Floresta	kappa
Não floresta	20692	1475	0.61	26966	3622	0.73
Floresta	12715	43518		6441	41371	
SAM	Não floresta	Floresta	kappa	Não floresta	Floresta	kappa
Não floresta	21575	1859	0.62	25332	3053	0.70
Floresta	11832	43134		8075	41940	
SCM	Não floresta	Floresta	kappa	Não floresta	Floresta	kappa
Não floresta	21575	1859	0.62	25332	3054	0.70
Floresta	11832	43134		8075	41939	

Org.: do Autor, 2018.

Nas combinações com 4 classes (Tabela 5), observa-se que para as classes água, cana e floresta há menor confusão quando há aumento do número de amostras.

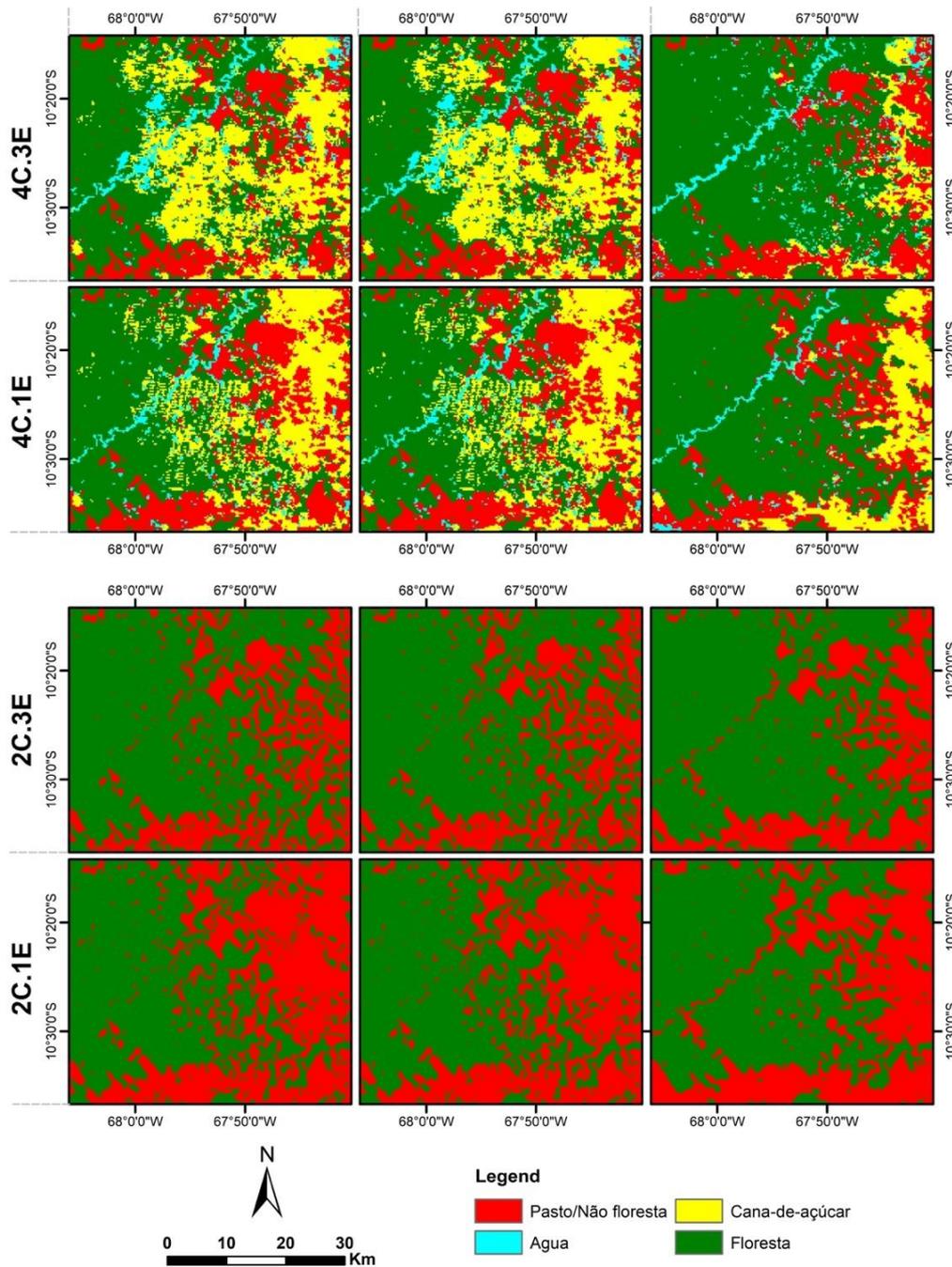
Tabela 2. 5 - Matriz de confusão nas combinações de 4 classes, corte 80.

Corte 80		4C.3E				4C.1E				
MD	Pasto	Água	Cana	Floresta	Kappa	Pasto	Água	Cana	Floresta	kappa
Pasto	16801	202	160	1038	0.53	13075	106	126	2738	0.51
Água	2814	181	34	963		1714	177	51	431	
Cana	2383	34	212	384		11253	151	249	424	
Floresta	10452	107	26	42609		6408	90	6	41401	
SAM	Pasto	Água	Cana	Floresta	kappa	Pasto	Água	Cana	Floresta	kappa
Pasto	16046	140	98	1155	0.51	18297	152	116	1809	0.56
Água	3976	263	89	1178		3783	240	75	866	
Cana	3469	36	145	978		3937	35	171	1132	
Floresta	8959	85	100	41683		6433	97	70	41187	
SCM	Pasto	Água	Cana	Floresta	kappa	Pasto	Água	Cana	Floresta	kappa
Pasto	16047	140	98	1155	0.51	18299	152	116	1809	0.56
Água	3976	263	89	1178		3782	240	75	866	
Cana	3469	36	145	978		3936	35	171	1132	
Floresta	8958	85	100	41683		6433	97	70	41187	

Org.: do Autor, 2018.

Observa-se nos resultados das classificações que no corte 35, houve grande confusão entre as classes com o pasto (Figura 2.6).

Figura 2. 6 - Resultado das classificações (SAM, SCM e MD) corte 35.



Org.: do Autor, 2018.

2.4 DISCUSSÃO

Nos testes realizados neste trabalho, foi possível observar que a manutenção das imagens com nuvem influencia o resultado das classificações. É perceptível que à medida em que estas imagens são retiradas, há uma melhora no resultado das classificações. No corte 0, ou

seja, na classificação do cubo com todas as imagens, encontrou-se os menores valores de kappa para todas as combinações, validando a forte influência da presença de nuvem nos resultados.

Para se atingir os melhores resultados nas classificações, os cubos mantiveram-se com de 10 a 35 imagens de todo o período, e a cobertura de nuvem foi mínima nesses cubos, variando de 0 a 5,91%. Dentre os resultados, a combinação 4C1E (algoritmo MD) apresentou uma exceção, sendo que o cubo de melhor kappa chegou a 59 imagens, com cobertura de nuvens variando de 0 a 53%. Apesar de não ser um excelente kappa (0,53), o resultado mostra que o algoritmo Mínima Distancia é menos sensível a presença de nuvens na série temporal. Outro dado que reforça esse fato é baixo coeficiente de variação em todas as combinações em comparação com os outros algoritmos utilizados.

Os valores de Kappa para os algoritmos testados variam com o número de classes utilizado. Quando o número de classes aumenta, o kappa diminui corroborando com os resultados encontrados em outros trabalhos (ABADE et al., 2015). Por outro lado, o aumento do número de amostras espectrais melhorou o resultado em parte das combinações, exigindo para tanto, um cubo com poucas imagens e cobertura mínima de nuvens. O uso do cubo temporal sem nenhum tipo de suavização dos espectros pode ter contribuído com este fato.

A escolha de 2 classes (floresta e não floresta) resultou em melhores kappas para todos os algoritmos. Quando o alvos possuem comportamentos espectrais diferentes, os algoritmos são mais eficientes, pois as curvas espectrais se diferem na série temporal, melhorando sua identificação (Santana et al. 2010).

Nos resultados para 4 classes, observou-se uma maior confusão dos alvos, reduzindo o índice kappa. As principais confusões ocorreram entre a classe cana-de-açúcar e pasto, fato observado em outros trabalhos com classificação de séries temporais envolvendo a cultura da cana (Xavier et al. 2006; Vicente et al. 2012).

No caso do município de Capixaba, onde existem grandes áreas de pasto em contraste ao cultivo de cana, a confusão entre os alvos é comum (Xavier et al. 2006). Por outro lado, isto pode ser explicado pelo fato de que a maioria das imagens disponíveis na série temporal são do período mais seco do ano (de junho a agosto), havendo pouquíssimas imagens disponíveis no período chuvoso. Logo os efeitos da sazonalidade na fenologia da vegetação não podem ser percebidos. Somado a isso, a colheita da cana ocorre nos períodos de junho e julho para a espécie cultivada no Estado do Acre (Amaral et al. 2001; Bardales et al. 2011). Assim, os perfis

temporais de cana apresentam comportamento semelhante ao de pasto, levando à confusão dos alvos.

As áreas de capoeira, ou seja, áreas desmatadas, anteriormente, mas que se encontram em estágio de regeneração, provocam a confusão dos alvos. Algumas áreas de cana têm seu período de colheita estendido para os meses posteriores a junho e julho, mantendo a cobertura vegetal durante o período de maior disponibilidade de imagens, tendo resposta espectral semelhante às áreas de capoeira.

A identificação da água, apesar de ser um alvo claramente distinto dos demais, foi influenciada pela resolução espacial do sensor. Os rios da área de estudo possuem uma extensão lateral estreita, que afeta a detecção de corpos nesta classe (Abade et al. 2015).

O melhor Kappa para as classificações que utilizaram 4 alvos foi de 0,59 para os algoritmos SAM e SCM, mostrando a habilidade destes algoritmos na separação de alvos, mesmo em condições de alta presença de ruídos. Apesar deste Kappa ser considerado um “bom” resultado, pode não atender às necessidades de estudos que exijam melhor detalhamento de informações.

Logo, na Amazônia, o estudo de séries temporais é limitado pela presença de nuvens, sendo possível obter boas classificações, exigindo, no entanto, a retirada de grande parte das imagens da série temporal. Os resultados ficam prejudicados pela não possibilidade de acompanhamento da fenologia da cobertura vegetal ao longo de todo o ano, prejudicando este tipo de classificação. A alternativa para isto seria o uso de sensores que sofram menos influência das questões atmosféricas como, por exemplo, as imagens de radar.

2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presença de nuvem em séries temporais na Amazônia influenciou a qualidade das classificações. A quantidade de amostras utilizadas, o número de classes e os algoritmos de classificação tem influência sobre o número máximo de imagens utilizadas para garantir os melhores resultados. O algoritmo Mínima Distância (MD) destacou-se dentre os testes de 2 classes, atingindo um Kappa considerado “muito bom”. Para os testes com 4 classes, os algoritmos SAM e SCM tiveram melhor desempenho. Os melhores Kappas foram encontrados em cubos temporais cujas imagens possuíam até 5% de cobertura de nuvem, sendo determinante para a escolha de imagens claras, livres de nuvens, para os estudos de séries temporais.

2.6 AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Programa de Pós-graduação em Geografia da Universidade de Brasília e ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Brasília.

2.7 REFERÊNCIAS

- ABADE, N. A. et al. Comparative analysis of MODIS time-series classification using support vector machines and methods based upon distance and similarity measures in the brazilian cerrado-caatinga boundary. **Remote Sensing**, v. 7, n. 9, p. 12160–12191, 2015.
- ACRE, G. DO E. DO. **Zoneamento Ecológico Econômico do Acre Fase II: documento síntese**. [s.l: s.n.].
- ALI, A.; DE BIE, C. A. J. M.; SKIDMORE, A. K. Detecting long-duration cloud contamination in hyper-temporal NDVI imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 24, n. 1, p. 22–31, 2013.
- AMARAL, E. F. et al. Aptidão do solos do Acre para o cultivo da cana-de-açúcar. **Comunicado Técnica Embrapa**, v. 143, p. 1–6, 2001.
- ARTAXO, P. et al. Atmospheric aerosols in Amazonia and land use change: from natural biogenic to biomass burning conditions. **Faraday Discussions**, v. 165, n. 0, p. 203–235, 2013.
- ASNER, G. P. Cloud cover in Landsat observations of the Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 18, p. 3855–3862, 2001.
- BARDALES, N. G. et al. **Zoneamento Agroclimático para Cultivo da Cana-de-açúcar em Três Municípios da Regional do Baixo Acre, Estado do Acre, Brasil**. Rio Branco: [s.n.].
- BRASWELL, B. H. et al. A multivariable approach for mapping sub-pixel land cover distributions using MISR and MODIS: Application in the Brazilian Amazon region. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, n. 2–3, p. 243–256, 2003.
- CÂMARA, G. et al. Análise espacial e geoprocessamento. **In: Gilberto Câmara; Clodoveu Davis; Antônio Miguel Vieira Monteiro (Org.). Introdução à ciência da geoinformação. São José dos Campos: INPE/DPI, 2002.**
- CHEN, G. et al. Spatiotemporal patterns of tropical deforestation and forest degradation in response to the operation of the Tucuruí hydroelectric dam in the Amazon basin. **Applied Geography**, v. 63, p. 1–8, 2015.
- CHEN, J. et al. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, n. 3–4, p. 332–344, 2004.

CONGALTONS, R. G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. **Remote Sensing of Environment**, p. 35–46, 1991.

DAAC, N. L. P.; FALLS, S. MODIS Land Products Quality Assurance Tutorial : Part-1 How to find , understand , and use the quality assurance information for MODIS land products. p. 1–17, 2014.

DE CARVALHO JUNIOR, O. A. et al. Classificação de padrões de savana usando assinaturas temporais ndvi do sensor modis no parque nacional chapada dos veadeiros. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 26, n. 4, p. 505–517, 2008.

DE CARVALHO JÚNIOR, O. A. et al. Combining Noise-Adjusted Principal Components transform and median filter techniques for denoising MODIS temporal signatures. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 30, n. 2, p. 147–157, 2012.

FITZ, P. R. **Geoprocessamento sem complicação**. São Paulo: Oficina de Textos, 2008.

FONSECA, L. M. G. **Processamento digital de imagens**. [s.l.] Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2000.

HANSEN, M. C. et al. Comparing annual MODIS and PRODES forest cover change data for advancing monitoring of Brazilian forest cover. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 10, p. 3784–3793, 2008a.

HANSEN, M. C. et al. A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change in the Congo Basin. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 5, p. 2495–2513, 2008b.

HILKER, T. et al. On the measurability of change in Amazon vegetation from MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 166, p. 233–242, 2015.

HUETE, A. et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1–2, p. 195–213, 2002.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. @**Cidades**. 2016a. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ac/panorama>>. Acesso em: novembro de 2018.

_____. **Produção Agrícola Municipal 2015**. Rio de Janeiro. 2016b. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/estadosat/perfil.php?sigla=ac>>. Acesso em: novembro de 2018.

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **PRODES: Desflorestamento nos Municípios da Amazônia Legal para o ano de 2017**. 2017. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/prodesdigital/prodesmunicipal.php>>. Acesso em: dezembro de 2018.

LI, L. et al. Monitoring the dynamics of surface water fraction from MODIS time series in a Mediterranean environment. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 66, n. November 2017, p. 135–145, 2018.

MARTINS, V. S. et al. Seasonal and interannual assessment of cloud cover and atmospheric constituents across the Amazon (2000–2015): Insights for remote sensing and climate analysis.

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, n. October 2017, p. 0–1, 2018.

MASSEY, R. et al. MODIS phenology-derived, multi-year distribution of conterminous U.S. crop types. **Remote Sensing of Environment**, v. 198, p. 490–503, 2017.

MELLO, M. P. et al. Spectral-temporal analysis by response surface applied to detect deforestation in the Brazilian Amazon. **2011 6th International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images, Multi-Temp 2011 - Proceedings**, n. 1, p. 89–92, 2011.

SANTANA, O. A. et al. Modelagem de espectros temporais NDVI-MODIS, no período de 2000 a 2008, na bacia do Rio Paracatu, Brasil. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 28, n. 1, p. 47–60, 2010.

SHELDON, S.; XIAO, X.; BIRADAR, C. Mapping evergreen forests in the Brazilian Amazon using MODIS and PALSAR 500-m mosaic imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 74, p. 34–40, 2012.

VERMOTE, E. F. MODIS Surface Reflectance User ' s Guide. **Orbit An International Journal On Orbital Disorders And Facial Reconstructive Surgery**, p. 1–40, 2011.

VICENTE, L. E. et al. Séries temporais de NDVI do sensor SPOT Vegetation e algoritmo SAM aplicados ao mapeamento de cana-de-açúcar. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira**, v. 47, n. 9, p. 1337–1345, 2012.

XAVIER, A. C. et al. Multi-temporal analysis of MODIS data to classify sugarcane crop. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 4, p. 755–768, 2006.

XAVIER, A. C.; VETTORAZZI, C. A.; MACHADO, R. E. Relação entre índice de área foliar e frações de componentes puros do modelo linear de mistura espectral, usando imagens Etm+/Landsat. **Engenharia Agrícola**, p. 421–430, 2004.

CAPÍTULO III - ANALYSIS OF MULTITEMPORAL COMPOSITING TECHNIQUES FROM REGULAR AND NON-REGULAR INTERVALS USING MODIS DAILY IMAGES IN THE AMAZON REGION WITH HIGH PERCENTAGE OF CLOUD COVER

One challenge in the study of optical remotely sensed time series in the Amazon is the constant cloud cover. The present study evaluates different compositing techniques using regular and non-regular intervals to obtain cloud-free images over large areas. The study area is the municipality of Capixaba in the State of Acre, belonging to the Amazon region. The tests considered four compositing algorithms (maximum, minimum, mean, and median) for daily MODIS sensor data (b1 and b2, 250m). The cloud mask and viewing angle constrain allowed to obtain information without atmospheric interference and closest to nadir view. The composite images from non-regular intervals presented higher percentage of cloud-free pixels. The mean and median methods provided better visual appearance of the images, corroborating with the homogeneity test. Therefore, composite images from non-regular intervals may be an appropriate alternative in places with constant cloud coverage.

Keywords: time series, remote sensing, Amazon Forest.

3.1. INTRODUCTION

One challenge in time series research using optical remote sensing in humid tropical regions is the constant cloud cover and aerosol interference (Asner 2001; Asner and Alencar 2010; Hilker et al. 2015). The cloud cover frequently depends on the season and the geographic position. The Amazon region has high rainfall rates (1,600 to 3,600mm annually) (Fisch et al. 1998; Ab'Sáber 2003) with three dry months (July to September) (Bi et al. 2016). During the rainy season, the cloud cover is almost constant, preventing to acquire images of the earth's surface (Asner 2001; Broich et al. 2009; Hilker et al. 2015). Furthermore, the difficulty persists in the dry season because of the recurrent burning events in the region that causes increased aerosol interference, despite the lower presence of clouds (Samanta et al. 2010, Daldegan et al. 2014,

Santana et al. 2018).

In the elimination of cloud and noise effects, the multitemporal compositing techniques and the data filtering are the two main methods applied to time series. Multitemporal compositing techniques establish the best clear-sky pixels from multiple scenes over a time interval to reduce artefacts and atmospheric effects (Qi and Kerr 1997). This procedure presents two main factors for analysis: the selection criteria of the best pixel and lag time dimension.

Several selection criterions of the best pixel have been proposed such as sorting data (maximum or minimum value) (Holben 1986; Cahoon et al. 1994) statistical approach (average all cloud-free pixels) (Meyer et al. 1995; Vancutsem et al. 2007), and view angle distribution (pixel closest to nadir) combined with quality flags (Van Leeuwen et al. 1999). In vegetation studies, one of the first methods used in NDVI time series was the maximum value composite that adopts the highest value within each period (Holben 1986; Potter and Brooks 1998). In contrast, the minimum value composite from NDVI data identified the lowest values being applied in the burned area detection (Cahoon et al. 1994).

The composite image quality depends on the appropriate specification of the lag time dimension. The image compositions may be unable to detect a specific phenomenon if the length of the lag time exceeds the cycle. There is no single lag time solution for different targets and locations. Various studies assess the remote sensing responses from different lag time dimensions, especially considering the composite MODIS products (8-day and 16-day composite products). The 16-day composite images have been used in phenology detection (Zhang et al. 2003; Sakamoto et al. 2005; Wardlow et al. 2006; Vintrou et al. 2012). Thus, specific strategies of composite procedure have been developed for different environments and purposes such as burned areas (Barbosa et al. 1998; Sousa et al. 2003; Chuvieco et al. 2005;

Chuvieco et al. 2008; Miettinen and Liew 2008), wetland and floodplain inundation (Chen et al. 2013), monitoring vegetation cover (Lloyd 1990; Zeng et al. 2000; Yang et al. 2011) and crop mapping (Xiao et al. 2002; Guindin-Garcia et al. 2012).

The proposed compositing methods adopt a uniformly distributed lag model. The main advantage of this distribution is to contain a detailed and continuous representation. Uniform intervals facilitate probabilistic analyses since the variation of a point and the capacity of its prediction are correlated with the length of the time interval. However, the complexity increases in environments with a high percentage of cloud coverage and heterogeneous distribution throughout the year. In this context, the data modelling based on uniform temporal distribution is impracticable due to the lack of data in certain periods. More flexible temporal distribution models should be studied to provide a possible representation of these locations. Nevertheless, time-series studies in remote sensing no have reported alternative procedures that best exploit existing data. Data distribution with non-regular intervals requires the definition of an adaptive lag dimension from data availability, describing a time structure that best takes advantage of existing information.

While conventional lag structure model is suitable for describing linear effects, they show some limitations when used to represent non-linear relationships. However, cloud contamination is still possible considering the localization and length of the time interval. The objective of this study is to analyse multitemporal image compositing criteria from daily MODIS time series in Amazon region, eliminating atmospheric interferences.

3.2. MATERIAL AND METHODS

Figure 3.1 presents a methodological flowchart containing the various processing steps: data acquisition, NDVI calculation, composite image elaboration using different techniques, and performance analysis.

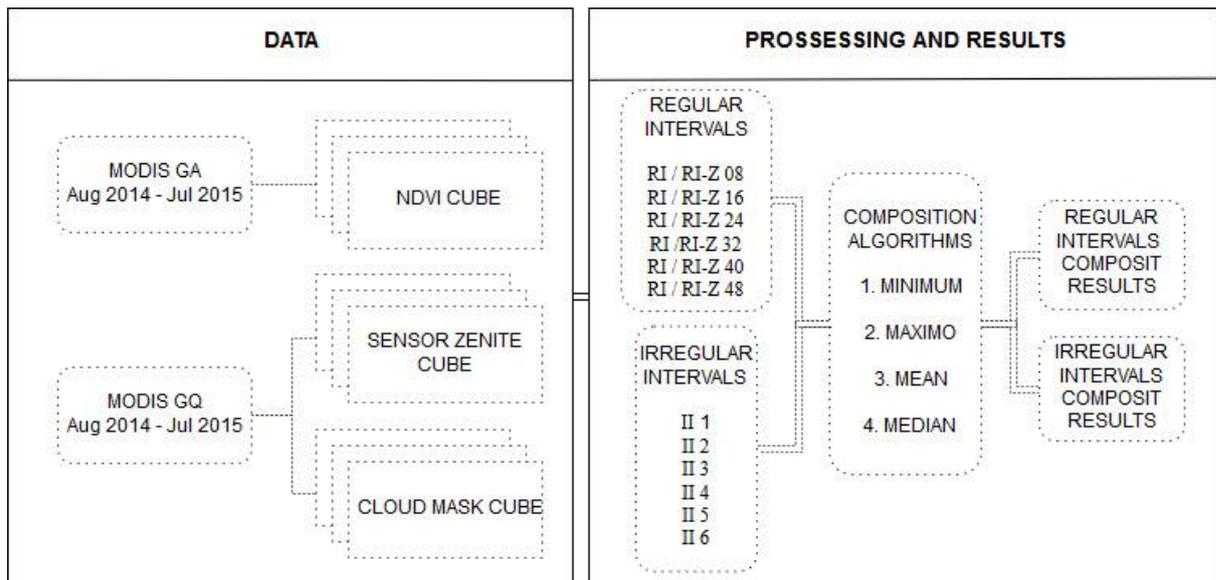


Figure 3. 1 - Methodological flowchart.

3.2.1 Study Area

The study area is the municipality of Capixaba, in the State of Acre, located in the Brazilian Western Amazon (**Figure 3.2**). The municipality occupied 170,257.70 hectares and was the second largest producer of sugarcane in the State of Acre in 2016, after the capital Rio Branco (IBGE 2016).

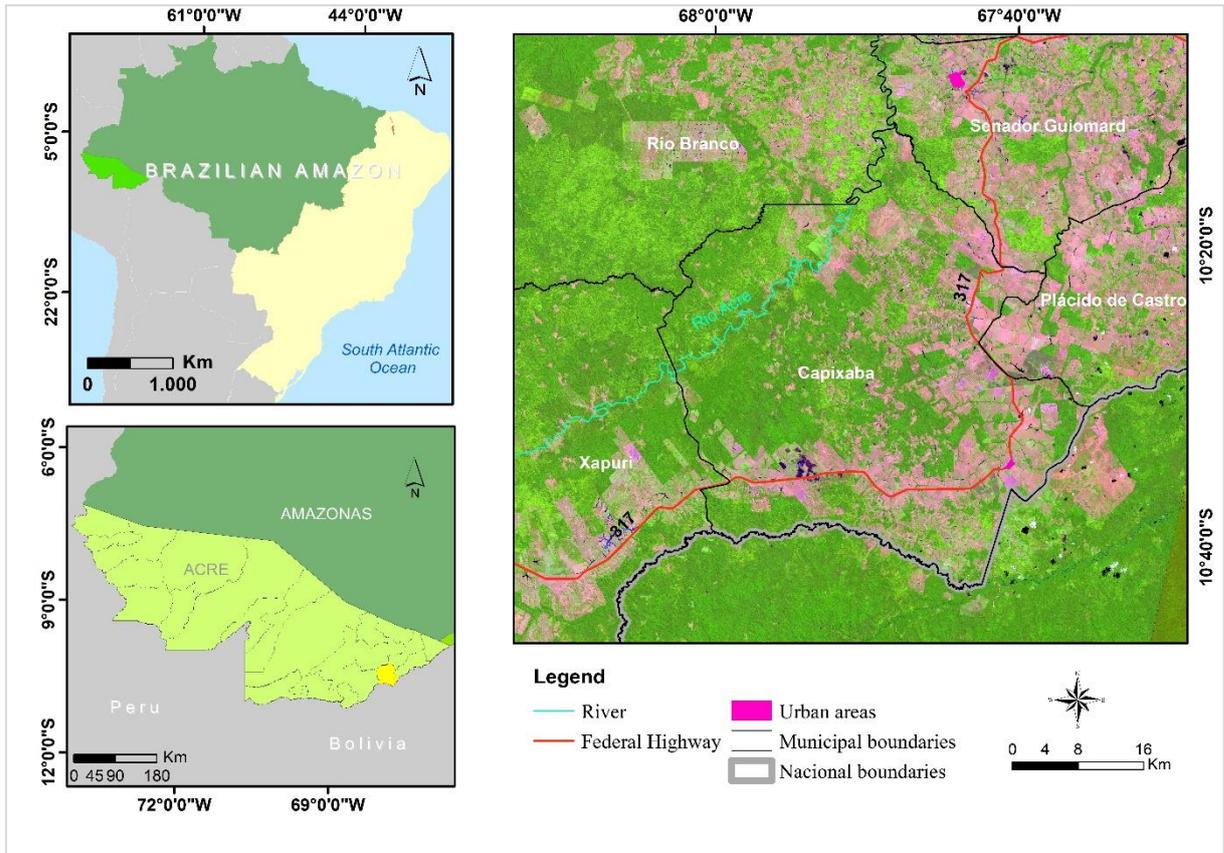


Figure 3. 2. Location map of the municipality of Capixaba, State of Acre, Brazil. Landsat 8 image of 08/08/2015 in RGB/654.

The climatic conditions of the region establish a constantly covered by clouds, possessing high relative humidity (76,2 – 89,49) throughout practically the whole year (INMET 2015) (**Figure 3. 3**). The average daily relative humidity in the rainy season is 88%, and the daily oscillation varies between 55 and 98%. During the dry period, the average is 75%, with a daily variation of 50 and 87% (Duarte 2006). The rainy season occurs from October to March and the wettest month is February. The dry season is from April to September and the driest month is June (Fisch et al. 1998; Duarte 2006). Cloud cover during the rainy season is between 7-9 days in 10 days and during drought is between 4-7 days in 10 days (Duarte 2006).

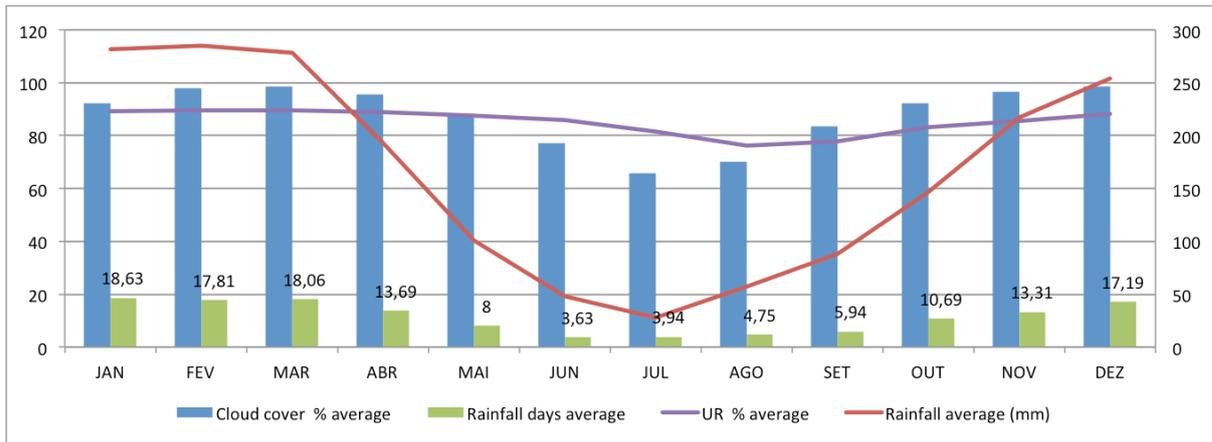


Figure 3.3. Climatic data for the period 2000-2015 in the State of Acre: rainfall, relative humidity, rainy days (National Institute of Meteorology - INMET), and cloud coverage data (average for the period 2000-2015 from band *state* from MOD09GA data).

3.2.2 MODIS images

The MODIS sensor has 36 spectral bands at 250-, 500- and 1000-m spatial resolutions and covers the entire planet almost daily to monitor the oceans, atmosphere, and land surface (Barnes et al. 1998; Giglio et al. 2016). MODIS images are available for free download by the National Aeronautics and Space Agency (NASA), containing corrections for atmospheric gases, aerosols, and cirrus clouds (Justice et al. 1998).

In this research, we selected the daily images of MODIS surface reflectance (MOD09GQ), relative to bands 1 and 2 (250-m resolution), and the data quality assessment (QA-state) of the MOD09GA product (1-km resolution) during the period from August 1, 2014, to July 31, 2015. The sinusoidal MODIS data in HDF format (over title h11v10) was converted to the GeoTIFF format, Geographic projection, and WGS84 Datum, using the MODIS Reprojection Tool (MRT) software (Dwyer and Schmidt 2006). The daily Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) calculation used the bands 1 (red) and 2 (near infrared).

Unfortunately, the Reflectance Band Quality of the MOD09GQ product (250-m resolution) does not have reliable information (Daac and Falls 2014). Therefore, we choose to use the State QA of the MOD09GA daily product, containing 16-bits binary string and 11 parameters: cloud state, cloud shadow, land/water flag, aerosol quantity, cirrus detected,

internal cloud algorithm flag, internal fire algorithm flag, MOD35 snow/ice flag, pixel is adjacent to cloud, BRDF correction performed, and internal snow mask. The 1 km reflectance data State QA is in decimal numbers, requiring conversion to the binary number for the selection of pixels of interest.

We elaborate a cloud-free mask, considering the following parameters: cloud state (clear), aerosol quantity (climatology, low and average), and land/water flag (land, shallow inland water, ephemeral water, deep inland water). The 1-km spatial resolution mask was resized to 250-m to be compatible with the surface reflectance images. The Sensor Zenith Angle (SZA) from MOD09GA (1km) product detected the observation closest to the SZA nadir, establishing specific geometry and shading conditions (Barbosa et al. 1998; Wolfe et al. 1998; Chuvieco et al. 2005; Li et al. 2016).

3.3.3 Multitemporal compositing techniques

We tested the following composite image algorithms: minimum (MIN), maximum (MAX), mean (MC), and median (MDN), considering regular and irregular interval configurations. The compositing technique from regular intervals (RI) adopted the following periods: 8 days, 16 days, 24 days, 32 days, 40 days, and 48 days (**Table 3.1**). The tests considered two situations: (a) only the cloud-free pixels; and (b) cloud-free pixels and SZA restriction to the interval between 0 and 40°(Miettinen and Liew 2008; Vancutsem and Defourny 2009).

Table 3.1. Composite images with regular intervals (RI).

Model 1 (RI) (cloud free pixels)	Model 2 (RI-Z) (cloud-free pixels + restricted zenith sensor angle)	Regular intervals
RI-8	RI-Z-8	8 days
RI-16	RI-Z-16	16 days
RI-24	RI-Z-24	24 days
RI-32	RI-Z-32	32 days
RI-40	RI-Z-40	40 days
RI-48	RI-Z-48	48 days

The irregular interval composite images adopted different composition intervals for dry seasons (April to September) and rainy (October to March) (**Table 3. 2**). The time lag in the

technique. However, this procedure tends to favor the MAX method because it has variations with low amplitudes and a division by the highest average. Therefore, the result may not prove the best image quality. In the minimization of this effect, we proposed to join the two methods by calculating the absolute of the subtraction between the CV images (reference and composite images). The homogeneity analyses considered only the 100% cloud-free pixel images for each test developed (RI-8, RI-16, RI-24, RI-32, RI-40, and RI-48).

3.4. RESULTS

The cloud mask time series contained 365 images (August 2014 / July 2015), of which 207 images had total cloud coverage (56.71%) and 81 images (22,19%) ranging from 81 to 99.99% cloud coverage (**Figure 3.4**). Therefore, approximately 80% of the images emphasized the strong presence of clouds in the region and the cloud-free images were poorly distributed throughout the year. Cloud cover intensified in the months of the rainy season between October and March, while the lowest cloud cover occurred in the period from June to September.

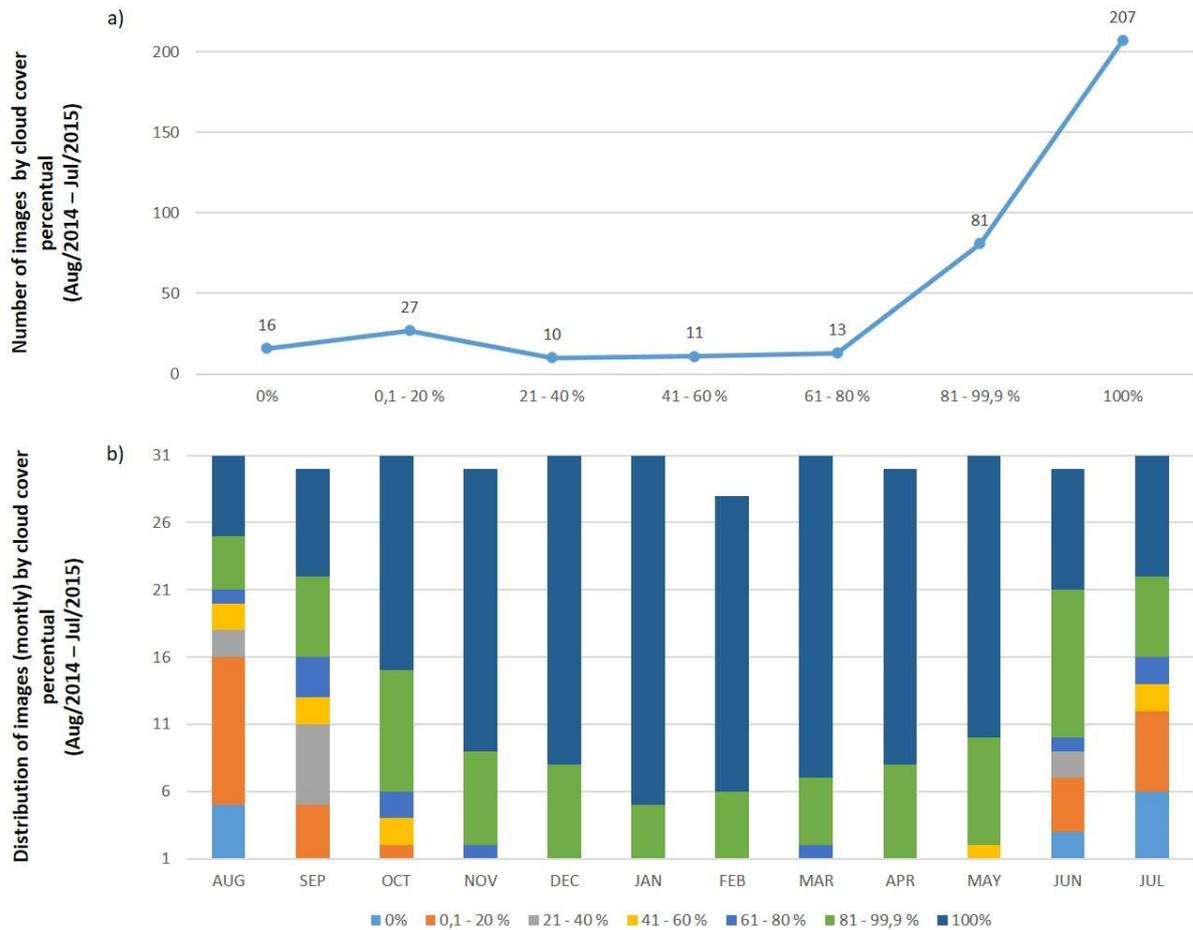


Figure 3. 4. Percentage cloud statistics within the time series (August 2014 to July 2015): (a) total images per percentage of cloud cover; and (b) monthly distribution of cloud cover percentage.

In the time series analyzed, the maximum cloud cover range without interruption at one pixel was 244 days (**Figure 5A**). Meanwhile, the maximum cloud-free range without interruption at one pixel was eight days (**Figure 5B**). The frequency of cloud coverage varies spatially (**Figure 5C**). The maximum number of cloud-free pixels throughout the time series was 75 (with or without interruption).

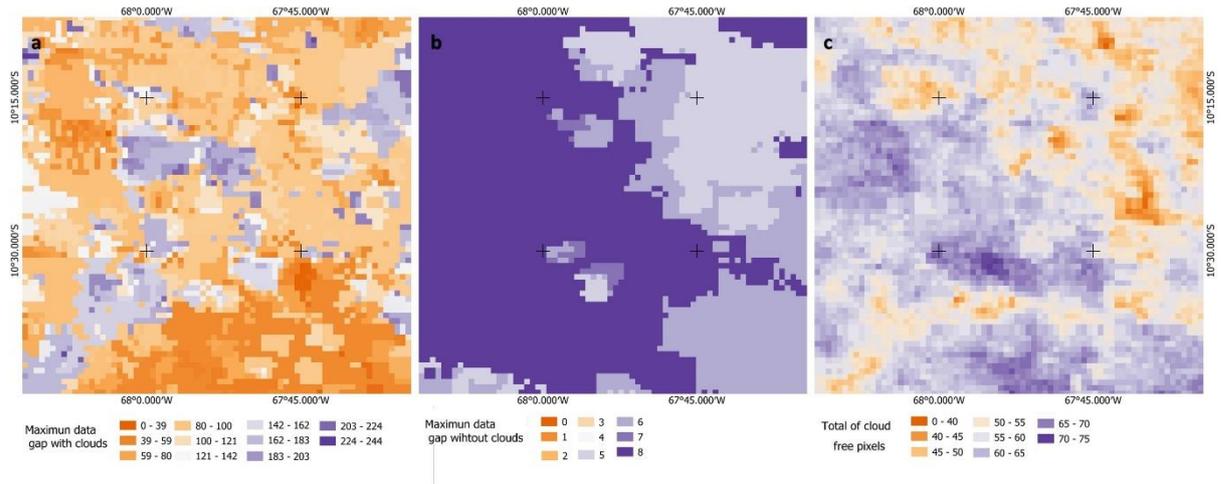


Figure 3. 5. Images of statistics per pixel from the daily cloud coverage mask (August 2014 to July 2015): (a) maximum range of consecutive days with cloud coverage; (b) maximum interval of consecutive days with cloud-free pixels; (c) total cloud-free pixels.

3.4.1 Composite images with regular intervals

In the 8-day composite images (RI-8), 11 images have 100% information from a total of 45 images, representing 24.4% (**Table 3.3**). SZA restriction decreases to 7 (15,6%) images. Most of the resulting images have up to 20% of the information.

Table 3.3. Distribution of the number of composite images using regular intervals (IR) by percentage of valid observations The Z models represent the results with viewing angle constrain (0 – 40°).

Models	Total composite imagens	Distribution of the number of composite images (and their respective percentage) by the percentage of pixels with valid data					
		0 - 20%	21 - 40%	41 - 60%	61 - 80%	81 - 99%	100%
RI-8	45	20 (0.44%)	6 (0.13%)	4 (0.09%)	0 (0.00%)	4 (0.09%)	11 (24.4%)
RI-Z-8		23 (0.51%)	4 (0.09%)	4 (0.09%)	1 (0.02%)	6 (0.13%)	7 (15.6%)
RI-16	22	7 (0.16%)	3 (0.07%)	3 (0.07%)	1 (0.02%)	2 (0.04%)	6 (27.3%)
RI-Z-16		10 (0.22%)	1 (0.02%)	3 (0.07%)	1 (0.02%)	2 (0.04%)	5 (22.7%)
RI-24	15	4 (0.09%)	0 (0.00%)	3 (0.07%)	1 (0.02%)	2 (0.04%)	5 (33.3%)
RI-Z-24		4 (0.09%)	2 (0.04%)	2 (0.04%)	1 (0.02%)	2(0.04%)	4 (26.7%)
RI-32	11	1 (0.02%)	3 (0.07%)	1 (0.02%)	0 (0.00%)	2 (0.04%)	4 (36.4%)
RI-Z-32		3 (0.07%)	1 (0.02%)	2 (0.04%)	1 (0.02%)	1 (0.02%)	3 (27.3%)
RI-40	9	0 (0.00%)	1 (0.02%)	3 (0.07%)	0 (0.00%)	2 (0.04%)	3 (33.3%)
RI-Z-40		1 (0.02%)	1 (0.02%)	2 (0.04%)	0 (0.00%)	3 0.07	2 (22.2%)
RI-48	7	0 (0.00%)	1 (0.02%)	2 (0.04%)	0 (0.00%)	1 (0.02%)	3 (42.9%)
RI-Z-48		1 (0.02%)	1 (0.02%)	1 (0.02%)	1 (0.02%)	1 (0.02%)	2 (28.6%)

The RI-16 model resulted in 22 images of which only 6 (27.3%) had 100% of information. The RI-24 and RI-32 tests resulted in 5 (33.3%) and 4 (36.4%) cloudless images. The RI-40 and RI-48 models resulted in only 3 images with 100% valid observations. The RI-48 test produced the highest proportion of images with valid observations, with 42.9% of the total. Tests with viewing angle constrain (RI-Z) presented fewer images with 100% valid observations in all periods. The RI-Z-8 test showed the highest proportion of cloudless images (2 of 7 images). Both tests (RI- and RI-Z) obtained images with a percentage of 80 to 99% of cloudless pixels (**Figure 3.6**).

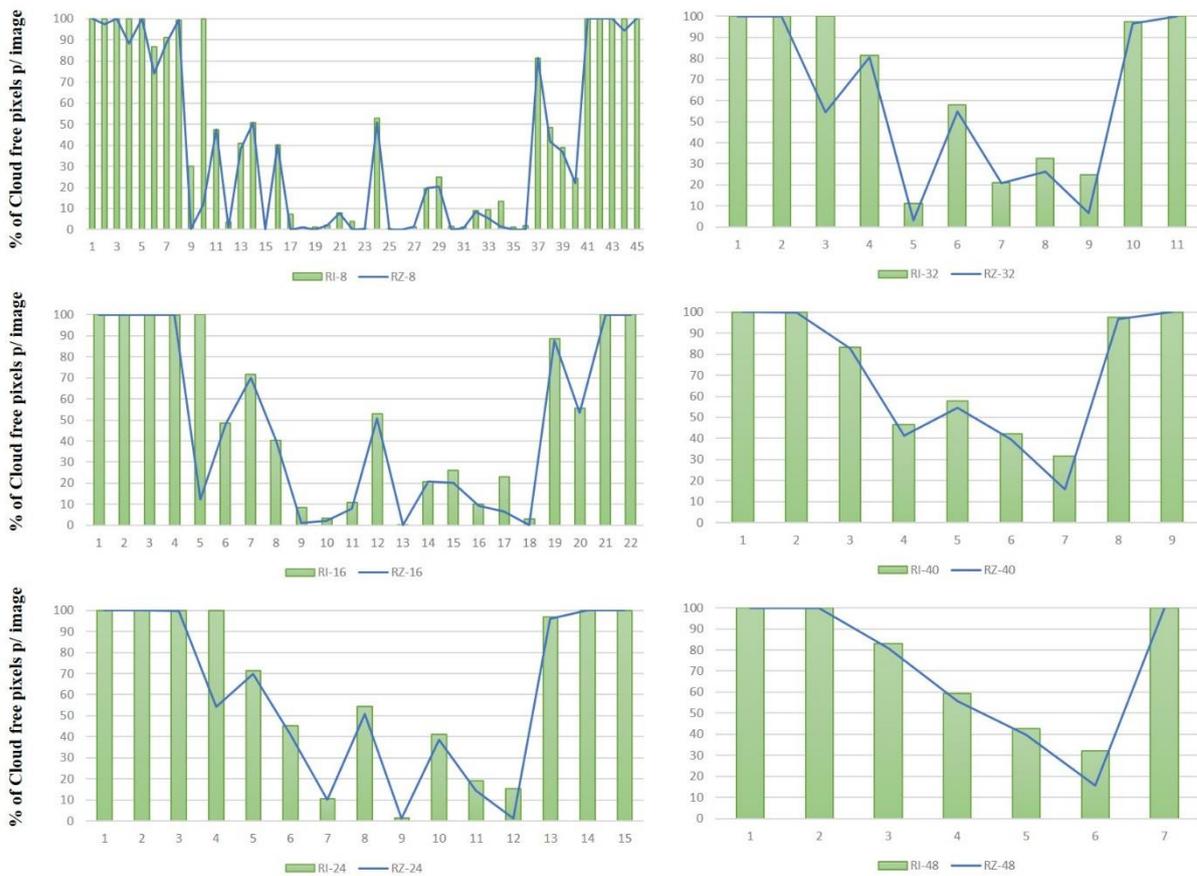


Figure 3.6. Comparison between compositions with regular intervals (with and without the use of zenith sensor angle restriction) considering the percentage of valid pixels in the composition.

The highest percentage of free pixels occurred in the driest months (August/September 2014 and June/July 2015), which provides good composite images with shorter time intervals (**Table 3.4**). The first image (August/2014) had 55.9% of valid observations in 4 images, 37%

CI 37	78.6	2.7	0	0	0	0	0	0	81.4
CI 38	46.7	1.7	0	0	0	0	0	0	48.4
CI 39	34.9	3.3	0.5	0	0	0	0	0	38.8
CI 40	18.2	5.7	0.3	0	0	0	0	0	24.2
CI 41	0	0	0	22.2	75.3	2.5	0	0	100
CI 42	0	1.9	20.8	57	17.5	2.8	0	0	100
CI 43	12.5	46.8	39.9	0.7	0	0	0	0	100
CI 44	5.7	73.4	19.7	1.2	0	0	0	0	100
CI 45	0	0	0	0.5	26.4	63.1	9.9	0	100

In the comparison among the compositing techniques, the analysis using the difference between the composite and the reference image obtained a complete supremacy of the MDN method that reached the lowest values in all the simulations (**Table 3.5**). The second-best performance was MC for all simulations using RI and RI-Z data.

Table 3.5. Averages of subtraction between reference and composition images

TEST	MAX	MIN	MC	MDN
RI-8	10.76	1.64	3.33	1.50
RI-16	11.05	3.82	2.28	1.33
RI-24	11.07	4.28	2.29	1.35
RI-32	11.62	6.79	2.03	1.49
RI-40	11.82	9.09	9.09	1.64
RI-48	11.15	6.33	2.12	1.41
Average RI	11.24 (4)	5.32(3)	3.52(2)	1.45 (1)
RZ-8	0.85	1.19	0.94	0.85
RZ-16	2.45	2.98	1.20	0.91
RZ-24	2.91	3.44	1.26	0.92
RZ-32	2.69	5.26	1.55	1.23
RZ-40	2.73	7.46	2.18	1.70
RZ-48	3.65	5.11	1.42	1.01
Average RZ	2.55 (3)	4.24(4)	1.43(2)	1.10(1)

As expected, the heterogeneity analysis demonstrated that the MAX method obtained the lowest CV for all the simulations (**Table 3.6**). However, visual inspection clearly demonstrated that the lower CV does not necessarily express an improvement in image quality. The MAX image presented noisy artifacts and eliminated important natural features like river line (**Figure 3.7**). Therefore, high, or low CV values may represent quality loss and should be calibrated by a reference value. As in the direct subtraction between the reference and

composite images, the results of the subtraction of the CV images also showed superior results for the MDN method.

Table 3.6. Average homogeneity values (std/mean*100) considering composite images at regular intervals without and with reference subtraction.

TEST	Normal				reference subtraction			
	MAX	MIN	MC	MDN	MAX	MIN	MC	MDN
RI-8	3.52	5.97	3.99	4.08	1.97	0.82	1.41	1.18
RI-16	3.31	6.90	3.88	4.00	2.06	2.21	1.19	1.00
RI-24	3.19	7.40	3.80	3.88	1.85	4.00	1.25	1.22
RI-32	3.17	8.31	3.88	3.95	2.19	4.27	1.21	1.11
RI-40	2.99	9.31	3.80	3.92	2.17	4.84	1.13	1.08
RI-48	2.95	9.54	3.79	3.91	2.09	5.22	1.18	0.96
<i>Average RI</i>	3.19	7.91	3.86	3.96	2.05	3.56	1.23	1.09
RI-Z-8	4.79	5.78	5.05	5.08	0.62	0.56	0.51	0.49
RI-Z-16	4.75	6.71	5.16	5.14	0.88	1.41	0.54	0.44
RI-Z-24	4.49	7.28	5.02	5.04	1.08	3.55	1.46	1.43
RI-Z-32	4.21	8.05	4.98	4.98	0.95	2.93	0.63	0.52
RI-Z-40	3.96	8.01	4.77	4.79	0.98	3.86	0.77	0.65
RI-Z-48	3.93	8.65	4.63	4.57	1.17	4.22	0.74	0.50
<i>Average RIZ</i>	4.36	7.41	4.94	4.93	0.94	2.75	0.77	0.67

These results corresponded to the visual inspection, with the MDN and MC methods resulted in more homogeneous (**Figures 3.7 E, G**). Meanwhile, the MIN and MAX methods resulted in more heterogeneous composite images containing the presence of atmospheric and noisy effects. (**Figures 3.7 A, C**). The SZA restriction resulted in more homogeneous images according to the methods of subtraction and visual inspection (**Table 3.5 and 3.6**).

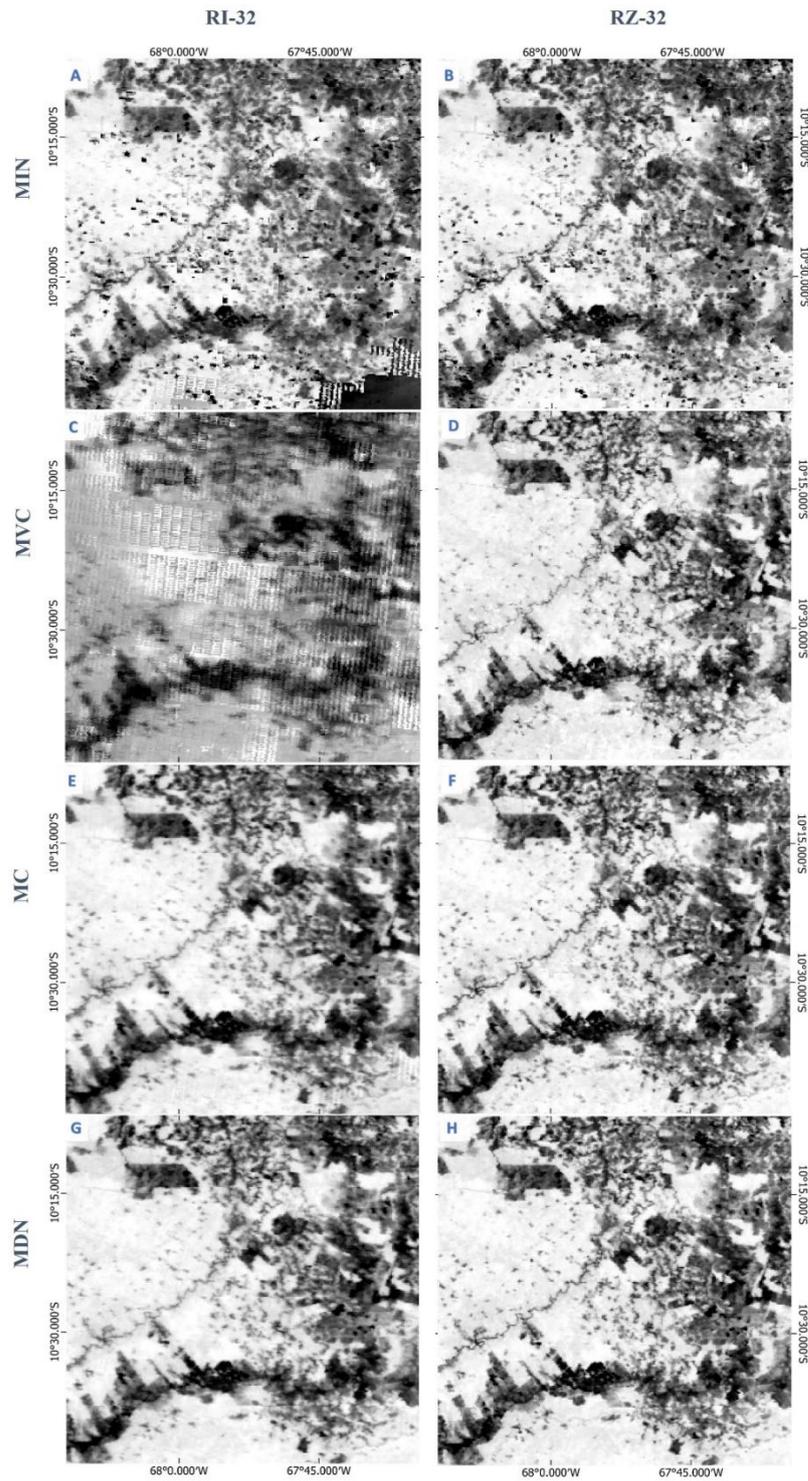


Figure 3.7. First 32-day composite image for the 4 methods (MIN, MAX, MC, MDN), considering L32 (A, C, E, G) and LZ32 (B, D, F, H) tests.

Img 13/Jan	9.8	0.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10.4
Img 14/Jan	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4
Img 15/Feb	51.4	1.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52.9
Img 16/Feb	1.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.4
Img 17/Mar	19.9	2.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22.1
Img 18/Mar	21.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21.7
Img 19/Apr	1.1	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.2
Img 20/Apr	14	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14.2
Img 21/Apr	5.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5.3
Img 22/May	13.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13.7
Img 23/May	1.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.7
Img 24/May	51.8	32.6	3.3	0	0	0	0	0	0	0	0	87.7
Img 25/Jun	37.7	4.9	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	42.8
Img 26/Jun	19.9	5.8	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	26.1
Img 27/Jun	0	0	0	0.8	10.2	26.3	60.1	2.5	0	0	0	100
Img 28/Jul	0	1	15.3	60.8	19.9	3	0	0	0	0	0	100
Img 29/Jul	4.8	40.8	43.1	10.2	1.1	0	0	0	0	0	0	100
Img 30/Jul	0	0	0	0.5	26.4	63.1	9.9	0	0	0	0	100

The persistence of cloud cover occurs in the first months of the dry season (mainly in April), while images with 100% valid observations occur in the transition between dry and rainy seasons (October) (**Figure 3.8**).

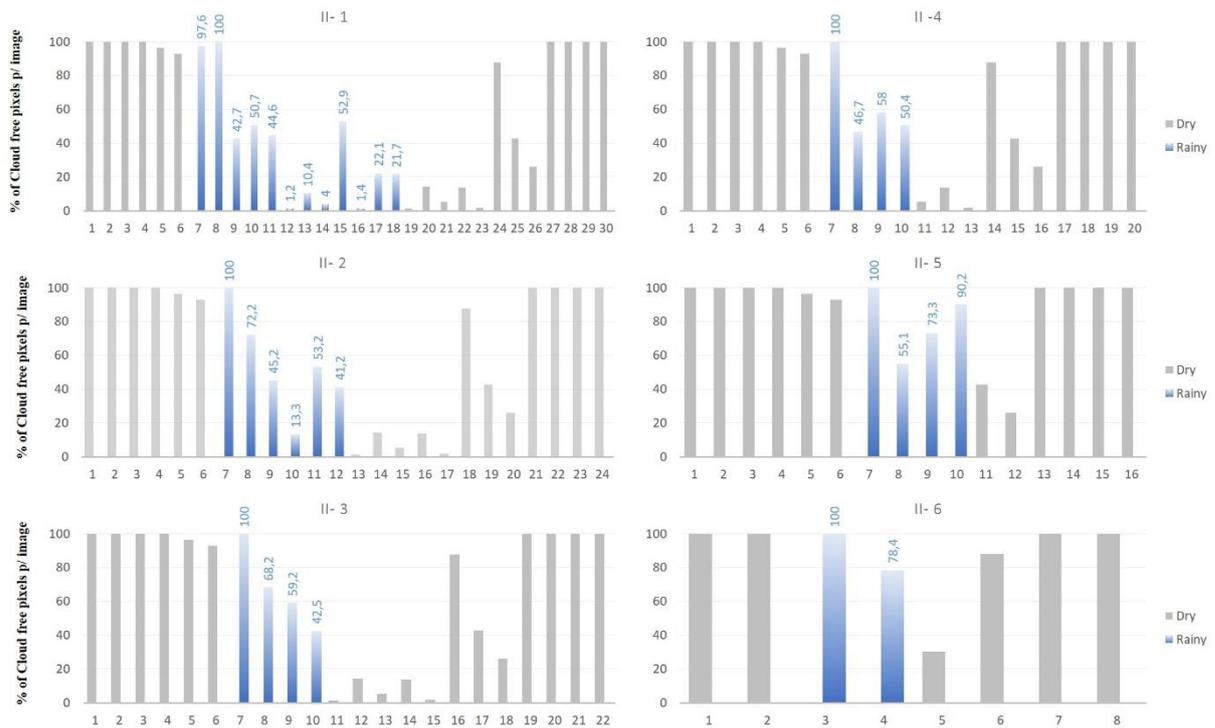


Figure 3. 8. Results of composite images with irregular intervals considering the percentage of valid observations in each composition.

The test II-6 at intervals of 90 days for the rainy season and 30 days for the dry season presented the first composite image of the rainy season with 100.00% of valid observations and the second with 78.1% (**Figure 3.8**). However, the third composite image presented only 18.8% of valid observations, evidencing that the months of April and May concentrate significant cloud cover. In all the tests there were images with proportions of information between 81 and 99.9%, representing possibility for use.

Comparison of the compositing methods demonstrated that the II tests obtained the same results as the RI tests. The method MDN and the use of SZ constraint obtained superior results in the methods of subtraction and visual inspection.

3. 5. DISCUSSION

The study area presents a severe restriction of valid observations during the year, containing pixels with 244 days without visibility of the earth's surface. In this case, the viable alternative

is the long-term composite images with a period of at least 30 days (Miettinen and Liew 2008; Vancutsem and Defourny 2009). In regular periods most of the composite images in the rainy season reach less than 50% of cloud-free pixels. With the increase of the periods used, it was not guaranteed the increase of this percentage for all the compositions in the rainy period. Thus, the use of multitemporal compositing techniques at regular intervals significantly reduces the amount of data throughout the year, since the rainy period controls the lag time extension. Our proposed solution to this problem is the use of composite images with irregular intervals between rainy and dry periods, obtaining greater quantity and quality of images during the year. Therefore, the customized approach becomes necessary to find a balance and a consistency of spatial and temporal data in areas with high cloud cover. Both composite images with regular and irregular intervals had 80% to 99.9% of valid observations, being suitable for land use/land cover studies since images with up to 30% cloud cover are adequate for this purpose (Asner 2001)

According to other researches, an essential factor for the quality of composite images is the restriction of the angle of the zenith sensor (Chuvieco et al. 2005; Vancutsem, Pekel, et al. 2007). Therefore, the combination of the multitemporal compositing technique and the selection of pixels with quality control produces images with greater spatial consistency and better reflectance and texture distributions, resulting in a better visual aspect (Vancutsem, Pekel, et al. 2007; Vancutsem, Bicheron, et al. 2007). Despite the improvement in image quality, this criterion further reduces the amount of available data. Thus, the application of this criterion can be restricted to drought months, where there is a higher intensity of valid observations.

Homogeneity analysis using only the CV data does not adequately represented the image quality. In the present research, the comparison with reference data demonstrated results consistent with the visual inspection. Statistical metrics of central values presented images of better quality and greater spatial consistency, this result is evidenced by other researches (e.g., Vancutsem et al. 2007). In general, the selection of extreme values (minimum or maximum) favors specific studies, for example burned area detection (Sousa et al. 2003; Chuvieco et al. 2005). The combination of pixel quality control plus the zenith angle restriction brought better image quality widely described in the literature (Miettinen & Liew 2008).

3.6. CONCLUSION

The present study evaluated compositing algorithms for MODIS data in the Amazon region considering the following factors: angular effects and atmospheric conditions; statistical procedure to establish the composite value (maximum, minimum, mean, and median); and temporal interval. Despite reducing the number of data available, the selection of cloudless pixels and with sensor zenith angle between 0 and 40° allowed to acquire homogenized images with reduction of artifacts and atmospheric effects. Among the statistical methods, the median value presented the best results. The composite images using regular intervals did not allow to overcome the high frequency of cloud cover of the region. Under these conditions, we proposed alternatively the use of irregular intervals for the composite images, adjusting the data availability. This method was more efficient in providing more data, especially in the rainy season. Customizing the composite image period allows users greater flexibility to overcome the high cloud cover for long periods.

3.7. ACKNOWLEDGMENTS

The authors are grateful the Department of Geography of the University of Brasilia and Federal Institute of Brasília (IFB) for logistical support.

3.8. DECLARATION OF INTEREST STATEMENT

The authors declare no conflicts of interest.

3.9. REFERENCES

- Ab'Sáber A. 2003. Os domínios de natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas. [The domains of nature in Brazil: landscape potential] 12th ed. São Paulo: Ateliê Editorial.
- Asner GP. 2001. Cloud cover in Landsat observations of the Brazilian Amazon. *Int J Remote Sens.* 22:3855–3862.
- Asner GP, Alencar A. 2010. Drought impacts on the Amazon forest: the remote sensing perspective. *New Phytol.* 187:569–578.
- Barbosa PM, Pereira JMC, Grégoire J-M. 1998. Compositing Criteria for burned area assessment using multitemporal low resolution satellite data. *Remote Sens Environ.* 65:38–

49.

Barnes WL, Pagano TS, Salomonson VV. 1998. Prelaunch characteristics of the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) on EOS-AM1. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* 36:1088–1100.

Bi J, Myneni R, Lyapustin A, Wang Y, Park T, Chi C, Yan K, Knyazikhin Y. 2016. Amazon Forests' response to droughts: a perspective from the MAIAC product. *Remote Sens.* 8:356.

Broich M, Stehman S V., Hansen MC, Potapov P, Shimabukuro YE. 2009. A comparison of sampling designs for estimating deforestation from Landsat imagery: A case study of the Brazilian Legal Amazon. *Remote Sens Environ.* 113:2448–2454.

Cahoon DR, Stocks BJ, Levine JS, Cofer WR, Pierson JM. 1994. Satellite analysis of the severe 1987 forest fires in northern China and southeastern Siberia. *J Geophys Res.* 99:18627.

Chen Y, Huang C, Ticehurst C, Merrin L, Thew P. 2013. An evaluation of MODIS daily and 8-day composite products for floodplain and wetland inundation mapping. *Wetlands.* 33:823–835.

Chuvieco E, Opazo S, Sione W, Valle H, Anaya J, Bella D, Cruz I, Manzo L, López G, Mari N, et al. 2008. Global burned-land estimation in Latin America using MODIS composite data. *Ecol Appl.* 18(1):64–79.

Chuvieco E, Ventura G, Martín MP, Gómez I. 2005. Assessment of multitemporal compositing techniques of MODIS and AVHRR images for burned land mapping. *Remote Sens Environ.* 94:450–462.

Cihlar J, Manak D. 1994. Evaluation of compositing algorithms for AVHRR data over land. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* 32:427–437.

Daac NLP, Falls S. 2014. MODIS Land products quality assurance tutorial : Part-1. Sioux Falls (SD): USGS EROS Center, p. 1–17.

Daldegan GA, de Carvalho Júnior AO, Guimarães RF, Gomes RAT, Ribeiro FDF, McManus C. 2014. Spatial patterns of fire recurrence using remote sensing and GIS in the Brazilian Savanna: Serra do Tombador Nature Reserve, Brazil. *Remote Sens.* 6:9873-9894.

Duarte AF. 2006. Aspectos da climatologia do Acre, Brasil, com base no intervalo 1971-2000 [Aspects of the climatology of Acre, Brazil, based on the interval 1971-2000]. *Rev Bras Meteorol.* 21:308–317.

- Dwyer J, Schmidt G. 2006. The MODIS Reprojection Tool. In: Qu JJ, Gao W, Kafatos M, Murphy RE, Salomonson VV, editors. Earth science satellite remote sensing. Berlin: Springer; p. 162–177.
- Fisch G, Marengo JA, Nobre CA. 1998. Uma revisão geral sobre o clima da Amazônia. [A general review on the climate of the Amazon]. *Acta Amaz.* 28(2):101-126.
- Giglio L, Schroeder W, Justice CO. 2016. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sens Environ.* 178:31–41.
- Guindin-Garcia N, Gitelson AA, Arkebauer TJ, Shanahan J, Weiss A. 2012. An evaluation of MODIS 8- and 16-day composite products for monitoring maize green leaf area index. *Agric For Meteorol.* 161:15–25.
- Hilker T, Lyapustin AI, Hall FG, Myneni R, Knyazikhin Y, Wang Y, Tucker CJ, Sellers PJ. 2015. On the measurability of change in Amazon vegetation from MODIS. *Remote Sens Environ.* 166:233–242.
- Holben BN. 1986. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. *Int J Remote Sens.* 7:1417–1434.
- [IBGE] Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (BR). 2016. Pesquisa de informações básicas municipais - cidades. [Search by basic municipal sources - cities]. Rio de Janeiro (RJ): IBGE. [accessed 2018 Dec 15]. <https://cidades.ibge.gov.br/>.
- [INMET] Instituto Nacional de Meteorologia (BR). 2015. BDMEP - Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa. [Meteorological Database for Teaching and Research]. Brasília (DF): INMET [accessed 2018 Dec 15]. <http://www.inmet.gov.br/>.
- Justice CO, Vermote EF, Townshend JRG, Defries RS, Roy DP, Hall DK, Salomonson V V, Privette JL, Riggs G, Strahler AH, et al. 1998. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* 36:1228–1249.
- Van Leeuwen WJD, Huete AR, Laing TW. 1999. MODIS vegetation index compositing approach: A prototype with AVHRR data. *Remote Sens Environ.* 69:264–280.
- Li H, Li X, Xiao P. 2016. Impact of sensor zenith angle on MOD10A1 data reliability and modification of snow cover data for the Tarim River Basin. *Remote Sens.* 8:1–18.
- Lloyd D. 1990. A phenological classification of terrestrial vegetation cover using shortwave vegetation index imagery. *Int J Remote Sens.* 11:2269–2279.

- Meyer D, Verstraete M, Pinty B. 1995. The effect of surface anisotropy and viewing geometry on the estimation of NDVI from AVHRR. *Remote Sens Rev.* 12:37–41.
- Miettinen J, Liew SC. 2008. Comparison of multitemporal compositing methods for burnt area detection in Southeast Asian conditions. *Int J Remote Sens.* 29:1075–1092.
- Potter CS, Brooks V. 1998. Global analysis of empirical relations between annual climate and seasonality of NDVI. *Int J Remote Sens.* 19(15):2921–2948.
- Qi J, Kerr Y. 1997. On current compositing algorithms. *Remote Sens Rev.* 15:235–256.
- Sakamoto T, Yokozawa M, Toritani H, Shibayama M, Ishitsuka N, Ohno H. 2005. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. *Remote Sens Environ.* 96:366–374.
- Samanta A, Ganguly S, Hashimoto H, Devadiga S, Vermote E, Knyazikhin Y, Nemani RR, Myneni RB. 2010. Amazon forests did not green-up during the 2005 drought. *Geophys Res Lett.* 37:1–5.
- Santana NC, De Carvalho Júnior AO, Gomes RAT, Guimarães RF. 2018. Burned-Area Detection in Amazonian Environments Using Standardized Time Series Per Pixel in MODIS Data. *Remote Sens.* 10:1904.
- Sousa AMO, Pereira JMC, Silva JMN. 2003. Evaluating the performance of multitemporal image compositing algorithms for burned area analysis. *Int J Remote Sens.* 24:1219–1236.
- Vancutsem C, Bicheron P, Cayrol P, Defourny P. 2007. An assessment of three candidate compositing methods for global MERIS time series. *Can J Remote Sens.* 33:492–502.
- Vancutsem C, Defourny P. 2009. A decision support tool for the optimization of compositing parameters. *Int J Remote Sens.* 30:41–56.
- Vancutsem C, Pekel J -F., Bogaert P, Defourny P. 2007. Mean Compositing, an alternative strategy for producing temporal syntheses. Concepts and performance assessment for SPOT VEGETATION time series. *Int J Remote Sens.* 28:5123–5141.
- Vintrou E, Soumaré M, Bernard S, Bégué A, Baron C, Lo Seen D. 2012. Mapping Fragmented Agricultural Systems in the Sudano-Sahelian Environments of Africa Using Random Forest and Ensemble Metrics of Coarse Resolution MODIS Imagery. *Photogramm Eng Remote Sens.* 78:839–848.
- Wardlow BD, Kastens JH, Egbert SL. 2006. Using USDA crop progress data for the

evaluation of greenup onset date calculated from MODIS 250-meter data. *Photogramm Eng Remote Sens.* 72:1225–1234.

Wolfe RE, Roy DP, Vermote E. 1998. MODIS land data storage, gridding, and compositing methodology: Level 2 grid. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* 36:1324–1338.

Xiao X, Boles S, Froking S, Salas W, Moore III B, Li C, He L, Zhao R. 2002. Landscape-scale characterization of cropland in China using vegetation and Landsat TM images. *Int J Remote Sens.* 23:3579–3594.

Yang Z, Di L, Yu G, Chen Z. 2011. Vegetation condition indices for crop vegetation condition monitoring. *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*; Jul 24-29; Vancouver, BC, Canada. IEEE. p. 3534-3537.

Zeng X, Dickinson RE, Walker A, Shaikh M, DeFries RS, Qi J. 2000. Derivation and Evaluation of Global 1-km Fractional Vegetation Cover Data for Land Modeling. *J Appl Meteorol.* 39:826–839.

Zhang X, Friedl MA, Schaaf CB, Strahler AH, Hodges JCF, Gao F, Reed BC, Huete A. 2003. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sens Environ.* 84:471–475.

CAPITULO IV - CLASSIFICAÇÃO DE SERIES TEMPORAIS DE RADAR NA AMAZÔNIA: POSSIBILIDADES PARA A IDENTIFICAÇÃO DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NO MUNICÍPIO DE CAPIXABA, ACRE

As séries temporais de imagens ópticas de alta resolução temporal e espacial têm se mostrado eficientes para uma diversidade de mapeamento e monitoramento. No entanto, na Amazônia, devido à cobertura de nuvens e à disponibilidade de imagens, a identificação de culturas, comportamento da vegetação nativa e análise de séries temporais no geral é difícil. A recente disponibilidade de séries temporais de imagens SAR de alta resolução temporal e espacial, abre a possibilidade de melhorar este cenário. Este artigo estuda o uso séries temporais de imagens de SAR para mapeamento de cobertura e uso da terra, classificando 5 diferentes produtos com 4 diferentes algoritmos de classificação. Os algoritmos utilizados foram Random Forest (RF), k-nearest neighbors algorithm (KNN), Maximum Likelihood (ML) e Mínima Distância (MD). Os produtos utilizados foram: a) série temporal VV, b) série temporal VH, c) série temporal VV-VH, d) série temporal VH com imagens multiespectrais Sentinel 2A e e) imagens de textura derivadas de série temporal de radar VH (GLCM Variance e Correlation). Os melhores resultados foram encontrados na classificações com o KNN utilizando o produto multisensor, ou seja, o que utilizou imagens de radar e ópticas. As imagens de textura ficaram em segundo lugar em relação aos melhores resultados. As classificações que utilizaram o produto VVVH obtiveram melhores resultados do que os produtos usados isoladamente. A disponibilidade de imagens de radar apresentam nesse cenário uma nova possibilidade para trabalhos de uso da terra na Amazônia.

Keywords: radar time series, remote sensing, Amazon Forest.

4.1 INTRODUÇÃO

Os estudos de geoprocessamento e sensoriamento remoto são essenciais para o acompanhamento da dinâmica de uso e ocupação da terra. A disponibilidade de dados livres e de diferentes sensores diversificam as possibilidades de análise, além de possibilitar a

integração de imagens multisensor em séries temporais, oferecendo novas oportunidades para análise de cobertura e uso da terra (Waldner et al. 2015; Navarro et al. 2016).

Informações precisas sobre crescimento, estado fenológico e desenvolvimento da vegetação podem ser monitorados por sensoriamento remoto. O monitoramento de culturas, por exemplo, requer alta resolução temporal dos sensores para monitorar todo o ciclo da safra (Waldner et al. 2015; Navarro et al. 2016).

Algumas áreas do globo, no entanto, apresentam limitações a estas análises, como por exemplo as florestas tropicais (Guerra et al. 2010). A quantidade e a qualidade dos dados de sensoriamento remoto disponíveis em qualquer sistema de sensores ópticos no que se refere a florestas tropicais é severamente limitada (Foody & Curran 1994). A Amazônia brasileira por exemplo, apresenta cobertura contínua de nuvem na maior parte da região ao longo de todo o ano, comprometendo estudos aprofundados, como por exemplo, análise de florestas primárias, secundárias e eventuais culturas (Asner 2001).

Uma alternativa a este cenário é o uso de imagens de RADAR (radio detection and ranging) em grande parte pela sua insensibilidade à cobertura de nuvens e à capacidade de penetração na camada de vegetação. (Foody & Curran 1994). As imagens de RADAR não são afetadas pela dispersão atmosférica permitindo aquisição de imagens sobre quaisquer condições (Balzter et al. 2015). As micro-ondas, faixa espectral em que trabalha o radar, cobrem a faixa do espectro eletromagnético nos comprimentos de onda de 1mm a 1m. Como não há interferência de nuvens, há a possibilidade de se ter séries temporais completas de imagens de Radar (Skakun et al. 2015).

Essa alternativa ficou mais concreta com o lançamento do sensor SENTINEL 1. Este sensor faz parte do programa Copernicus da Agencia Espacial Europeia (ESA), que conta com 6 missões diferentes abrigando várias faixas do espectro eletromagnético, de forma gratuita e sem hiato. Uma dessas missões é denominada Sentinel 1 (lançado em 2014), composta por uma constelação de dois satélites (Sentinel 1A e 1B) que usam sensores de RADAR. O Sentinel-1 trabalha na banda C da região das micro-ondas, fornecendo informação sob quaisquer condições atmosféricas, de dia e de noite, com cobertura global e alta resolução espacial e temporal. A radiação de micro-ondas responde a processos fundamentais de espalhamento que são determinados pela rugosidade superficial, umidade do solo, teor de água da vegetação e estrutura 3D dos elementos de espalhamento (Balzter et al. 2015).

Os estudos de séries temporais de imagens de radar são utilizados para temas variados, como estudos hidrológicos (Pereira et al. 2017), monitoramento de culturas (Yang et al. 2018), análises de uso e ocupação do solo (Navarro et al. 2016), dentre outros. Os estudos utilizando série temporal de radar para o monitoramento de culturas tem aumentado considerando a grande disponibilidade de dados trazidos pelo SENTINEL (Navarro et al., 2016; Inglada et al., 2016). Séries temporais multisensores, ou seja, uma combinação de dados de vários sensores tem se apresentado como uma solução para atender aos requisitos de monitoramento agrícola e uso e ocupação do solo, especialmente em áreas afetadas pela cobertura persistente de nuvens em momentos críticos da estação (Whitcraft et al. 2014; Skakun et al. 2015; Waldner et al. 2015; Whitcraft et al. 2015; Sukawattanavijit et al. 2017; Yang et al. 2018)

Objetivou-se com este trabalho avaliar a classificações de cobertura e uso da terra, utilizando séries temporais de imagens de radar, para diferentes combinações de produtos e algoritmos de classificação na região amazônica. Para este estudo, o recorte espacial utilizado foi o Estado do Acre, município de Capixaba, na Amazônia brasileira.

4.2 MATERIAIS E MÉTODOS

4.2.1 *Área de Estudo*

O município de Capixaba encontra-se na parte leste do Estado, numa regional denominada Alto Acre, pertencente à Mesorregião do Vale do Acre, que concentra a maior parte do desflorestamento identificado no Estado (Brown et al. 2002; Acre 2010; Acre 2017). Pelo Zoneamento Ecológico Econômico do Estado grande parte desta área encontra-se na Zona 1 (consolidação de sistemas de produção sustentável), que é a área de influência direta das rodovias BR-364 e BR-317. São áreas de ocupação mais antiga do Estado com atividades agropecuárias e madeireiras, concentrando áreas degradadas e com grande passivo florestal (Acre 2010). Devido a implantação de uma usina de álcool no município de Capixaba, com apoio do Governo do Estado (Farias 2011), esta cultura se espalhou no entorno, sobretudo nas margens da BR-317. Ressalta-se que se trata de uma exceção na Amazônia, com produção controlada, via regulamentação, o que restringe a expansão da cana-de-açúcar para além da real necessidade do uso dos solos (Bardales et al. 2011).

O município de Capixaba possui uma estrutura fundiária diversificada, composta por 9 assentamentos de reforma agrária, sendo 05 PA (Projeto de Assentamento Galego Moreno Maia, São Gabriel I e II, Zaqueu Machado e Alcobrás), 01 PAE (Projeto de Assentamento Agro-Extrativista Remanso), 02 PDS (Projeto de Desenvolvimento Sustentável Nova Promissão e Campo Alegre) e um Projeto Estadual Polo Agroflorestal (PE). Além disso, uma parte da Reserva Extrativista Chico Mendes está neste município, demonstrando sua diversificação de uso. Capixaba ainda possui 47,83% de sua cobertura florestal (INPE 2017). As tipologias de vegetação predominantes na área de estudo são Floresta Ombrófila Aberta de Terras baixas com bambu, Floresta Ombrófila Aluvial com Palmeiras e Floresta Ombrófila Densa de terras baixas com dossel emergente (IBGE 2012).

4.2.2 SAR Data

A Agência Espacial Europeia (ESA) lançou a primeira de suas missões Copernicus Sentinel em abril de 2014. O Sentinel-1A fornece dados SAR de banda C em quatro modos de aquisição com um tempo de revisitação temporal de 12 dias para o Sentinel 1A, passando para 6 dias com o lançamento do Sentinel 1B em 2016 (Torres et al. 2012; Balzter et al. 2015). Os modos de aquisição são Stripmap (SM), Wide-Swath Interferométrico (IW), Extra Wide Swath (EW) e Wave Mode (WV). Os modos SM, IW e EW adquirem dados em uma única polarização de transmissão (H ou V) e polarização de recepção dupla (HV ou VH). O modo WV possui apenas polarização simples (HH ou VV).

O modo IW cobre uma faixa de 250 km composta de três sub-faixas com resolução espacial de 5 m por 20 m. As imagens do modo IW foram escolhidas para este trabalho, período de junho de 2016 a agosto de 2017 (Tabela 1), totalizando 27 imagens. Neste período é possível encontrar imagens com polarização VV e VH. Todas as imagens do Sentinel 1 são distribuídas gratuitamente pela ESA.

Tabela 4. 1 – Datas das imagens Sentinel 1 A e B utilizadas na pesquisa.

2016	2017	2017
06/jul	08/jan	01/jun
11/ago	01/fev	13/jun
28/set	25/fev	25/jun
22/out	09/mar	07/jul
03/nov	21/mar	19/jul
15/nov	02/abr	31/jul
27/nov	14/abr	12/ago
09/dez	26/abr	
15/dez	08/mai	
21/dez	20/mai	

4.2.3 Pré-processamento

Antes de construir o cubo temporal, as imagens passaram por correção no programa da ESA denominado SNAP (Sentinel Application Platform) (ESA 2018). A correção envolve aplicação de órbita, calibração para sigma zero (dB), correção de terreno (SRTM 3sec (Auto Download), Bilinear interpolation) e definição da projeção. Este programa apresenta ainda a possibilidade de filtragem do speckle em bandas separadas (single product speckle filter) ou cubo multitemporal (multi-temporal speckle filter). São disponibilizados vários tipos de filtros, entre eles, Mediana, Lee, Refined Lee, Frost, dentre outros.

Após a correção das imagens, o cubo temporal foi construído através da ferramenta Stack. A opção *multi-temporal speckle filter* foi utilizada para suavizar o ruído natural das imagens, sendo escolhido o filtro de mediana, janela 7x7. O uso da filtragem é comum nos trabalhos com os dados Sentinel (Sukawattanavijit et al. 2017; Yang et al. 2018) e contribuem para redução do speckle, sendo necessário avaliar a melhor janela, considerando que janelas pequenas não removem os ruídos e as grandes contribuem para a perda de qualidade da imagem (Tso & Mather 2010). O filtro de mediana já é utilizado com sucesso em estudos de séries temporais com dados orbitais (De Carvalho Junior et al. 2008; De Carvalho Júnior et al. 2012).

4.2.4 Classificação

Para este trabalho foram utilizados 4 algoritmos de classificação: *Random Forest* (RF), *k-Nearest Neighbors* (KNN), *Maximum Likelihood* (ML) e *Mínima Distância* (MD). Todas estas opções estão disponíveis no programa SNAP. Para o KNN, foram utilizados os seguintes parâmetros no programa: número de amostras de treinamento 5000, número de vizinhos 5. Para o RF, o número de amostras de treinamento foram 50.000 e 10 o número de “árvores”. Para o ML e MD foram utilizadas 5000 amostras. Para gerar as imagens de textura, escolhemos a análise de *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) *Variance* e *GLCM Correlation*, com janela de 9x9.

Alguns trabalhos utilizam o processo de fusão das imagens de sensores óticos com as imagens de radar para realização das classificações (Sukawattanavijit et al. 2017) . Na Amazônia o número de imagens orbitais disponíveis ao longo do ano é restrito, sendo assim, decidimos testar a inserção das bandas de uma imagem do Sentinel 2 como parte do cubo de imagens de radar, na sequencia temporal. As bandas utilizadas foram a 2, 3 4 e 8, com resolução de 10m, do Sentinel 2, data de 05 de agosto de 2017.

Assim, foram feitos os seguintes testes de classificação: a) cubo com imagens de polarização VV, b) cubo com imagens de polarização VH, c) cubo com imagens nas duas polarizações VV e VH, d) cubo de imagens de textura GLCM Variance e GLCM Correlatione (CTEX) e) cubo de imagens VH mais uma imagem orbital (CMULTI).

Para este trabalho utilizamos 5 classes: floresta, outros usos antrópicos, água, cana-de-açúcar e vegetação alterada. Os polígonos de cana-de-açúcar foram levantados em campo. Para cada classe utilizou-se 300 pontos de classificação. Para melhor distribuição dos pontos foram feitos os seguintes passos: classificação supervisionada da imagem Sentinel 2, data de 05 de agosto de 2017, bandas 2, 3, 4, 5, 6, 7 8, 8A, 11 e 12; ajuste manual da classificação para as classes pretendidas; distribuição aleatória de 1000 pontos por classe; validação dos pontos; recorte de 300 pontos para classificação.

4.2.5 Análise de Acurácia

Para análise de acurácia utilizamos a matriz de confusão e o coeficiente Kappa (Congalton 1991). A análise de acurácia perpassa a verificação da qualidade da classificação bem como permite comparar os diferentes algoritmos de classificação. A precisão dos diferentes métodos adotou 700 pontos coletados a partir da metodologia acima descrita, validados em imagens de alta resolução do Google Earth e Sentinel 2.

4.3 RESULTADOS

O algoritmo Random Forest foi o que apresentou maior kappa dentre as classificações que utilizaram apenas 01 produtos, sendo 0,51 para o cubo VH. O menor kappa dentre os cubos VV e VH foram nos resultados de MD, especificamente para o cubo VH, sendo de 0,39. A junção no mesmo cubo de imagens VV e VH trouxe melhora para os resultados dos algoritmos KNN e RF, sendo o primeiro com o melhor kappa (0,56) (figura 4.1).

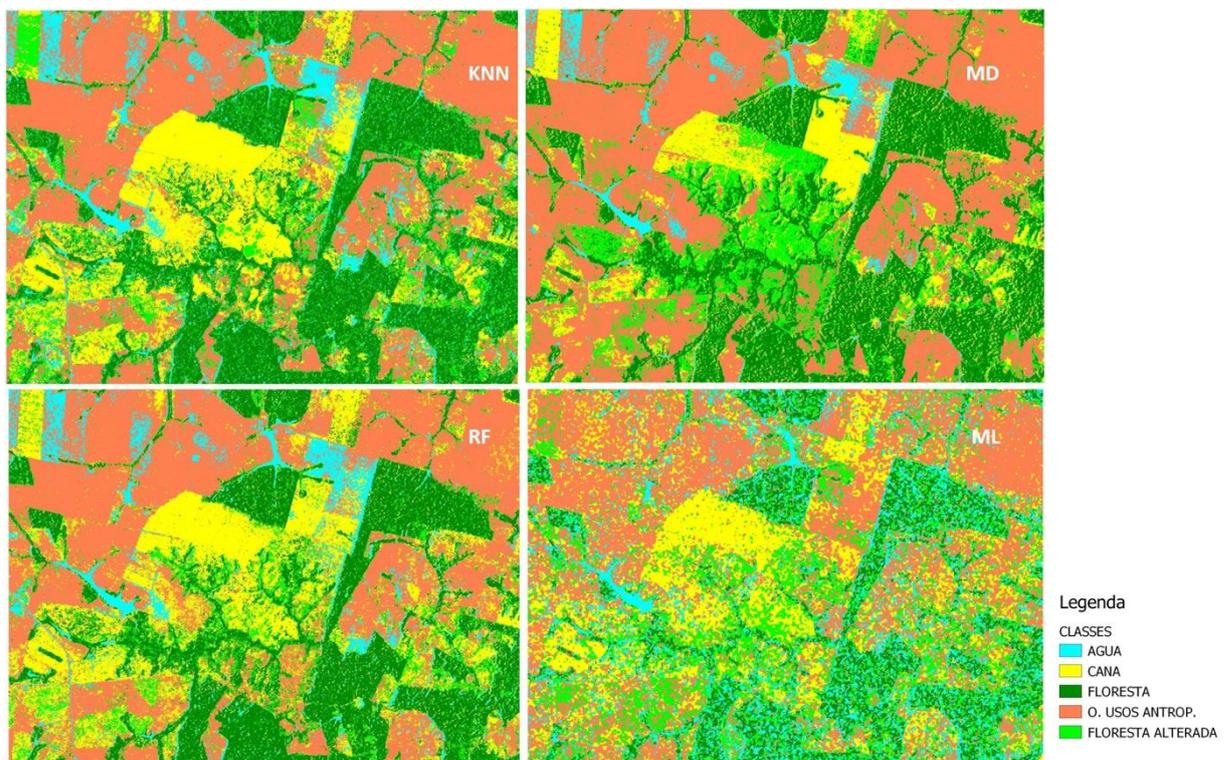


Figura 4. 1. Resultado das classificações para o cubo de imagens VV e VH empilhadas.

Os algoritmos MD e ML, ao contrário, reduziram o valor de kappa para os resultados quando as imagens VV e VH foram unidas num único cubo (tabela 4.2).

Tabela 4. 2 – Índice Kappa e acurácia global para as classificações.

Produtos	RF		MD		ML		KNN	
	kappa	O. A	kappa	O.A	kappa	O. A	kappa	O.A
CUBO VV	0,5189	61,51%	0,4396	55,17%	0,4918	59,34%	0,5089	60,71%
CUBO VH	0,5193	61,54%	0,3961	51,68%	0,5032	60,25%	0,5064	60,51%
CUBO VV_VH	0,5564	64,51%	0,4325	54,60%	0,4325	54,60%	0,5625	65%
CTEX	0,6252	70,06%	0,470	57,81%	0,4907	59,43%	0,5987	67,94%
CMULTI	0,6321	70,57%	0,4907	59,25%	0,7454	79,62%	0,7061	76,48%

Observou-se uma melhora do valor de kappa quando as imagens de textura foram classificadas. O kappa chegou a 0,62 com uma acurácia global de 70%. Os melhores kappas, no entanto, foram encontrados quando foram adicionadas bandas da imagem Sentinel 2 no cubo de imagens de radar. O melhores kappas foram encontrados para os algoritmos KNN e ML, sendo 0,70 e 0,74 respectivamente. (Figura 4.2).



Figura 4. 2 – A) Composição R(06/06/2016) G (11/08/2016) B (28/09/2016) de imagens

Sentinel 1A/ VH. B) Imagem Sentinel 2 de 05/08/2017, composição 432. C) Resultado CMULTI - Random Forest. D) Resultado CMULTI – KNN.

Em relação a identificação dos polígonos de cana, dentre as classificações com apenas um produto (VV ou VH), observou-se que o RF foi o que melhor identificou essa cultura, com destaque para o cubo VV, com acerto de 73% dos 700 pontos de validação (Tabela 4.3).

Tabela 4. 3 – Matriz de Confusão para os cubos VV e VH por algoritmo de classificação(%)

VV/RF						VH/RF					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL		AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	77,7	3,7	3,6	7,1	6,4	AGUA	81,7	3,1	5,0	6,7	5,1
CANA	3,0	73,6	5,9	16,6	19,4	CANA	3,9	70,0	5,1	19,6	17,1
FLOR	2,7	3,6	67,0	5,0	26,9	FLOR	5,3	7,1	71,9	7,7	29,1
USO A.	12,4	13,6	5,7	61,3	19,3	USO A.	6,4	12,4	3,3	51,7	16,1
FLOR. AL	4,1	5,6	17,9	10,0	28,0	FLOR. AL	2,7	7,3	14,7	14,3	32,4
VV/ML						VH/ML					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL		AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	70,3	2,9	6,4	8,1	7,1	AGUA	75,0	2,9	8,6	6,6	9,6
CANA	3,6	69,3	1,3	12,4	9,0	CANA	2,0	69,0	2,7	16,7	9,3
FLOR	8,3	3,6	62,4	6,7	26,6	FLOR	7,4	4,9	68,7	7,3	25,7
USO A.	10,9	13,9	7,7	55,7	18,3	USO A.	9,3	12,9	4,6	52,3	19,1
FLOR. AL	7,0	10,4	22,1	17,0	39,0	FLOR. AL	6,3	10,4	15,4	17,1	36,3
VV/MD						VH/MD					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL		AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	66,7	1,3	1,0	2,7	1,3	AGUA	71,4	0,7	1,0	3,1	1,0
CANA	4,1	50,7	5,4	11,4	14,9	CANA	3,0	41,4	7,3	12,7	12,4
FLOR	2,7	3,4	68,7	7,3	32,7	FLOR	2,7	6,6	65,9	10,6	38,3
USO A.	23,0	22,4	7,7	63,0	24,4	USO A.	19,7	34,0	10,6	55,3	23,9
FLOR. AL	3,4	22,1	17,1	15,6	26,7	FLOR. AL	3,1	17,3	15,3	18,3	24,4
VV/KNN						VH/KNN					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL		AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	79,0	4,4	5,6	10,9	10,3	AGUA	78,7	6,6	5,1	9,6	8,9
CANA	1,3	69,9	2,9	9,1	12,7	CANA	1,7	69,6	1,1	15,0	9,4
FLOR	6,6	7,0	73,3	9,6	36,0	FLOR	9,3	8,0	75,9	12,6	34,7
USO A.	8,6	11,1	2,4	56,9	16,4	USO A.	4,1	7,9	1,4	43,0	11,6
FLOR. AL	4,6	7,6	15,9	13,6	24,6	FLOR. AL	6,1	8,0	16,4	19,9	35,4

Os resultados da classificação para o cubo VV-VH mostraram que há uma melhora de performance dos classificadores RF e KNN na identificação dos alvos. Nesse caso o KNN identificou mais pontos de cana do que o RF, mostrando que esse classificador responde melhor com dados multipolarizados (tabela 4.4).

Tabela 4. 4 –Matrizes de confusão para os cubos com imagens VV e VH empilhadas (%)

VH-VH/RF					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	81,3	1,6	5,7	5,4	4,6
CANA	2,6	76,4	4,9	17,3	18,0
FLOR	4,4	4,7	73,6	5,3	28,7
USO A.	8,7	12,6	2,7	59,9	17,3
FLOR. AL	3,0	4,7	13,1	12,1	31,4
VH-VH/ML					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	77,7	4,3	26,7	15,1	17,9
CANA	1,7	66,4	2,1	14,1	8,9
FLOR	4,3	1,0	41,7	2,0	14,4
USO A.	8,3	16,6	4,6	47,7	19,4
FLOR. AL	8,0	11,7	24,9	21,0	39,4
VH-VH/MD					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	69,9	0,7	0,9	1,9	0,9
CANA	3,9	47,0	6,0	13,1	13,7
FLOR	2,3	3,1	67,6	7,9	34,3
USO A.	19,9	28,0	8,1	60,0	22,6
FLOR. AL	4,1	21,1	17,4	17,1	28,6
VH-VH/KNN					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	82,3	3,4	5,6	9,6	9,4
CANA	0,6	79,6	1,4	10,3	10,6
FLOR	7,0	4,3	73,6	8,4	31,6
USO A.	6,0	6,9	1,6	56,1	15,0
FLOR. AL	4,1	5,9	17,9	15,6	33,4

Nos resultados da classificação do cubo Multisensor, permanece o destaque para o classificador KNN na identificação dos alvos em detrimento do RF (tabela 4.5), com destaque para a classificação da floresta, uso antrópico e floresta alterada.

Tabela 4. 5 – Matrizes de confusão para os testes CMULTI (%).

CMULTI/MD					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	71.86	0.57	1.00	2.43	0.86
CANA	15.14	50.29	9.57	17.86	8.57
FLOR	3.71	5.14	72.57	9.43	28.00
USO A.	9.00	34.14	5.00	60.29	21.29
FLOR. AL	0.29	9.86	11.86	10.00	41.29
CMULTI/RF					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	86,6	3,6	6,0	6,0	1,6
CANA	5,1	76,6	1,1	25,9	9,6
FLOR	4,4	2,0	78,1	3,1	19,0
USO A.	3,6	14,0	2,0	55,6	13,9
FLOR. AL	0,3	3,9	12,7	9,4	56,0
CMULTI/KNN					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	81,0	1,4	2,4	3,9	3,6
CANA	0,1	59,9	1,7	11,9	6,0
FLOR	3,1	0,7	82,7	4,0	26,1
USO A.	3,3	8,9	2,1	59,4	24,0
FLOR. AL	0,6	7,0	11,0	15,4	38,3
CMULTI/ML					
	AGUA	CANA	FLOR	USO A.	FLOR. AL
AGUA	88.71	1.71	5.43	6.00	1.71
CANA	1.00	82.14	0.43	10.14	1.86
FLOR	3.71	0.43	82.86	1.14	12.43
USO A.	5.86	11.86	2.29	75.43	15.00
FLOR. AL	0.71	3.86	9.00	7.29	69.00

4.4 DISCUSSÃO

Apesar das dificuldades encontradas nas aplicações das imagens de radar, devido ao manuseio não intuitivo de sinais complexos de retroespalhamento de micro-ondas (Moran et al. 2012; Schullius et al. 2015), estudos comprovam que é possível chegar a bons resultados com estes dados (Kwarteng et al. 2008; Sheldon et al. 2012; Mcnairn et al. 2014; Skakun et al. 2015; Qi et al. 2017; Reiche et al. 2018). O backscatter observado na banda C é uma combinação do backscatter do solo atenuado pela camada da copa e pelo backscatter da copa, que inclui espalhamento simples e múltiplo, e a interação solo-vegetação (Bouvet et al. 2018). A faixa C de comprimento de onda mais curto (~ 5,6 cm) é geralmente menos útil para o monitoramento de mudanças florestais por causa da menor profundidade de penetração e rápida saturação do sinal sobre as florestas (Woodhouse, 2005).

Neste trabalho, pode-se chegar a um bom resultado de classificação usando o somatório das bandas de radar e óticas do sensor Sentinel, classificador ML E KNN. Devemos considerar que o resultado encontrado não utilizou nenhum tratamento pós classificação, o que poderia torná-lo ainda melhor. A inclusão de multipolarização, dados multitemporais e multisensores tem melhorado os resultados das classificações de uso e ocupação do solo (Moran et al. 2012; Reiche et al. 2018; Yang et al. 2018), e tem gerado um incremento de pelo menos 5% em relação ao uso de imagens orbitais (Skakun et al. 2015).

A detecção baseada em pixels usando séries temporais de retrodifusão de banda C é considerada difícil porque as mudanças na dinâmica de uso (por exemplo, o desmatamento) não são necessariamente caracterizadas por uma mudança drástica no backscatter dentro da área perturbada. As áreas desmatadas, por exemplo, podem exibir os mesmos valores de dispersão que as florestas intactas, por exemplo, após os eventos de precipitação. Manchas desmatadas com galhos grandes no solo podem apresentar valores de dispersão semelhantes, se não maiores, do que florestas intactas, devido a ramificações (Bouvet et al. 2018). Essas dificuldades foram observadas nas classificações. As áreas consideradas como vegetação alterada, claramente visíveis em dados orbitais, é a classe que mais se mistura com as demais (cana, usos antrópico e floresta). A rugosidade da floresta, produz um efeito de sombra que leva a confusão com a classe água. Esses são alguns desafios que se apresentaram nas classificações. Entendemos que testes com filtros de pré-processamento e também o avanço nas pesquisas com dados multisensor podem contribuir para a superação dessas dificuldades.

Apesar destes desafios, consideramos importante o resultado para identificação dos polígonos de cana-de-açúcar, representando um avanço no que se refere a classificação de culturas em ambiente com alta cobertura de nuvem. Nos testes realizados a cana foi bem identificada, representando, na maioria dos casos, mais de 50% de acertos. O sensor Sentinel-1 traz um novo momento, com amplas possibilidades para pesquisas em regiões com alta cobertura de nuvem como a Amazônia.

4.5 CONCLUSÃO

Neste artigo foi possível testar o uso de séries temporais de imagens de radar para mapeamento de cobertura e uso da terra. Os testes realizados apontaram a possibilidade real de identificação de cultivos na Amazônia, ainda que estes não sejam tão expressivos espacialmente, como é o caso da cana-de-açúcar no município de Capixaba, no Estado de Acre. As séries temporais de radar, como as fornecidas pelos satélites Sentinel-1, permitem acessar informações não disponíveis em sensores óticos, com alta resolução espacial e temporal. O uso de dados multisensores, ou seja, Sentinel 1 e 2, se mostrou mais eficiente dentre os métodos testados, com destaque para os algoritmos ML e KNN.

4.6 REFERÊNCIAS

- Acre. 2010. Zoneamento Ecológico Econômico do Acre Fase II: documento síntese. Rio Branco: Governado Estado do Acre.
- Acre. 2017. Acre em Números 2017. Rio Branco: Governado Estado do Acre.
- Balzter H, Cole B, Thiel C, Schullius C. 2015. Mapping CORINE land cover from Sentinel-1A SAR and SRTM digital elevation model data using random forests. *Remote Sens.* 7:14876–14898.
- Bouvet A, Mermoz S, Ballère M, Koleček T, Le Toan T. 2018. Use of the SAR shadowing effect for deforestation detection with Sentinel-1 time series. *Remote Sens.* 10:1–19.
- Brown IF, Brilhante S, Mendoza E, Ribeiro de Oliveira I. 2002. Estrada de Rio Branco, Acre, Brasil aos Portos do Pacífico: Como maximizar os benefícios e minimizar os prejuízos para o desenvolvimento sustentável da Amazônia Sul-Occidental. *La Intergración Reg Entre Bolívia, Bras y Peru.*:281’296.
- De Carvalho Júnior OA, da Silva NC, de Carvalho APF, Couto Júnior AF, Silva CR,

- Shimabukuro YE, Guimarães RF, Gomes RAT. 2012. Combining Noise-Adjusted Principal Components transform and median filter techniques for denoising MODIS temporal signatures. *Rev Bras Geofis.* 30:147–157.
- De Carvalho Junior OA, Da Silva Sampaio C, Da Silva NC, Couto Junior AF, Trancoso Gomes RA, Carvalho APF, Shimabukuro EYE. 2008. Classificação de padrões de savana usando assinaturas temporais ndvi do sensor modis no parque nacional chapada dos veadeiros. *Rev Bras Geofis.* 26:505–517.
- Congalton RG. 1991. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *Remote Sens Environ.*:35–46.
- ESA. 2018. The Sentinel Application Platform (SNAP), a Common Architecture for all Sentinel Toolboxes Being Jointly Developed by Brockmann Consult, Array Systems Computing and C-S [Internet]. Available from: <http://step.esa.int/main/download/>
- Farias CS De. 2011. Fronteira aberta: a nova dinâmica com a expansão da cana-de- açúcar para a produção de etanol na amazônia 1. :139–147.
- Foody GM, Curran PJ. 1994. Estimation of tropical forest extent and regenerative stage using remotely sensed data. *J Biogeogr.* 21:223–244.
- Guerra JB, Mura JC, Freitas C. 2010. Discriminating deforestation increment areas in the Amazon rainforest with L band SAR R99B em banda L. *Acta Amaz.* 40:557–566.
- IBGE. 2012. Manual Técnico da Vegetação Brasileira. [place unknown].
- INPE. 2017. PRODES: Desflorestamento nos Municípios da Amazônia Legal para o ano de 2017 [Internet]. Available from: <http://www.dpi.inpe.br/prodesdigital/prodesmunicipal.php>
- Kwarteng AY, Dobson MC, Kellndorfer J, Williams R. 2008. SAR-based land cover classification of Kuwait. *Int J Remote Sens.* 29:6739–6778.
- McNairn H, Kross A, Lapen D, Caves R, Shang J. 2014. Early season monitoring of corn and soybeans with TerraSAR-X and. *Int J Appl Earth Obs Geoinf* [Internet]. 28:252–259. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2013.12.015>
- Moran MS, Alonso L, Moreno JF, Pilar M, Mateo C, Cruz DF De, Montoro A. 2012. A RADARSAT-2 Quad-Polarized Time Series for Monitoring Crop and Soil Conditions in Barrax , Spain. 50:1057–1070.
- Navarro A, Rolim J, Miguel I, Catalão J, Silva J, Painho M, Vekerdy Z. 2016. Crop monitoring based on SPOT-5 Take-5 and sentinel-1A data for the estimation of crop water requirements. *Remote Sens.* 8.

- Qi Z, Yeh AGO, Li X. 2017. A crop phenology knowledge-based approach for monthly monitoring of construction land expansion using polarimetric synthetic aperture radar imagery. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* [Internet]. 133:1–17. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.09.009>
- Reiche J, Hamunyela E, Verbesselt J, Hoekman D, Herold M. 2018. Improving near-real time deforestation monitoring in tropical dry forests by combining dense Sentinel-1 time series with Landsat and ALOS-2 PALSAR-2. *Remote Sens Environ* [Internet]. 204:147–161. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.10.034>
- Schmullius C, Thiel C, Pathe C, Santoro M. 2015. Radar Times Series for Land Cover and Forest Mapping. In: Kuenzer C, Stefan D, Wolfgang W, editors. *Remote Sens Time Ser. Switzerland 2015*: Springer; p. 323–356.
- Sheldon S, Xiao X, Biradar C. 2012. Mapping evergreen forests in the Brazilian Amazon using MODIS and PALSAR 500-m mosaic imagery. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*. 74:34–40.
- Skakun S, Kussul N, Shelestov AY, Lavreniuk M, Kussul O. 2015. Efficiency Assessment of Multitemporal C-Band Radarsat-2 Intensity and Landsat-8 Surface Reflectance Satellite Imagery for Crop Classification in Ukraine. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens.*:2–9.
- Sukawattanavijit C, Chen J, Zhang H. 2017. GA-SVM Algorithm for Improving Land-Cover Classification Using SAR and Optical Remote Sensing Data. *IEEE Geosci Remote Sens Lett.*:1–5.
- Torres R, Snoeij P, Geudtner D, Bibby D, Davidson M, Attema E, Potin P, Rommen B, Floury N, Brown M, et al. 2012. GMES Sentinel-1 mission. *Remote Sens Environ* [Internet]. 120:9–24. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.028>
- Tso B, Mather PM. 2010. Crop discrimination using multi-temporal SAR imagery. *Int J Remote Sens.*:37–41.
- Waldner F, Lambert M-J, Li W, Weiss M, Demarez V, Morin D, Marais-Sicre C, Hagolle O, Baret F, Defourny P. 2015. Land Cover and Crop Type Classification along the Season Based on Biophysical Variables Retrieved from Multi-Sensor High-Resolution Time Series. *Remote Sens*. 7:10400–10424.
- Whitcraft AK, Becker-reshef I, Killough BD, Justice CO. 2015. Meeting Earth Observation Requirements for Global Agricultural Monitoring: An Evaluation of the Revisit Capabilities

of Current and Planned Moderate Resolution Optical Earth Observing Missions. *Remote Sens.*:1482–1503.

Yang H, Pan B, Wu W, Tai J. 2018. Field-based rice classification in Wuhua county through integration of multi-temporal Sentinel-1A and Landsat-8 OLI data. *Int J Appl Earth Obs Geoinf* [Internet]. 69:226–236. Available from:
<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0303243418301946>

CAPÍTULO V – CONSIDERAÇÕES FINAIS

As análises com dados orbitais para a classificação de séries temporais na Amazônia são possíveis. Observamos que os dados MODIS são adequados para uma classificação de uso da terra na Amazônia, desde que sejam retiradas as imagens com nuvem da série temporal, restando uma série de dados do período seco. Nesse caso, os estudos de comportamento fenológico ficam comprometidos. Ainda sobre os dados MODIS, observamos que é possível elaborar composições que levem a um maior número de dados ao longo do ano, através da escolha de períodos irregulares de composição/síntese. O lançamento do sensor Sentinel 1 A e B trouxe um outro cenário para os estudos na Amazônia. Observamos que foi possível fazer uma boa classificação de uso utilizando as imagens de radar deste sensor, até mesmo para a cultura da cana-de-açúcar. Os resultados apontam que é possível trabalhar na realidade amazônica, com agricultura de pequena extensão, voltada ao abastecimento interno, mas que são fundamentais para os Estados. As técnicas de geoprocessamento podem contribuir no monitoramento e avaliação da dinâmica territorial destes espaços, além de fortalecer a pesquisa sobre a floresta tropical e seu comportamento ao longo da sazonalidade anual. A possibilidade de monitoramento em tempo quase real com dados de altíssima qualidade nunca foi tão disponível. Há necessidade, no entanto, de aprofundar a análise de metodologias de classificação para este tipo de imagem que não envolve o comportamento físico/químico dos alvos como nas imagens dos sensores óticos, mas envolve, por exemplo, análise de textura. Nesse contexto, avalia-se que a pesquisa apontou metodologias importantes para o trabalho com séries temporais na Amazônia.