



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE  
CENTRO DE TECNOLOGIA E RECURSOS NATURAIS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM RECURSOS  
NATURAIS



**JOÃO NAILSON DE CASTRO SILVA**

**ANÁLISE TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NO APOIO À  
CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS: COBERTURA DO SOLO NA BACIA  
HIDROGRÁFICA DO RIO SUCURU**

CAMPINA GRANDE - PB

AGOSTO DE 2017

**JOÃO NAILSON DE CASTRO SILVA**

**ANÁLISE TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NO APOIO À  
CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS: COBERTURA DO SOLO NA BACIA  
HIDROGRÁFICA DO RIO SUCURU**

**ÁREA DE CONCENTRAÇÃO:** Sociedade e Recursos Naturais  
**LINHA DE PESQUISA:** Manejo integrado de bacias hidrográficas

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação *Stricto-Sensu* em Recursos Naturais, ministrado pelo Centro de Tecnologia e Recursos Naturais - CTRN da Universidade Federal de Campina Grande - UFCG, como parte dos requisitos legais para a obtenção do título de Mestre em Recursos Naturais.

Orientadora: Dr<sup>a</sup> Iana Alexandra Alves Rufino (UFCG)

CAMPINA GRANDE - PB

AGOSTO DE 2017

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

S586a

Silva, João Nailson de Castro.

Análise temporal de índices de vegetação no apoio à classificação de imagens :  
cobertura do solo na Bacia Hidrográfica do Rio Sucuru / João Nailson de Castro  
Silva. – Campina Grande, 2017.

109 f. : il. color.

Dissertação (Mestrado em Recursos Naturais) – Universidade Federal de  
Campina Grande, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais, 2017.

"Orientação: Prof. Dr<sup>a</sup>. Iana Alexandra A. Rufino".

Referências.

1. Cobertura do Solo. 2. EVI. 3. Métodos de Classificação de Imagens. 4. Séries  
Temporais de Imagens. I. Rufino, Iana Alexandra A. II. Título.

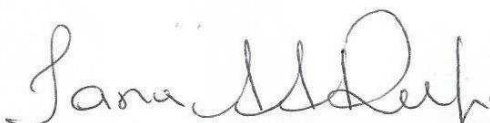
CDU 681.586:551.513.22(043)

**JOÃO NAILSON DE CASTRO SILVA**

**ANÁLISE TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NO APOIO À CLASSIFICAÇÃO  
DE IMAGENS: COBERTURA DO SOLO NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO  
SUCURU**

**APROVADO EM: 25/08/2017**

**BANCA EXAMINADORA**



**Profa. Dra. IANA ALEXANDRA ALVES RUFINO**  
Universidade Federal de Campina Grande – UFCG



**Prof. Dr. CARLOS ANTÔNIO COSTA DOS SANTOS**  
Universidade Federal de Campina Grande – UFCG



**Prof. Dr. ERMAÑO CAVALCANTE FALCÃO**  
Instituto Federal da Paraíba – IFPB

Dedico a Deus por ter me concedido a vida,  
a meus parentes e familiares,  
aos meus professores e  
aos meus amigos...  
companheiros de todas as horas.

## AGRADECIMENTOS

- Ao nosso Deus, que nos concedeu a vida, sempre presente nos momentos difíceis.
- A Júlia minha filha, pela a motivação mesmo em sua infantil inocência, tem sido fonte de constante motivação em minha vida e pelo os sorrisos disponibilizados nas horas mais precisas.
- A Priscila, esposa, companheira e amiga, por ter elevado minha cabeça e mostrar que as dificuldades existentes são para serem superadas e que possamos vencer tornando-os mais fortes e experientes.
- Aos meus parentes e familiares pela as contribuições disponibilizadas.
- A todos os funcionários da UFCG, em especial a Cleide que, de forma direta ou indireta, colaboraram para a elaboração desse trabalho.
- A todos os professores que, de forma direta ou indiretamente, constituem o Programa de Pós-Graduação em Recursos Naturais.
- Um agradecimento muito especial pela as orientações, ensinamentos, incentivos e compreensões à Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup>. Iana Alexandra, ao Prof. Dr. Carlos Galvão e ao Prof. Ms. John Elton que, colaboraram de forma indispensável, dando as orientações necessárias e fazendo sempre observações pertinentes à elaboração dessa dissertação, desprendendo-se de outras atividades ou até mesmo dos seus merecidos descanso, para colaborar neste.
- Aos membros da Banca Examinadora Prof. Dr. Carlos Antônio Costa dos Santos e ao Prof. Dr. Hermano Cavalcante Falcão, pelas valiosas contribuições.
- A CAPES e ao Projeto BRAMAR pelo o suporte financeiro concedido ao desenvolvimento dessa pesquisa.
- Ao meu amigo, colega e Prof. Damião Carlos, pelas mensagens sábias, incentivos, amizade e conselhos.
- Ao amigo Carlos Emanuel pelo o apoio e a companhia na realização das visitas de campo na região estudada.
- A todos os amigos e colegas adquiridos no curso de Mestrado e aos do laboratório de Hidráulica II da UFCG.
- E finalmente, a todos que contribuíram direta ou indiretamente para a realização desse estudo.

**Muito obrigado!**

“Talvez não tenha conseguido fazer o melhor, mas lutei para que o melhor fosse feito. Não sou o que deveria ser, mas graça a Deus, não sou o que era antes”.

Marthin Luther King

## RESUMO

A Caatinga é um bioma único que só ocorre na região do Semiárido do Brasil (SAB). Este bioma se diferencia principalmente pela capacidade de desenvolver mecanismos de adaptação aos baixos índices pluviométricos da região, além de apresentar alta resiliência nesse ambiente de elevada pressão antrópica. Tendo em vista que a cobertura vegetal exerce um papel muito importante no equilíbrio ambiental, as técnicas de sensoriamento remoto têm sido muito utilizadas para extrair informações biofísicas da vegetação. Este trabalho, teve como objetivo estabelecer uma metodologia que incorpore a capacidade de caracterização temporal do índice de vegetação à técnica de classificação de imagens para melhorar a identificação das classes de cobertura da Terra na bacia do Rio Sucuru, no Cariri paraibano. Neste sentido, busca-se uma classificação de referência dos padrões de cobertura da terra a partir de imagens de SR, para um período específico, no qual, seja possível uma validação em campo. Além disso, é realizada uma avaliação de uma série temporal de um índice de vegetação para melhoria da classificação realizada. Nessa pesquisa foi adotado parte da metodologia proposta por Chaves *et al.* (2008), para classificar os padrões de cobertura do solo e uma série temporal de EVI, processadas com 88 imagens selecionadas dos sensores ETM+ e OLI/TIRS, da série Landsat, para o período entre outubro de 2014 a setembro de 2016. Os resultados evidenciaram que analisar a cobertura vegetal utilizando apenas um único momento não retrata fidedignamente os padrões de cobertura do solo, visto que nesse ambiente semiárido as respostas que a vegetação apresenta diante da presença ou ausência de chuva são muito rápidas. Nesse sentido, os resultados mostram que uma análise espaço-temporal, utilizando um índice de vegetação, pode estabelecer uma melhor distinção das categorias atribuídas em uma classificação de padrões de cobertura do solo, possibilitando uma melhor percepção do comportamento da vegetação para um período de 24 meses observado.

**Palavras-chave:** Cobertura do solo; EVI; Métodos de classificação de imagens; Séries temporais de imagens.



## ABSTRACT

The Caatinga is a unique biome that only occurs in the semi-arid region of Brazil. This biome is distinguished, mainly, by the capacity to develop mechanisms of adaptation to the low rainfall rates of the region. Plus, it also has a high resilience level upon high anthropic pressure. Considering that land cover plays a very important role in environmental balance, remote sensing techniques have been widely used to extract biophysical information from vegetation. The objective of this work is to establish a methodology that incorporates a time series vegetation index characterization to the image classification technique for improving the land cover classification in the Sucuru River basin in Cariri, Paraíba. In this sense, a Land Cover classification is acquired from SR images, for a specific data. For this data, there is a ground truth validation. In addition, an evaluation of a vegetation index time series is performed to improve the classification. In this research was adopted part of the methodology proposed by Chaves et al. (2008), to classify land cover patterns and a time series of EVI, processed with 88 images selected from the ETM + and OLI / TIRS sensors of the Landsat series for the period between October 2014 to September 2016. The results evidence that analyzing the land cover for a single time stamp could not reliably portray the land cover patterns since we often have fast changes before and after a rainfall event in this semi-arid environment. In this sense, the results show that a spatiotemporal analysis, using a vegetation index, can establish a better distinction of the categories assigned to a classification of land cover patterns, allowing a better perception of vegetation behavior for a period of 24 Months observed.

**Keywords:** Soil coverage; EVI; Image classification methods; Temporal image serials.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 01. Modelo de interação mostrando a relação entre as ciências da informação geográfica .....	22
Figura 02. Onda eletromagnética .....	27
Figura 03. Espectro Eletromagnético e seus respectivos comprimentos de ondas .....	28
Figura 04. Reflectância espectral característica da folha vegetal verde sadia, para o intervalo de comprimentos de onda entre 0,4 e 2,6 $\mu\text{m}$ .....	30
Figura 05. Localização geográfica da bacia do Sucuru .....	40
Figura 06. Fluxograma simplificado das etapas metodológicas de classificação de imagens .....	42
Figura 07. Distribuição espacial dos pontos na bacia do Sucuru-PB .....	43
Figura 08. Classificação das plantas quanto ao porte .....	44
Figura 09. Classificação das plantas quanto à classe .....	45
Figura 10. Classificação de comunidades vegetais quanto ao grau de recobrimento da superfície do solo .....	45
Figura 11. Pontos de controle das categorias mapeadas na bacia do Sucuru .....	49
Figura 12. Imagens de satélites mensais utilizadas neste trabalho .....	51
Figura 13. Modelo de suavização aplicado à linha do tempo com um filtro Savitzky-Golay, omitindo pixels "ruins" e criando novos rasters. Onde a linha pontilhada representa os valores brutos e a contínua os valores suavizados .....	52
Figura 14. Ilustração exemplificando a série de pixels no raster, utilizando algumas categorias .....	54
Figura 15. Cobertura da terra na bacia do Rio Sucuru – PB, maio de 2015 .....	55
Figura 16. Disseminação de algarobas (A) e desflorestamento para utilização como lenha (B) do Rio Sucuru, Sumé - PB .....	59
Figura 17. Arbórea subarbórea densa no município de Ouro Velho (A) e no município de Sumé (B) .....	60
Figura 18. Caatinga Arbórea subarbórea aberta (A) Monteiro e (B) Sumé .....	61
Figura 19. Caatinga Subarbórea arbórea aberta no município de Sumé .....	61
Figura 20. Caatinga Arbustiva subarbórea aberta no município de Sumé (B) .....	62
Figura 21. Caatinga Arbustiva subarbórea rala em Sumé .....	62
Figura 22. Caatinga Subarbustiva arbustiva rala em Ouro Velho (A) e (B) .....	63

Figura 23. Caatinga Subarbustiva muito rala (A) Sumé .....	64
Figura 24. Solo exposto em Monteiro (A) e Sumé (B) .....	65
Figura 25. Corpos d'água em Ouro Velho com presença de constituintes orgânicos e inorgânicos (A) e (B) .....	66
Figura 26. Padrões de cobertura da terra na bacia do Rio Sucuru – PB .....	66
Figura 27. Espacialização das inconsistências na cobertura da terra na bacia do Sucuru .....	67
Figura 28. Reflectância das classes Arbórea subarbórea densa e a Arbórea subarbórea aberta nos 6 canais da imagem .....	68
Figura 29. Reflectância das classes, Subarbustiva arbustiva rala que apresentou confusão com o Solo exposto .....	69
Figura 30. Reflectância das classes, Subarbustiva muito rala - Solo Exposto .....	69
Figura 31. Reflectância das classes, áreas urbanas - solo exposto .....	70
Figura 32. Reflectância das classes, solo exposto que apresentou inconsistências com nuvens .....	70
Figura 33. Reflectância das classes água e sombra de encostas .....	71
Figura 34. Reflectância das classes, água que apresentou inconsistências com sombra de nuvens .....	72
Figura 35. Série temporal de EVI da bacia do Rio Sucuru – PB, após a retirada dos pixels com presença de nuvens e sombra de nuvens entre 2014 e 2016 .....	75
Figura 36. Série temporal de EVI da bacia do Rio Sucuru – PB, com a aplicação do filtro para a remoção dos ruídos (2014 – 2016) .....	76
Figura 37. Valores de EVI obtidos para a classe Arbórea subarbórea muito densa identificada na área de estudo .....	78
Figura 38. Capineiras em área de várzea .....	79
Figura 39. Perfil do comportamento de EVI para a classe Arbórea subarbórea densa .....	80
Figura 40. Perfil do comportamento de EVI para a classe Arbórea subarbórea aberta .....	81
Figura 41. Comportamento de EVI para a classe Subarbórea arbórea aberta .....	82
Figura 42. Comportamento de EVI para a classe Arbustiva subarbórea aberta .....	83
Figura 43. Comportamento de EVI para a classe Arbustiva subarbórea rala .....	84
Figura 44. Comportamento de EVI para a classe Subarbustiva arbustiva rala .....	85

Figura 45. Comportamento de EVI para a classe Subarrestiva muito rala .....	86
Figura 46. Comportamento de EVI para o solo exposto .....	87
Figura 47. Comportamento do EVI para as áreas urbanas .....	88
Figura 48. Classes de cobertura da terra resultante da classificação melhorada da área de estudo .....	95

## LISTA DE QUADROS E TABELAS

Quadro 01.	Índices de vegetação encontrados na literatura .....	31
Quadro 02.	Imagens de satélites utilizadas neste trabalho.....	105
Quadro 03.	Classes de coberturas do solo identificadas com as principais inconsistências na bacia do Rio Sucuru – PB .....	50
Tabela 01.	Dados de precipitação média mensal e anual de postos da área de estudo, para o período de vinte e três anos de observação .....	41
Tabela 02.	Classes em km <sup>2</sup> e percentual de cobertura da terra na bacia hidrográfica do rio Sucuru – PB, em 29 de setembro de 2016 .....	58
Tabela 03.	Tipos de coberturas e os valores de cada classe para a classificação baseada em dados de campo, a do teste de correlação de Spearman, a classificação corrigida e suas respectivas coordenadas geográficas .....	89
Tabela 04.	Áreas e percentual dos padrões de cobertura da terra da bacia hidrográfica do rio Sucuru – PB, resultantes da classificação melhorada .....	91
Tabela 05.	Classes de cobertura do solo, porcentagem da área de cada classe e alterações resultante da classificação com dados de campo e a reclassificação usando o coeficiente de correlação .....	94

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

SAB - Semiárido do Brasil  
CAPES - Comissão de Aperfeiçoamento de Pessoal do Nível Superior  
BRAMAR - Brazil-Managed-Aquífer-Recharge  
UGP - Unidades de Gestão e Planejamento  
EVI – Enhanced Vegetation Index  
ETM+ - Enhanced Thematic Mapper, plus  
OLI - Operational Land Imager  
TIRS – Thermal InfraRed Sensor  
IV - Índice de vegetação  
MODIS – Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer  
NDVI – Normalized Difference Vegetation Index  
TST - Temperatura de Superfície Terrestre  
IQC - Índice de Queima Composta  
GO - Goiás  
BA - Bahia  
TO - Tocantins  
MG - Minas Gerais  
MAXVER - Máxima Verossimilhança  
SOM - Self-Organizing Map  
PCH - Pequena Central Hidrelétrica  
ES - Espírito Santo  
SR - Sensoriamento Remoto  
GPS - Global Positioning System  
SIG Sistemas de Informações Geográficas  
GIS - Geographic Information System  
CGIS - Canadian Geographic Information System  
SGI - Sistema de Gestão Integrado  
EUA - Estados Unidos da América  
RADAM - Radar da Amazônia  
U.R.S.S. - União das Repúblicas Socialistas Soviéticas  
NASA - National Aeronautics and Space Administration  
ERTS-I - Earth Resources Technology Satellite -I

REM - Radiação eletromagnética

°C - Celsius

K - Kelvin

VIS - Visible

NIR – Near InfraRed

µm - Micrômetro

TM –Thematic Mapper

SR – Simple Ratio

SAVI – Soil Adjusted Vegetation Index

SRTM - Shuttle Radar Topography Mission

TRMM - Tropical Rainfall Measuring Mission

ISODATA - Interactive Self-Organizing Data Algorithm

QGis - Quantum Gis

ArcGIS - Conjunto de produtos de software

R - Linguagem de programação

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

AESA - Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba

BR - Brasil

Bsh - Nomenclatura Internacional para Clima Semiárido

Mm - Milímetro

USGS - United States Geological Survey

REIS - RapidEye Earth Imaging System

RGB - Cores aditivas formado por Red, Green e Blue

PB - Paraíba

PDI - Processamento Digital de Imagens

NA – Not Available

GDAL - Biblioteca de Abstrações de Dados Geo-Espaciais

ND - Número Digital

FMASK – Function of Mask

EROS - Earth Resources Observation and Science

ESPA - Center Science Processing Architecture

DJ - Dia Juliano

Km<sup>2</sup> - Quilômetro quadrado

UCS - Uso e conservação do Solo

SWIR1 - Short Wave InfraRed



## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>18</b>
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....</b>	<b>22</b>
2.1 Geotecnologias.....	22
2.2 Sistema de Informações Geográficas (SIG's).....	23
2.3 Sensoriamento Remoto do ambiente.....	24
2.4 Radiação eletromagnética (REM).....	26
2.5 Respostas dos alvos da superfície terrestre.....	29
2.6 Índices de Vegetação.....	30
2.6.1 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (IVDN) .....	33
2.6.2 Índice de Vegetação Realçado - EVI.....	34
2.7 Métodos de classificação de imagem.....	35
2.7.1 Técnicas de classificação não-supervisionada .....	36
2.7.2 Técnicas de classificação supervisionada .....	36
2.7.3 Técnicas de classificação híbrida .....	37
2.8 Uso de correlação em imagens digitais.....	38
<b>3 MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>39</b>
3.1 Localização e descrição da área de estudo .....	39
3.2 Etapas metodológicas .....	41
3.2.1 Seleção, aquisição e descrição dos dados .....	41
3.2.2 Classificação de padrões: métodos não convencionais .....	46
3.2.2.1 Cômputo da radiância e reflectância .....	46
3.2.2.2 Planejamento de atividades de campo .....	46
3.2.2.3 Classificação não – supervisionada da cobertura do solo .....	47
3.2.2.4 Ajuste e mapeamento das classes .....	48
3.2.2.5 Identificação, análise e espacialização dos alvos que apresentaram inconsistências de classes .....	48
3.2.3 Uso do EVI para melhorar a classificação da imagem .....	50
3.2.3.1 Teste de correlação .....	53
3.2.3.2 Mapa de classificação melhorado.....	53
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>55</b>
4.1 Classificação não-supervisionada de imagem digital da bacia do sucuru para fins de planejamento de atividades de campo .....	55

4.2 Classificação e caracterização dos padrões de cobertura da terra baseada na visita de campo .....	57
4.2.1 Caracterização dos padrões de cobertura .....	57
4.2.2 Identificação e descrição das inconsistências de classes na bacia do Sucuru .....	66
4.2.3 Análise espaço-temporal da cobertura da terra na Bacia do Sucuru, utilizando o EVI para ajustar/melhorar a classificação de imagem .....	72
4.3 Classificação melhorada com dados de EVI correlacionados .....	88
<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>96</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>97</b>
<b>APÊNDICES .....</b>	<b>105</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Após a segunda metade do século XX, especificamente nos finais dos anos 1960 e início da década de 70, a problemática ambiental surge como uma crise da racionalidade humana. A concepção de que os recursos naturais seriam inesgotáveis, e o crescimento econômico era condição e princípio indispensável para uma sociedade hodierna e desenvolvida, passou a ser modificada em decorrência da pressão insustentável ocasionada aos ecossistemas (LEFF, 2001; SACHS, 2007).

Diante da atual dinâmica de crescimento, surgem inúmeros problemas de ordem socioambiental, econômica e cultural, evidenciados pela degradação do meio ambiente, muito recorrente em países subdesenvolvidos. No Brasil, isto é muito presente, principalmente na área de abrangência do Semiárido, o qual é determinado como a região mais afetada pelo problema, ocasionando o processo de desertificação crescente com graves consequências socioambientais (PACHECO *et al.*, 2006; NASCIMENTO, 2009).

Os ecossistemas em seu equilíbrio natural podem ser facilmente alterados, em função da intervenção natural ou resultante da intensa ação humana acarretada ao meio ambiente, e com isso dificulta a sua resiliência. Todavia, com a ocorrência dos baixos índices pluviiais, como as secas que tem assolado nos últimos anos, tem se tornado cada vez mais difícil à regeneração, além de comprometer o crescimento econômico e social. Embora, em alguns casos como assevera Silva (2002) “o homem agride a natureza, não porque usa seus recursos naturais, mas porque o faz de modo egoísta e irracional. Simplifica totalmente os ecossistemas transformando-os em monoculturas ou terrenos de pastagens”.

Nessa perspectiva, a cobertura vegetal se configura como um relevante indicador geoambiental, sendo recorrentes as influências de diversos fatores como os edáficos, bióticos e climáticos. Assim, ela exerce importante papel na estabilização dos geoambientes, visto que “naturalmente protege o solo dos processos erosivos, facilita a distribuição, infiltração e acúmulo das águas pluviiais e influencia nas condições climáticas do ambiente” (ALMEIDA; CUNHA; NASCIMENTO, 2012).

Em análise ambiental, para extrair informações biofísicas da vegetação, como o mapeamento e monitoramento dos recursos naturais, têm sido muito utilizados as técnicas de sensoriamento remoto (JENSEN, 2011), principalmente em bacias hidrográficas por serem consideradas excelentes Unidades de Gestão e Planejamento (UGP) (GOMES *et al.*, 2012).

Destacam-se duas técnicas de sensoriamento remoto mais utilizado para obter informação ambiental: Índices de Vegetação e Classificação de Imagens. A partir delas,

diversos índices de vegetação (IV) têm sido desenvolvidos e aplicados em diversos ecossistemas utilizando imagens multitemporais para discriminar a fenologia da cobertura da terra, principalmente culturas agrícolas, tais como o estudo de Son *et al.* (2014) que fazem uma análise comparativa com dados do Espectroradiômetro MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) entre o Índice de Vegetação Realçado (*Enhanced Vegetation Index - EVI*) e o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index – NDVI*) em áreas de produções de arroz no Delta do Rio Mekong, no Vietnã.

Ressalta-se também o trabalho de Zheng *et al.* (2016) que utilizam a Temperatura de Superfície Terrestre (TST), o EVI e o Índice de Queima Composta (IQC) para estimar a gravidade de queimadas resultantes de incêndios florestais em áreas cobertas por vegetação esparsa e densa que compõem diferentes áreas de eco-tipo regionais no oeste dos Estados Unidos. Bayma (2015) utilizou imagens de satélites para avaliar o uso de séries temporais por meio de NDVI e EVI, para detecção de desmatamentos no bioma Cerrado, nos municípios de Jataí/GO, Luís Eduardo Magalhães/BA, Mateiros/TO e São Miguel do Araguaia/GO. Silva *et al.* (2015), apresentam imagem de satélite Landsat 8 para identificar fragmentos de Caatinga, distinguindo os mesmos de áreas de cultivos do *Agave Sisalana Perrine*<sup>1</sup> em ambiente do semiárido da Bahia, entre outros.

Quanto à técnica de classificação de imagens, essa é amplamente empregada, conforme pode ser constatado no estudo realizado por Bernardes *et al.* (2007), os quais avaliam a qualidade de diferentes métodos de classificação automática de uma imagem do satélite Landsat para geração de um mapa de uso atual do município de Patrocínio, MG. Eles utilizam os classificadores *MaxVer* (Máxima Verossimilhança), caracterizado como do tipo “pixel a pixel”, além dos classificadores *Isoseg* e *Bhattacharya*, considerados como classificadores por região.

Gonçalves *et al.* (2008) empregam em conjunto as propriedades do Mapa Auto Organizável de Kohonen (*SOM – Self-Organizing Map*) e dos métodos de Agrupamentos Hierárquicos Aglomerativos para realizar a classificação não-supervisionada de imagens de sensoriamento remoto. Silva *et al.* (2011) utilizam a classificação supervisionada por meio do algoritmo *Bhattacharya* para mapear e analisar as mudanças espaciais da cobertura do solo da área de influência da Pequena Central Hidrelétrica (PCH) de São Simão, Alegre – ES, usando

---

<sup>1</sup> Cultura popularmente conhecida como Agave ou Sisal, e pode ser cultivado em áreas de baixos índices pluviiais.

imagens de alta resolução sub-orbital e orbital, e outros. Nessas aplicações descritas observa-se que dois métodos de classificação são utilizados: o não-supervisionado e o supervisionado.

O primeiro método decorre quando o classificador responsável faz uso de algoritmos para identificação das classes existentes na cena imageada. O segundo método é caracterizado como aquele em que requer do usuário conhecimentos prévios sobre a terra, na qual visa identificar uma ou mais classes de interesse na imagem, principalmente das áreas representativas.

Entretanto, tanto as técnicas de classificação de imagens quanto à obtenção de informações biofísicas por meio de índices de vegetação apresentam limitações: as variações sazonais do ambiente do semiárido podem contribuir para falsas interpretações, a alta heterogeneidade da superfície faz com que a utilização dessas técnicas seja pouco eficiente na distinção de classes de cobertura e uso da terra.

As limitações das técnicas de classificação consistem na semelhança das respostas espectrais apresentada por alguns alvos; em épocas de secas, alvos vegetados podem ser confundidos com áreas não vegetadas. Além disso, as técnicas de classificação não acompanham a evolução temporal do alvo, fazendo com que aconteçam as falsas interpretações neste ambiente altamente variado.

Numa análise realizada para um único instante, os índices de vegetação apresentam ainda menos eficiência na distinção de classes de cobertura e uso do solo, podendo haver respostas semelhantes do IV para classes distintas. No entanto, os IVs podem ser aplicados de forma multitemporal, de modo a permitir um acompanhamento da evolução temporal e melhor distinção das variações fenológicas do alvo.

A hipótese aqui levantada é que a utilização conjunta das duas técnicas poderia contribuir para melhor identificação das classes de cobertura do solo em região de clima semiárido no Brasil, especificamente, na região do cariri paraibano em áreas adjacentes ao município de Sumé - PB. O interesse por essa área de estudo justifica-se pela a forma de exploração do solo feita pelo seres humanos, que vem impactando a cobertura vegetal.

Sendo que uma das principais funções desses dados é a entrada em modelos hidrológicos. Visto que, esse espaço de estudo está inserido nas áreas de abrangência de um projeto binacional, o Projeto Bramar, de cooperação em pesquisas e inovação tecnológica entre Brasil e Alemanha, que busca fomentar o gerenciamento integrado dos recursos hídricos no SAB. Diante desse contexto, como desafio de pesquisa, este trabalho visa estabelecer uma metodologia que incorpore a capacidade de distinção temporal do índice de vegetação à técnica de classificação de imagens para melhorar a identificação das classes de cobertura da

Terra na bacia do Rio Sucuru, no Cariri paraibano. Essas determinações consistem no objetivo principal deste estudo, tendo ainda os seguintes objetivos secundários:

- a) Obter uma classificação de referência dos padrões de cobertura da terra a partir de imagens de Sensoriamento Remoto, para um período específico, no qual seja possível uma validação em campo;
- b) Identificar as inconsistências de classes existentes, bem como maneiras possíveis de minimizá-las;
- c) Avaliar o uso de uma série apropriada de um índice de vegetação para melhoria da classificação realizada.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 Geotecnologias

As geotecnologias têm se tornado cada vez mais abrangentes a um maior número de pessoas, pois, na contemporaneidade, uma grande parte da população está em contato com as diversas tecnologias, como por exemplo, o sensoriamento remoto, o GPS (*Global Positioning System*) de campo e/ou automotivo, Google Earth, dentre outros. Dessa forma, as geotecnologias podem ser entendidas como sendo “as novas tecnologias ligadas às geociências, as quais trazem avanços significativos no desenvolvimento de pesquisas, em ações de planejamento, em processos de gestão, manejo e em tantos outros aspectos relacionados à estrutura do espaço geográfico” (FITZ, 2008).

O sensoriamento remoto funciona em consonância com outras ciências de informação geográfica (JENSEN, 2011), frequentemente chamadas de geotecnologias ou geoprocessamento, na qual estão inclusos a cartografia, os levantamentos de dados e os sistemas de informações geográficas. A Figura 1 apresenta o modelo de interação mostrando a relação entre as ciências da informação geográfica (sensoriamento remoto, cartografia, sistemas de informações geográficas e levantamento), à medida que elas se relacionam com a matemática e a lógica, e com as ciências físicas, biológicas e sociais (JENSEN, 2011).

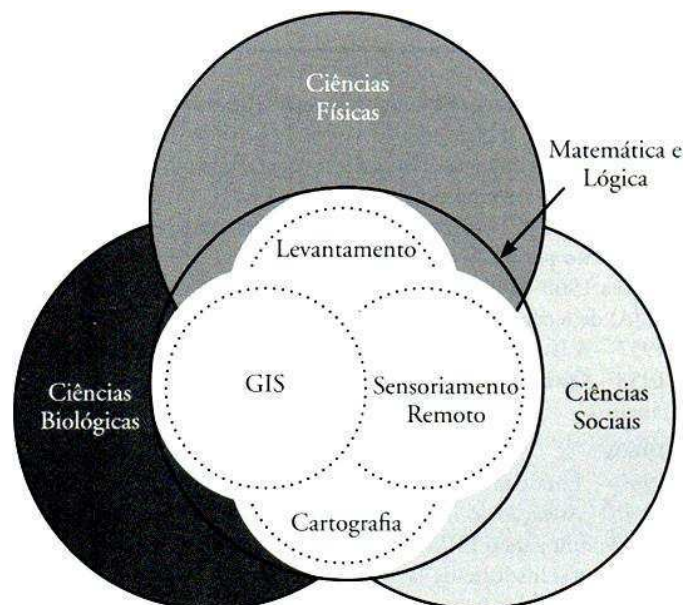


Figura 1 - Modelo de interação mostrando a relação entre as ciências da informação geográfica.

Fonte: Jensen, 2011.

Florenzano (2005) complementa que “o uso de ambientes computacionais de SIG facilita a integração de dados de sensores remotos com aqueles provenientes de outras fontes, bem como a análise espacial e a modelagem dos ambientes permitindo realizar a projeção de cenários futuros”.

## **2.2 Sistemas de Informações Geográficas (SIGs)**

No século XX, especificamente na década de 1950, com o desenvolvimento tecnológico apresentado, tem possibilitado o armazenamento e a representação de conhecimentos geográficos de forma integrada em ambiente computacional, proporcionando o aparecimento do Geoprocessamento.

Nesse sentido, foi implementado no Canadá, em 1962, o primeiro Sistema de Informação Geográfico (*Geographic Information System – GIS*), o qual foi designado *Canadian Geographic Information System (CGIS)*, que objetivava realizar um inventário de terras em âmbito nacional, envolvendo diferentes aspectos socioeconômicos e ambientais (AVELINO, 2004). Embora, só em 1964, foi desenvolvido o primeiro Sistema de Gestão Integrado – SGI para gerenciamento dos recursos naturais nos EUA pelo serviço florestal.

No Brasil, em 1975, tiveram início os primeiros estudos de geoprocessamento e dos Sistemas de Informação Geográfica – SIG, com o Projeto RADAMBRASIL, que retornou a sua disseminação no início na década de 1980. Esses estudos foram desenvolvidos, conforme Xavier-da-Silva (2001), citado por Avelino (2004), para “racionalizar a geração, o armazenamento, a recuperação e a análise do enorme acervo de dados ambientais primários e interpretativos (geologia, geomorfologia, solos, vegetação e outros), originados pelo projeto, e que deveriam recobrir todo território brasileiro”.

O Sistema de Informação Geográfica (SIG) pode ser designado como o conjunto de ferramentas computacionais (hardware) e de programas específicos (software) que integram as Geotecnologias. Nesse contexto, Fitz (2008) define o SIG como sendo “um sistema constituído por um conjunto de programas computacionais, o qual integra dados, equipamentos e pessoas com o objetivo de coletar, armazenar, recuperar, manipular, visualizar e analisar informações referenciadas geograficamente”.

Um SIG pode ser representado quanto aos planos de informações geográficas de duas formas: no formato vetorial ou/e no formato matricial. Ambos os planos de informação, tanto vetoriais quanto matriciais, são benéficos para fazer a descrição das características paisagísticas, tais como: distritos administrativos, estradas, limites territoriais, dentre outros.



Os planos de informação vetorial fazem uma representação do mundo real considerando três elementos gráficos: linhas (arcos), pontos (nós) e polígonos, sendo “um ponto um par ordenado (x, y) de coordenadas espaciais. Já os planos de informação matriciais representam uma região do espaço, por meio de uma matriz de pixels” (CUNHA, 2011). Destarte, os pixels individuais contêm valores numéricos que denotam a classe representada. Para a descrição espacial de fenômenos ininterruptos em superfície, como elevação do relevo, temperatura, níveis de biomassa, dados de chuva, índices de vegetação, indicadores biofísicos diversos, tem sido muito comum o uso de planos de informação matriciais, principalmente pela possibilidade mais eficiente de álgebra de mapas que este formato permite.

### **2.3 Sensoriamento Remoto do ambiente**

Inicialmente, o Sensoriamento Remoto (SR) foi fomentado principalmente para atender as aplicações de reconhecimento militar, sendo que na Segunda Guerra Mundial a fotointerpretação configurou-se muito relevante. Começava uma nova era espacial com o lançamento do primeiro satélite artificial a orbitar a Terra, o soviético (U.R.S.S.) Sputnik, lançado em 1957, do Explorer I (E.U.A) em 1958, e com a coleção de fotografias do então programa secreto CORONA iniciado em 1960; com eles ficou confirmado a política de “céus abertos” a nível global relacionado ao lançamento orbital de objetos no espaço geográfico (JENSEN, 2011).

Nesse contexto, o pioneiro satélite da série Landsat foi lançado pela NASA nos Estados Unidos, em 1972, nomeado originalmente *Earth Resources Technology Satellite-I* (ERTS-I). No entanto, este satélite, em termos de reconhecimento mundial do sensoriamento remoto, demonstrou ser de grande relevância como uma importante ferramenta de análise ambiental (MACHADO *et al.*, 2010).

O Sensoriamento Remoto tem sido muito utilizado para obter informações relacionadas aos diversos processos ambientais comuns na terra desde o lançamento inicial do Landsat, que entre eles podem ser citados uso e cobertura do solo, urbanização, agricultura, dinâmica da vegetação, entre outros. Nesta perspectiva, sobre o SR, Jensen (2011), assevera que “é utilizado para muitas aplicações, tais como análise de imagens médicas (raios x), avaliação não destrutiva de produtos numa linha de montagem, e análise de recursos da Terra”.

O termo “Sensoriamento” expressa a obtenção de dados por meio de sensores, já o termo “Remoto” está relacionado à obtenção de dados à distância. Assim, o Sensoriamento Remoto (SR) é a ciência (grande campo do conhecimento humano) e a arte (processo de

interpretação visual) que torna-se propício a aquisição de dados e informações da superfície terrestre sem a ocorrência do contato físico com seus alvos, entre o sensor e o objeto (FLORENZANO, 2002, 2008; MORAES, 2002; VENTURIERI, 2007; JENSEN, 2011; GOMES *et al.*, 2012; MENESES, 2012).

Esta definição clássica permite estabelecer a base para o desenvolvimento de uma conceituação mais científica. Nesse sentido, Meneses (2012) expõe os seguintes princípios:

- i) exigência: ausência de matéria no espaço entre o objeto e o sensor; ii) consequência: a informação do objeto é possível de ser transportada pelo espaço vazio; iii) processo: o elo de comunicação entre o objeto e o sensor é a radiação eletromagnética, a única forma de energia capaz de se transportar pelo espaço.

Desse modo, considera-se uma atividade científica quando é feito o uso de sensores sofisticados para medir a quantidade de energia eletromagnética à distância, e posteriormente a extração de informações relevantes dos dados utilizando algoritmos baseados em matemática e estatística (JENSEN, 2011).

O sensoriamento remoto é realizado a partir de um instrumento frequentemente chamado de sensor. Os sensores podem obter uma informação muito específica sobre um objeto ou a extensão de um fenômeno geográfico (JENSEN, 2011). Eles são diferenciados e classificam-se em sistemas de sensoriamento remoto ativos e passivos.

Os sensores ativos são considerados aqueles que possuem fonte própria de energia, ou seja, emitem a energia suficiente na direção dos alvos e captam a sua reflexão. O radar, sonar, filmadora com *spot* de luz acoplado e câmera fotográfica que use *flash* constituem exemplares de sensores ativos. Já os sensores passivos não dispõem de fonte própria de energia e necessitam de fontes externas para a realização dos processos, como a energia solar, tendo como exemplos, uma filmadora e câmera fotográfica que não use *spot* ou *flash* (FITZ, 2008; JENSEN, 2011).

Destarte, a “radiação solar incidente na superfície terrestre e por ela refletida pode ser captada por sensores acoplados em satélites artificiais que orbitam o planeta” (FITZ, 2008). Portanto, na grande maioria, as imagens disponibilizadas ao público, principalmente as da rede mundial de computadores, são oriundas de sensores passivos.

Os estudiosos vêm desenvolvendo procedimentos para coleta e análise de dados de sensoriamento remoto por mais de 150 anos, desde o advento da primeira fotografia, a partir de uma plataforma e obtida em 1858, pelo francês Gaspard Felix Tournachon, conhecido “popularmente” como Nadar (JENSEN, 2011). Embora, no fornecimento de informações biofísicas básicas incluindo localização, elevação ou profundidade, biomassa, temperatura e teor de água, tiveram a adoção intensificada no pós-lançamento do primeiro Landsat.

Assim, por meio das imagens de satélites, torna-se bem mais acessível à obtenção de dados, entre eles os meteorológicos que ainda são escassos, onde na maioria das vezes as áreas são extensas ou de difícil acesso. Essas imagens são gratuitas ou a custo inferior em analogia às fotografias aéreas.

Todavia, ao reproduzir uma fração, ou uma face da superfície terrestre, “elas permitem fazer a ligação entre o pontual, ou o local, e o global. Portanto, na análise de um espaço local constitui referência para a compreensão de outros espaços, pois no local está embutido o regional, o continental, o global e vice-versa” (FLORENZANO, 2005).

São significativos e constantes os esforços que os estudiosos têm demonstrado, objetivando desenvolver sensores e algoritmos de processamento visual e digital de imagens para extrair importantes informações biofísicas da vegetação a partir de dados de sensoriamento remoto (JENSEN, 2011). Desse modo, mesmo sendo muitas das técnicas de sensoriamento remoto de natureza genérica, podem ser aplicadas a uma variedade de paisagens vegetadas.

Existem diversas aplicações do sensoriamento remoto atrelado ao estudo da superfície terrestre, embora os interesses sejam distintos quanto ao objeto de estudo. Dentre elas, podem ser destacados o monitoramento e a quantificação das condições e distribuições espaciais da vegetação, por meio de índices de vegetação e usando dados digitais de reflectância espectral da radiação eletromagnética (LIU, 2007).

## **2.4 Radiação eletromagnética (REM)**

O sol é a principal fonte de emissão de radiação eletromagnética e a fonte primária para a realização de praticamente todos os processos naturais presenciados na superfície terrestre. Dessa forma, se ocorrer um aumento ou diminuição dela ao extremo extinguir-se-ão as possibilidades de vida existente no planeta Terra. Onde a interação da radiação eletromagnética com os alvos consiste nos princípios físicos do sensoriamento remoto.

A radiação eletromagnética (REM) pode ser entendida como a forma de energia que se propaga por meio do modelo ondulatório ou de partículas no espaço à velocidade da luz (JENSEN, 2011), sendo que uma fração dessa energia é interceptada pela Terra e interage com a atmosfera e os materiais de superfície. A transferência de REM é de essencial interesse para a ciência do sensoriamento remoto, bem como as ciências ambientais, em decorrência dessa ser a única forma de transferência de energia que ocorre no vácuo, como a região entre o Sol e a Terra.

Para compreender como a energia eletromagnética é criada, a sua propagação e sua alteração com a matéria no meio físico, dois modelos são utilizados, a saber: o de partículas (estruturas atômicas), ou seja, o quântico (corpuscular) e o ondulatório.

Do ponto de vista quântico, o comprimento de onda da radiação liberada é uma função da quantidade de trabalho realizado no átomo, o *quantum* de energia que ele absorveu para fazer com que o elétron fosse excitado e se movesse para uma órbita mais alta (JENSEN, 2011). Uma vez que o elétron esteja numa órbita mais alta, ele possui energia potencial. Conforme esse mesmo autor, após  $10^{-8}$  segundos, o elétron retorna ao nível de energia ou órbita de mais baixa energia livre do átomo e libera radiação. Assim, a radiação eletromagnética é originada como o envio de pequenos pulsos de energia que se propaga no espaço geográfico.

Já relacionada à perspectiva ondulatória, a onda eletromagnética acontece por meio de dois campos flutuantes, sendo um elétrico e outro magnético (Figura 2). Os dois vetores estão em ângulos retos (ortogonais) entre si, e ambos são perpendiculares à direção do deslocamento da onda.

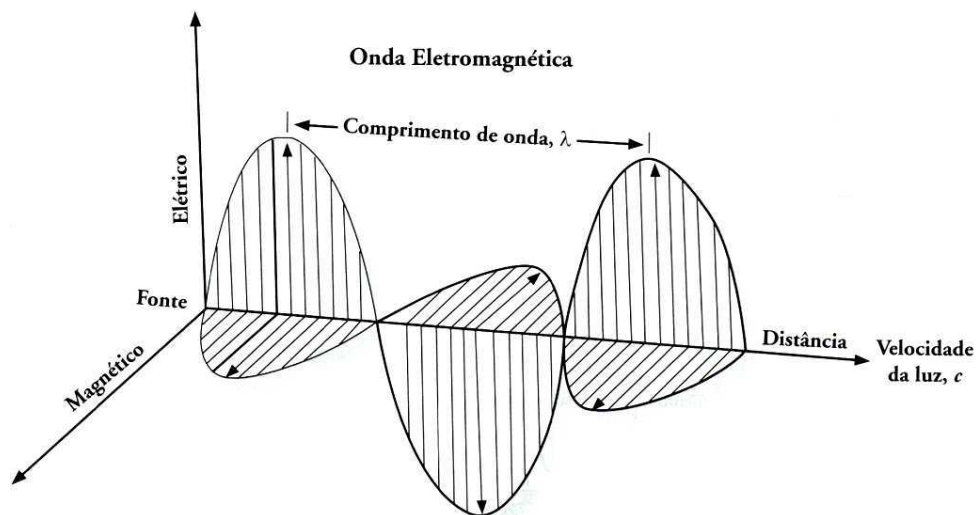


Figura 2 - Onda eletromagnética.  
Fonte: Jensen (2011)

A frequência é inversamente proporcional ao comprimento de onda, visto que quanto maior o comprimento de onda, menor é a frequência ou vice-versa. Segundo Jensen (2011), “quando a radiação eletromagnética passa de uma substância para outra, a velocidade da luz e o comprimento de onda mudam, enquanto que a frequência permanece constante”.

Todos os objetos acima do zero absoluto ( $-273\text{ }^{\circ}\text{C}$  ou  $0\text{ K}$ ) emitem energia eletromagnética, incluindo a água, o solo, rocha, vegetação e a superfície do Sol. Embora,

quanto maior o comprimento de onda envolvido, menor seu conteúdo energético (JENSEN, 2011).

Ao campo de radiação que é constituído por um conjunto de ondas eletromagnéticas de um determinado objeto atribui-se o nome de espectro. O espectro eletromagnético pode ser mencionado como os canais espectrais da REM conhecidos pelos seres humanos. Neste contexto, Rosendo (2005) assevera que “a representação contínua da radiação eletromagnética, em termos de comprimento de onda, frequência ou energia, é designado como sendo o espectro eletromagnético”. Entretanto, quanto aos processos físicos de detecção de energia, esses canais possuem suas características peculiares, que vão desde os raios cósmicos até as ondas de rádios, conforme demonstrado na Figura 3, embora, Meneses (2012) corrobora que a faixa de comprimento de onda da REM é praticamente ilimitada.

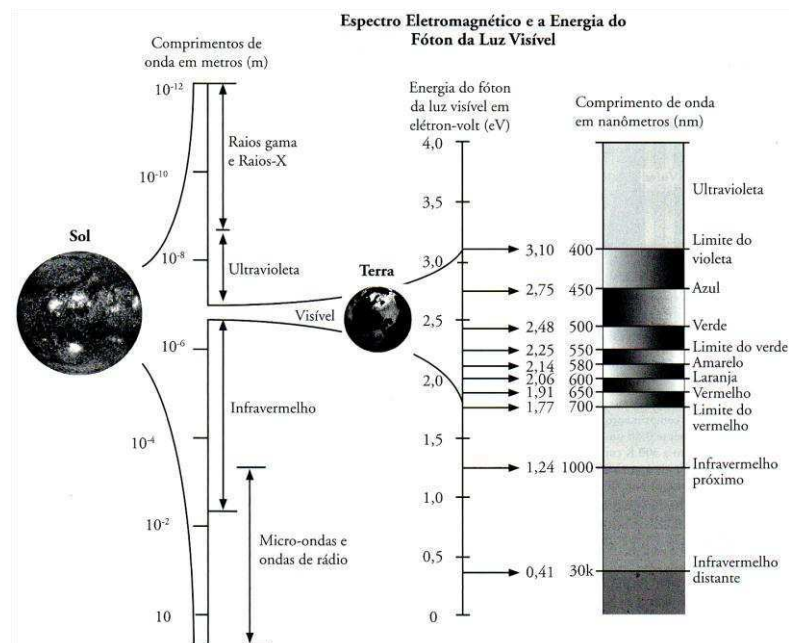


Figura 3 - Espectro Eletromagnético e seus respectivos comprimentos de ondas.

Fonte: Jensen (2011).

Os intervalos do espectro eletromagnético correspondente às faixas do visível, infravermelho próximo, médio e termal, e micro-ondas, são os mais usados em sensoriamento remoto. Assim, é necessário o usuário conhecer os valores e as denominações, possibilitando a detecção para cada sensor orbital. Um dos intervalos ou faixas de comprimentos de onda que são mais familiares (MENESES, 2012) é a faixa de luz visível da radiação solar, por ser aquela que o olho humano é capaz de detectar. Portanto, as faixas a serem usadas nesse estudo correspondem ao azul, ao vermelho do espectro visível e ao infravermelho próximo.

Na atmosfera a radiação solar incidente pode sofrer alterações em decorrência dos efeitos da refração, espalhamento e absorção. As mudanças podem ocorrer na velocidade da radiação, comprimento de onda, intensidade, direção e distribuição espectral.

A refração atmosférica ocorre quando a radiação eletromagnética – REM encontra substâncias de diferentes densidades, como ar e água. Nesse contexto, a luz faz um deslocamento mais lento por meio da água em decorrência da maior densidade, fazendo com que ocorra um desvio da mesma. Nessa mesma perspectiva, Liu (2007) assevera que “a refração é a mudança na direção dos feixes de luz quando a luz passa de um meio para outro”.

Outro efeito recorrente na atmosfera é o espalhamento da radiação pelas partículas atmosféricas, sendo que o “espalhamento difere da refração no sentido que a direção associada ao espalhamento é imprevisível, enquanto a direção da refração é previsível” (JENSEN, 2011). Há, essencialmente, três tipos de espalhamento, o Rayleigh, o Mie e o espalhamento não-seletivo. Já absorção é o processo pelo qual a energia radiante é absorvida e convertida em outras fontes de energia.

## **2.5 Respostas dos alvos da superfície terrestre**

O fluxo de radiação eletromagnética ao incidir em qualquer alvo pode resultar em três fenômenos que caracterizam os processos de interação, sendo eles a reflectância, a transmitância e a absorptância. Todavia, esses fenômenos da energia incidente podem ocorrer de forma parcial ou total, baseado nos princípios da conservação de energia. De acordo com Ponzoni e Shimabukuro (2007), as frações espectrais da radiação incidente que serão refletidas, transmitidas e absorvidas dependerão das características físico-químicas e biológicas de um objeto. Nesse sentido, com a folhagem da vegetação essa lógica pode ser aplicada a esse processo.

A Figura 4 apresenta a reflectância espectral característica da folha vegetal verde sadia, para o intervalo de comprimentos de onda entre 0,4 e 2,6  $\mu\text{m}$ . Sendo que os fatores dominantes que controlam a reflectância foliar são os vários pigmentos foliares existentes no mesófilo paliçádico (como, por exemplo, as clorofilas a e b, e o  $\beta$ -caroteno), o espalhamento da energia infravermelha no mesófilo esponjoso e a quantidade de umidade na planta (JENSEN, 2011). Na região do visível entre 0,43 - 0,45  $\mu\text{m}$  e em 0,65 - 0,66  $\mu\text{m}$  é onde ocorrem as principais bandas de absorção pela clorofila; já na água as principais bandas de absorção ocorrem em 0,97; 1,19; 1,45; 1,94 e 2,7  $\mu\text{m}$ .

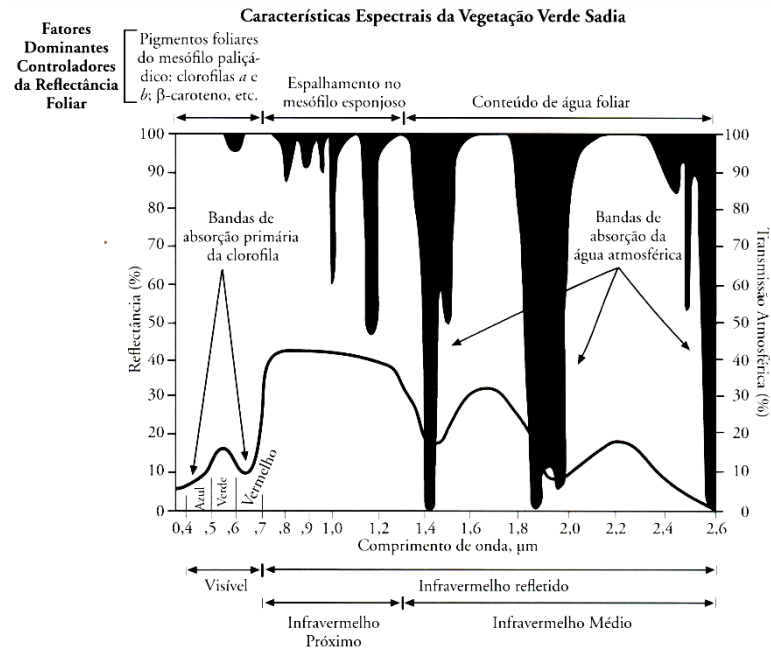


Figura 4 - Reflectância espectral característica da folha vegetal verde sadia, para o intervalo de comprimentos de onda entre 0,4 e 2,6  $\mu\text{m}$ .

Fonte: Jensen (2011).

O comportamento espectral de um objeto pode ser definido como sendo o conjunto dos valores sucessivos da reflectância do objeto ao longo do espectro eletromagnético, também conhecido como a assinatura espectral do objeto (MORAES, 2002).

A energia eletromagnética na região do espectro visível é altamente absorvida pelos vegetais saudios, visto que a clorofila captura essa luz para a realização do processo de fotossíntese por meio dos pigmentos fotossintetizantes, principalmente pelas clorofilas, xantofilas e carotenos presentes principalmente nas folhas (PONZONI; SHIMABUKURO, 2007; SILVA, 2012).

## 2.6 Índices de vegetação

A transformação do espaço geográfico decorre da interação da ação humana com o meio, visto que dependendo da divisão espacial e social do trabalho, quanto às formas de uso do solo, torna-se possível impactar negativamente os recursos ambientais, tais como a água, o ar, o solo, a vegetação, dentre outros, propiciando a degradação do meio ambiente. Assim, os indicadores físicos, biológicos e socioeconômicos denunciam o quanto tal problemática está evidente. Neste sentido, torna-se necessário o uso de alguns indicadores biológicos objetivando a análise e interpretação das alterações incididas na cobertura vegetal de um determinado local específico ao longo do tempo, como os índices de vegetação.

Resultante das combinações matemáticas em diferentes faixas, os índices de vegetação permitem extrair informações biofísicas da vegetação, os quais têm como objetivo, em princípio, condensar informações espectrais diferenciando a vegetação da superfície não vegetada, bem como avaliar as condições de crescimento das culturas, ocorrências de doenças, pragas, secas, geadas e diversos eventos catastróficos meteorológicos (LIU, 2007; PONZONI; SHIMABUKURO, 2007).

Esses índices compreendem as refletâncias das faixas do visível e infravermelho próximo (VIS e NIR), englobando também as faixas do infravermelho termal e micro-ondas. Todavia, a superfície vegetal absorve mais a radiação na faixa do visível (*Visible – VIS* - de 0,4 a 0,7  $\mu\text{m}$ ) e reflete mais na faixa de infravermelho próximo (*Near Infrared – NIR* - de 0,725 a 1,10  $\mu\text{m}$ ) (LIU, 2007).

Destarte, a investigação da dinâmica espacial da vegetação torna-se essencial para a preservação e conservação dos ecossistemas em um determinado local específico, bem como desempenhar uma função relevante no equilíbrio dos geoambientes. De acordo com Aquino e Oliveira (2012), na contemporaneidade, os sistemas de informação geográfica (SIG's), aliados ao emprego de imagens orbitais, constituem ferramentas imprescindíveis para a detecção, avaliação e monitoramento espacial e temporal dos problemas relacionados ao meio ambiente, sendo extremamente eficientes quando aliados a metodologias que fazem uso dos Índices de Vegetação.

Dentre os índices de vegetação desenvolvidos para extrair informações biofísicas, a partir de dados digitais de sensores remotos, podem ser destacados alguns deles que vêm sendo utilizados em diversas partes do planeta, conforme descrito no Quadro 1, enfatizando que, para este estudo, será adotado o Índice de Vegetação Realçado (*Enhanced Vegetation Index - EVI*) um índice muito utilizado por possibilitar minimizar as influências atmosféricas.

Quadro 1 – Índices de vegetação encontrados na literatura.

<b>Índices</b>	<b>Autores</b>
Índice de Vegetação da Razão Simples ( <i>Simple Ratio - SR</i> )	Jordan, 1969
Índice de Vegetação por Diferença Normalizada ( <i>Normalized Difference Vegetation Index – NDVI</i> )	Rouse <i>et al.</i> , 1973
Índice de Brilho de Solo e Índice de Vegetação Verde ( <i>Soil Brightness Index - SBI</i> ) e ( <i>Green Vegetation Index – GVI</i> )	Kauth e Thomas, 1976
Índice de Vegetação Perpendicular ( <i>Perpendicular Vegetation Index – PVI</i> )	Richardson e Wiegand, 1977



Índice de Vegetação pela Diferença ( <i>Difference Vegetation Index – DVI</i> )	Richardson e Wiegand, 1977
Índice de Verde Sobre Solo Nu ( <i>Greenness Above Bare Soil – GABS</i> )	Hay <i>et al.</i> , 1979
Índice Conteúdo Relativo de Água Foliar ( <i>Leaf Water Content Index – LWCI</i> )	Hunt <i>et al.</i> , 1987
Índice de Vegetação Ajustado ao Solo ( <i>Soil Adjusted Vegetation Index – SAVI</i> )	Huete, 1988
Índice de Vegetação Ajustado por Solo Transformado ( <i>Transformed Soil Adjusted Vegetation Index – TSAVI</i> )	Baret, Guyot e Major, 1989
Índice de Área Foliar e Radiação Fotossintética Ativa ( <i>Photosynthetic Active Radiation – PAR</i> )	Wiegand e Richardson, 1990
Índice Global de Monitoramento Ambiental ( <i>Global Environment Monitoring Index – GEMI</i> )	Pinty e Verstraete, 1992
Posição da Borda Vermelha ( <i>Red Edge Position - REP</i> )	Clevers, 1994; Dawson e Curran, 1998; Baranoski, 2005
Índice de Vegetação Ajustado por Dois Eixos ( <i>Two - Axis Adjusted Vegetation Index – TWVI</i> )	Li, 1994
Índice de Vegetação Modificado com Linha de Solo Ajustado ( <i>Modified Soil Adjusted Vegetation Index – MSVAI</i> )	Qi <i>et al.</i> , 1994
Índice de Vegetação Realçado ( <i>Enhanced Vegetation Index - EVI</i> )	Huete, 1997
Índice de Vegetação Livre de Aerossol ( <i>Aerosol Free Vegetation Index - AFRI</i> )	Karnieli <i>et al.</i> , 2001
Índice Resistente à Atmosfera no Visível ( <i>Visible Atmospherically Resistant Index - VARI</i> )	Gitelson <i>et al.</i> , 2002

---

Fonte: Liu (2007), Ponzoni; Shimabukuro (2007), Jensen (2011), Ribeiro; Silva; da Silva (2016).

### 2.6.1 Índice de Vegetação por diferença Normalizada - IVDN

Diante dessa diversidade de IVs com finalidades distintas destaca-se o IVDN por ser um dos mais utilizados. Ele é designado “como um índice de vegetação capaz de determinar a densidade de fitomassa foliar fotossinteticamente ativa por unidade de área” (MELO *et al.*, 2011). Os valores mais elevados desse índice associam-se as coberturas vegetais mais densas e vigorosas, enquanto os menores valores se referem à vegetação alterada ou áreas desnudas (VIGANÓ *et al.*, 2011). O IVDN foi proposto por Rouse *et al.* (1973), que varia de -1 a +1, no qual valores negativos correspondem à presença de água e os valores próximos a 1, à vegetação densa. Matematicamente, o IVDN é a razão da diferença das refletividades das bandas do infravermelho próximo ( $\rho_{nir}$ ) e do vermelho ( $\rho_{red}$ ), pela soma das mesmas, conforme a fórmula representada na Equação 1, desenvolvida por Rouse *et al.* (1973).

$$IVDN = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)} \quad (1)$$

em que:  $\rho_{nir}$  –  $\rho_{red}$  designam, respectivamente, o valor de reflectância na banda do infravermelho próximo e da banda do visível. As faixas espectrais do vermelho (RED) e infravermelho próximo (NIR) correspondem a mais de 90% da resposta espectral da vegetação (ROSA, 2007).

Jensen (2011) aponta algumas vantagens e desvantagens quanto ao uso do IVDN. Ele destaca a relevância do índice que se concentra em duas perspectivas, tais como o monitoramento de mudanças sazonais e interanuais da atividade da vegetação e do desenvolvimento e na redução de ruídos, como algumas atenuações atmosféricas, variações topográficas, diferenciação de iluminação solar e sombras de nuvens, por meio da razão. No entanto, os obstáculos encontrados no IVDN são diversos. Conforme esse mesmo autor, o índice sofre influência de trajetória atmosférica, em relação a altos valores de Índice de Área Foliar (IAF), apresenta saturação e é muito sensível às mudanças do substrato do dossel, a exemplo, o solo.

Contudo, mesmo o IVDN sendo bastante utilizado ele apresenta algumas limitações, as quais implicam os resultados alcançados, tais como interferência devido à cor do solo e nos efeitos de umidade (VIGANÓ *et al.*, 2011; ILHA; PAGOTTO, 2017). Nesse contexto, outros índices foram desenvolvidos com a inserção de uma constante, resultando em índice de vegetação melhorado.

## 2.6.2 Índice de Vegetação Realçado - EVI

O Índice de Vegetação Realçado (*Enhanced Vegetation Index* - EVI) foi desenvolvido por Huete *et al.* (1997) e é um índice resultante do NDVI modificado, no qual “contém um fator de ajuste para os solos (L) e dois coeficientes ( $C_1$  e  $C_2$ ), que descrevem o uso da banda azul para a correção da banda vermelha quanto ao espalhamento atmosférico por aerossóis” (JENSEN, 2011). Ele é um dos índices que têm sido comumente utilizados, para realçar o sinal de refletância da vegetação em áreas com densidade elevada de biomassa, na qual possibilita-se minimizar as influências atmosféricas, sendo mais sensível às variações na estrutura do dossel, como as baixas tendências de saturação das áreas mais fotossinteticamente ativas (GAO *et al.*, 2000; JIANG *et al.*, 2008; JENSEN, 2011; CÂMARA, 2012; BAYMA, 2015) e pode ser calculado utilizando a Equação 2.

$$EVI = G \frac{(NIR-RED)}{(NIR + C1 * RED - C2 * BLUE + L)} \quad (2)$$

Sendo:

*nir* = banda do infravermelho próximo;

*red* = banda do vermelho;

*blue* = banda do azul;

L = fator de ajuste do solo;

$C_1$  e  $C_2$  = correspondem aos coeficientes de ajuste para o efeito da atmosfera; e

G = fator de ganho ajustado.

Os valores definidos empiricamente para a realização do cálculo do EVI são:  $G= 2,5$ ;  $C_1= 6$ ;  $C_2= 7,5$ ; e  $L= 1$  (HUETE *et al.*, 1997; JENSEN, 2011).

Diversas aplicações têm sido realizadas na análise da dinâmica ambiental, planejamento, gestão dos recursos naturais, dentre outras, em diferentes regiões do planeta, conforme confirma o estudo de Li *et al.* (2010), que usa imagem do sensor MODIS para fazer a correlação de NDVI e EVI com cobertura vegetal natural, ao norte da província de Hebei, China.

O de Jiang *et al.* (2008) que utilizaram índices de vegetação, entre eles o EVI, para desenvolver e avaliar um EVI com duas bandas (EVI2), sem a faixa azul, que tem melhor similaridade com o EVI na banda 3. O de Rodrigues *et al.* (2013) que usaram imagem do sensor TM - Landsat para avaliar a cobertura vegetal na sub-bacia do Rio Itapecerica localizado no Estado de Minas Gerais, utilizando os índices de vegetação SR, NDVI, SAVI e EVI, onde o EVI apresentou melhor separação de classes em categorias densamente

arborizadas, mostrando comportamento similar ao SAVI, apresentando limites de classe muito afins e desempenho equivalente na identificação de cobertura vegetal.

Macarringue, Sano e Chaves (2014) utilizaram o índice de vegetação realçado (EVI) do sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), modelos digitais de elevação do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), dados de precipitação mensal do *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM) e dados texturais de solos, para caracterizar e comparar as características biofísicas de duas áreas intercontinentais de savana tropical, o oeste da Bahia (Cerrado) e o norte de Moçambique (Miombo), e outros.

## 2.7 Métodos de classificação de imagem

A classificação é designada como a técnica que possibilita extrair informação de imagens para o reconhecimento de padrões e objetos homogêneos, sendo utilizada em Sensoriamento Remoto para mapear áreas da superfície terrestre que correspondam aos temas de interesse (BRASIL, 2006; SILVA, 2007; NASCIMENTO *et al.*, 2016). No entanto, para se obter uma acurácia confiável proveniente dos dados de satélites, no que concerne a “identificação e classificação dos diferentes usos e padrões de cobertura da terra, é indispensável a seleção de uma técnica adequada, bem como a validação dos dados coletados em campo” (LIU, 2007).

Destarte, os diversos métodos de classificação dividem-se em categorias, sendo eles: a) os classificadores não-supervisionados e supervisionados, com relação à forma de treinamento; b) classificadores “pixel a pixel” e classificadores por regiões, quanto ao processo de classificação (GABOARDI, 2003; BRASIL, 2006; LIU, 2007), e c) a classificação híbrida.

Os classificadores “pixel a pixel” empregam apenas a informação espectral de cada pixel para determinar regiões homogêneas, designada de classes. Eles podem ser separados em métodos estatísticos (usam princípios da teoria de probabilidade) e determinísticos (não usam probabilidade) (MENDES, 1987; BRASIL, 2006; SILVA, 2007), considerando que os métodos estatísticos mesmo sendo mais custosos computacionalmente, originam resultados mais fidedignos.

Já os classificadores por regiões usam a informação espectral e a espacial de cada “pixel” que envolve a relação com seus vizinhos. Bem como procuram simular o comportamento de um foto-intérprete, reconhecendo áreas homogêneas de imagens, baseados nas propriedades espectrais e espaciais de imagens. Onde a informação de borda é utilizada

inicialmente para separar regiões e as propriedades espaciais e espectrais irão unir áreas com mesma textura (BRASIL, 2006).

### 2.7.1 Técnicas de Classificação Não-Supervisionada

Segundo Liu (2007), “os métodos de classificação não-supervisionada são fundamentados na análise de agrupamento (*Cluster Analysis*) que usa os critérios de análises estatísticos dos dados da amostragem, tais como média, desvio padrão, variância e outros”. A classificação não-supervisionada ocorre quando não se dispõem de nenhum conhecimento prévio das classes de interesse. As regras são estabelecidas pelo classificador, em relação às classes presentes e a qual as mesmas pertencem a cada pixel da imagem. Assim, o usuário “não deve preocupar-se com a homogeneidade e sim com a heterogeneidade das classes, assegurando que todas as possíveis classes e suas variabilidades sejam incluídas” (BRASIL, 2006).

Os algoritmos dos métodos mais empregados correspondem ao *Interactive Self-Organizing Data Algorithm* (ISODATA) e o K-Means ou K-médias. O primeiro utiliza o processo de análise de agrupamento para a fragmentação das classes, com os pixels de uma faixa de valor de nível de cinza bem próxima na imagem digital. Já o último calcula os valores estatísticos das classes em uma área com as mesmas características espectrais, sendo posteriormente agrupada classe por classe por meio de um processo iterativo usando a técnica de distância mínima (LIU, 2007).

### 2.7.2 Técnicas de Classificação Supervisionada

A classificação é considerada supervisionada quando o classificador parte da premissa de que o mesmo tenha informações preestabelecidas sobre a identificação dos pontos de interesse. Nessa mesma perspectiva, Ponzoni e Shimabukuro (2007) asseveram que “o treinamento supervisionado ocorre quando o usuário dispõe de informações que permitem a identificação nas imagens da localização espacial de uma classe de interesse”.

O usuário deve identificar na imagem uma área representativa de cada classe e que seja de forma homogênea incluindo todos os níveis de cinzas, onde também devem ser adotadas mais de uma área de treinamento, utilizando-se do maior número de informações disponíveis (colaterais), como trabalhos de campo, mapas, dentre outros (BRASIL, 2006; JENSEN, 2011), visto que a acurácia no reconhecimento de uma classe amplia-se com o acréscimo da variabilidade entre as classes.

Assim, o classificador fará a classificação da imagem baseado em regras determinadas, tendo como referência as amostras conhecidas, chamadas de amostras de treinamento (GABOARDI, 2003; QUEIROZ, *et al.*, 2004).

Os métodos de classificação supervisionada comumente mais utilizados encontrados na literatura são: Análise de Componente Principal (*Principal Component Analysis – PCA*), Classificador de Máxima Verossimilhança (*Maximun Likelyhood Classifier – MLC*), Modelo de Matrizes Co-Ocorrências de Nível de Cinza (*Grey Level Co-Occurrence Matrix – GLCM*), Krigagem, Modelo de Mistura Linear (*Linear Mixture Model – LMM*), Paralelepípedo (*Parallel Pipline*), Espaço – S, Percepção Camada Múltipla (*Multilayer Perception – MLP*), Redes Neurais Artificiais (*Artificial Neural Networks – ANNs*), Máquina de Vetor de Suporte (*Support Vector Machines – SVM*), dentre outros (LIU, 2007), conforme corroboram os estudos de Rennó (1998); Ferreira *et al.* (2001); Gaboardi (2003); Queiroz *et al.* (2004); Morais e Silva (2012); Oliveira e Mataveli (2013); Nascimento *et al.* (2016).

Dentre esses algoritmos utilizados, pode ser destacado o de Máxima Verossimilhança (MLC), que é um classificador supervisionado pixel a pixel (pontual), frequentemente o mais utilizado no processo da identificação e delineamento das classes informacionais (LIU, 2007; RIBEIRO *et al.*, 2007; FITZ, 2008), em decorrência de apresentar menor complexidade quanto ao entendimento e a implementação, além do desempenho apresentado ser muito satisfatório. Ele classifica os pixels ou regiões associando-os a cada classe em consonância com atributos específicos.

O classificador por máxima verossimilhança - Maxver considera a ponderação das distâncias entre as médias dos valores dos pixels das classes, utilizando parâmetros estatísticos (BRASIL, 2006). No entanto, a distribuição espectral das classes de uso e ocupação do solo em cada banda, é dita gaussiana ou normal.

Conforme Nascimento *et al.* (2016), “a eficiência deste classificador está na escolha das classes de treinamento que são utilizadas para estimar a forma da distribuição dos pixels de cada classe no espaço de  $n$  bandas”. Além disso, a localização do centro de cada classe é importante. Em ambos os casos, é indispensável à experiência do interpretador relacionado à assinatura espectral dos alvos percebidos, bem como à área de estudo.

### **2.7.3 Técnica de Classificação Híbrida**

A utilização conjunta das duas formas de classificação de dados descritas anteriormente: a Não-Supervisionada e a Supervisionada caracterizam-se como sendo a técnica de classificação de dados híbridos. De acordo com Silva (2007), a “Técnica de

Classificação Híbrida pode ser considerada relativamente mais eficiente e confiável do que técnicas de classificação, supervisionada ou não-supervisionada, utilizadas isoladamente”.

## **2.8 Uso de correlação em imagens digitais**

A correlação pode ser adotada em diversos ramos do conhecimento científico, principalmente no uso de imagens digitais. Contudo, na análise de correlação possibilita certificar-se do nível de conexão entre variáveis, onde pode ser duas ou mais. Dentre os métodos de correlação encontrados na literatura podem ser destacado o de Charles Spearman.

Esse teste estatístico não-paramétrico é um dos métodos de correlação mais antigo, introduzido por Spearman no início da primeira década do século XX (SIEGEL, 1975), sobre o qual Bauer (2007), enfatiza que este coeficiente exige que as variáveis supostamente correlacionadas, X e Y, sejam medidas pelo menos em escala ordinal. Os valores desse coeficiente podem apresentar variações entre -1 e 1, sendo que o sinal do coeficiente de correlação (+, -) define a direção da relação entre as duas variáveis (positiva ou negativa). O valor em módulo do coeficiente de correlação mede a “força” da relação entre as duas variáveis (SALVADOR; OLIVEIRA; MELLO, 2009; SILVA JUNIOR; FUCKNER, 2010; BERTUCINI JUNIOR; CENTENO, 2016,).

### 3 MATERIAL E MÉTODOS

Neste trabalho são utilizados diferentes softwares (Sistemas de Informação Geográfica, Programas de Processamento Digital de Imagens, Pacotes estatísticos customizáveis, etc), no tratamento dos diversos dados envolvidos (séries temporais de imagens de satélite, dados coletados em campo, mapas diversos, etc). Os materiais utilizados para realização desse estudo são apresentados a seguir:

- Imagens de satélites Landsat 7 e 8, Quadro 2 (Apêndice);
- Imagens de satélites RapidEye, Quadro 2 (Apêndice);
- Instrumento receptor de GPS;
- Software Qgis 2.8 (GNU General Public License. QGIS é um projeto oficial da Open Source Geospatial Foundation – OSGeo);
- Câmera fotográfica para registros dos pontos de controle;
- Programa Google Earth® (Google Systems);
- Programa GPS Trackmaker® Professional Evolution;
- Software ArcMap 10.0 (ESRI Systems);
- O Software R;
- Programa RStudio;
- Estações de trabalho com alto poder de processamento.

#### 3.1 Localização e descrição da área de estudo

A área de abrangência desta pesquisa corresponde à bacia do Rio Sucuru (Figura 5), com área territorial de 1.682,87 Km<sup>2</sup>, sendo o principal rio o Sucuru, localizada na mesorregião da Borborema e microrregião do Cariri da Paraíba, entre as coordenadas geográficas 7°28'30'' e 7°49'30'' Sul e 36°34'00'' e 37°12'00'' Oeste. Os limites dessa bacia hidrográfica são a Leste e ao Sul, com a bacia do Rio Paraíba em seu alto curso; a Oeste, com a bacia do Rio Pajeú, integrada ao Estado de Pernambuco; e ao Norte, com a bacia do Rio Taperoá.

A nascente do rio principal dessa bacia de regime intermitente, o Sucuru, situa-se na serra dos Cariris Velhos, com altimetria aproximada a 591 metros, nos limites da Paraíba com Pernambuco, drenando águas de forma parcial e total da área de oito municípios paraibanos, sendo eles: Amparo, Congo, Coxixola, Monteiro, Ouro Velho, Prata, Serra Branca e Sumé. Esses municípios contribuem com um fluxo hídrico para o açude público de Sumé e o



Epitácio Pessoa, que é conhecido popularmente como “Boqueirão” (GALVÍNCIO *et al.*, 2006; CUNHA, 2011; ALMEIDA *et al.*, 2012; FRANCISCO, 2013).

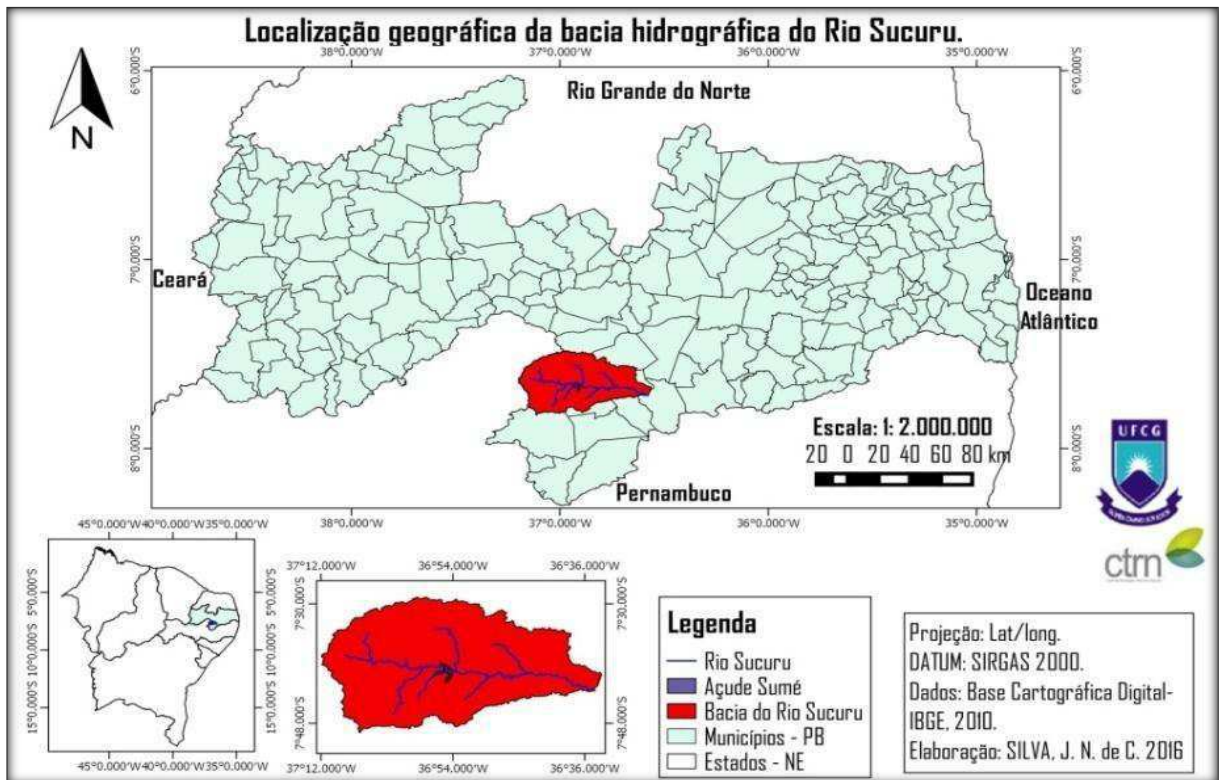


Figura 5 - Localização geográfica da bacia do Sucuru.

Fonte: Base de dados do IBGE (2010) e AESA (2015).

A sede do município de Ouro Velho localiza-se mais a oeste da área de estudo, próximo à nascente do Rio Sucuru, com acesso à capital do Estado da Paraíba, João Pessoa, pelas rodovias federais BR – 230 e BR – 412.

De acordo com os dados do último censo do IBGE (BRASIL, 2010), a demografia total da área de estudo é de 75.213 habitantes. A população é predominantemente urbana com 66,73% (50.192) e 33,27% (25.021) são os residentes no espaço rural. Os municípios menos populosos que compõem a mesma são Coixola (1.771), Amparo (2.088), Ouro Velho (2.928), Prata (3.854) e Congo (4.687), já os mais populosos correspondem a: Monteiro (30.852), Sumé (16.060) e Serra Branca (12.973) (BRASIL, 2010).

A sua área de compreensão está totalmente inserida no Semiárido do Brasil, nos domínios da Caatinga com inúmeras variações paisagísticas. O IBGE (BRASIL, 2012) a classifica como Savana Estépica, com área mais representativa abrangendo a Caatinga do Semiárido Nordestino, a qual possui endemismo marcante com relativa riqueza biológica e diversas formações vegetais, como as gramíneas, arbustos e árvores de porte variado, caducifólias, enorme variedade de plantas espinhosas, cactáceas e bromeliáceas.

O clima predominante, conforme a classificação climática de Köppen, é do tipo Semiárido e de subtipo seco e quente (BSh), com precipitação pluvial anual variando entre os valores médios aproximados a 400,0 mm e 700,0 mm (Tabela 1) e temperatura média superior a 18 °C.

Tabela 1 - Dados de precipitação média mensal e anual de postos da área de estudo, para o período de vinte e três anos de observação.

<b>Municípios</b>													
<b>/ Postos</b>	<b>Jan</b>	<b>Fev</b>	<b>Mar</b>	<b>Abr</b>	<b>Mai</b>	<b>Jun</b>	<b>Jul</b>	<b>Ago</b>	<b>Set</b>	<b>Out</b>	<b>Nov</b>	<b>Dez</b>	<b>Total</b>
Amparo	80,0	69,1	106,5	90,4	83,4	45,6	32,4	11,8	1,7	13,6	2,5	23,5	549,2
Congo	52,7	61,6	94,3	62,2	52,9	32,3	18,3	5,9	1,0	4,5	5,5	25,9	417,1
Coxixola	60,5	63,0	93,1	64,5	64,5	45,8	30,0	13,1	5,4	10,7	5,1	17,4	473,0
Monteiro	84,6	62,9	106,9	78,5	95,1	43,9	30,6	13,6	5,2	13,0	10,3	45,6	532,3
Ouro Velho	84,4	68,3	123,3	10,3	70,7	35,9	31,3	10,6	3,8	7,3	3,8	27,4	574,0
Prata	77,7	81,0	115,5	98,1	75,9	40,9	22,3	9,7	1,3	10,9	6,7	29,6	569,7
Serra Branca	62,4	61,9	104,7	62,9	68,5	42,9	27,7	15,7	6,2	5,7	7,6	18,9	485,1
Sumé	83,8	69,1	105,5	81,3	61,8	47,4	23,8	12,2	5,4	5,4	6,1	24,3	526,1

Fonte: AESA (2017).

### 3.2. Etapas metodológicas

A realização das atividades concernentes à classificação de cobertura da terra na bacia do Sucuru foram desenvolvidas em etapas metodológicas ilustradas no fluxograma apresentado na Figura 6.

#### 3.2.1. Seleção, aquisição e descrição dos dados

Para a realização desse estudo foram utilizadas imagens selecionadas dos sensores *Enhanced Thematic Mapper, plus* - ETM+, satélite Landsat 7, e *Operational Land Imager* - OLI, satélite Landsat 8, em decorrência das vantagens em ter dados atuais. Elas foram disponibilizadas gratuitamente pela plataforma *on-line* do Serviço Geológico Americano - U.S. Geological Survey – USGS, de órbita 215 e ponto 65, correspondendo ao período de outubro de 2014 a setembro de 2016, totalizando 88 imagens nesses dois anos (Figura 11).

Todas as imagens do sensor ETM+ (43 cenas) e do sensor OLI (45 cenas) foram utilizadas para gerar a composição do valor máximo mensal para a série EVI, embora para a realização da classificação não - supervisionada foi usada uma imagem do período seco, de forma preferencial com as menores disponibilidades de nuvens e que estava compreendido na transição entre o período úmido e seco na área de estudo.

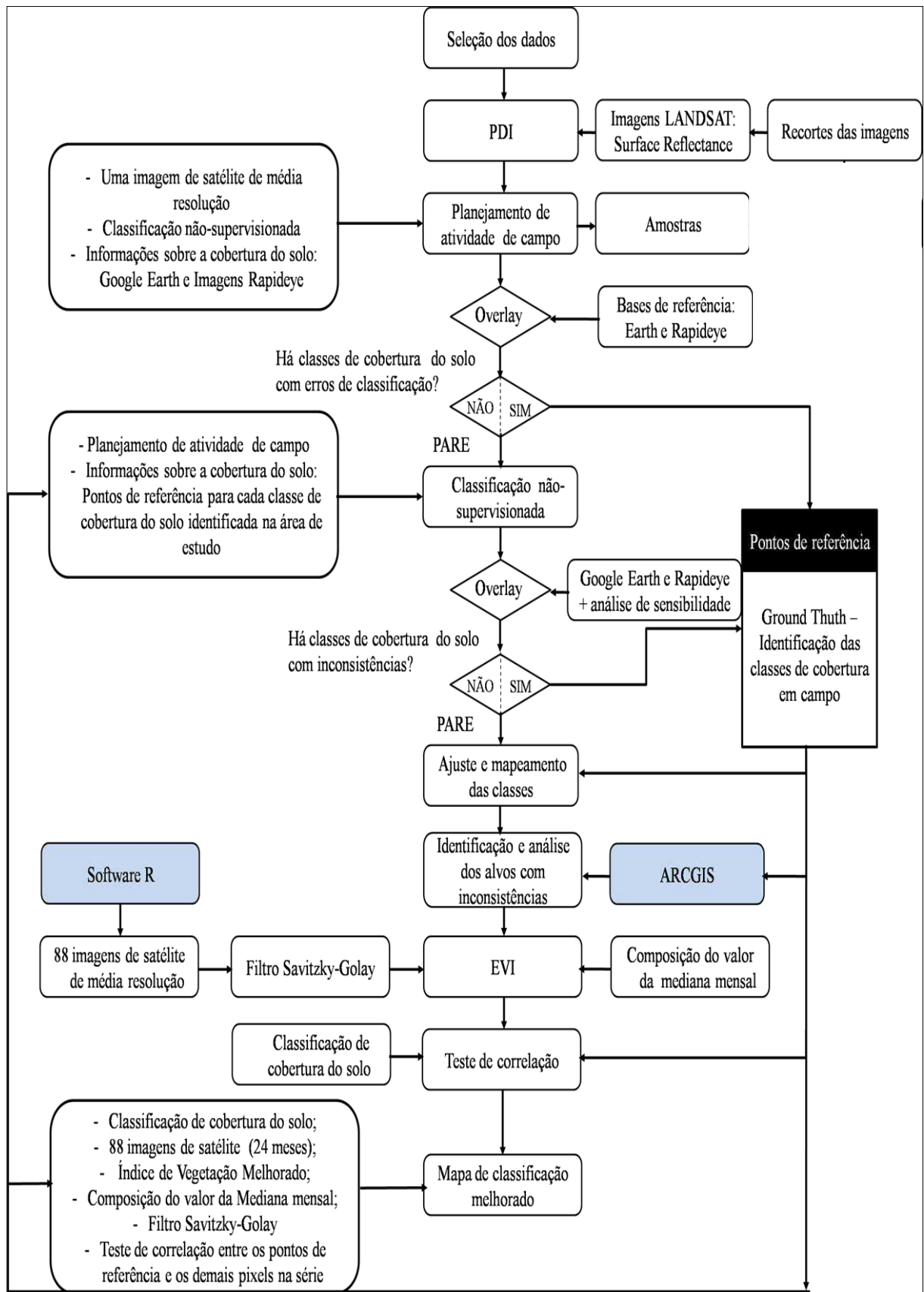


Figura 6 - Fluxograma simplificado das etapas metodológicas de classificação de imagens.

Para selecionar os diferentes padrões de cobertura da terra com características de vegetação e solo, presente de forma significativa na bacia do Sucuru, foi utilizado de modo auxiliar para a interpretação visual o programa Google Earth 7.1.5 on-line (imagens de 2016), além de imagens do sensor REIS, dos satélites RapidEye, na composição RGB das bandas 4, 5 e 3, com data de passagem em 2015, por ser de alta resolução e do mesmo período sazonal compreendido no período de estudo.

Os usos desses recursos também auxiliaram no planejamento das visitas de campo, onde foi levada em consideração a viabilidade das rodovias e estradas vicinais mais visíveis. Assim, foram pré-selecionados 76 alvos com características heterogêneas principalmente pela tonalidade de cores, sendo que desse total foram visitados 51 alvos (Figura 7), enquanto que os demais não foram possíveis em decorrência da restrição nos acessos.

Desse total, todos foram verificados, sendo que 19,61% dos alvos (10 alvos) foram os utilizados como referências e os demais 80,39% (41 alvos) foram usados para validação, onde para cada padrão de cobertura vegetal foram obtidos entre dois e três pontos similares, porém, espacializados em áreas divergentes na abrangência da bacia em estudo.

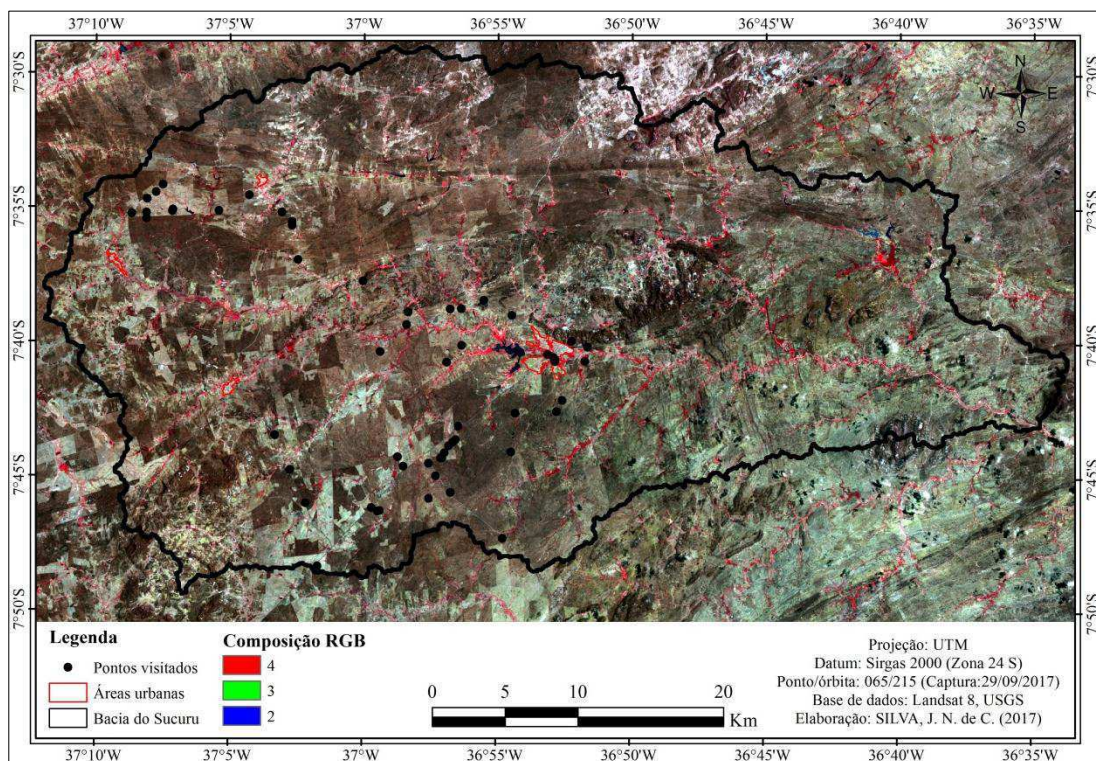


Figura 7 - Distribuição espacial dos pontos na bacia do Sucuru-PB.

Fonte: Elaborado pelo autor.

As visitas de campo foram realizadas no início da primavera, entre os dias 28/09 a 30/09, 06 e 07/10 de 2016, perfazendo um total de cinco dias de atividades. A coleta dos

dados correspondeu ao período seco, estação em que a vegetação de Caatinga está desprotegida de suas folhagens em decorrência das condições naturais, tornando-se uniforme em termos de comparação. Assim, o deslocamento e a visualização do conjunto arbustivo-arbóreo tornam-se mais simples; mas, por outro lado, neste período a identificação de algumas espécies é dificultada pela ausência das folhas e flores, órgãos característicos, identificadores das plantas (FRANCISCO, 2013).

Para documentar as atividades no campo e posteriormente confrontar com os dados da imagem, foi feito o registro fotográfico, georreferenciamento e anotações sobre a predominância de indivíduos em cada parcela visitada. Os pontos foram importados para o Programa GPS Trackmaker® Professional Evolution, sendo posteriormente visualizados e manipulados em ambiente do Software Qgis 2.8 e do ArcMap® 10.0.

Para classificação e a mensuração dos níveis de cobertura vegetal de Caatinga no campo foi adaptado aos objetivos e condições da pesquisa parte da metodologia proposta por Chaves *et al.* (2008), a qual foi desenvolvida para descrever e avaliar a vegetação da Caatinga em seus diferentes estágios de antropização. Segundo esses autores, é possível caracterizar 201 padrões de cobertura da vegetação, conforme corrobora o uso desse modelo nos estudos de Oliveira *et al.* (2009) e Francisco (2013), que divide as classes em: Tipo, Grupo, Classe e Subclasse.

- ✓ Tipo – separa a vegetação natural da vegetação cultivada;
- ✓ Grupo - refere-se à vegetação da Caatinga, a qual separa as comunidades vegetais que têm, em comum, a dominância de um dado porte (Figura 8). Divide-se em: arbóreo (> 4,5 m de altura); subarbóreo (> 3 m e < 4,5 m); arbustivo (> 1,5 m e < 3 m) e subarbustivo (< 1,5 m);

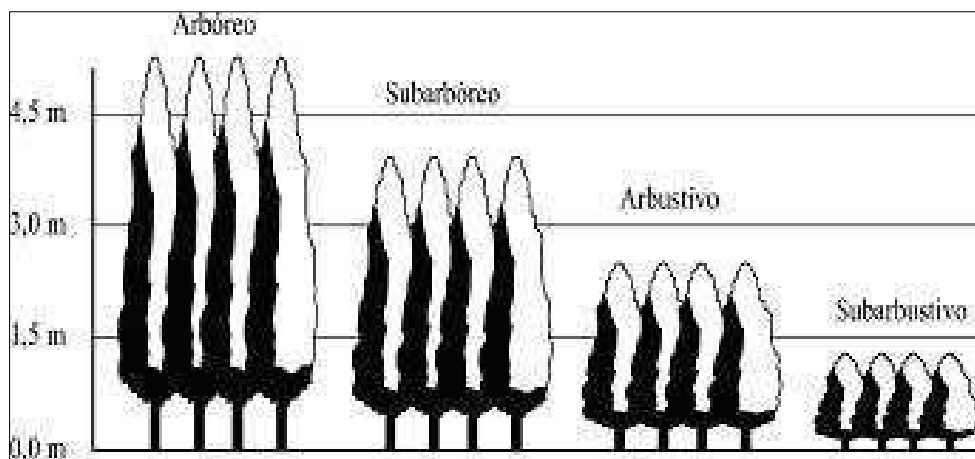


Figura 8 - Classificação das plantas quanto ao porte.

Fonte: Chaves *et al.* (2008).

- ✓ Classe – dentro de cada grupo as classes separam as comunidades vegetais de diferentes feições morfológicas, descritas pela ordem decrescente dos portes dominantes (Figura 9) quando identificáveis, até o terceiro estrato, desde que este represente mais de 15% do conjunto da vegetação analisada;
- ✓ Subclasse – representa a cobertura vegetal em termos de percentual de recobrimento da superfície do solo, sendo avaliada pelos seguintes graus de recobrimento (Figura 10): muito densa (> 80% de cobertura); densa (> 60 e < 80%); aberta (> 40 e < 60%); rala (> 20 e < 40%) e muito rala (< 20%) (CHAVES *et al.*, 2008).

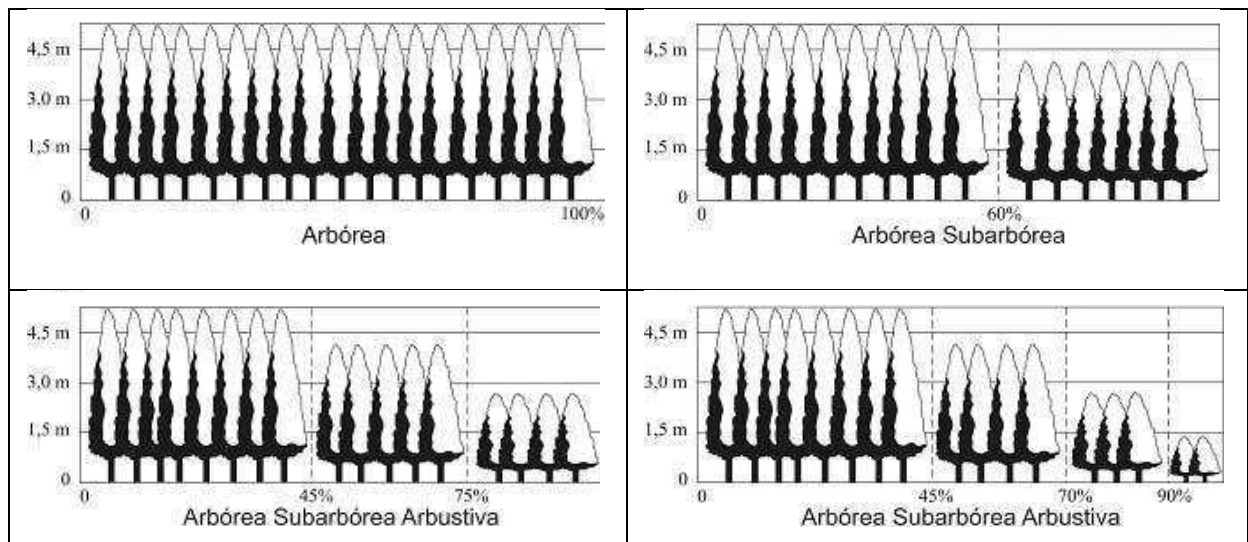


Figura 9 - Classificação das plantas quanto à classe.

Fonte: Chaves *et al.* (2008).

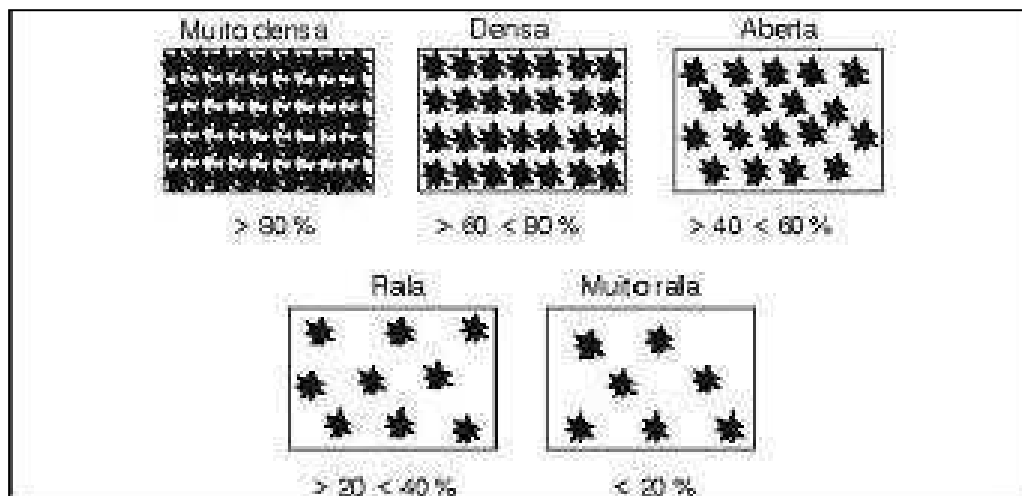


Figura 10 - Classificação de comunidades vegetais quanto ao grau de recobrimento da superfície do solo.

Fonte: Chaves *et al.* (2008).

### 3.2.2 Classificação de padrões: métodos convencionais

Inicialmente, foram realizados procedimentos como mudança de projeção cartográfica, recorte espacial, ajuste de resolução espacial e substituição dos pixels com nuvens por NA (*Not Available*). O Processamento Digital das Imagens foi realizado no software R através das bibliotecas de *raster* e *rgdal*. O software possibilita o cálculo automático da radiância, reflectância, EVI e outros, conforme equação e procedimentos descritos em detalhes nesse documento. O *script* para essas operações foi desenvolvido pela equipe de pesquisadores do *European Brazil Cloud Connect* (CUNHA *et al.*, 2017). Para a realização da etapa de classificação é utilizado o Software ArcMap® 10.0.

#### 3.2.2.1 Cômputo da radiância e reflectância

A calibração radiométrica consiste em uma etapa de processamento em que o número digital (ND) de cada pixel da imagem é convertido em radiância espectral monocromática, enquanto a reflectância é a razão entre o fluxo da radiação solar refletida e a radiação solar incidente. Assim, para ambos os sensores ETM+ e OLI/TIRS foram utilizadas imagens com a reflectância de superfície corrigidas, adquiridas junto à base de dados do *United States Geological Survey – USGS* (<https://earthexplorer.usgs.gov>), pois em termos sazonais não sofre interferência, o que é uma das vantagens pelo uso dessas imagens ser disponibilizado já com o algoritmo *Fmask* corrigido e necessita apenas de um ajuste, que é aplicar o fator de correção (multiplicativo) 0,0001, empregado para converter os valores originais em dados de reflectância.

Os passos descritos a seguir constituem um exemplo para adquirir os produtos de reflectância de superfície: a) [earthexplorer.usgs.gov](http://earthexplorer.usgs.gov), Landsat surface reflectance, b) item basket (1, 2...), c) proceed to checkout, d) submit order, e) email: USGS/EROS order confirmation, f) email: USGS/ESPA processing order, e g) e-mail: USGS/ESPA available for download.

#### 3.2.2.2 Planejamento de atividades de campo

Para identificar os alvos e obter os pontos de controle (51 pontos) que serviram de base para o planejamento das visitas de campo, foram realizados testes com imagens Landsat distintas, dividindo em menor e maior número de classes, bem como a realização da classificação fazendo o uso do algoritmo classificador não-supervisionado *K - mean*, pois esses treinamentos foram essenciais para adquirir sensibilidade de análise.

A cena escolhida inicialmente foi uma imagem de 06 de maio de 2015 (dia Juliano - DJ 126, com hora de captura às 12:34:22, em Greenwich), para auxiliar no planejamento das atividades de campo. A classificação inicial realizada teve como principal objetivo servir de referência para as atividades de campo, visto que de outro modo seria muito difícil a identificação e/ou verificação das classes em campo.

As imagens referentes ao período de transição entre úmido e seco apresentaram-se com uma cobertura de nuvens muito alta. O que dificultou a realização de uma visita de campo compreendida entre o período mínimo e máximo nos meses de julho a setembro de 2016, respectivamente.

Deste modo, a cada nova passagem do satélite, as imagens disponibilizadas posteriormente ao período estabelecido foram sendo monitoradas, e diante da qualidade insatisfatória (alta cobertura de nuvens) para a classificação, apenas em setembro (ainda no período determinado para a visita), observou-se a possibilidade de utilizar a imagem de 13 de setembro de 2016, para a classificação, mesmo que em termos qualitativos (ausência de nuvens) a imagem ainda não representasse o ideal para a metodologia proposta.

A visita de campo foi então planejada para o dia 29 de setembro de 2016, de forma a coincidir com a próxima passagem do satélite na mesma área (mesmo com a incerteza quanto à cobertura de nuvens). Nesse contexto, seria muito prudente classificar uma cena de satélite capturada com as mínimas quantidades de nuvens e em consonância com a coleta de dados no campo, tornando as informações coletadas mais fidedignas tanto do ponto de vista do observador, quanto da visada do sensor.

As atribuições das classes quanto aos padrões de cobertura da terra foram realizadas mediante interpretação visual usando o *Google Earth* e as imagens do satélite *RapidEye*. Nessa classificação inicial, a qual corresponde à fase de planejamento de atividades de campo, foram designadas as categorias descritas até o segundo estrato, tais como: (i) arbórea muito densa, (ii) arbórea densa, (iii) arbustiva arbórea densa, (iv) arbustiva arbórea aberta, (v) arbustiva subarbórea densa, (vi) arbustiva subarbórea aberta, (vii) subarbustiva aberta, (viii) subarbustiva muito rala, (ix) solo exposto, afloramentos rochosos e áreas urbanas, e (x) corpos d'água, sombras e nuvens.

### **3.2.2.3 Classificação não supervisionada da cobertura do solo**

A classificação da imagem foi realizada somente uma vez no Software ArcMap® 10.0 e nos demais estágios foram realizados os ajustes em um processo evolutivo, mudando apenas as atribuições, resultando em novos mapeamentos temáticos das classes sem realização de



nova classificação. A classificação não supervisionada foi realizada usando as bases de referências, como as informações de cobertura do solo, além da sobreposição dessa cena com imagens do satélite *RapidEye* e do *Google Earth*.

O classificador utilizado para a realização dessa classificação foi similar ao adotado na fase de planejamento, o não supervisionado *ISODATA*, dividindo a bacia em 36 categorias e utilizando como *input* as bandas 4, 3 e 2 do satélite Landsat 8. Houve uma análise de sensibilidade entre classificadores diferentes, mas não foram apresentadas diferenças visíveis. A cena utilizada foi a do sensor OLI/TIRS do Landsat 8, com data de passagem no dia 29 de setembro de 2016, referente ao dia Juliano (DJ) 273, com hora de captura às 12:35:28, em Greenwich.

#### **3.2.2.4. Ajuste e mapeamento das classes**

Durante a visita de campo, foram verificados que dos 51 pontos de controle visitados, alguns não estavam correspondendo às classes estabelecidas pela classificação. A maioria das categorias não correspondia às classes atribuídas.

Com isso, foram feitas as reatribuições das classes na imagem classificada para os padrões de cobertura do solo, assim ocorreu à substituição das mesmas, as quais foram nomeadas na classificação inicial equivocadamente. As classes que permaneceram mesmo com alteração das áreas e de alvos foram: a *arbustiva subarbórea aberta*, *subarbustiva muito rala*, *solo exposto* e *corpos d'água e sombras de nuvens*.

As denominações da classificação conforme a metodologia proposta por Chaves *et al.* (2008) correspondem aos padrões descritos a seguir: (i) arbórea subarbórea muito densa, (ii) arbórea subarbórea densa, (iii) arbórea subarbórea aberta, (iv) subarbórea arbórea aberta, (v) arbustiva subarbórea aberta, (vi) arbustiva subarbórea rala, (vii) subarbustiva arbustiva rala, (viii) subarbustiva muito rala, (ix) solo exposto, e (x) corpos d'água, sombra de encostas e nuvens.

#### **3.2.2.5 Identificação, análise e espacialização dos alvos que apresentaram inconsistências de classes**

Foi escolhido um ponto de controle para cada classe (dez pontos e dez classes) (Figura 11) e a precipitação utilizada para relacionar com a cobertura do solo foi a dos postos mais próximos do ponto (Tabela 1). Esses pontos escolhidos correspondem às áreas em que o padrão de cobertura é mais representativo e conseqüentemente os pixels que melhor representaram cada categoria.

Inconsistências entre as classes obtidas na classificação (mesmo após o mapeamento e os ajustes) continuaram a ser observadas (Quadro 3): a mesma atribuição de classes para o alvos completamente distintos observados em campo. Com base nas informações coletadas em campo, verificou-se que os padrões eram divergentes principalmente em termos de porte da cobertura vegetal.

Para cada uma dessas categorias que apresentaram inconsistências foram extraídos os valores de reflectância das seis bandas nos pontos de referência e observou-se que esses valores são muito aproximados, tanto nas bandas do visível quanto nas bandas do infravermelho próximo. Neste sentido, o procedimento proposto neste trabalho é a separação das classes que apresentam os erros mais significativos por causar maior alteração na classificação e o uso de uma análise temporal de um índice de vegetação (IV) para a melhoria dessa classificação. Neste trabalho, este índice proposto para a correção destas inconsistências é o EVI.

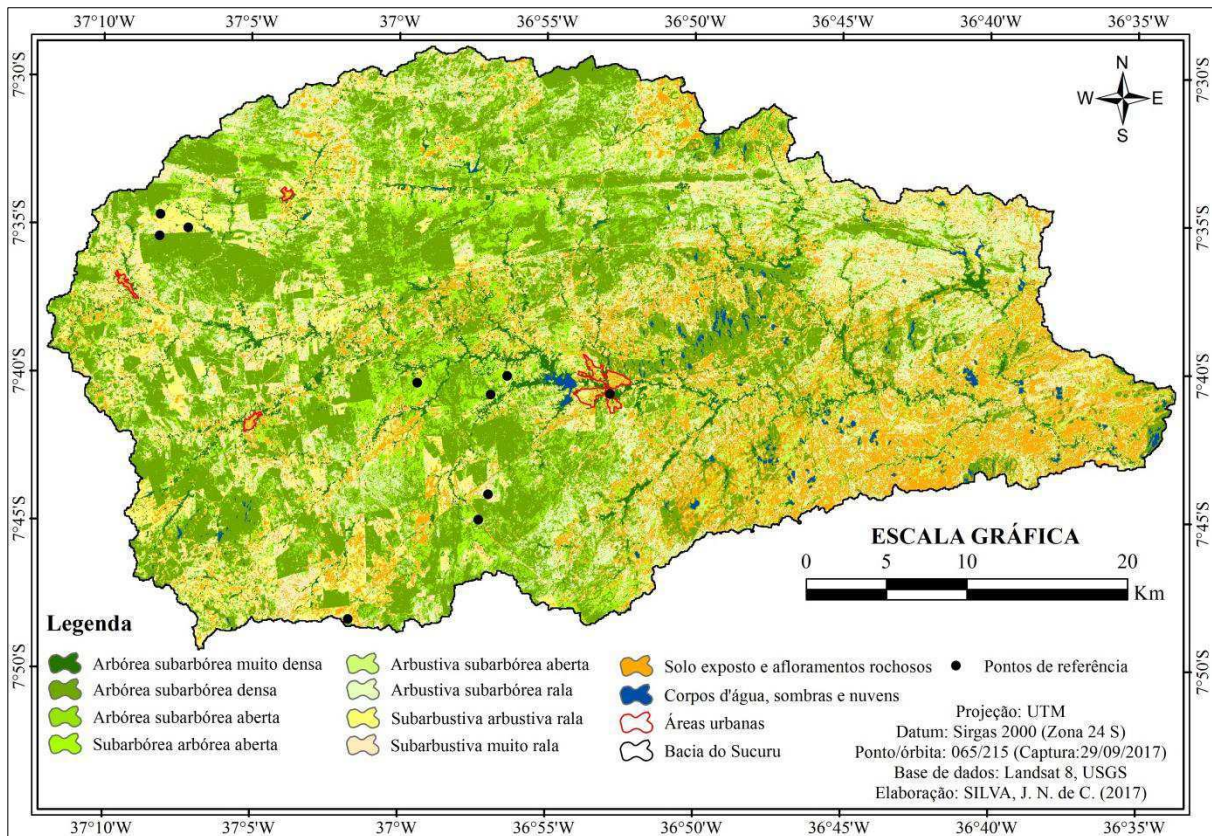
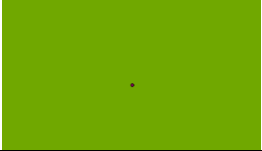

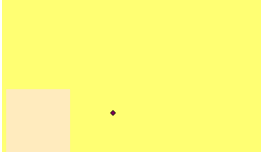


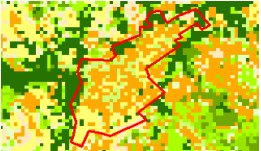

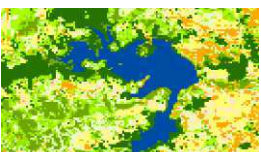

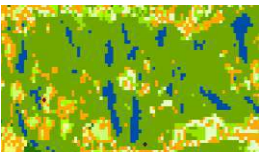


Figura 11 – Pontos de controle das categorias mapeadas na bacia do Sucuru.

Quadro 3 - Classes de coberturas do solo identificadas com as principais inconsistências na bacia do Rio Sucuru – PB.

<b>Classes com semelhanças nas assinaturas espectrais na imagem classificada</b>			
1	Arbórea subarbórea densa	2	Arbórea subarbórea aberta
			
3	Subarbustiva arbustiva rala	4	Subarbustiva muito rala
			
5	Solo exposto	6	Área Urbana
			
7	Nuvens	8	Corpos d' água
			
9	Sombra de nuvens	10	Sombra de encostas
			

### 3.2.3 Uso do EVI para melhorar a classificação de uma imagem

Diante da diversidade de índices de vegetação apresentados na literatura, escolheu-se usar o EVI por possibilitar reduzir os efeitos do sinal do solo e os efeitos atmosféricos (aerossóis) sobre a resposta do dossel. Mesmo esse índice sendo utilizado em área de densidade elevada de biomassa, considera-se que em áreas de médias ou baixas densidades ele também possa ser utilizado.

Embora, o SAVI, também, tenha sido proposto para minimizar os efeitos atmosféricos, apresenta limitações relacionadas à sua aplicação em biomas e aos distintos usos do solo, pois

não considera as especificações dos ambientes analisados, mas apenas a densidade da vegetação (PONZONI; SHIMABUKURO, 2010).

Para a obtenção e construção das séries temporais das variáveis de EVI, levou-se em consideração a revisita da área que ocorre a cada 16 dias pelos satélites da série LANDSAT, assim, para o recorte temporal delimitado nessa pesquisa (2014 - 2016), ocorreram períodos com duas passagens de satélites produzindo dados simultaneamente, reduzindo de 16 para 8 dias o tempo de revisita, conforme disponibilidade descrita anteriormente no Quadro 2 (Apêndice) e apresentada na Figura 12.

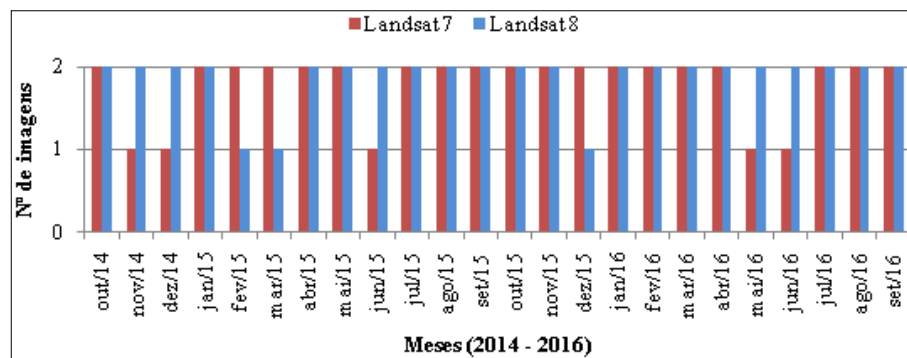


Figura 12 - Imagens de satélites mensais utilizadas neste trabalho.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Contudo, as 88 imagens (24 meses) foram processadas utilizando a linguagem R (R CORE TEAM, 2016) usando a Equação 2 e extraídos os valores dos índices de vegetação da série a partir dos 10 pontos de referência para esse período. Para as imagens de um mesmo mês, foi feita a composição do valor máximo mensal para a série temporal (minimizando as lacunas causadas pela cobertura de nuvens nestes pontos em muitas das datas de passagem), utilizando os valores medianos de EVI desse período. Dessa forma, obteve-se uma imagem de EVI mensal, possibilitando melhor entendimento e evidenciando que há diferenças entre estes ao longo do tempo, mesmo para uma mesma classe de cobertura do solo.

Flood (2013) demonstra que, para imagens Landsat com janelas de composição entre um e dois meses, obtêm-se melhores resultados quando se utiliza a *mediana* dos valores. Nesse contexto, para realizar as composições temporais das variáveis de EVI nesse estudo foi adotada a técnica descrita por Flood (2013), empregando a mediana mensal.

Os pixels com presença de nuvens e sombra de nuvens foram identificados com o auxílio do algoritmo *Function of Mask* (Fmask), desenvolvido por Zhu e Woodcock (2012) para o Landsat 4 e 7 e aperfeiçoado por Zhu *et al.* (2015) para o Landsat 8.

Esse algoritmo foi escolhido em decorrência de ser muito eficiente na identificação dos pixels com presença de nuvens e sombra de nuvens. A acurácia desse método foi de

96,4%, em testes com imagens de referência globalmente distribuídas (ZHU & WOODCOCK, 2012). Contudo, os pixels identificados com nuvens e sombra de nuvens foram retirados da análise e substituídos por NA (*Not Available*), para sinalizar a indisponibilidade de informações para esses pixels, evitando possíveis interferências dos pixels nos resultados estatísticos (medianas mensais) do EVI.

Para os pixels com NA, foi realizado um preenchimento de valores próximos (temporais ao longo da série), através da aplicação de um filtro para a remoção de ruídos. Esse preenchimento é indispensável em virtude da necessidade da imagem ser ajustada como pré-requisito para submeter ao procedimento de separação das inconsistências. Este procedimento consiste na substituição dos pixels com NA pela média dos pixels antecessor e sucessor a um determinado momento. Dessa forma, para remoção desses ruídos, foi utilizado o filtro Savitzky-Golay (SAVITZKY; GOLAY, 1964), conforme está exemplificado na Figura 13. Entretanto, com a análise de um maior número de observações das imagens, correspondendo ao período igual a 24 meses percebem-se as diferenças. E posteriormente submeteu-se aos testes de correlação para a separação das classes que continuaram a apresentar erros de classificação.

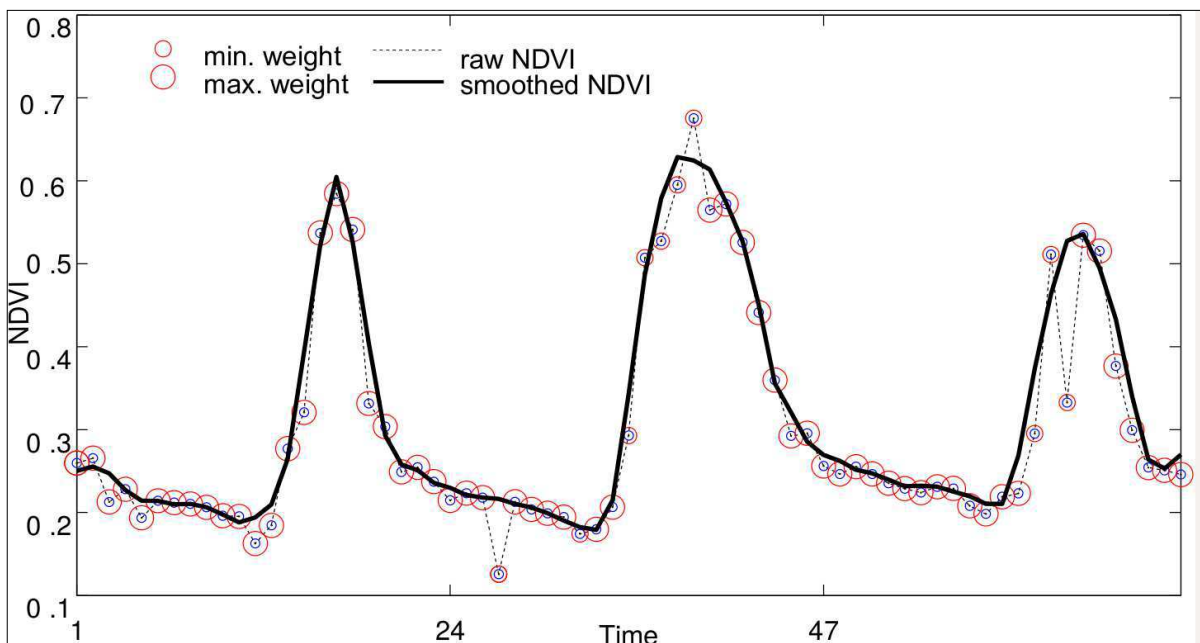


Figura 13 – Modelo de suavização aplicado à linha do tempo com um filtro Savitzky-Golay, omitindo pixels "ruins" e criando novos rasters. Onde a linha pontilhada representa os valores brutos e a contínua os valores suavizados.

Fonte: BRANDT, M. Acesso em: 30 de jun 2017.

### 3.2.3.1 Teste de correlação

Inicialmente foi examinado, a possibilidade de identificação de um padrão temporal distinto para os alvos que apresentaram imprecisões nas classes. Nesse contexto, optou-se por utilizar o coeficiente de correlação não-paramétrico de *Spearman*, adotado nos estudos de Nogara-Neto (2007) e Albertin *et al.* (2011), para fazer a correção dos alvos que responderam espectralmente de forma similar em diferentes classes na imagem.

A utilização da correlação consistiu na análise dos pixels dos 10 pontos de referência da série temporal, na qual cada ponto representa uma classe atribuída, associado aos 24 valores da série de EVI, bem como analisa os demais pixels da série. O coeficiente percorre os pixels de modo que aquele pixel que apresentar mais alta correlação substitui os valores da classe. Ou seja, valores de coeficiente de correlação mais próximos de 1 (um) configuram-se como uma correlação muito boa, enquanto que os valores mais próximos de zero atestam que a correlação é muito fraca, quanto à correspondência para a classe específica.

Portanto, para cada classe correlacionada é gerada uma imagem, de modo que uma imagem para cada ponto atribui maior correlação e ao término são correlacionadas essas classes resultando em um produto final. A Figura 14 apresenta uma amostra de testes de correlação para uma série de pixels, exemplificando algumas categorias do procedimento descrito. Os arquivos de correlação obtidos para cada classe, foram utilizados como “máscaras” para ajustar a classificação em todos os pixels da imagem.

### 3.2.3.2 Mapa de classificação melhorado

As classificações foram sendo ajustadas em um processo evolutivo, visto que o processo de classificação de padrões ocorreu apenas uma única vez. Na primeira classificação, a análise foi realizada a partir da análise visual das imagens do *Google Earth* e da sobreposição (*overlay*) das imagens do satélite *RapidEye* e a partir dos pontos de controles visualizados em campo. Enquanto que, em um segundo momento, a classificação inicial foi ajustada tendo como referência a análise multitemporal (24 meses de EVI) e fazendo a correlação destes.

Após a aplicação do teste de correlação, foram feitas as análises que variaram de acordo com o tipo de variável coletada. Por vezes, é desejável dar um tratamento quantitativo a variáveis qualitativas (ALBERTIN *et al.* 2011). As mesmas permitiram identificar as categorias correlatas em que o coeficiente de correlação foi positivo na grande maioria

apresentando correlação boa, mas também ocorreu caso em que a correlação foi baixa e até mesmo não havendo correlação, porém, em menor número.

Mediante a relevância da correlação identificada nas variáveis resultante da aplicação do teste, esta foi adotada para o melhoramento nas categorias que tinham apresentado problemas, a qual possibilitou ajustar a classificação e obter uma nova versão da imagem classificada a partir desse procedimento.

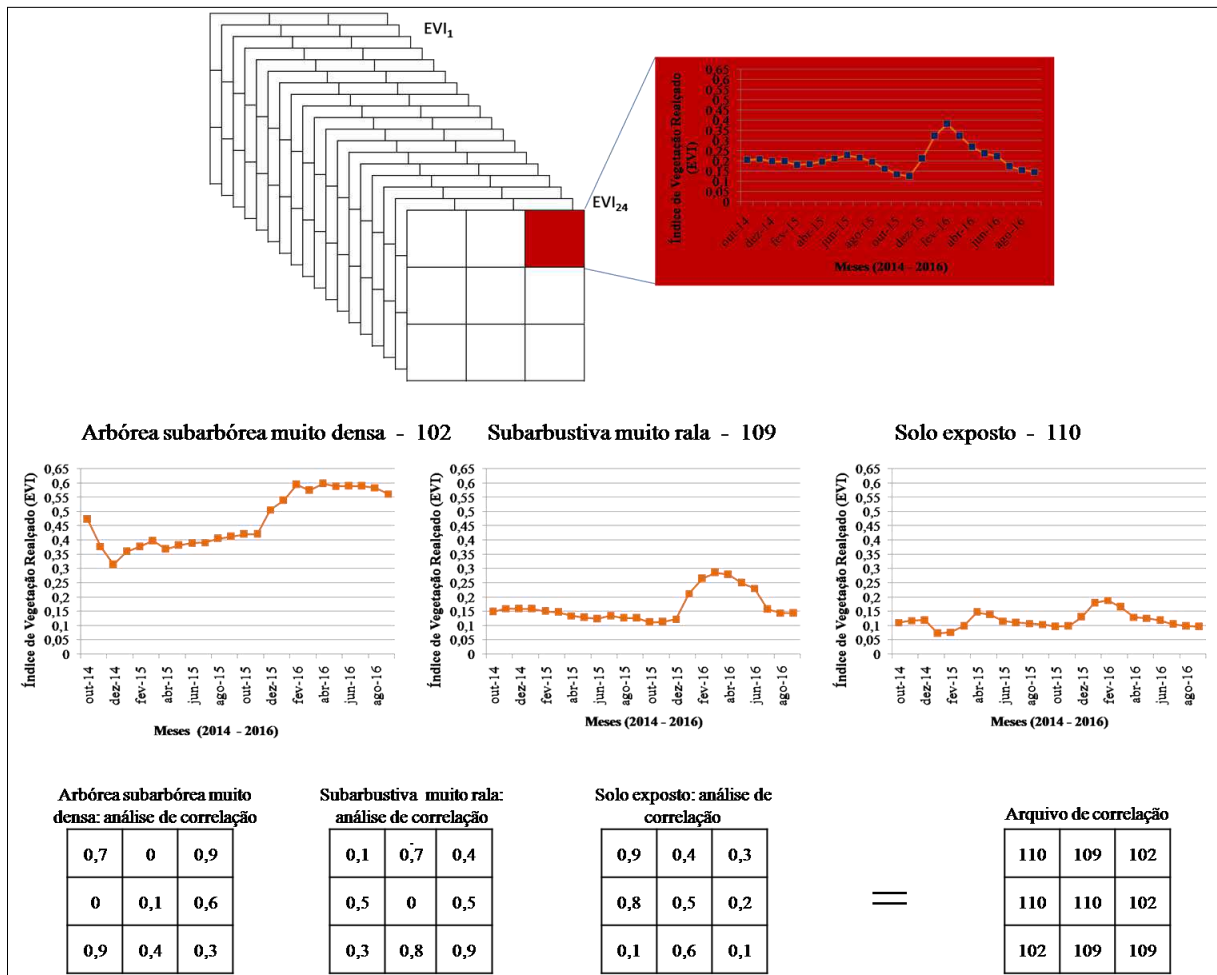


Figura 14 – Ilustração exemplificando a série de pixels no raster, utilizando algumas categorias.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Classificação não supervisionada de imagem digital na bacia do Sucuru para fins de planejamento de atividades de campo

A análise da dinâmica de cobertura da terra na bacia do Sucuru ocorreu inicialmente com a realização convencional da classificação não-supervisionada de uma imagem, a qual possibilitou conhecer os padrões de cobertura do solo superficialmente, principalmente diferenciar os alvos vegetados de não-vegetados, bem como as áreas de maior e menor densidade de indivíduos vegetais.

Nessa classificação, observa-se que o nível de antropização na bacia é comumente elevado, principalmente pela caracterização de áreas que denota a predominância da agropecuária desenvolvida nessa região, evidenciada pela expressividade de áreas que foram classificadas como arbustiva arbórea aberta, arbustiva subarbórea aberta, subarbustiva aberta, a subarbustiva muito rala e o solo exposto.

As categorias de maior porte e densidade configuram as mais preservadas, e foram representadas na tonalidade mais escura, as quais correspondem à arbórea muito densa, arbórea densa, arbustiva arbórea densa e a arbustiva subarbórea densa. A Figura 15 apresenta a descrição das tipologias de cobertura do solo mapeadas.

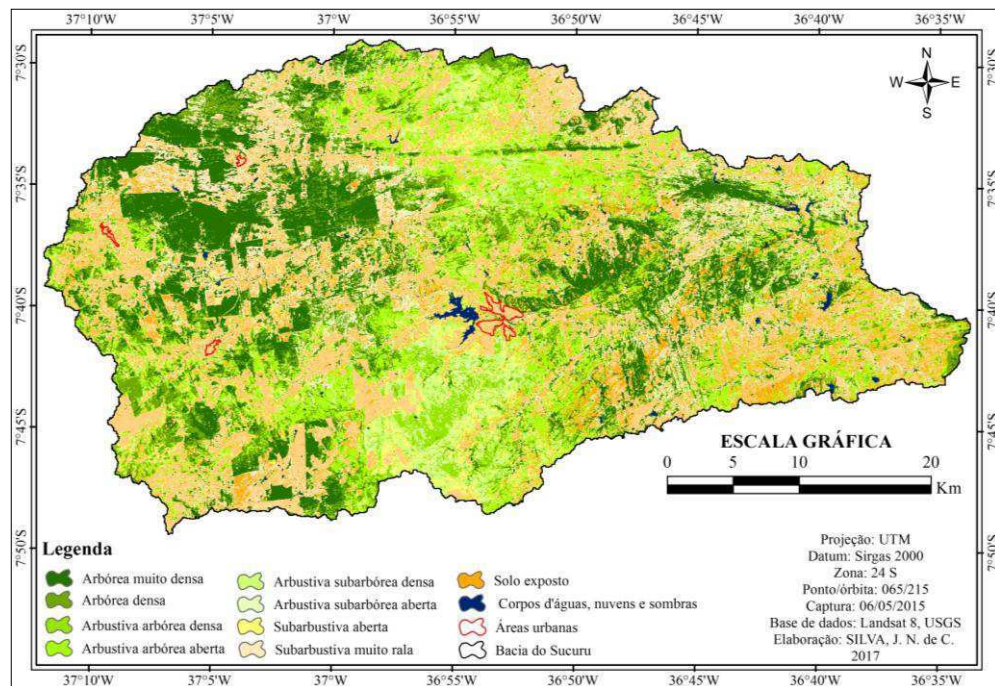


Figura 15 - Cobertura da terra na bacia do Rio Sucuru - PB, maio de 2015.

Fonte: Elaborado pelo o autor



Analisando esse produto gerado foram perceptíveis algumas generalizações, e entre elas a não identificação de padrões como os referentes à cobertura presente às margens dos rios (mata ciliar) e as áreas urbanas que foram subestimadas, além de uma superestimativa para a categoria de solo exposto. Observou-se semelhança na resposta espectral apresentada por alguns alvos, evidenciando os erros de classificação entre as classes.

Dentre eles, podem ser destacados alguns alvos com assinatura espectral semelhantes como os apresentados pela classe arbustiva arbórea aberta com trecho de rodovias (asfalto), a subarbustiva aberta com áreas de solo exposto, a subarbustiva muito rala com resposta semelhante ao solo exposto e o solo exposto que quase sempre apresenta resposta espectral semelhante às áreas construídas, como asfalto, áreas urbanas, entre outras.

Estudando bacia hidrográfica no SAB, Francisco (2013) constatou em seus resultados que em áreas abertas utilizadas como pastagem e culturas irrigadas foram apresentadas respostas semelhantes nas leituras com as classes de vegetação de Caatinga subarbustiva rala e muito rala.

As semelhanças de classes como as pertencentes a outras categorias tiveram a identificação dessas ocorrências dificultada principalmente em função da distinção de porte. Mesmo utilizando conjuntamente os recursos disponibilizados, não foi possível fazer uma classificação que evidenciasse a área de estudo com boa precisão, e isso denota a limitação no uso do classificador utilizando apenas os recursos técnicos de uso convencional.

Nessa classificação, a categoria “solo exposto” é muito expressiva na bacia. Como há ocorrência de erros de classificação das classes, observa-se que essa categoria foi beneficiada em termos de reflectância, em decorrência das clareiras apresentadas na vegetação, bem como as classes distintas do solo exposto que podem ter apresentado respostas semelhantes. Contudo, em período úmido, a vegetação está fotossinteticamente ativa, visto que a captura da imagem é do mês de maio, na qual os índices pluviométricos foram pouco significativos. No mês anterior (abril de 2015) foram registrados 61 mm de chuvas (Figura 40).

Na vegetação de Caatinga, por ser esta muito susceptível a mudanças, é muito recorrente após um evento chuvoso, observar-se a recuperação do manto herbáceo e graminoide. Nessas condições, com elevada biomassa das plantas e capacidade fotossintética elevada, ocorre maior absorvância da energia luminosa na banda 3 do Landsat e, conseqüentemente, menor reflectância (FRANCISCO, 2013).

Posteriormente, para melhor descrição fisionômica dos padrões de cobertura vegetal na área de estudo, em termos de combinação de portes e o percentual de recobrimento do solo pela vegetação, foram realizadas as visitas de campo, de modo que para cada classe designada

foram observados e coletados entre dois e três pontos de descrição representativos dos indivíduos vegetais para complementar as informações relevantes e diferenciar os alvos com características semelhantes na tentativa de caracterizar melhor as classes atribuídas.

## **4.2 Classificação e caracterização dos padrões de cobertura da terra baseada na visita de campo**

Diante dos resultados obtidos, observou-se que mesmo utilizando o suporte das imagens de alta resolução como auxílio à classificação convencional necessitaria de uma supervisão através de indicação de amostras conhecidas, por não corresponder às categorias pré-estabelecidas.

Na Bacia do Sucuru, por ser área de Caatinga antropizada, destacam-se seus padrões de cobertura da terra fragmentados em duas categorias predominantes no perfil longitudinal, uma da porção central ao oeste e a outra ao leste. Na parcela a oeste, o predomínio é de vegetação do tipo arbórea-arbustiva, onde encontram-se alguns fragmentos mais preservados, apresentados em uma tonalidade mais escurecida, em relação às demais categorias vegetais. Nessa área também estão presentes a grande maioria dos estratos vegetais em termos de heterogeneidade quanto ao porte e à densidade vegetal.

A outra fração situada a leste da bacia é marcada por uma maior ausência de vegetação, tornando os solos mais desprotegidos e isso tem relação com a pressão antrópica exercida nessas áreas de menor declividade e proximidades da drenagem. Essas características estão de acordo com os resultados de Francisco *et al.* (2014), onde são enfatizados que as áreas mais desnudas de vegetação estão mais próximas da drenagem, além das mesmas aumentarem à medida que ocorre o decréscimo de altitude e, principalmente, em áreas de solos Vertissolos que predominam nas partes mais baixas. Essa descrição é semelhante a da área de estudo, pois em geral nessa área há a ocorrência de classes do tipo subarbustiva arbustiva rala, a subarbustiva muito rala e o solo exposto, e estão evidenciadas na imagem em cores com uma tonalidade mais clara e homogênea.

### **4.2.1 Caracterização dos padrões de cobertura**

Mediante demarcação estabelecida da bacia, mapearam-se os padrões de cobertura da terra e, posteriormente, o cálculo das áreas correspondentes às classes mapeadas. A maioria dos padrões correspondente à classificação atual não constava na classificação de planejamento, exceto a Caatinga Arbustiva subarbórea aberta e a Subarbustiva muito rala. Os níveis de cobertura resultantes deste mapeamento de classes estão descritos na Tabela 2.

Tabela 2 - Classes em km<sup>2</sup> e percentual de cobertura da terra na bacia hidrográfica do rio Sucuru - PB, em 29 de setembro de 2016.

Tipos de cobertura do solo	Áreas	
	(Km <sup>2</sup> )	(%)
Arbórea subarbórea muito densa	69,20	4,11
Arbórea subarbórea densa	476,45	28,31
Arbórea subarbórea aberta	233,33	13,86
Subarbórea arbórea aberta	102,43	6,10
Arbustiva subarbórea aberta	39,68	2,36
Arbustiva subarbórea rala	241,37	14,34
Subarbustiva arbustiva rala	134,51	7,99
Subarbustiva muito rala	103,77	6,16
Solo exposto e nuvens	269,21	15,99
Corpos d'água, sombras de encostas e de nuvens	12,92	0,77
<b>Área Total</b>	<b>1.682,87</b>	<b>100,00</b>

A Arbórea subarbórea muito densa (Tabela 2) caracteriza-se como sendo a vegetação de porte mais elevado em relação às demais classes. Ocupa 69,20 Km<sup>2</sup>, ou seja, 4,11% da bacia, sendo que essa classe não constava na classificação de planejamento e corresponde à vegetação presente em leitos, margens dos rios, riachos e corpos d'água. Esta classe passou a ser considerada nessa análise, visto que, analisando outras cenas de outras datas, percebe-se que estas áreas poderiam se tratar de culturas permanentes ou até mesmo de campineiras.

Essa cobertura de Caatinga antropizada corresponde, na grande maioria, à proliferação de espécie biológica invasora, a algaroba (*Prosopis juliflora*), conforme foi observado no levantamento de campo (Figura 16 A). Embora apresente alta densidade vegetal, é muito comum a algaroba ser caracterizada e/ou confundida com vegetação nativa ou até mesmo com matas ciliares, sendo consideradas áreas preferenciais de maior desenvolvimento. Também percebeu-se o desflorestamento desse tipo de cobertura para uso como recurso energético (carvão/lenha), o que, conseqüentemente, pode acarretar formação de clareira (Figura 16 B).

Almeida, Cunha e Nascimento (2012) observaram em bacias próximas à região de estudo que grande parte das áreas referentes às matas ciliares dos rios, riachos e corpos d'água da região estudada, sofreram remoção da cobertura vegetal nativa, e como consequência, houve a substituição de forma espontânea pela espécie exótica, a algaroba.

Nesse contexto, Pegado *et al.* (2006), Andrade, Fabricante e Oliveira (2009; 2010), analisando os efeitos da invasão biológica desencadeada pela algaroba em municípios paraibanos e do Rio Grande do Norte, relataram que a mesma forma densos maciços populacionais e compete com as espécies nativas, podendo levar à extinção local das espécies

nativas nas áreas invadidas que se dá de maneira intensa. Elas são capazes de afetar consideravelmente a composição florística, a diversidade e a estrutura das comunidades autóctones invadidas, tanto dos estratos adultos, quanto dos regenerantes de Caatinga e ecossistemas associados, assim como tornam evidente a necessidade de controle da espécie invasora nos domínios do Bioma Caatinga, uma vez que os sítios preferenciais desta invasora são justamente as áreas de matas ciliares, as manchas de Neossolos Flúvicos e as baixadas sedimentares, que já formam maciços populacionais de alta densidade (Pegado *et al.*, 2006).

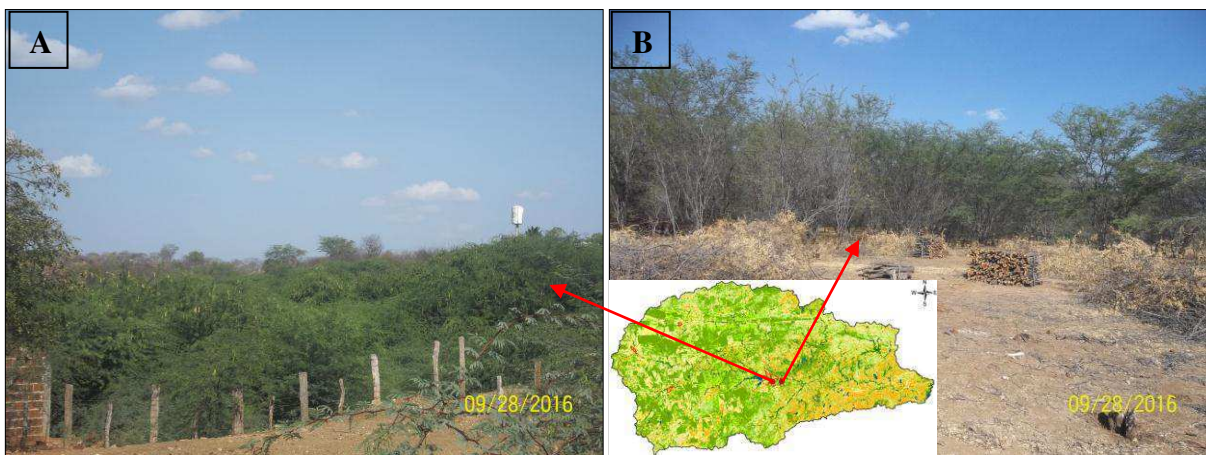


Figura 16 – Disseminação de algarobas (A) e desflorestamento para utilização como lenha (B) do Rio Sucuru, Sumé - PB.

Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

A segunda classe identificada nessa caracterização corresponde à Arbórea subarbórea densa (Tabela 2). Caracterizada como uma vegetação que destaca-se entre as demais e é muito relevante na área de estudo por ser uma área representativa ocupando o equivalente a 476,45 Km<sup>2</sup>, com trechos preservados e apresenta maior percentual (28,31%) de cobertura da bacia (Figura 17 A e B).

Santos e Alencar (2015), estudando essa mesma bacia, apresentaram o valor de 10,57% e constataram que nas últimas décadas esse padrão de cobertura vem aumentando. Dessa forma, observa-se que os valores foram divergentes, aumentando em 268% de uma classificação para outra, assim, é provável que essa divergência tenha sido resultante das metodologias utilizadas, sendo que a usada nesse estudo possibilita escalonar os padrões com maior riqueza de detalhes, bem como a redução no uso das terras apresentada nos últimos anos em decorrência da insuficiência das precipitações apresentadas na região, embora elas não sejam regulares na área de abrangência do semiárido.

Nessa categoria também estão inseridas as áreas de maior elevação da bacia que coincide com os divisores de água, como as áreas de morros e o entorno ambiental dos

afloramentos rochosos, visto que, nessas áreas de maior elevação, são de difícil acesso; assim, as intensas atividades socioeconômicas são praticamente inexistentes, possibilitando a estabilidade da fisionomia vegetal.

Esses resultados estão de acordo com os encontrados por Almeida, Cunha e Nascimento (2012), Cunha *et al.* (2012), Francisco (2013), Francisco *et al.* (2014), que estudando sub-bacias observaram que as áreas com maior elevação, declividade e de difícil acesso permaneceram mais vegetadas.

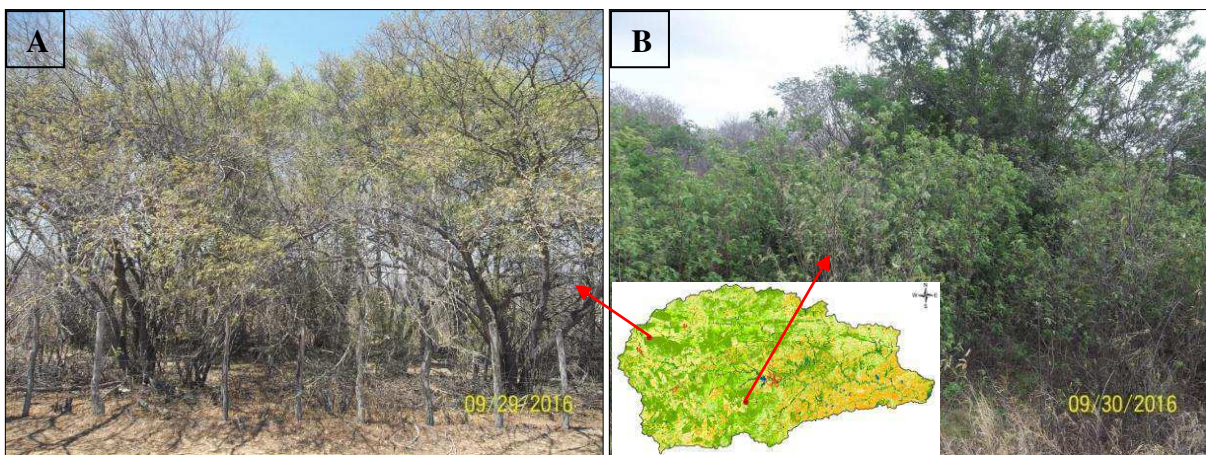


Figura 17 – Arbórea subarbórea densa no município de Ouro Velho (A) e no município de Sumé (B).

Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

A Caatinga Arbórea subarbórea aberta (Tabela 2) ocupa uma área correspondente a 233,33 Km<sup>2</sup> da área total ou 13,86%, na qual o estrato dominante é o arbóreo e representa a quarta maior cobertura na bacia (Figura 18 A e B). Observa-se ser esta uma área de vegetação menos densa, ficando na transição entre a Caatinga densa e rala, tanto em termos de densidade quanto em percentual. Em um dos pontos visitados, identificou-se nessa classe, de forma não muito significativa, a presença de indivíduos vegetais mortos, onde a explicação para essa ocorrência foi um incêndio que atingiu uma determinada área, há mais ou menos dois anos, conforme relato de um dos proprietários da área. Embora, também as irregularidades das chuvas podem ter contribuído com esse fenômeno.

Coelho *et al.* (2014), estudando a dinâmica de uso e ocupação do solo em uma bacia hidrográfica do semiárido pernambucano para um período de dezenove anos (1991-2010), mostraram que as classes de uso e ocupação do solo passaram por uma grande transição, com a substituição progressiva das áreas de vegetação de caatinga aberta e densa pelas áreas com pastagem/agricultura, passando de 47%, 45% e 7% para 39%, 21% e 36%, respectivamente.

Para essa classificação, outro tipo de vegetação caracterizada fisionomicamente é denominado de Subarbórea arbórea aberta (Figura 19 A e B), a qual ocupa 102,43 Km<sup>2</sup> de área, o equivalente a 6,10% da área de estudo, estando entre as classes que são pouco significativas em termos de percentuais, mas essenciais na bacia. Essa classe é muito presente em áreas próximas a regiões elevadas e em parcelas que têm sofrido algum tipo de interferência humana.

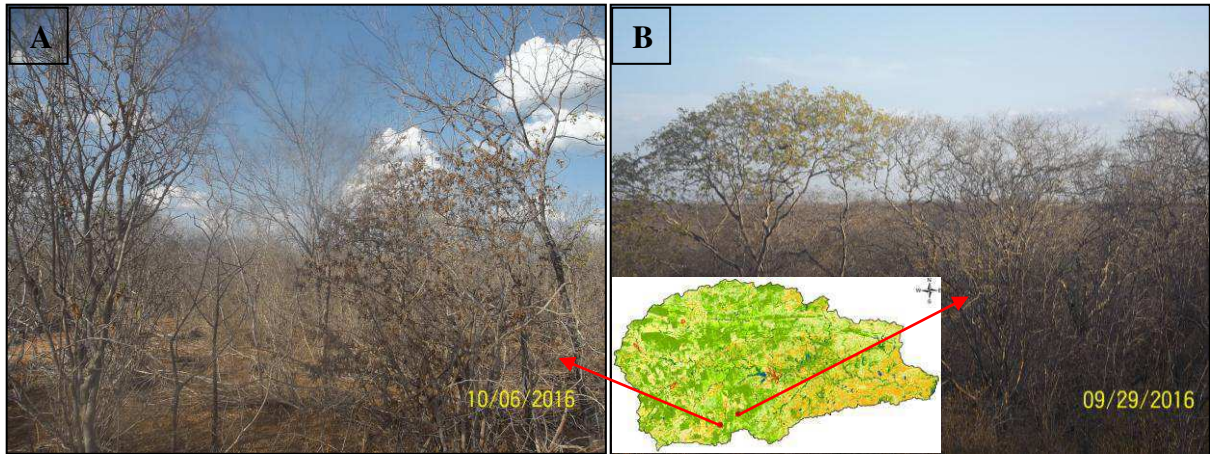


Figura 18 – Caatinga Arbórea subarbórea aberta (A) Monteiro e (B) Sumé.  
Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

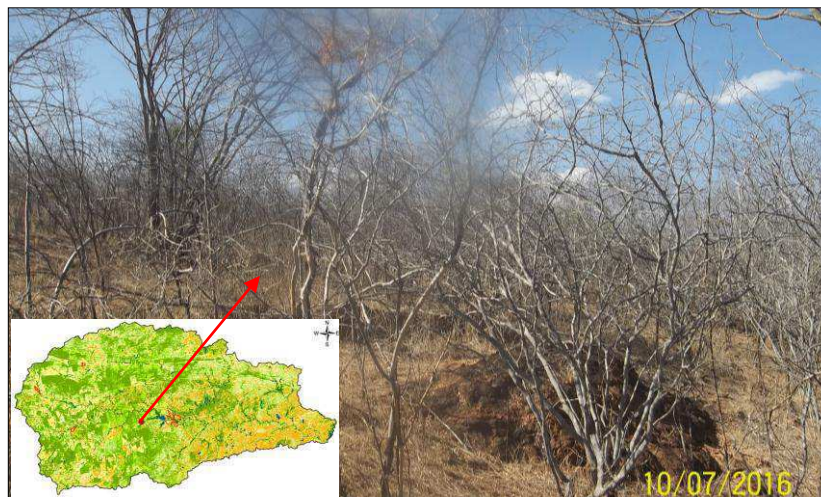


Figura 19 – Caatinga Subarbórea arbórea aberta no município de Sumé.  
Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

O quinto padrão vegetal caracterizado fisionomicamente foi a Caatinga Arbustiva subarbórea aberta (Tabela 2) que ocupa 39,68 Km<sup>2</sup>, o equivalente a 2,36% da área da bacia hidrográfica, que dentre a descrição das classes corresponde ao menor percentual, o qual caracteriza essa classe, quantitativamente, como pouco significativa. Entretanto, como a vegetação exerce um papel importante na proteção do solo, torna-se relevante (Figura 20). Esse padrão por corresponder ao porte arbustivo com densidade intermediária, apresenta área

de vegetação com fragmentos em processo de recuperação, sendo que na área de abrangência dessa categoria também foi identificado área de Caatinga sobre manejo florestal.

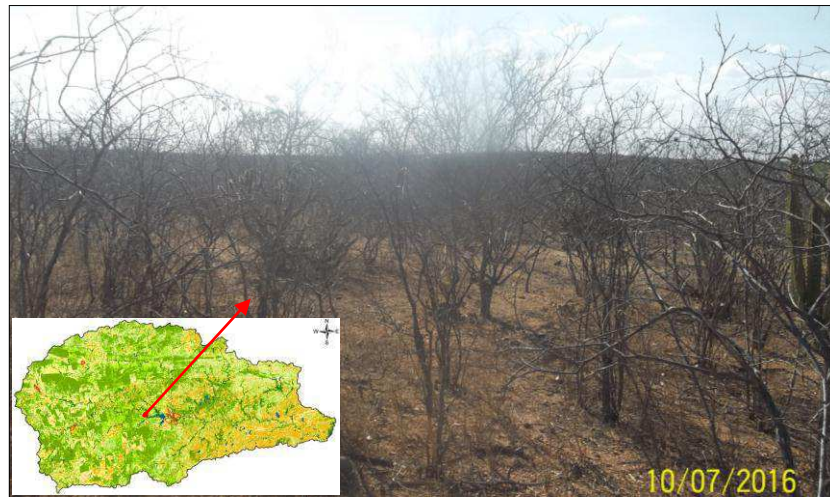


Figura 20 – Caatinga Arbustiva subarbórea aberta no município de Sumé (B).  
Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

Outra classe mapeada nessa classificação foi denominada de Arbustiva subarbórea rala (Tabela 2), correspondendo a terceira maior classe, que ocupa uma área de 241,37 Km<sup>2</sup>, o equivalente a 14,34% da área de estudo, o que a torna muito significativa na bacia (Figura 21). A vegetação existente nesse local, na maioria das vezes, encontra-se dispersa caracterizando a predominância do estrato arbustivo. Contudo, observa-se que é uma vegetação com tendência de regeneração em caso de condições ambientais favoráveis.

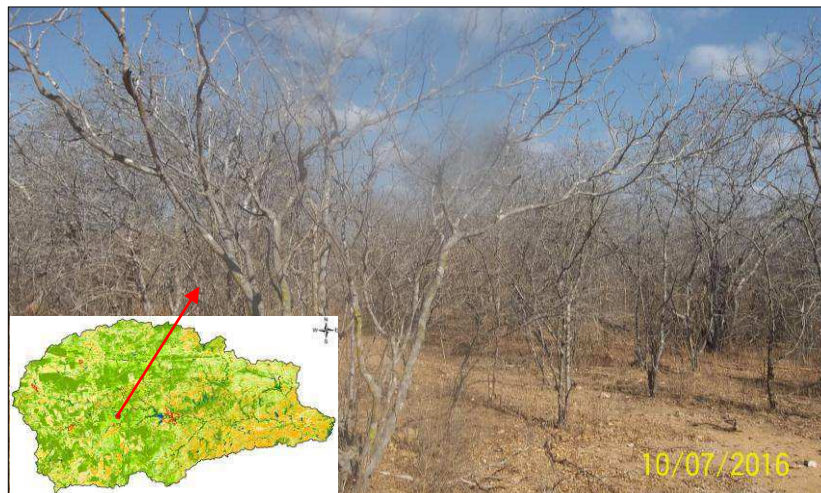


Figura 21 – Caatinga Arbustiva subarbórea rala em Sumé.  
Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

Outro padrão vegetal caracterizado nessa classificação é a Subarbustiva arbustiva rala (Figura 22 A e B), sendo 134,51 Km<sup>2</sup>, e corresponde ao percentual de 7,99% da área total. Esta é uma área em que a vegetação apresenta tendência a ser recuperada, reduzida e/ou até

ser substituída pela classe Subarbusativa densa a muito rala, em decorrência das características físicas de uma área onde é desenvolvida a agricultura e pecuária, pois essa prática é muito comum na área de estudo, a qual foi constatada durante as visitas de campo a pecuária extensiva.

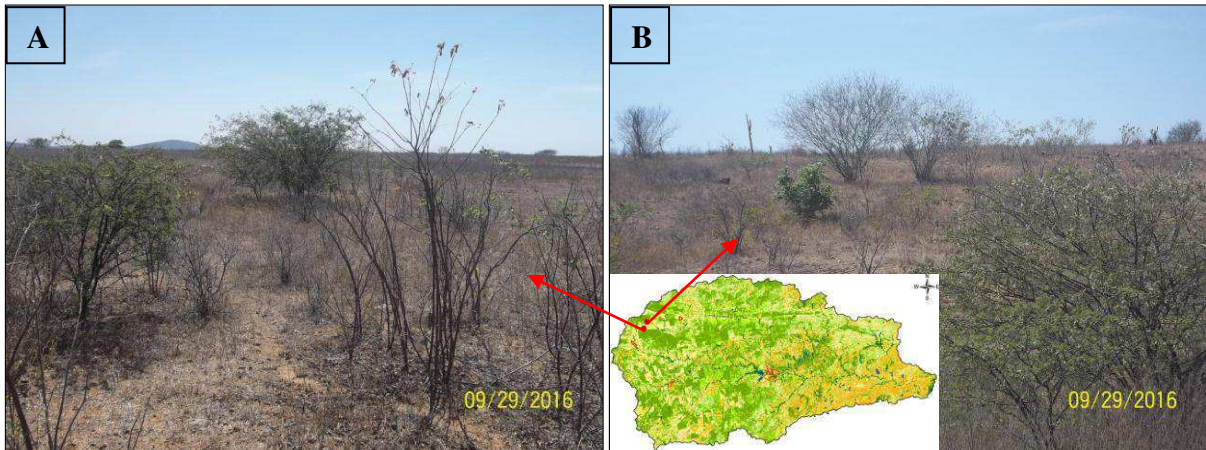


Figura 22 – Caatinga Subarbusativa arbustiva rala em Ouro Velho (A) e (B).

Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

Outra característica fisionômica de vegetação resultante dessa classificação é a Subarbusativa muito rala (Figura 23), ocupa 103,77 Km<sup>2</sup>, o equivalente a 6,16% da área de estudo. Essa categoria no levantamento de campo caracteriza-se como a classe apresentada, mas em períodos chuvosos poderá enquadrar-se em outro padrão de uso, tais como áreas de pastagens e/ou agrícola.

Em áreas com essa descrição em períodos de estiagem é comum conter mancha de solo exposto, embora não seja significativa, mas apresenta tendência de redução da área da classe, visto que em termos de localização esta categoria também pode ser encontrada muito próxima de áreas com maior nível de interferência humana, principalmente no entorno ambiental das áreas urbanas, áreas agricultáveis de pequena escala e de pastagens, já que a área de estudo apresenta predominância na atividade da pecuária.

Romero-Ruiz *et al.* (2012), estudando uma região de savana na Colômbia entre os anos de 1987 e 2007, diagnosticaram que 23% da área de estudo passaram por alterações do Uso e Conservação do Solo - UCS, onde essas mudanças estavam relacionadas, sobretudo, ao desenvolvimento de novas atividades econômicas e a gestão das terras.





Figura 23 – Caatinga Subarbustiva muito rala (A) Sumé.  
 Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

Solo exposto, afloramentos rochosos e nuvens foram reunidos em uma mesma categoria (Tabela 2), ocupando a segunda maior área da bacia com 15,99 % da área total, o que corresponde a 269,21 Km<sup>2</sup>. Em geral, as nuvens aparecem claras nas imagens e a água aparece mais escura (JANSEN, 2011). Contudo, áreas desflorestadas na maioria das vezes com solos removidos apresentam tendência à elevação da reflectância.

As características associadas a essa área estão de acordo com os resultados encontrados por Borges e Silva (2009) que utilizaram as técnicas de segmentação de imagens e classificação por região, para o município de Mucugê, localizado na Chapada Diamantina – BA. Estes autores constataram que nessa categoria predominam os Neossolos, que, em geral, possuem alta concentração de quartzo, com granulometria de seixos e areia grossa, permitindo que haja uma alta capacidade de reflectância nas áreas onde esse material é encontrado.

Nessa classe estão inseridas as áreas que resultam na prática de atividades de maior desenvolvimento socioeconômico, como as áreas urbanas, agricultáveis, especialmente as de sequeiros, e áreas de pastagens. Sendo que, na maioria das vezes, é realizada de forma insustentável, sem orientação e/ou adoção de nenhuma técnica de manejo que minimizem os impactos negativos na área, resultantes dos diversos usos. Ressalta-se que no momento da realização das visitas de campo as áreas relacionadas a essa classe encontravam-se expostas, mas com as ocorrências de chuvas poderá ocorrer que alguma parcela dessa categoria passe a ser expressivamente agricultável.

O solo exposto na imagem digital também pode ser reconhecido pelos contornos geométricos, bem como as irregularidades no tamanho dos fragmentos identificados na imagem. Em geral, essas áreas estão em exposição elevada aos agentes externos

modificadores do relevo. Esses elementos são responsáveis pela erosão (desgaste) e a sedimentação (deposição) do solo, tais como chuvas, ventos e os seres vivos, pois essa categoria é a segunda mais significativa, em termos de área na bacia em estudo. Torna-se preocupante em decorrência da mesma ser a mais vulnerável ao estágio de degradação das terras por encontrar-se totalmente desprotegida (Figura 24 A e B).

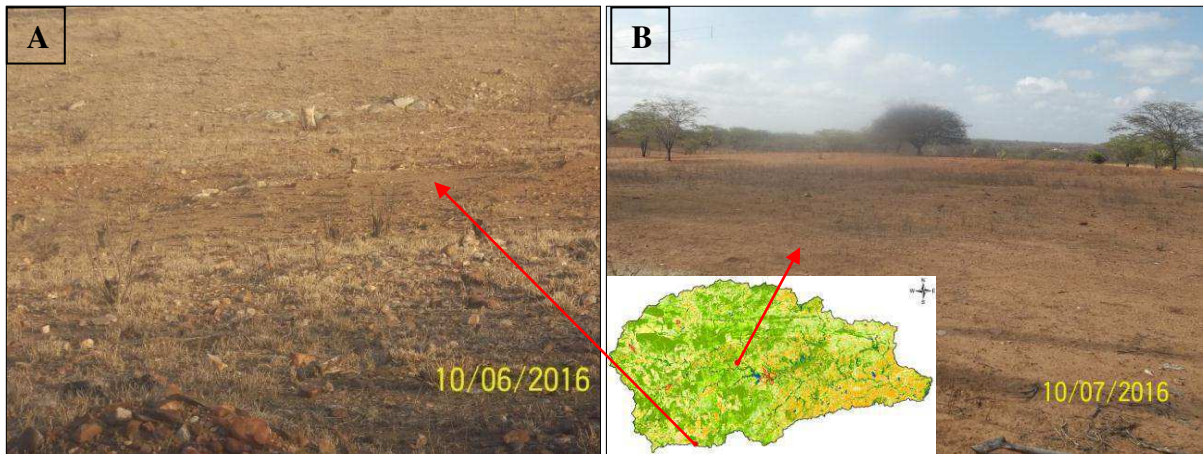


Figura 24 – Solo exposto em Monteiro (A) e Sumé (B).  
Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

Os corpos d'água e as sombras de encostas e de nuvens (Tabela 2) ocupam 12,92 Km<sup>2</sup>, que equivale a 0,77% da área de estudo. Essa categoria representa os reservatórios hídricos superficiais presentes na bacia hidrográfica em estudo, pois são de portes variados (pequeno, médio e grande), onde os principais mananciais correspondem ao açude São Paulo, ao açude Sumé, ao açude Prata II e ao açude Ouro Velho (AESAs, 2017). Como se pode ver nas imagens de satélites e pesquisa de campo, também foram identificados açudes de porte menor, na grande maioria apresentando restrições de quantidade e qualidade hídrica (Figura 25 A e B). As águas presentes nesses reservatórios hídricos são de usos múltiplos, como o consumo humano, dessedentação de animais e até para a irrigação, conforme foi constatado nas visitas de campo, mesmo em período de escassez hídrica.

No mapeamento de classes (Figura 26), ainda observam-se confusões, onde classes distintas apresentaram a mesma resposta espectral, principalmente nas categorias de solo exposto e corpos d'água. Com isso, não foi possível separar as áreas urbanas, afloramentos rochosos e nuvens da classe solo exposto, bem como fazer a separação da água de sombras de encostas e nuvens. Isso caracterizou algumas inconsistências evidenciadas na classificação da imagem.

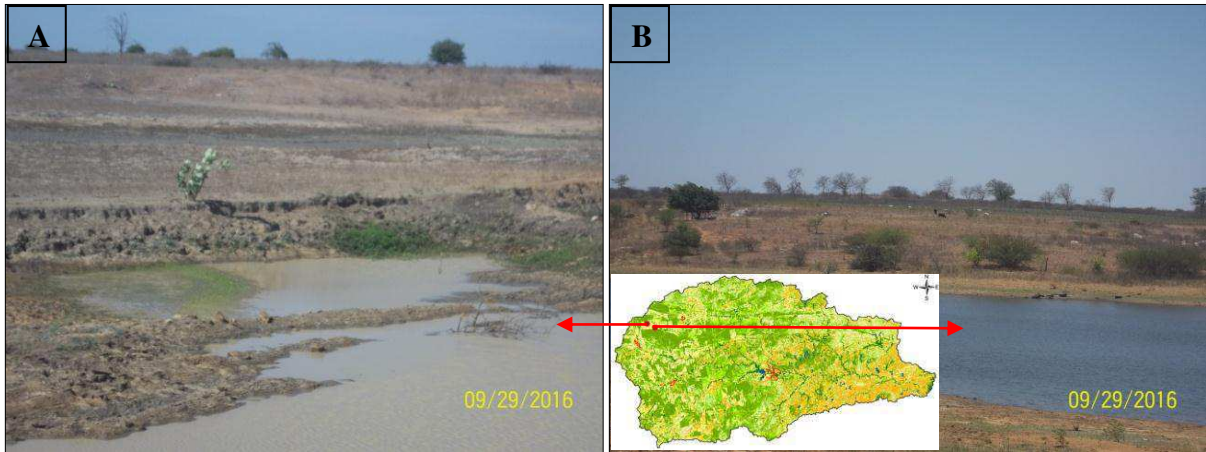


Figura 25 – Corpos d'água em Ouro Velho com presença de constituintes orgânicos e inorgânicos (A) e (B).

Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

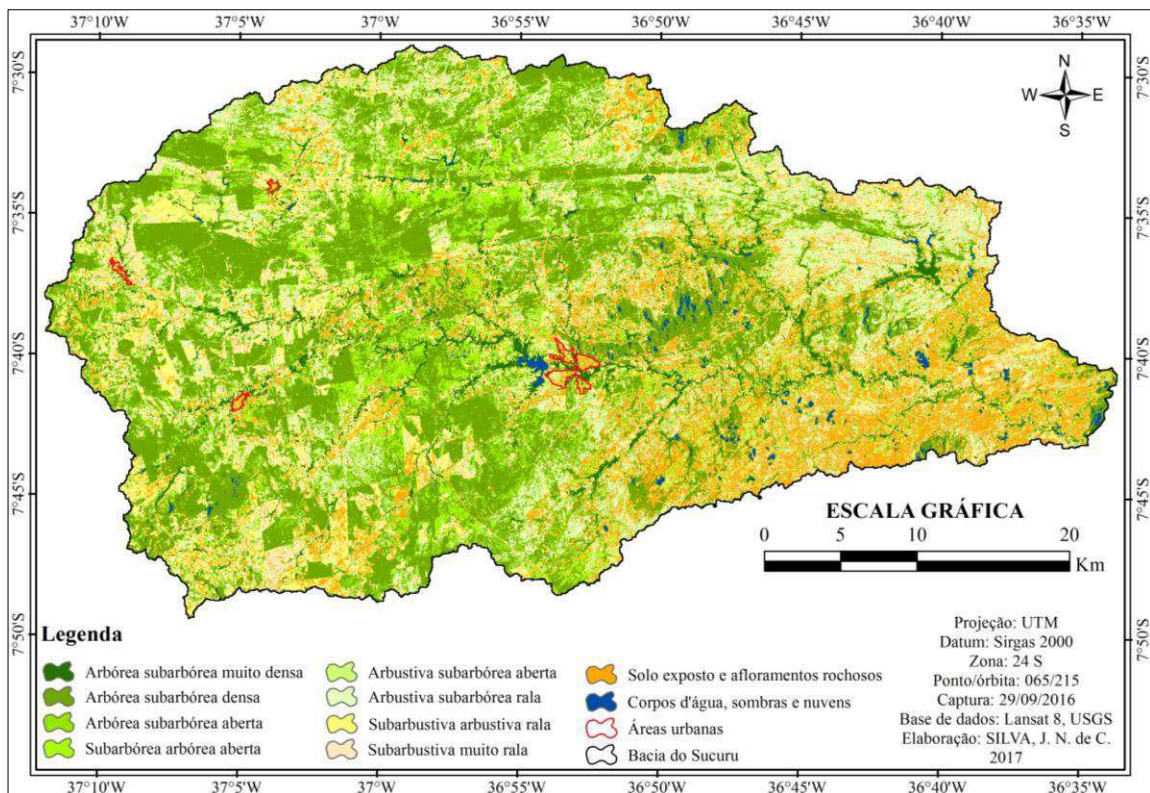


Figura 26 - Padrões de cobertura da terra na bacia do Rio Sucuru – PB.

Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 4.2.2 Identificação e descrição das inconsistências de classes na bacia do Sucuru.

Analisando a classificação da imagem, foram diagnosticadas algumas imprecisões entre algumas categorias (Quadro 3). Todavia, constata-se que houve melhoria qualitativa da classificação baseada nos parâmetros de campo em relação à classificação realizada na etapa de planejamento (Figura 27), expressas com a melhor separação de classes, na qual houve a

possibilidade de apresentar a legitimidade dos resultados em termos de padrões de cobertura, embora o desejado sempre seja uma classificação isenta de inconsistências.

No levantamento de campo, observou-se que algumas categorias, mesmo aparentemente distintas, apresentaram resposta espectral semelhante. Nesse sentido, também foi verificado qual era o comportamento da assinatura espectral de reflectância das seis bandas da imagem e observou-se que as respostas desses alvos são muito semelhantes, embora para algumas inconsistências ocorram algumas indiferenças nas respostas apresentadas. A reflectância com os pares de conflitos mais relevantes são descritos nas Figuras 28 a 34.

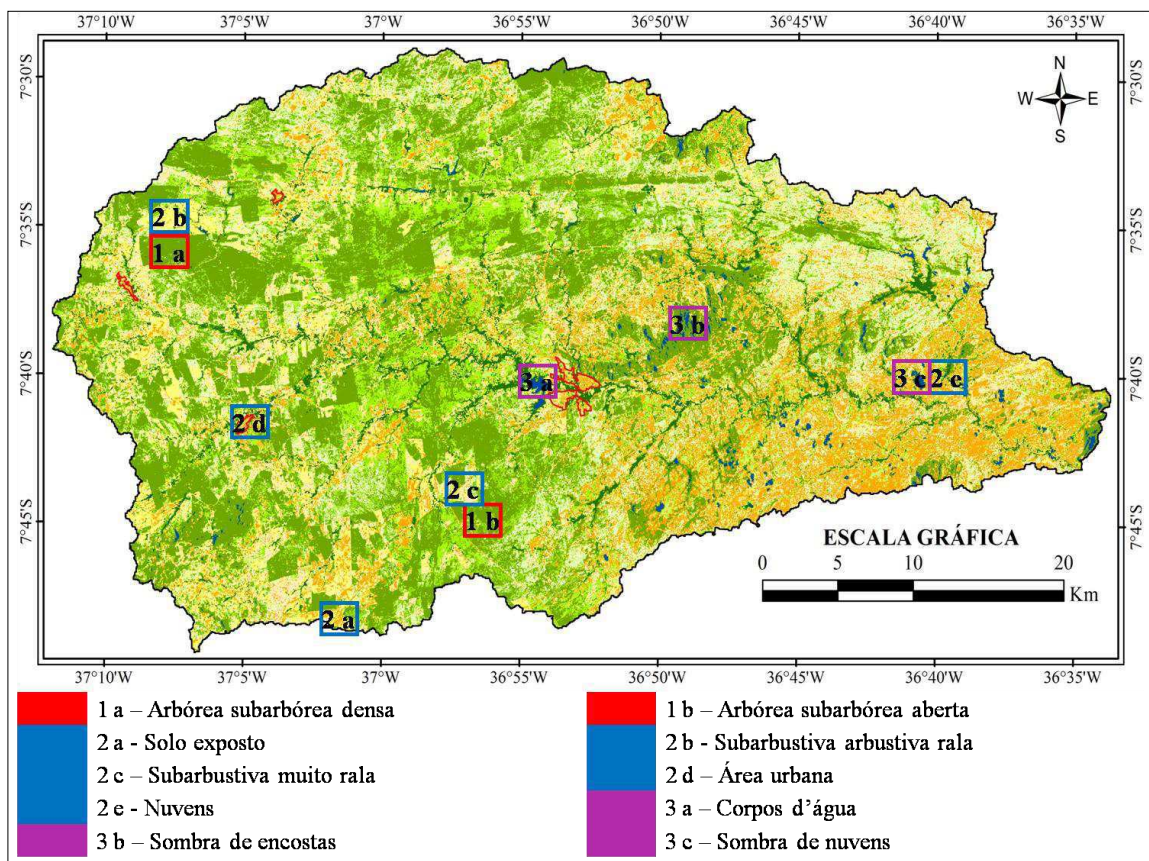


Figura 27 - Espacialização das inconsistências na cobertura da terra na bacia do Sucuru.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A categoria Arbórea subarbórea densa apresentou alguns conflitos, e entre eles com a Arbórea subarbórea aberta. Elas têm valores de reflectância muito próximos, correspondendo aos valores mínimos e máximos de 0,09, 0,10 e 0,19, 0,21, respectivamente (Figura 28).

São duas classes com características muito semelhantes, sendo que o que as diferenciam entre si é apenas o recobrimento da superfície caracterizada pela subclasse, descritas pelo percentual de cobertura. Sendo que a Caatinga Arbórea subarbórea aberta apresenta resposta espectral mais elevada, mesmo não sendo muito significativo.

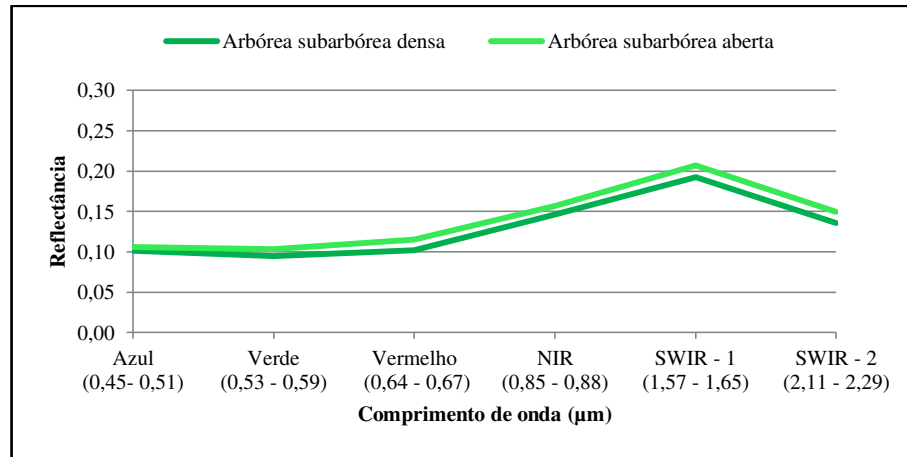


Figura 28 – Reflectância das classes Arbórea subarbórea densa e a Arbórea subarbórea aberta nos 6 canais da imagem.

Outra inconsistência identificada corresponde à classe Subarbustiva arbustiva rala que apresentou valores de reflectância aproximados aos do solo exposto, onde a característica principal é que mesmo a primeira classe tendo a vegetação de porte mais elevado, apresenta também os espaçamentos entre os indivíduos formando as clareiras, assim possibilita-se que seja elevada a reflectância dessa classe, chegando a valores próximos do solo exposto, gerando os equívocos nas classes.

Os valores mínimos e máximos são próximos a 0,12 e 0,26, respectivamente, com intervalos variando de 0,12 a 0,13 para a classe Subarbustiva arbustiva rala e de 0,12 a 0,16 para o solo exposto nas bandas do visível e para as demais bandas variam de 0,18 a 0,26 na primeira, enquanto que na segunda oscilam entre 0,20 e 0,26, sendo que ambas atingem o pico de máxima reflectância na banda 6, que representa à banda do infravermelho de onda curtas (Short Wave InfraRed – SWIR1), e como corresponde a vegetação sadia é nessa banda que ocorre a maior reflectância, conforme corrobora a Figura 29.

Essas duas categorias diferenciam-se pelo o grupo dominante e pela densidade, pois a classe Subarbustiva arbustiva rala apresenta menores valores de reflectância em virtude da maior absorção de energia, enquanto que, o solo exposto apresenta menor densidade vegetal e, conseqüentemente, menor absorção de energia, visto que essa última categoria encontra-se totalmente desprotegido.

Outra descrição em relação às inconsistências apresentadas corresponde à Caatinga Subarbustiva muito rala com o solo exposto. As reflectâncias mínimas e máximas apresentadas são relativamente próximas, oscilando entre 0,11 e 0,26. Os intervalos variam entre 0,11 e 0,24 para a classe Subarbustiva muito rala e de 0,12 a 0,26 para o solo exposto

(Figura 30). Essas categorias apresentam reflectância um pouco mais elevada em relação aos demais padrões com cobertura, em decorrência de estarem em maior nível de exposição à radiação eletromagnética. Embora, para outra época do ano, como por exemplo, o período chuvoso, caso essas classes venham a ser utilizadas como áreas agricultáveis, poderão ocorrer divergências entre as respostas espectrais apresentadas para cada uma delas.

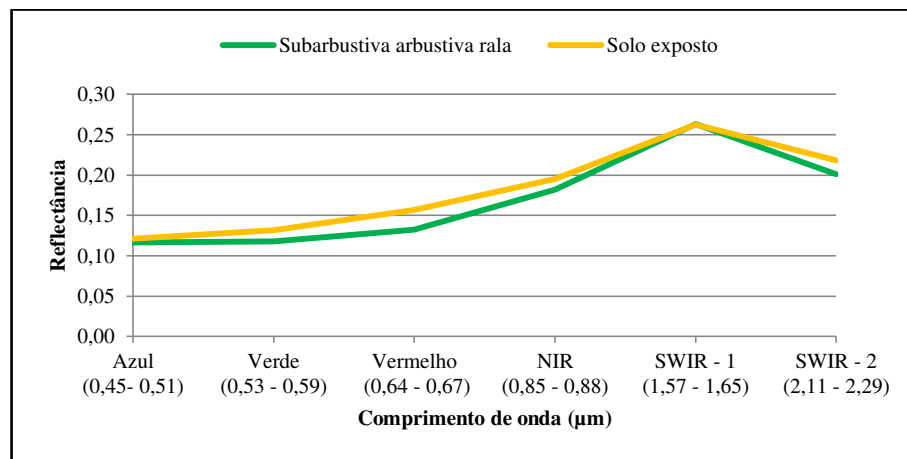


Figura 29 – Reflectância das classes Subarbustiva arbustiva rala que apresentou confusão com o Solo exposto.

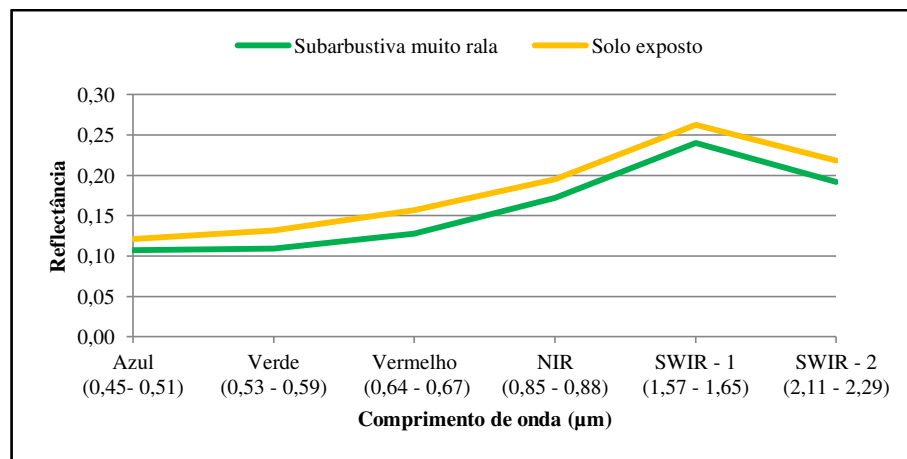


Figura 30 – Reflectância das classes Subarbustiva muito rala - solo exposto.

Outra imprecisão identificada com a realização da classificação foi entre o solo exposto e as áreas urbanas, confusão espectral muito recorrente em estudos utilizando Sensoriamento Remoto. Em geral, as características das áreas urbanas são muito semelhantes, principalmente em decorrência do material utilizado na cobertura das residências, que na maioria das vezes são fabricados com argilas, embora também sejam muito diversos pela

quantidade de elementos presentes nos aglomerados urbanos. Assim, foram identificados e evidenciados visualmente na imagem por possuir respostas espectrais aproximadas.

A reflectância apresentada entre as mesmas têm valores muito próximos, onde os mínimos e máximos corresponde a 0,12 e 0,26, sendo que nas bandas do visível a resposta espectral praticamente se equaliza, enquanto que, na região do infravermelho é onde ocorre uma maior divergência, em que a reflectância máxima atinge 0,26 no solo exposto e a da área urbana é 0,21, conforme corrobora a Figura 31.

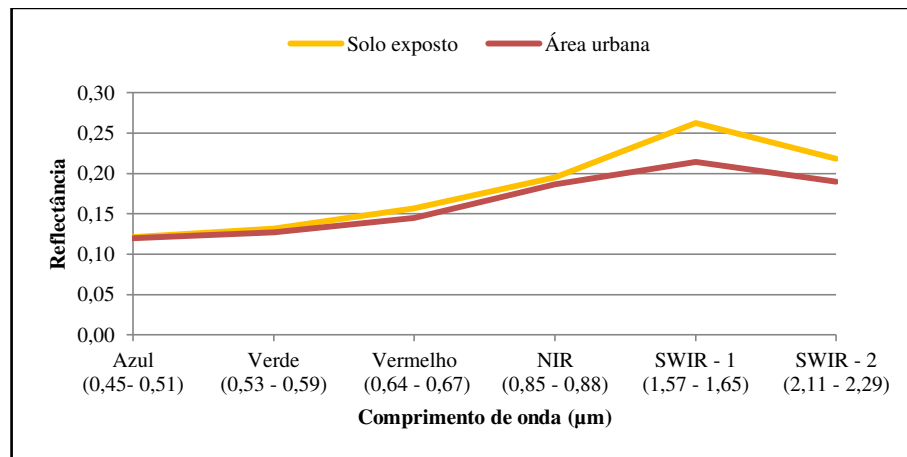


Figura 31 – Reflectância das classes áreas urbanas - solo exposto.

Com relação às confusões entre as classes solo exposto e nuvens, percebe-se que o solo exposto apresenta menores valores de reflectância nas bandas do visível e nas bandas do infravermelho são mais elevadas. O solo exposto apresenta reflectância mínima e máxima, de 0,12 e 0,26, e os valores para as nuvens correspondem a 0,15 e 0,24, respectivamente (Figura 32). Essa última categoria reflete mais energia nas bandas do visível.

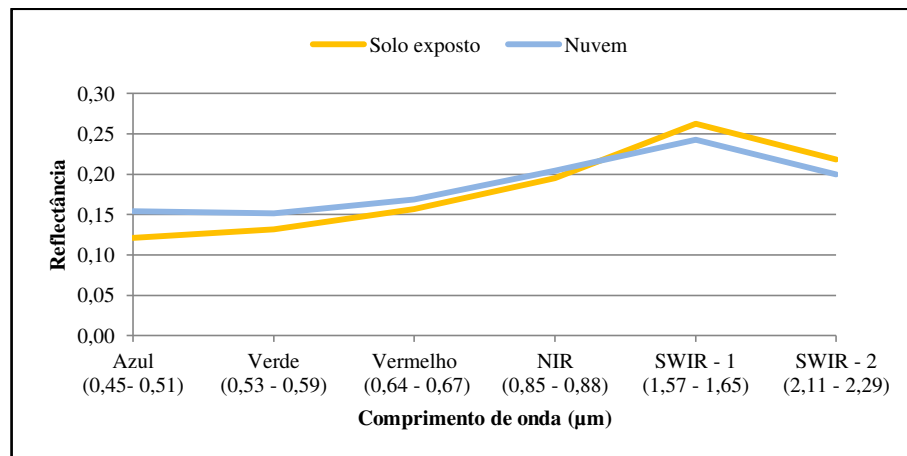


Figura 32 – Reflectância das classes solo exposto que apresentou inconsistências com nuvens.

A água e as sombras de encostas também foram confundidas em uma única classe. Os valores de reflectância são muito próximos para essas duas categorias nas bandas do visível, sendo que a água atinge o valor máximo nessas bandas e nas do infravermelho ocorre o inverso, (a resposta espectral atinge os valores mínimos para a água e eleva-se para a sombra de encostas). Os valores mínimos e máximos correspondem a 0,05 e 0,13, sendo 0,05 e 0,09 para a água e 0,09 e 0,13 para sombra de encostas, respectivamente (Figura 33). Observa-se que a água reflete menos energia em todas as bandas em analogia à sombra de encostas, embora nas bandas do infravermelho sejam onde ocorre a menor reflectância.

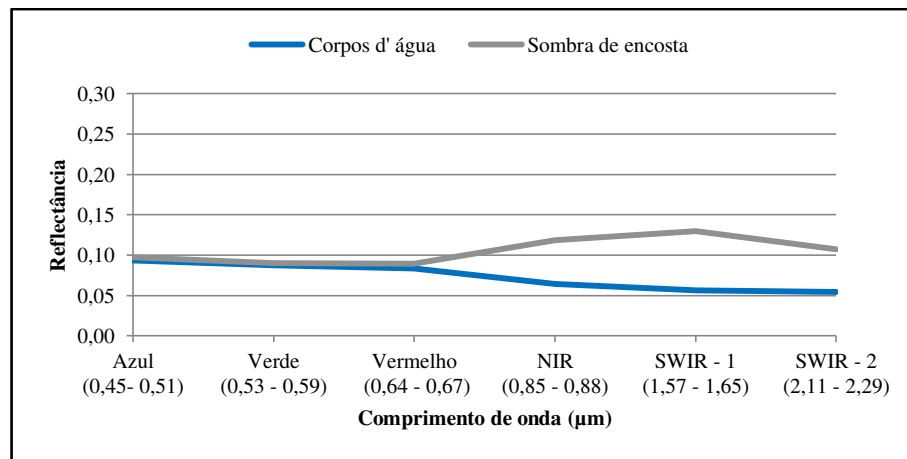


Figura 33 – Reflectância das classes água e sombra de encostas.

Outra inconsistência evidenciada foi entre a água e as sombras de nuvens, apresentando características similares de reflectância na região do visível, pois as oscilações não são expressivas entre elas. Os valores de reflectância por serem análogos nessa região é nela que também a água atinge o máximo valor de reflectância, embora sejam divergentes nas bandas do infravermelho, apresentando resposta espectral mínima para a água e máxima para a sombra de nuvens. Os valores mínimos e máximos são respectivamente, 0,05 e 0,09, sendo 0,05 e 0,09 para a água e 0,08 e 0,09 para sombra de nuvens (Figura 34). Essas características assemelham-se em parte à descrição das categorias de inconsistências entre a água e sombra de encostas, sendo que a resposta espectral da sombra de nuvens é bem inferior à sombra de encostas, pois as duas atingem maior pico de reflectância na região do infravermelho.



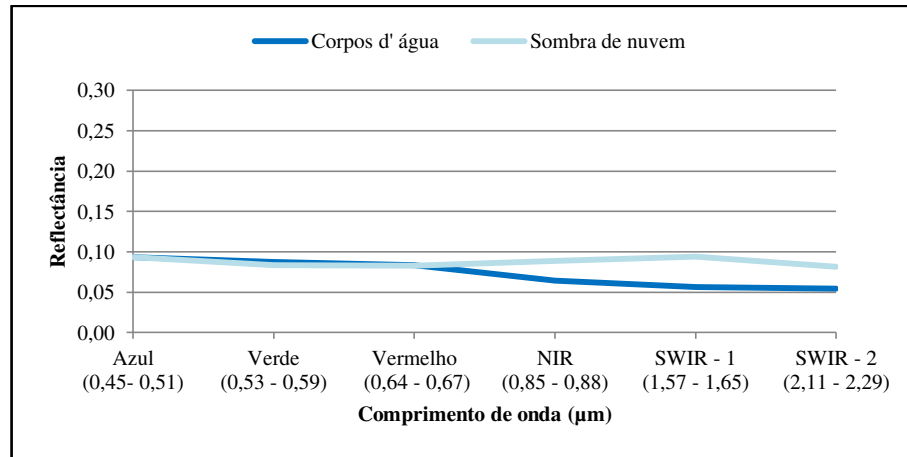


Figura 34 – Reflectância das classes, água que apresentou inconsistências com sombra de nuvens.

Borges e Silva (2009) relataram em seus resultados ter identificado confusão entre classes, onde alvos distintos estavam inclusos numa mesma categoria. O mecanismo adotado pelos autores para a separação dos conflitos foi inclusão de polígonos. Nesse contexto, com a análise da reflectância apresentada aos pares de inconsistências, na qual foram observadas grandes semelhanças entre as respostas apresentadas e a permanência dessas imprecisões, utilizou-se o EVI para corrigir esses erros de inconsistências.

#### 4.2.3 Análise espaço-temporal da cobertura da terra na Bacia do Sucuru, utilizando o EVI para ajustar/melhorar a classificação de imagem.

A classificação de cobertura do solo uma vez realizada foi ajustada através da verdade de campo agregada ao processo. Neste trabalho, como uma etapa final deste ajuste, propõe-se a utilização do EVI para corrigir as categorias que apresentaram respostas semelhantes. A Figura 35 apresenta a série temporal de EVI para o período de dois anos (2014 – 2016). Esta série foi pós-processada, havendo a remoção de pixels com nuvens e sombra de nuvens. Para estes, os pixels foram substituídos por NA (*Not Available*), os quais podem ser visualizados na imagem em cor branca.

Ao examinar esta série de imagens, observa-se a alta sensibilidade deste índice às precipitações, visto que os meses que apresentam os valores de EVI mais elevados correspondem aos meses subsequentes a alguma ocorrência de chuvas (Tabela 1). Embora, observam-se também perdas e ganhos de cobertura da terra, a depender da forma de uso e da exploração. Este fato deve-se a diferentes manejos do solo em um mesmo ano. Por exemplo, uma área pode estar sendo explorada em diferentes formas de uso, enquanto em outro

momento do mesmo ano, pode ficar em pousio ou subutilizada, fazendo com que venha apresentar ganho de cobertura vegetal.

O EVI foi utilizado conjuntamente com a classificação para analisar o comportamento das mudanças espaço-temporais da cobertura da terra na área de estudo. Na Figura 36 estão apresentados os resultados do processamento das imagens realizado para o período de vinte e quatro meses, posteriormente à aplicação do filtro para a remoção de ruídos. Nesses produtos podem ser observadas as alterações paisagísticas ocorridas no espaço e no tempo apresentadas por meio dos valores de EVI, mínimos e máximos mensais. O EVI é muito sensível à ausência ou aos eventos de precipitações pluviais, pois com a ocorrência das mesmas a vegetação apresenta resposta muito rápida que provoca elevação do mesmo.

Desse modo, como as precipitações foram insuficientes nesse período de estudo, a vegetação permaneceu a maioria do tempo em estado de senescência, apresentando EVI inferior a 0,20, enquanto que nas regiões de baixo valor de EVI, mesmo nos meses chuvosos, correspondem às áreas com maior ausência de vegetação, muito comum em áreas de solo exposto. Também são perceptíveis nas imagens áreas com EVI superior a 0,50. Essas ocorrências de índice com maior valor, exceto no período chuvoso, observam-se principalmente nas áreas de vegetação mais preservadas na bacia, em áreas de mata ciliar, como as presentes nos rios, riachos e reservatórios hídricos, ou até mesmo alguns fragmentos de vegetação irrigada.

Nos meses de maior disponibilidade hídrica na região de interesse é possível que a vegetação encontre-se mais exuberante em relação aos meses anteriores às ocorrências de chuvas, e conseqüentemente os valores de EVI serão elevados.

Para relacionar o EVI com a precipitação foram utilizadas as leituras de chuva dos postos mais próximos do ponto de referência. Assim, observam-se nas figuras seguintes que em comparação às chuvas, os valores mais elevados de EVI correspondem aos cinco primeiros meses do ano de 2016, condição essa decorrente da resposta apresentada pela vegetação diante das precipitações.

Em dezembro de 2015 apresentam-se eventos de chuva superior a 30 mm, contudo, só no mês posterior a vegetação apresenta elevação significativa nos valores de EVI para grande parte da bacia, chegando a atingir os valores de 0,50 e em alguns casos isolados até valores superiores. Em geral, a predominância é de EVI baixo. Já, em janeiro de 2016, as precipitações chegaram a 128,4 mm, atingindo o pico máximo da série do ano, com isso, a vegetação permanece fotossinteticamente ativa e, conseqüentemente, o EVI tende não só a se manter, mas também a elevar-se sob essa condição.

No mês seguinte (fevereiro) a precipitação declina em relação ao mês anterior (janeiro) chegando a 74,7 mm, mas mesmo assim torna-se a condição muito propícia à elevação do EVI, onde os valores diversificam-se na área de estudo entre o mínimo e máximo, prevalecendo valores médios aproximados a 0,40; no mês de março, a precipitação atinge 59,1 mm e configura-se o mês que melhor retrata as condições do EVI, na grande maioria com valores superiores a 0,50, principalmente na porção norte e em alguns fragmentos na porção oeste da bacia. A parte sul e ao leste apresentam, majoritariamente, o EVI inferior a 0,30, evidenciando-se as áreas com os menores valores de EVI na área de estudo. São nessas áreas que concentram-se as maiores áreas de solo exposto, justamente na área de menor elevação na bacia e, conseqüentemente, maior desenvolvimento de atividades socioeconômicas.

Nos meses de abril e maio a precipitação atinge os menores valores em analogia aos meses anteriores, com 7,1 mm e 6,7 mm, respectivamente. Então, como a vegetação é muito susceptível a mudanças, especialmente a presença ou ausência de precipitação, esses valores de EVI tendem a decrescer em caso de menores ocorrências, como ocorreu nesses meses.

Em abril o EVI apresenta valores aproximados a 0,50 e, isoladamente, valores superiores ao norte e ao oeste da bacia. Já ao leste e ao sul predominam valores de EVI aproximados a 0,30. Contudo, em maio a área de estudo em termos de valores é praticamente dividida em duas partes, ao leste e a oeste da bacia. Sendo que, na grande maioria, a oeste os valores são inferiores a 0,40, com pequenas ocorrências superiores. Na porção leste os valores de EVI são opostos, pois o EVI máximo não chega a ultrapassar 0,30.

O EVI para toda a série temporal apresenta variações, geralmente associadas à pluviosidade, com respostas diferentes das vegetações, pois, na série, os meses que apresentam os valores mais baixos de EVI correspondem a agosto, setembro, outubro e novembro de 2015 e os meses de julho, agosto e setembro de 2016. Embora, outubro, novembro (2015), agosto e setembro de 2016 evidenciem os meses com EVI mais críticos, quase que na totalidade, onde os valores são inferiores a 0,20. Assim, percebe-se a semelhança considerável existentes nesse espaço de tempo, pois estão relacionados às menores disponibilidades hídricas do período, período este em que parte desses meses são os mais secos do ano na área de estudo.

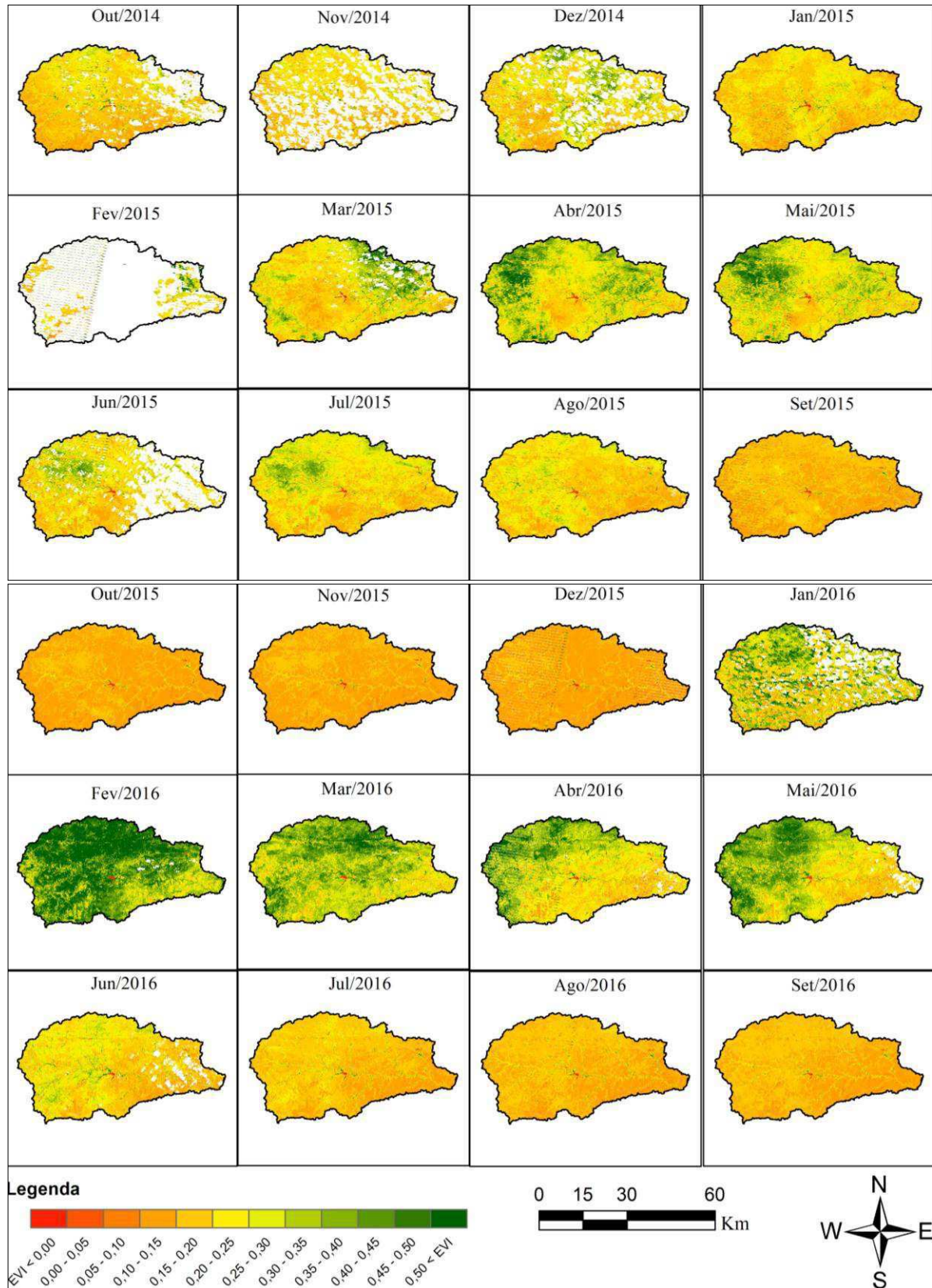


Figura 35 – Série temporal de EVI da bacia do Rio Sucuru – PB, após a retirada dos pixels com presença de nuvens e sombra de nuvens entre 2014 e 2016.

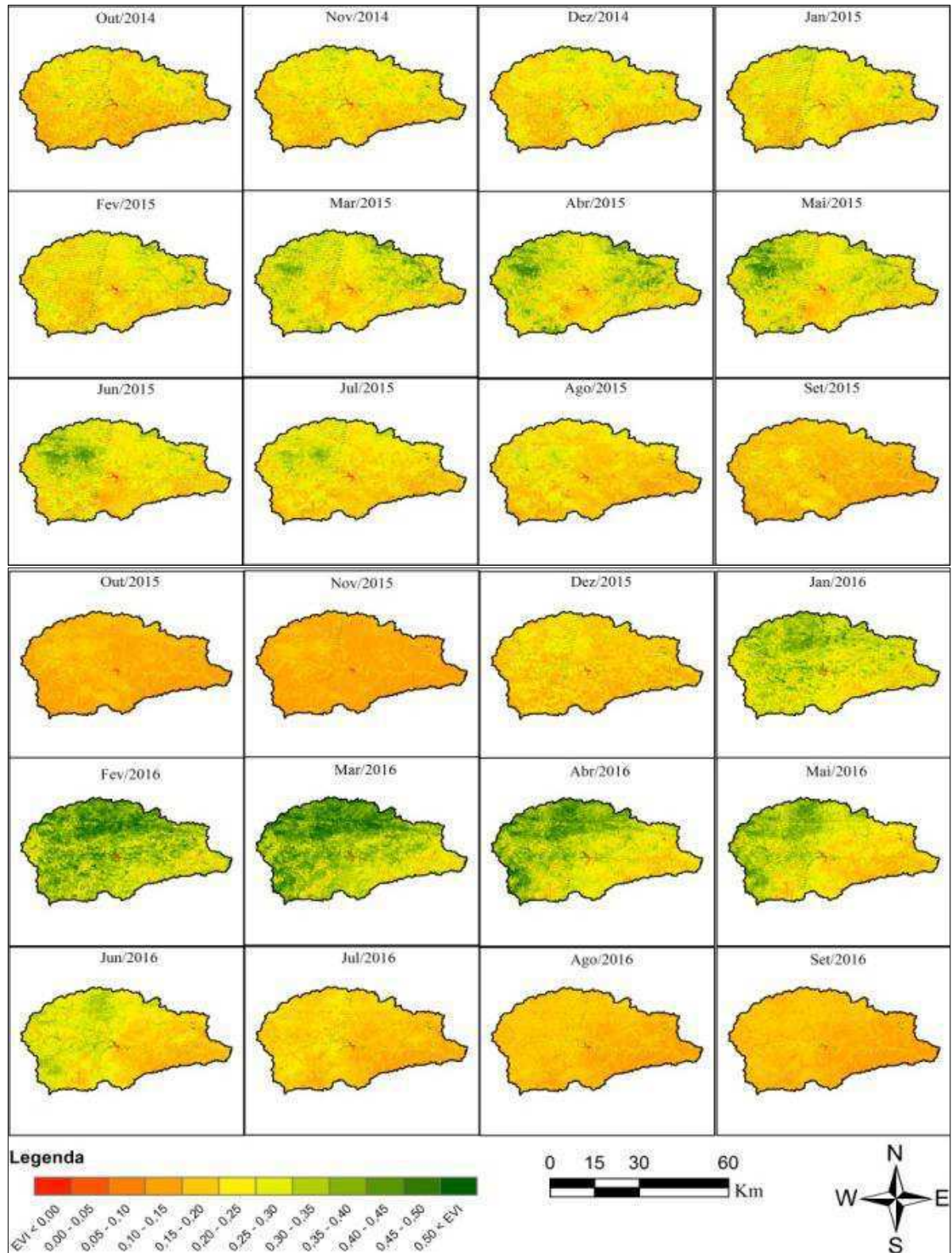


Figura 36 - Série temporal de EVI da bacia do Rio Sucuru – PB, com aplicação do filtro para a remoção dos ruídos (2014 – 2016).

Diante desses cenários observados com respostas diferentes da vegetação, foi analisado um ponto de referência que melhor represente cada categoria individualmente para diagnosticar o perfil das variações e auxiliar na melhoria da classificação da imagem. Ou seja, para cada classe previamente ajustada, utiliza-se um ponto de controle, através do qual observa-se o comportamento temporal do EVI ao longo de 24 meses. O objetivo desta análise é tentar perceber se, através da análise temporal de um índice de vegetação, seria mais clara a diferenciação entre as classes, haja visto que através apenas dos valores de reflectância de uma única cena para as 6 bandas espectrais, algumas classes não se diferenciam com clareza.

Destarte, para melhor entender e analisar as categorias existentes que serão descritas a seguir, foram gerados gráficos de EVI com valores brutos, e com filtro e a pluviosidade mensal para o período de estudo, apresentados nas figuras de 37 a 47. A precipitação foi adquirida junto à Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba (AES/A, 2016).

Para os dados sem filtro, todos os pixels com presença de nuvens e sombra de nuvens foram substituídos por NA (*Not Available*). A detecção de nuvens foi realizada com o auxílio do algoritmo *Function of Mask* (Fmask), desenvolvido por Zhu e Woodcock (2012) para o Landsat 4 e 7 e aperfeiçoado por Zhu *et al.* (2015) para o Landsat 8.

Aplicando-se o filtro Savitzky-Golay (SAVITZKY; GOLAY, 1964), foi realizado o preenchimento desses valores NA baseados nos pixels vizinhos da série temporal (datas imediatamente anteriores e posteriores), os antecedentes e os sucessivos.

#### **a) Arbórea subarbórea muito densa**

Analisando os resultados obtidos a partir das leituras do EVI que ressaltam o dossel vegetativo para compreender a dinâmica da cobertura da terra na bacia de estudo, observa-se que os valores equivalentes aos pontos azuis, na Figura 37, correspondem ao EVI sem filtros, enquanto que a linha contínua (verde) evidencia o EVI para a classe de Caatinga Arbórea subarbórea muito densa após a aplicação do filtro de ruídos (Figura 37), esta última apresentando oscilações suavizadas nos seus valores em analogia aos valores apresentados para as duas séries.

Os valores mínimos e máximos para essa categoria variam entre 0,31 a 0,60, respectivamente. Essa vegetação apresentou valores elevados por localizar-se em áreas de espécies de vegetação ciliar, pois apresenta condição propícia para seu desenvolvimento, em

decorrência de serem beneficiadas por aluviões<sup>2</sup>. Majoritariamente, essa vegetação corresponde aos bosques de algarobas, e são facilmente identificados na estação seca do ano.

O valor inicial da série é 0,47 e apresenta declínio nos dois meses posteriores chegando a atingir o valor mínimo de EVI de 0,30 em dezembro de 2014; em seguida, no mês de janeiro de 2015, começa a ascender os valores de forma contínua com pequenas oscilações até novembro de 2015, atingindo valores aproximados a 0,40; posteriormente, com maiores eventos chuvosos (janeiro apresenta o maior registro da série com mais de 120 mm), o índice continua elevando-se e alcança o valor máximo em abril de 2016, onde começa a declinar de forma moderada até o último mês analisado, que é setembro de 2016, embora não de forma tão significativa.

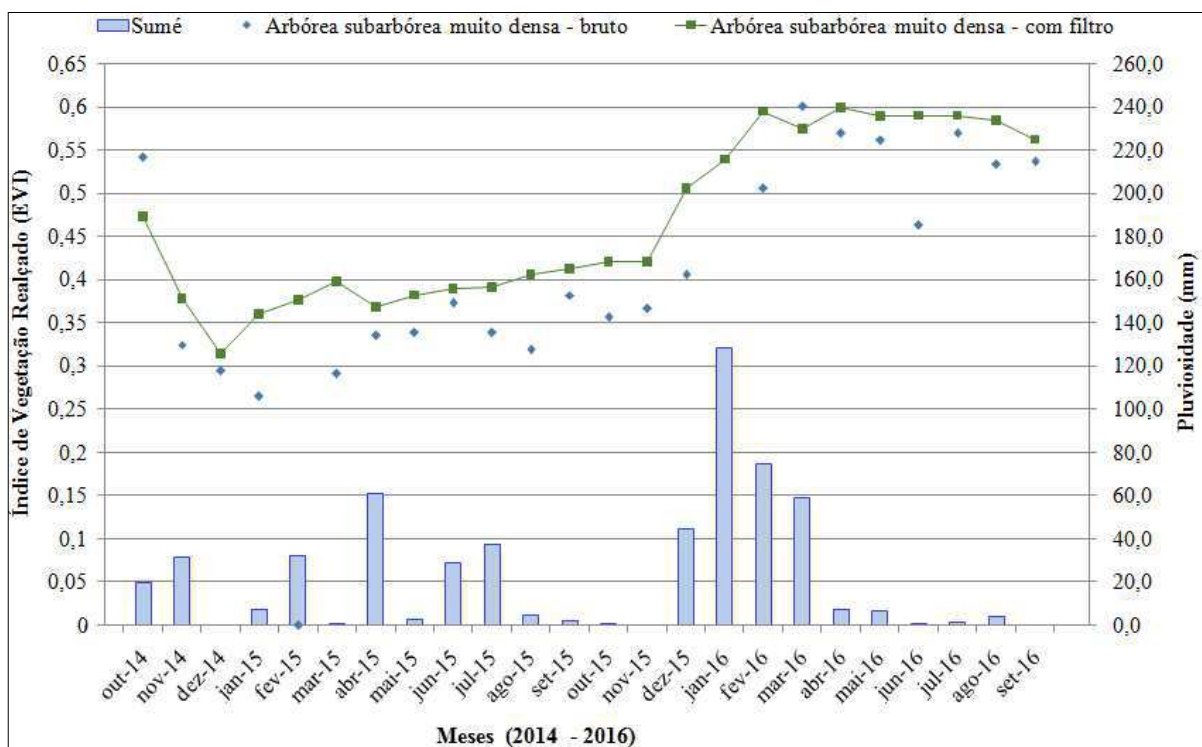


Figura 37 – Valores de EVI obtidos para a classe Arbórea subarbórea muito densa identificada na área de estudo.

Outra categoria que tem a maioria dos valores aproximados aos descritos acima, mas com maiores variações no tempo são as capineiras (Figura 38). Elas na maioria das vezes apresentam algum tipo de irrigação permanente ou de salvação, ou se localizam em áreas de várzea com maior disponibilidade de umidade (FRANCISCO, 2013). Com isso, o

<sup>2</sup> Reservas de água subterrânea armazenada em fendas/fraturas na rocha (aquífero fissural) e, em regiões de solos aluviais (aluvião) forma pequenos reservatórios, de qualidade não muito boa, sujeitos à exaustão devido à ação da evaporação e aos constantes bombeamentos realizados (SUASSUNA, 2002).

componente fotossintético é muito atuante, por conseguinte, apresenta elevados valores de EVI.



Figura 38 - Capineiras em área de várzea.

Fonte: João Nailson de C. Silva (2017).

#### **b) Arbórea subarbórea densa**

Essa categoria apresenta variações de EVI, tanto na série bruta quanto na série que foi aplicada o filtro, onde os valores mínimo e máximo correspondem a 0,16 e 0,51, respectivamente (Figura 39). O EVI para os meses iniciais da série apresenta pequenas oscilações, iniciando em outubro de 2014 com valores aproximados a 0,20, mas, para o mês de janeiro de 2015, observa-se o crescimento da curva atingindo o pico no final da quadra chuvosa (janeiro-abril), especificamente em abril, onde o valor de EVI apresentado é superior a 0,40 (com filtro) e de 0,50 (sem filtro). Nesse caso, o filtro pode ter atenuado os valores brutos, ou seja, o índice bruto apresenta coerência, visto que no mês anterior a precipitação foi significativa, resultando em valores elevados do índice e isso evidencia a susceptibilidade dos mesmos com as chuvas, a qual corresponde às observações feitas no posto de Ouro Velho.

Na sequência da série, nos meses de maio, junho e julho a precipitação sendo inferior a 50 mm e nos meses posteriores não tendo eventos chuvosos o índice apresentou declínio, visto que a vegetação por estar relacionada às ocorrências de chuva, consequentemente, origina o mesmo, atingindo o menor nível de EVI no mês de novembro de 2015. No mês posterior (dezembro), deu-se início o ciclo chuvoso, onde a disponibilidade hídrica é mais significativa em relação ao ano anterior. Em decorrência desses fatores, o índice apresenta crescimento, alcançando o valor máximo no terceiro mês de 2016, sendo que no anterior ocorreu um evento de chuva extremo. Na sequência ocorre o decréscimo nas leituras do



índice, onde são perceptíveis pequenas variações nas curvas apresentadas, as quais chegam a atingir valores aproximados ao mínimo nos meses de agosto e setembro de 2016.

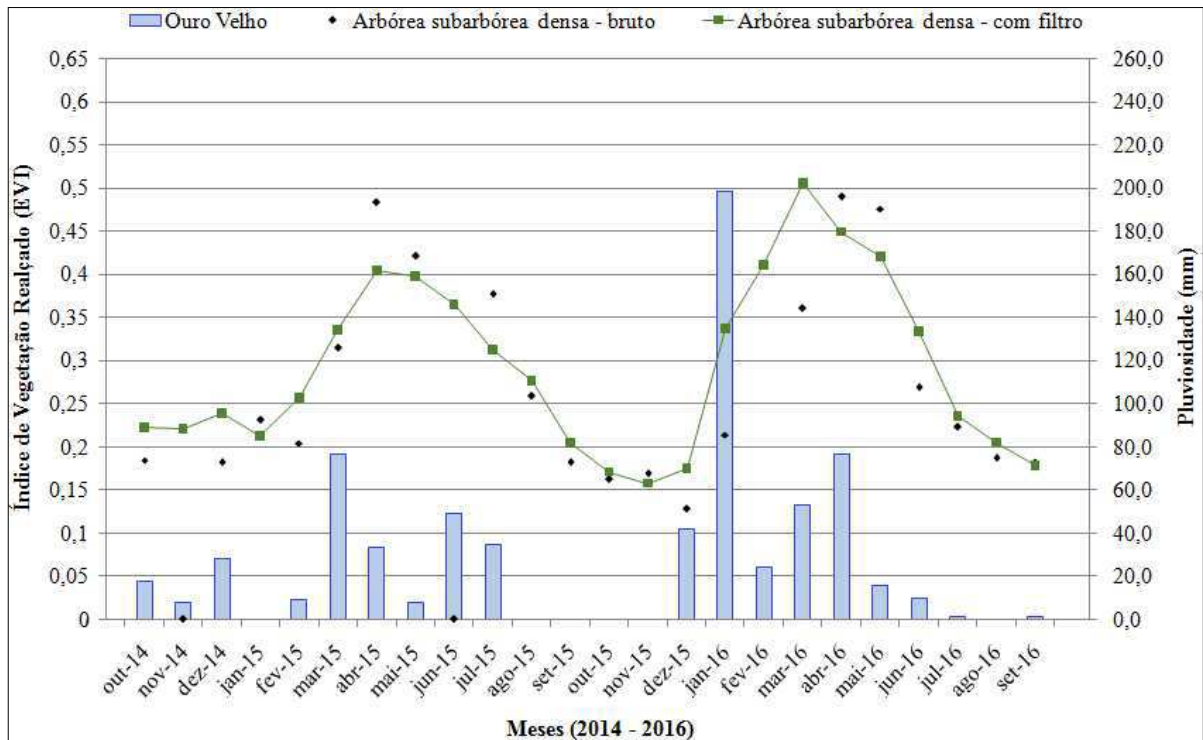


Figura 39 - Perfil do comportamento de EVI para a classe Arbórea subarbórea densa.

### c) Arbórea subarbórea aberta

A classe Arbórea subarbórea aberta apresenta leitura de EVI mínimo e máximo variando de 0,15 e 0,34, respectivamente (Figura 40). Nessa categoria as variações são muito pequenas nos meses iniciais da série, apresentando pequena oscilação positiva nos quatro primeiros meses e do sexto ao nono mês do ano de 2015. Essas variações correspondem aos ciclos chuvosos, mesmo sendo insuficientes, tendo sido totalizados nesses meses mais de 100 mm de chuva na área, visto que, na área de abrangência do semiárido, a precipitação é extremamente irregular, pois há anos em que a precipitação se concentra em um a dois meses e em outros chove torrencialmente, embora mal distribuída no tempo e no espaço (ALMEIDA, 2014; 2016).

A precipitação pluvial na bacia para o último mês de 2015 e os três primeiros do ano de 2016 foi muito significativa em analogia aos mesmos meses dos anos anteriores, ultrapassando os 300 mm e com isso o EVI apresentou aumento nesses meses atingindo o pico máximo da curva em março do respectivo ano, embora posteriormente sofra um declínio, como já é característico nessa área. Observa-se que o valor do índice bruto no mês de agosto

de 2015 e fevereiro de 2016, atingiu um valor de destaque, aproximados a 0,28 e a 0,50, ocorrências resultante, principalmente dos eventos chuvosos nos meses anteriores. Contudo, observa-se que os valores do EVI resultante da suavização (pontos fora da curva) apresentada pelo filtro nesses meses podem ter sido subestimados, sendo mais coerentes os EVI brutos em relação à quantidade de chuva dos meses anteriores. Mesmo com os erros associados é muito relevante o preenchimento feito pela a tecnologia para reconstrução da série a ser espacializada.

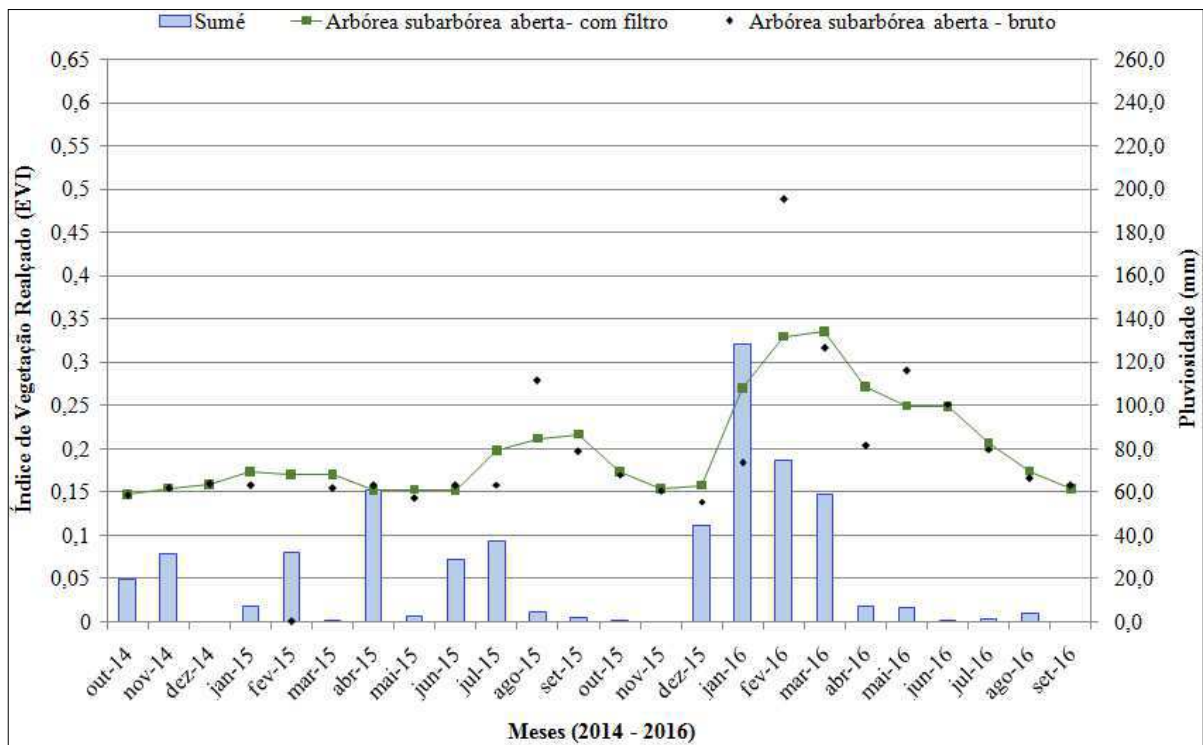
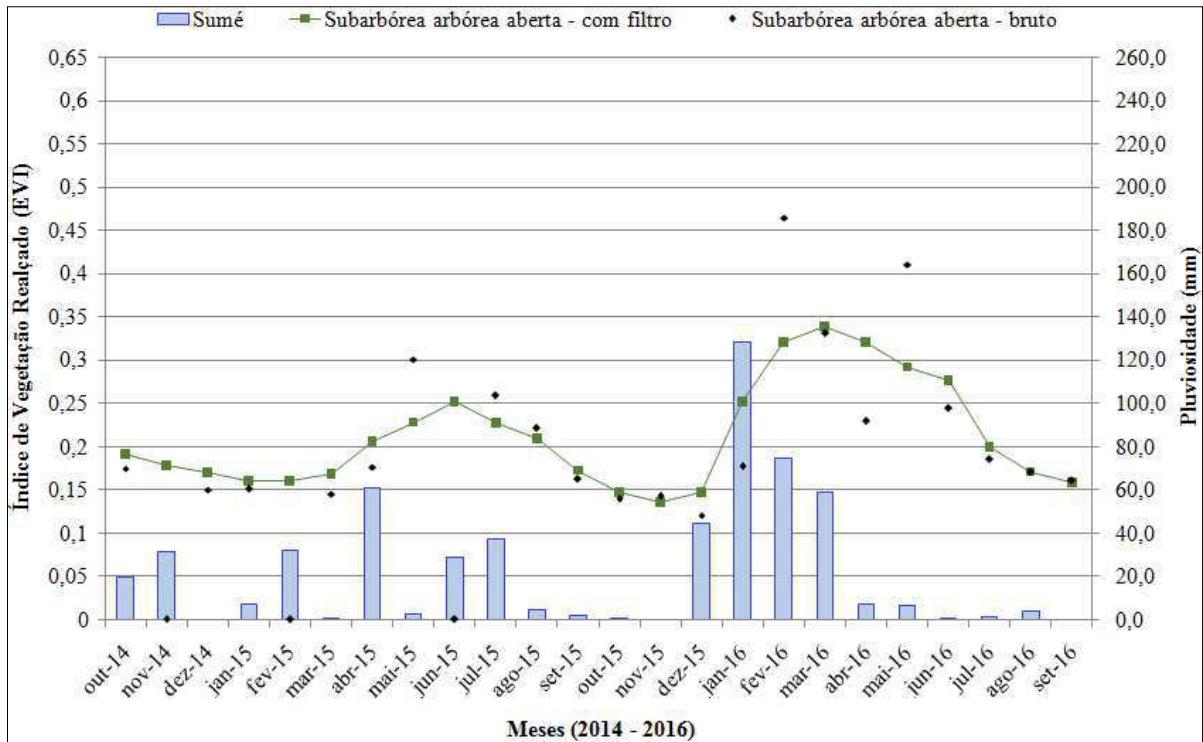


Figura 40 - Perfil do comportamento de EVI para a classe Arbórea subarbórea aberta.

#### d) Subarbórea arbórea aberta

Os valores de EVI apresentados para a Subarbórea arbórea aberta oscilam entre o mínimo e máximo de 0,14 e 0,34 (Figura 41). Os valores de EVI iniciam-se em outubro de 2014 aproximados a 0,20 e na sequência apresentam algumas curvas com EVI mais baixos para o primeiro trimestre de 2015 e apresentam uma elevação do índice chegando a alcançar um pico em junho desse ano em 0,25, em decorrência das precipitações apresentadas nos meses anteriores e posteriores. No mês seguinte, começa a declinar, atingindo o menor valor em novembro, por ser um dos meses mais seco na área de estudo. Em dezembro de 2015, começa a elevar-se onde vai atingir o pico máximo aproximado a 0,35 no mês de março de 2016 (com filtro) e maiores que 0,45 (sem filtro), a qual atribui a esse último resultado mais elevado aos eventos hídricos e até mesmo aos erros associados à aplicação do filtro para a

remoção dos ruídos. Novamente com o retorno das chuvas que ocorreram entre os meses de dezembro de 2015 a abril de 2016, (chegou a ultrapassar os 300 mm) o índice atinge o valor máximo.



**Figura 41 - Comportamento de EVI para a classe Subarbórea arbórea aberta.**

#### e) Arbustiva subarbórea aberta

Os valores de 0,13 e 0,38 correspondem ao EVI mínimo e máximo para a categoria Arbustiva subarbórea aberta (Figura 42). As variações apresentadas nos valores de EVI são pouco expressivas, porém, inicialmente, a série apresenta valores aproximados a 0,20 em outubro de 2014 e sequencialmente ocorrem decréscimos até fevereiro de 2015. Nos meses posteriores, com os eventos de precipitação moderada, começam a elevar-se os valores no mês de março de 2015 atingindo um pico em junho de 2015. Posteriormente, os valores da série decrescem até atingirem a menor ocorrência do índice no mês de novembro de 2015, visto que, a precipitação para esse período é pouco significativa. Na sequência, ocorre a elevação do mesmo que alcança o pico máximo no mês de fevereiro de 2016 e posteriormente começa há descender nos meses secos, como vem ocorrendo com as demais classes apresentadas anteriormente, principalmente nos meses de agosto e setembro de 2016. Contudo, essas elevações nos valores dos índices estão associadas à distribuição da pluviosidade na bacia, muitas vezes influenciada por uma condição natural. Já os pontos fora da curva estão relacionados a erros da aplicação do filtro.

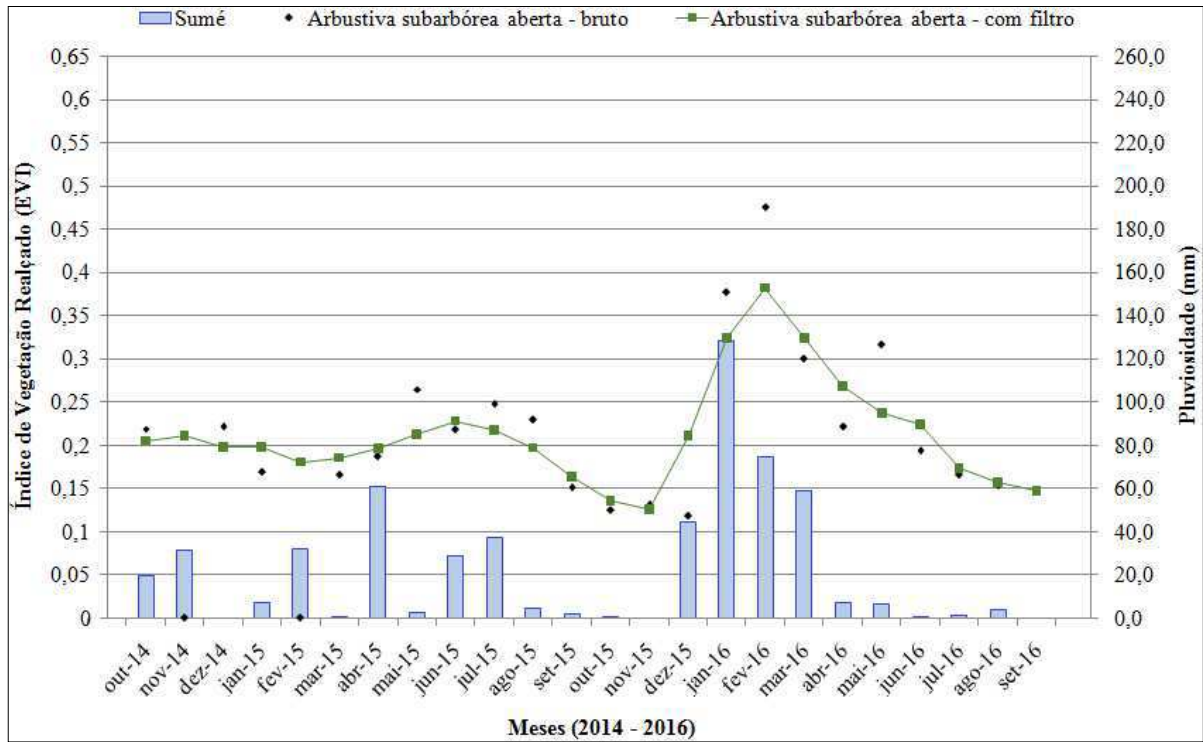


Figura 42 - Comportamento de EVI para a classe Arbustiva subarbórea aberta.

#### f) Arbustiva subarbórea rala

Os valores de EVI apresentaram várias oscilações, onde os valores mínimos e máximos corresponderam a 0,15 e 0,42, respectivamente. Inicialmente, o índice mostrou-se inferior no último trimestre de 2014, e, posteriormente, começou a elevar-se no primeiro quadrimestre de 2015, o qual, atinge um pico no mês de abril com valor de 0,35. Em maio, há valores muito aproximados ao mês anterior e começam a declinar ganhando uma pequena constância nos meses de julho e agosto de 2015, até atingir o valor mínimo em novembro de 2015.

Essa ascensão e declínio no índice estão atrelados aos índices pluviométricos apresentados, visto que a maior ocorrência de chuva (abril de 2015 e janeiro de 2016) foi da ordem de 180 mm e 250 mm, respectivamente. Em março de 2016, atinge o valor máximo de EVI e, na sequência, de forma moderada baixa ao nível próximo ao valor mínimo no mês de setembro. Contudo, os valores de EVI mais baixos dessa categoria correspondem ao mês de dezembro de 2014, novembro de 2015 e setembro de 2016, com 0,17, 0,15 e 0,16, respectivamente (Figura 43). Essas alterações estão relacionadas com a precipitação que alcançou valores significativos para esse período na bacia.

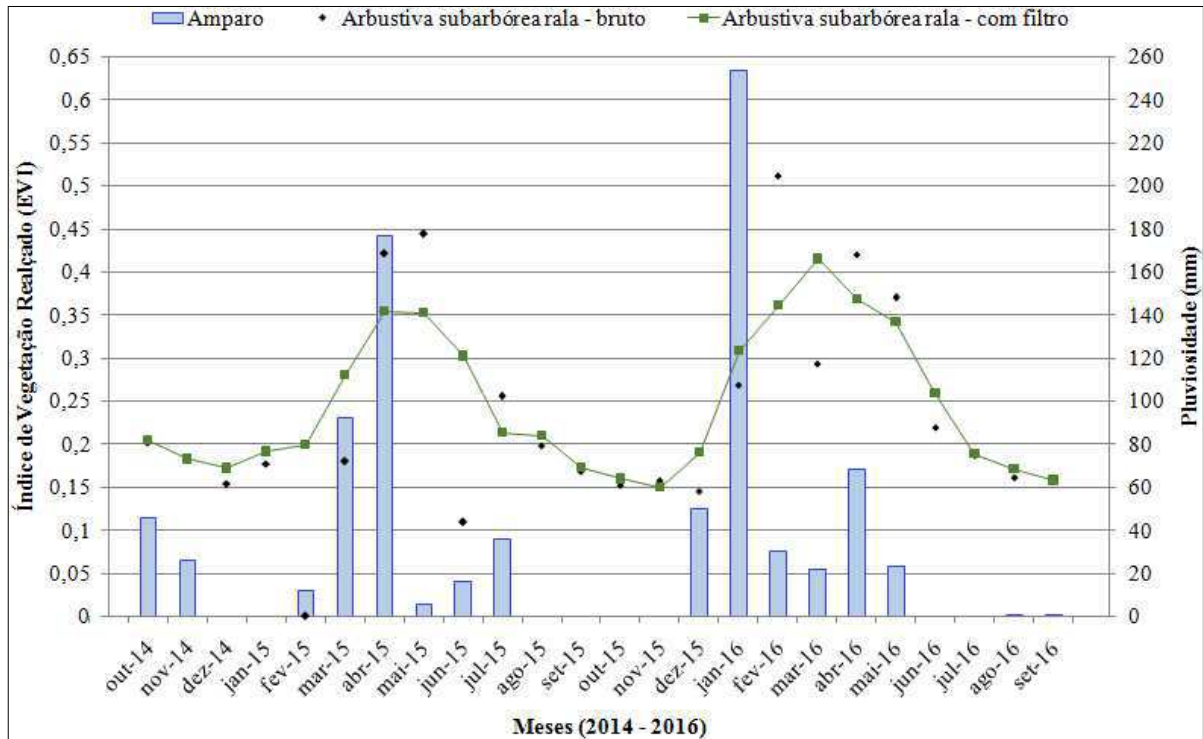


Figura 43 - Comportamento de EVI para a classe Arbustiva subarbórea rala.

#### g) Subarbustiva arbustiva rala

O EVI mínimo e máximo para a classe Subarbustiva arbustiva rala corresponde aos valores de 0,13 e 0,37 (Figura 44). As variações são diversas nessa série, mas não de forma significativa para essa classe. Apresenta o menor valor para o mês de outubro de 2014 e posteriormente a linha continua sendo ascendente adquirindo uma determinada estabilidade nos meses de abril, maio e junho de 2015, atingindo valores iguais a 0,25. Na sequência, começou a descender chegando a alcançar um valor baixo em novembro de 2015, correspondendo a 0,15, muito próximo do mínimo.

Para os demais meses, é muito semelhante às classes descritas anteriormente, onde apresenta crescimento na série até o pico no mês de março de 2016 e declinando, conseqüentemente, conforme a limitação das precipitações pluviiais até os meses mais secos. A disponibilidade hídrica foi favorável para essa condição de maiores valores de EVI para o período. Embora, para essa série observa maior dispersão de pontos fora da curva, onde mesmo denotando erros associados é necessário o uso do filtro para o monitoramento da cobertura.

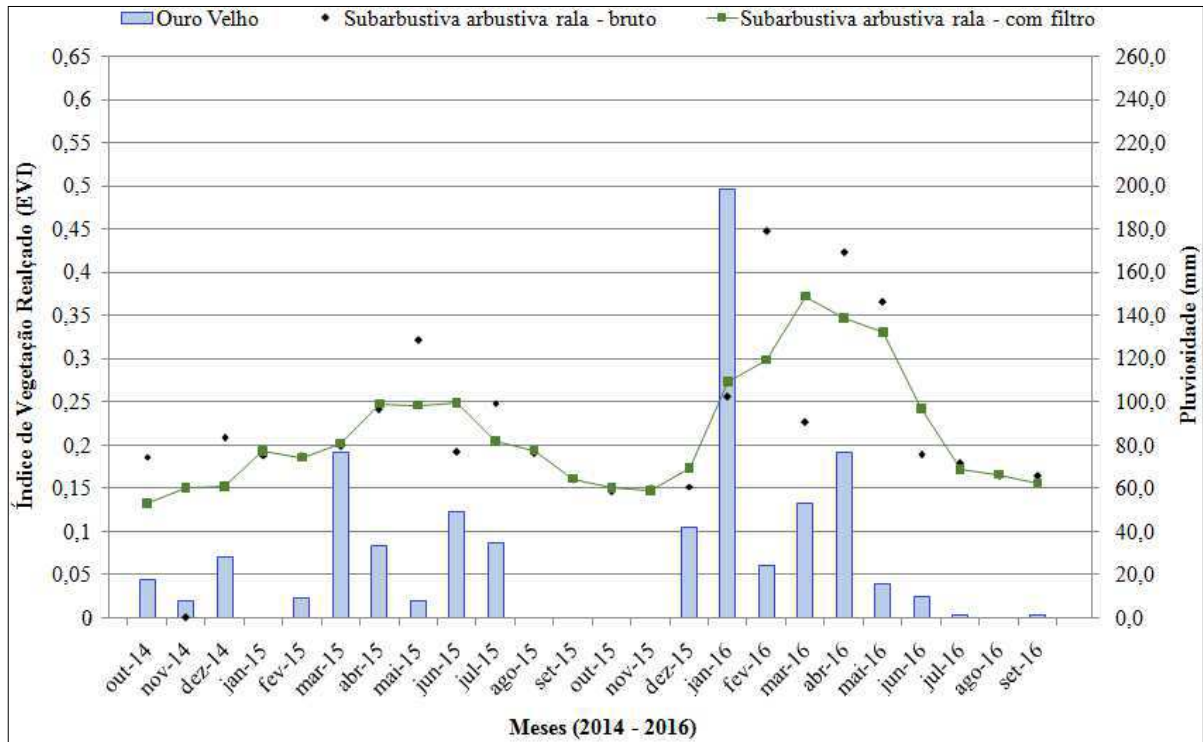


Figura 44 - Comportamento de EVI para a classe Subarbastiva arbustiva rala.

#### h) Subarbastiva muito rala

Os valores encontrados de EVI mínimos e máximos para a categoria Caatinga Subarbastiva muito rala correspondem a 0,11 e 0,29, respectivamente (Figura 45). O comportamento apresentado na série de EVI para o período de dois anos apresentou pequenas variações. Contudo, nos primeiros meses da série, apresentou valores próximos a 0,150 para o último trimestre de 2014 e o primeiro de 2015, estando relacionado ao início do ciclo chuvoso. Na sequência, a curva começa a declinar e chega a atingir o pico mínimo de 0,11 no mês de outubro de 2015. E, posteriormente, a mesma apresenta crescimento no mês de dezembro, alcançando o valor máximo no mês de março de 2016; na sequência, os valores decrescem, com a curva mantendo uma determinada estabilidade em agosto e setembro, com valores aproximados a 0,15. Observa-se que, como a precipitação não foi tão expressiva para os meses iniciais de 2015, a vegetação por ser de porte menor não teve expressividade nos valores do índice, contudo no início de 2016, foi praticamente o oposto em termos de valores, visto que a pluviosidade é preponderante na elevação dos valores de EVI.

Observa-se que na série histórica analisada os meses que apresentaram os valores mais elevados de EVI correspondem aos meses com maior disponibilidade de chuvas na região de estudo. Cunha *et al.* (2011; 2014) em seus resultados destacam que, em uma análise intra-

anual, pode-se verificar também uma resposta imediata da vegetação às primeiras chuvas, com um aumento do índice de vegetação, em todas as classes analisadas.

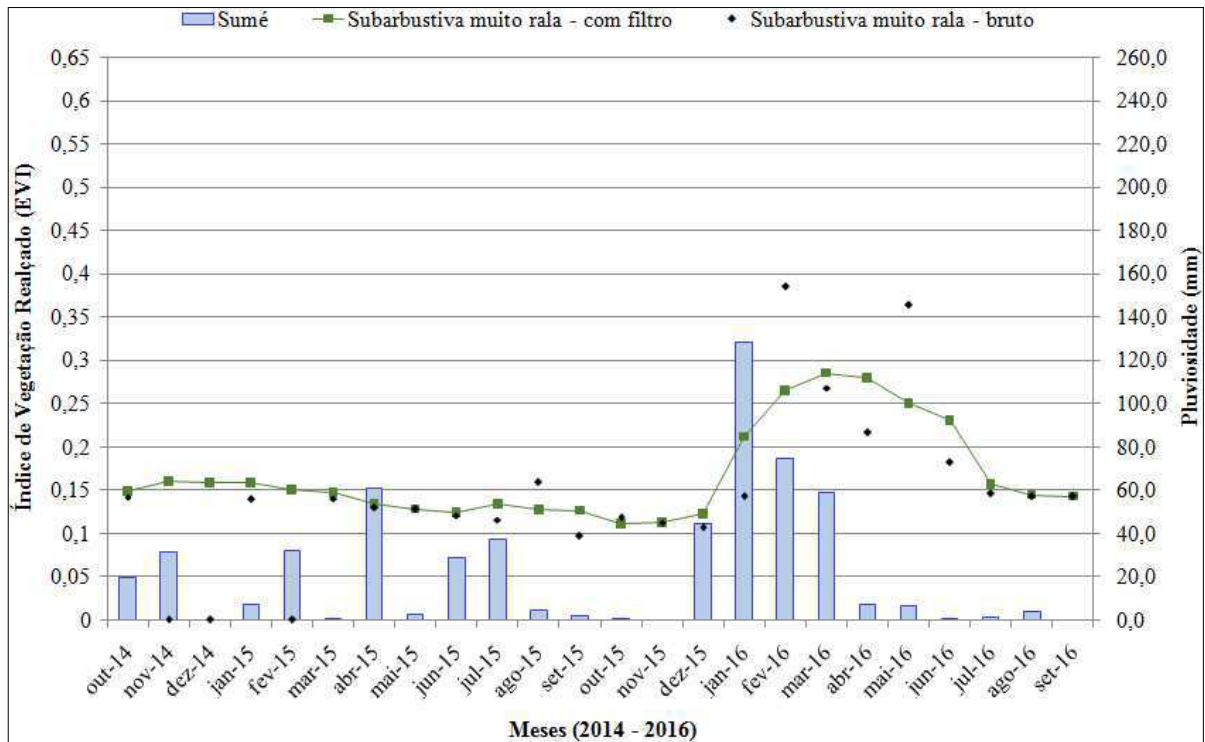


Figura 45 - Comportamento de EVI para a classe Subarbastiva muito rala.

### i) Solo exposto

Os valores do EVI para essa classe solo exposto variam entre os níveis 0,07 a 0,19 (Figura 46). As curvas espectrais para essa categoria apresentam pequenas variações na série, onde em janeiro de 2015 atingem o valor mínimo e na sequência elevam-se nos quatro primeiros meses de 2015, atingindo um pequeno pico na curva em abril de 0,15 e declina novamente. Ganha uma determinada estabilidade entre os meses de junho a novembro de 2015. Nesse último mês, o índice retorna a elevação e alcança o valor máximo em fevereiro de 2016, onde novamente apresentam valores baixos na série, oscilações que são decorrentes das irregularidades da pluviosidade.

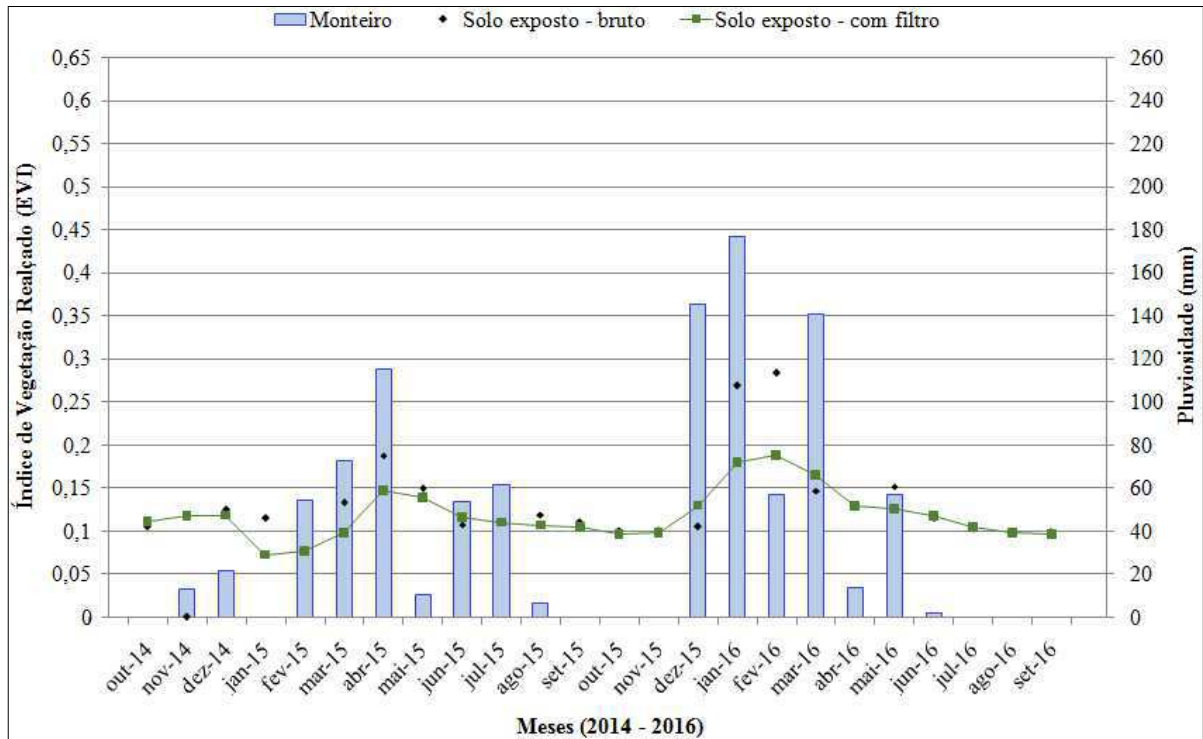


Figura 46 - Comportamento de EVI para o solo exposto.

#### j) Área urbana

Em geral, a assinatura espectral das áreas urbanas e solo exposto são muito similares. Isso é decorrente da variedade nos tipos de coberturas que apresentam as zonas urbanas, como o material utilizado para a fabricação de telhado das residências, calçadas, ruas, solo, dentre outros. A área urbana apresentou os valores mínimo e máximo de 0,10 e 0,17 (Figura 47) e o solo exposto de 0,07 e 0,19, sendo que o mínimo para a área urbana é mais elevado que para o solo, enquanto que o solo exposto apresenta o valor máximo mais alto que a área urbana.

As variações apresentadas para a área urbana são pequenas, porém, com algumas “semelhanças” relacionadas às apresentadas para o solo exposto. Sendo que o índice inicia com uma pequena elevação e do mês de novembro de 2014 a janeiro de 2015 adquire uma estabilidade e atinge o valor máximo da linha, mas começa a baixar levemente até alcançar o valor mínimo em novembro de 2015; na sequência, ascende até alcançar valor aproximado ao máximo em março de 2016, e declina novamente atingindo valor próximo ao mínimo em setembro de 2016. Ou seja, há uma clara diferença de comportamento neste índice para estas classes.



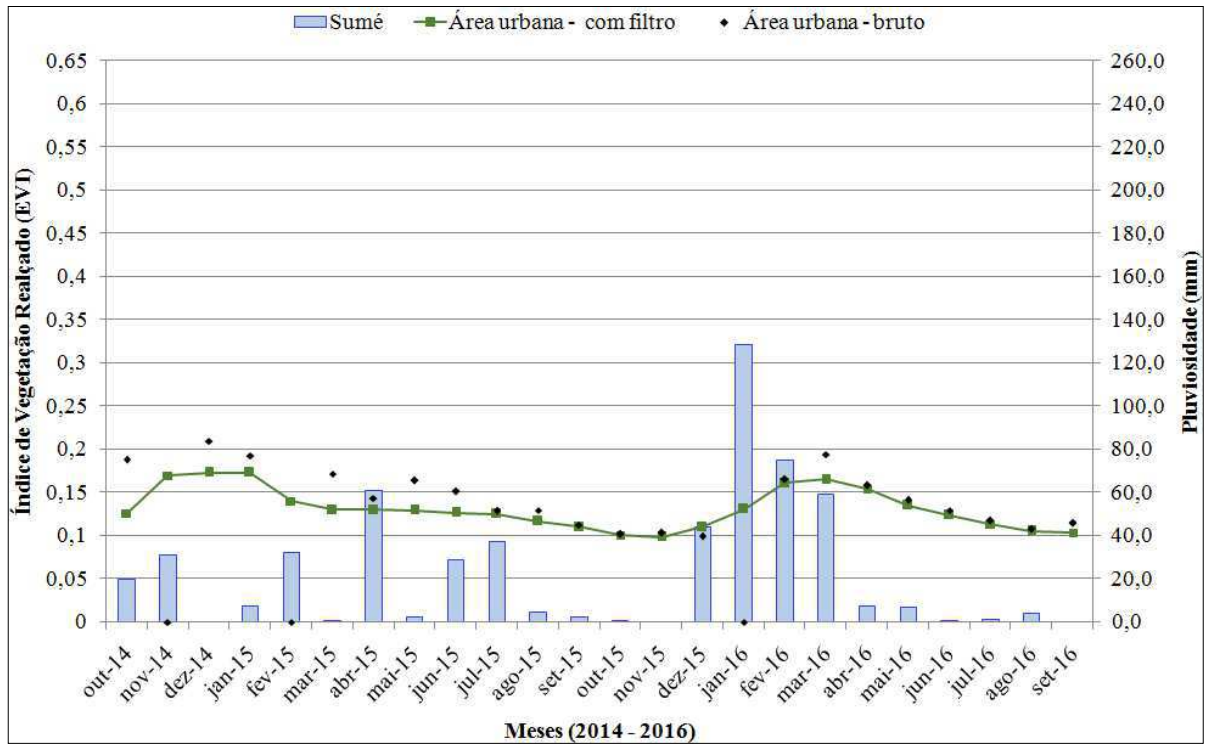


Figura 47 - Comportamento do EVI para as áreas urbanas.

#### 4.3 Classificação melhorada com dados de EVI correlacionados

A realização dessa fase metodológica corresponde aos ajustes das inconsistências apresentadas na classificação não – supervisionada da imagem digital, que ocorreu de modo evolutivo. Ela foi elaborada tendo como base a classificação ajustada com os dados de campo e a correlação entre os valores dos pixels de EVI (anteriormente detalhada no capítulo metodológico) dos pontos de referência e os demais pixels na série, conforme corrobora Tabela 3.

Os valores de EVI, os quais correspondem à série de 24 valores associados (um para cada ponto de controle correspondente a cada mês), foram utilizados para fazer a análise temporal dos alvos correspondentes, uma vez que por meio da série foi possível analisar o comportamento da vegetação, conforme pode ser observado nas Figuras de 37 a 47. Enquanto que na classificação da imagem a análise restringiu-se a apenas um único instante e isso tornou-se complexo em decorrência da técnica não ser muito eficiente no processo de separação das classes de cobertura do solo.

A aplicação do IV foi um subsídio que possibilitou o melhoramento da classificação da imagem, entretanto, inicialmente, o índice foi utilizado para o preenchimento dos pixels da imagem com “no data” e a separação das inconsistências. Em relação aos pixels sem dados que eram ocupados pelas sombras e nuvens, foi necessário atribuir informações dos pixels

próximos para complementar ausência de dados usando a análise temporal, visto que as áreas ocupadas pelas mesmas podem ser qualquer uma das dez categorias, inclusive o solo exposto.

Tabela 3 - Tipos de coberturas e os valores de cada classe para a classificação baseada em dados de campo, a do teste de correlação de Spearman, a classificação corrigida e suas respectivas coordenadas geográficas.

Pontos	Classes de cobertura	Primeira classificação	Segunda classificação	Terceira classificação	Latitude	Longitude
1	Arbórea subarbórea densa	103	103	103	7°40'10.06"S	36°51'37.72"O
5	Arbórea subarbórea aberta	107	104	104	7°45'36.91"S	36°56'45.33"O
6	Subarbórea arbórea aberta	109	107	105	7°35'7.53"S	37° 5'24.36"O
10	Arbustiva subarbórea rala	107	111	107	7°44'14.66"S	36° 58'39.82"O
13	Arbórea subarbórea aberta	104	104	104	7°44'57.88"S	36° 57'16.43"O
14	Arbórea subarbórea aberta	107	109	104	7° 44'18.30"S	36° 57'5.18"O
15	Arbórea subarbórea densa	104	109	103	7° 43'42.60"S	36° 56'38.62"O
19	Subarbustiva arbustiva rala	102	107	107	7° 35'1.24"S	37° 7'0.20"O
21	Arbórea subarbórea aberta	104	109	104	7° 47'16.44"S	36° 54'46.13"O
23	Subarbustiva muito rala	102	109	106	7° 44'6.56"S	36° 56'57.23"O
25	Subarbustiva arbustiva rala	104	110	108	7° 35'8.57"S	37° 7'8.17"O
27	Arbustiva subarbórea rala	103	111	107	7° 42'5.98"S	36° 52'31.89"O
30	Arbórea Subarbórea densa	103	109	103	7° 43'8.90"S	36° 56'25.00"O
31	Arbórea subarbórea aberta	109	107	104	7° 46'16.86"S	36° 59'21.59"O
33	Arbustiva subarbórea aberta	104	106	106	7° 44'30.11"S	36° 57'32.65"O
35	Arbórea subarbórea densa	103	111	103	7° 44'4.45"S	36° 54'23.96"O
38	Arbórea subarbórea muito densa	107	101	102	7° 40'42.53"S	36° 52'50.53"O
39	Arbórea subarbórea muito densa	104	111	102	7° 40'24.59"S	36° 53'7.46"O
40	Arbustiva subarbórea aberta	104	111	106	7° 40'40.74"S	36° 51'43.19"O
41	Subarbustiva muito rala	108	111	106	7° 40'33.05"S	36° 52'53.14"O
44	Solo exposto	103	104	107	7° 40'36.79"S	36° 52'48.54"O
45	Arbórea subarbórea aberta	102	104	104	7° 42'37.74"S	36° 54'17.75"O
46	Arbórea subarbórea densa	110	107	103	7° 46'1.14"S	37° 2'9.96"O
47	Subarbustiva muito rala	108	103	106	7° 44'47.30"S	37° 2'45.52"O
48	Arbórea subarbórea densa	107	103	104	7° 43'27.59"S	37° 3'21.19"O

49	Arbórea subarbórea densa	108	103	104	7° 35'11.99"S	37° 8'41.88"O
51	Subarbustiva arbustiva rala	110	103	108	7° 34'26.41"S	37° 7'47.19"O
52	Arbórea subarbórea densa	108	107	103	7° 34'11.12"S	37° 7'29.82"O
53	Subarbustiva arbustiva rala	105	106	108	7° 35'11.27"S	37° 8'8.57"O
54	Arbórea subarbórea densa	110	103	103	7° 35'20.62"S	37° 8'5.01"O
55	Subarbustiva arbustiva rala	106	109	108	7° 43'37.08"S	36° 56'32.10"O
56	Arbustiva subarbórea rala	108	109	105	7° 43'51.07"S	36° 56'47.36"O
57	Subarbustiva arbustiva rala	110	103	108	7° 46'16.86"S	36° 59'25.83"O
58	Subarbustiva arbustiva rala	108	103	103	7° 46'8.24"S	36° 59'39.44"O
59	Solo exposto	102	110	110	7° 48'15.17"S	37° 1'43.53"O
60	Subarbustiva arbustiva rala	103	106	108	7° 44'34.73"S	36° 58'31.59"O
61	Subarbórea arbórea aberta	103	104	105	7° 45'48.20"S	36° 57'30.59"O
62	Arbórea subarbórea aberta	109	106	104	7° 38'59.83"S	36° 54'27.33"O
63	Arbórea subarbórea muito densa	108	106	105	7° 38'24.90"S	36° 55'29.39"O
65	Subarbustiva arbustiva rala	109	111	108	7° 38'44.59"S	36° 56'45.20"O
66	Subarbustiva arbustiva rala	105	108	102	7° 39'17.55"S	36° 58'20.49"O
67	Arbustiva subarbórea rala	102	105	105	7° 40'21.02"S	36° 59'17.41"O
68	Arbórea subarbórea densa	106	111	105	7° 38'52.54"S	36° 58'20.72"O
69	Arbórea Subarbórea densa	108	107	103	7° 37'45.03"S	37° 0'2.02"O
70	Subarbórea arbórea aberta	107	107	107	7° 36'56.97"S	37° 2'23.52"O
71	Subarbustiva arbustiva rala	103	106	108	7° 35'39.39"S	37° 2'39.06"O
72	Subarbustiva arbustiva rala	103	107	108	7° 35'30.60"S	37° 2'38.98"O
73	Subarbórea arbórea aberta	102	107	105	7° 35'8.64"S	37° 3'2.69"O
74	Subarbóreaarbórea aberta	102	107	107	7° 34'31.16"S	37° 4'15.11"O
75	Subarbórea arbórea aberta	110	111	105	7° 40'43.25"S	36° 56'50.96"O
76	Arbustiva subarbórea aberta	110	106	106	7° 40'6.61"S	36° 56'17.84"O

A maior contribuição da série temporal para a classificação foi à separação das inconsistências identificadas entre as classes. Essa correção foi resultante dos dados correlacionados conjuntamente dos 24 momentos da série de EVI com os pixels dos pontos de controle que correspondem as 10 classes, a qual possibilitou uma nova classificação. O

mapeamento dos padrões de cobertura da terra na área de estudo resultante da reclassificação sofreu alterações em suas áreas, sendo que em algumas classes são mais significativas que outras, conforme estão descritas na Tabela 4.

**Tabela 4 – Áreas e percentual dos padrões de cobertura da terra da bacia hidrográfica do rio Sucuru – PB, resultantes da classificação melhorada.**

Classes de vegetação	Áreas	
	(Km <sup>2</sup> )	(%)
Arbórea subarbórea muito densa	96,66	5,74
Arbórea subarbórea densa	519,78	30,89
Arbórea subarbórea aberta	129,29	7,68
Subarbórea arbórea aberta	114,24	6,79
Arbustiva subarbórea aberta	96,99	5,76
Arbustiva subarbórea rala	389,06	23,12
Subarbustiva arbustiva rala	144,91	8,61
Subarbustiva muito rala	76,10	4,52
Solo exposto	109,76	6,52
Corpos d'água	6,08	0,36
<b>Área Total</b>	<b>1.682,87</b>	<b>100,00</b>

As classes de Caatinga nesse produto de classificação correspondem às mesmas atribuídas na fase anterior. A categoria Arbórea subarbórea muito densa (Tabela 4) corresponde a uma vegetação de porte e densidade mais elevada em analogia às demais categorias. Essa classe apresentou uma área equivalente a 96,66 Km<sup>2</sup>, isto é, 5,74% da área estudada. Esse padrão de cobertura apresenta fragmentos bem preservados, e representa o oitavo maior padrão de cobertura na bacia.

Comparando a classificação (baseada em dados de campo) com essa reclassificação (coeficiente de correlação) observa-se um acréscimo de área da ordem de 27,46 Km<sup>2</sup>, ou seja, apresentou crescimento de área nessa categoria de 39,68%, (Tabela 5). Esse aumento está relacionado ao ajustamento nessa classificação utilizando os dados de correlação de EVI com cada uma das classes.

O segundo padrão de cobertura classificado foi à classe Arbórea subarbórea densa (Tabela 4), com um percentual mais representativo da bacia, abrangendo 519,78 Km<sup>2</sup>, ou seja, 30,89%. O crescimento dessa classe não foi tão significativo, sendo que na classificação baseada na visita de campo essa categoria também se manteve elevada. Em analogia a classificação anterior o crescimento da área foi de 43,33 Km<sup>2</sup>, isto é, 9,09 % (Tabela 5).

Atribuem-se esse aumento da área à melhoria da classificação já que essa classe era uma das que apresentaram muitas inconsistências.

A terceira classe atribuída foi a Arbórea subarbórea aberta (Tabela 4) correspondendo à quarta maior área na bacia, com 129,29 Km<sup>2</sup>, ou seja, 7,68%. Essa categoria na classificação antecedente também ocupou a quarta maior área, sendo que nesta em termos de percentuais apresentou redução em sua área de 44,59% em relação ao resultado anterior, isto é, 104,04 Km<sup>2</sup> (Tabela 5). A categoria descrita tinha apresentado confusões com outras classes e, conforme os procedimentos adotados, foi possível a separação dessas classes e a redução das inconsistências, ressaltando que as diferenciações existentes nessas três classes descritas até o momento (Arbórea subarbórea muito densa, densa e aberta) são apenas quanto à densidade da copa dos indivíduos.

Outra classe analisada foi a Subarbórea arbórea aberta (Tabela 4), com área equivalente a 114,24 Km<sup>2</sup>, ou seja, 6,79%. Essa classe ocupou o quinto maior padrão de cobertura na área de pesquisa. Relacionando a penúltima classificação a essa, observa-se que a mesma apresentou um acréscimo equivalente a 11,81 Km<sup>2</sup>, isto é, 11,53% (Tabela 5).

A quinta classe analisada foi a Caatinga Arbustiva subarbórea aberta (Tabela 4) que apresentou um percentual de 5,76%, a qual corresponde a 96,99 Km<sup>2</sup> da área total. Quantitativamente, em termos de área, essa categoria corresponde ao sétimo padrão de cobertura da bacia do Sucuru. Essa classe não tinha apresentado inconsistências, mas na classificação contemporânea apresentou um acréscimo de 57,31 Km<sup>2</sup>, isto é, passou de 39,68 Km<sup>2</sup> para 96,99 Km<sup>2</sup> da classificação para a reclassificação, correspondendo a um aumento de 144,43% (Tabela 5). Essa alteração corresponde ao segundo maior ganho apresentado entre as classes em suas áreas e é atribuída à evolução qualitativa da classificação realizada.

O sexto padrão de cobertura da bacia corresponde à vegetação Arbustiva subarbórea rala (Tabela 4), apresentando uma área de cobertura equivalente a 389,06 Km<sup>2</sup>, ou seja, 23,12%. Essa categoria corresponde ao segundo maior padrão de cobertura na área estudada e a classe que apresentou o maior percentual de crescimento entre as classes analisadas. Em analogia, a evolução da classificação dessa classe apresentou um crescimento de 61,19%, ou seja, o equivalente a 147,69 Km<sup>2</sup> (Tabela 5).

Outro padrão de cobertura analisado foi a Caatinga Subarbustiva arbustiva rala (Tabela 4), representando uma área equivalente a 8,61 %, ou seja, corresponde a 144,91 Km<sup>2</sup> da bacia em estudo. Essa categoria corresponde a terceira maior área em padrões de cobertura, e comparando a classificação realizada com informações de campo e a atual apresentou crescimento de área equivalente a 10,4 Km<sup>2</sup>, isto é, 7,73% (Tabela 5).

Essa categoria anteriormente tinha apresentado confusões de classes entre a cobertura de Caatinga Subarbustiva muito rala e solo exposto. Assim, as imprecisões relacionadas com a primeira classe descrita, foram eliminadas possibilitando a separação das mesmas. No entanto, com relação às áreas urbanas, pela diversidade de cobertura apresentada e, entre essas vegetações, não foi possível a separação delas em decorrência das respostas espectrais apresentadas entre elas serem muito semelhantes. Com isso, uma característica muito recorrente nesses dois espaços é a formação de clareiras. Embora, acredita-se que essa categoria poderá ter sido superestimada na realização do teste de correlação.

A oitava categoria analisada foi a vegetação Subarbustiva muito rala (Tabela 4). Esse padrão de cobertura apresentou o equivalente a 4,52%, isto é, 76,10 Km<sup>2</sup>. Esta classe ocupa a nona posição nos padrões de cobertura da terra na bacia em comparação as outras categorias analisadas. Em analogia à classificação antecedente apresentou um decréscimo da área de 26,66%, ou seja, 27,67 Km<sup>2</sup> (Tabela 5). Esta classe também tinha apresentado inconsistências com o solo exposto, mas com os procedimentos adotados foi possível a separação dessas classes.

Outra categoria analisada foi o solo exposto (Tabela 4), e apresentou uma área equivalente a 109,76 km<sup>2</sup>, ou seja, 6,52%. Em termos percentuais essa classe ocupou a sexta posição das categorias analisadas. Em analogia a etapa anterior essa classe apresentou redução de área de 159,45 km<sup>2</sup>, ou seja, 59,23% (Tabela 5). Essa categoria apresentou inconsistências com outras classes, como a Subarbustiva arbustiva rala, a Subarbustiva muito rala, áreas urbanas e nuvens. Contudo, estima-se que tenha ocorrido a subestimação dessa categoria, em virtude da confusão com a classe equivalente às áreas urbanas.

Com a adoção dos procedimentos para a separação das inconsistências apresentadas entre as classes, possibilitou-se fazer a correção dos erros em sua grande maioria. A redução da área está atrelada também à correção dessas imprecisões apresentadas, como ocorreu com a retirada da área que estava comprometida com nuvens e outras. As demais inconsistências foram sanadas, embora imaginava-se que as áreas urbanas, na sua totalidade, estivessem em área de abrangência do solo exposto, mas foi perceptível que a cobertura é mista. Visto que, na análise da classificação anterior esses pixels tinham sido contabilizados como solo exposto.

A décima classe analisada foi a correspondente a corpos d'água (Tabela 04), essa foi a categoria com menor representatividade na bacia em questão, principalmente em decorrência da pluviosidade apresentada nos últimos anos nessa região. A área correlata a essa categoria quantifica 0,36%, ou seja, 6,08 Km<sup>2</sup> da área.

Relacionando as evoluções da classificação, percebe-se que ocorreu uma redução da área em 6,84 Km<sup>2</sup>, isto é, o equivalente a 52,94% (Tabela 5). Esse decréscimo de área está relacionado às inconsistências apresentados na classe, tais como: as sombras de encostas e nuvens.

Tabela 5 - Classes de cobertura do solo, porcentagem da área de cada classe e alterações resultante da classificação com dados de campo e a reclassificação usando o coeficiente de correlação.

Classes de vegetação	Áreas				Ganho e perdas		
	(Km <sup>2</sup> )	(%)	(Km <sup>2</sup> )	(%)	Diferença (Km <sup>2</sup> )	Diferença (%)	Acréscimo/Decréscimo (%)
Arbórea subarbórea muito densa	69,20	4,11	96,66	5,74	+27,46	+1,63	+39,68
Arbórea subarbórea densa	476,45	28,31	519,78	30,89	+43,33	+2,58	+9,09
Arbórea subarbórea aberta	233,33	13,86	129,29	7,68	-104,04	-6,18	-44,59
Subarbórea arbórea aberta	102,43	6,10	114,24	6,79	+11,81	+0,69	+11,53
Arbustiva subarbórea aberta	39,68	2,36	96,99	5,76	+57,31	+3,4	+144,43
Arbustiva subarbórea rala	241,37	14,34	389,06	23,12	+147,69	+8,78	+61,19
Subarbustiva arbustiva rala	134,51	7,99	144,91	8,61	+10,4	+0,62	+7,73
Subarbustiva muito rala	103,77	6,16	76,10	4,52	-27,67	-1,64	-26,66
Solo exposto e nuvens	269,21	15,99	-	-	-159,45	-9,47	-59,23
Solo exposto	-	-	109,76	6,52	-	-	-
Corpos d'água, sombras de encostas e nuvens	12,92	0,77	-	-	-6,84	-0,41	-52,94
Corpos d'água	-	-	6,08	0,36	-	-	-
<b>Área Total</b>	<b>1.682,87</b>	<b>100,00</b>	<b>1.682,87</b>	<b>100,00</b>			

Na separação desses erros principalmente os que denotam interferências relacionadas ao tempo, como as sombras e nuvens, considera-se que os avanços foram muito grandes, principalmente no que concerne à retirada desses pixels da análise e à atribuição de valores de acordo com os pixels que os precedem e os sucedem ao longo de uma série. Dentre as figuras apresentadas das classes avaliadas, a imagem resultante que melhor diferenciou as classes de vegetação pode ser observada na classificação melhorada da Figura 48.

Nessa classificação observou-se que a metodologia adotada mostrou-se eficiente separando a maioria dos erros identificados na classificação anterior (Quadro 3), como as imprecisões apresentadas entre as categorias de Caatinga arbórea subarbórea densa e arbórea subarbórea aberta, a subarbustiva arbustiva rala e a subarbustiva muito rala, solo exposto e

nuvens, além dos corpos d'água com sombra de nuvens e encostas, conforme pode ser visualizados na classificação final apresentada nesse documento.

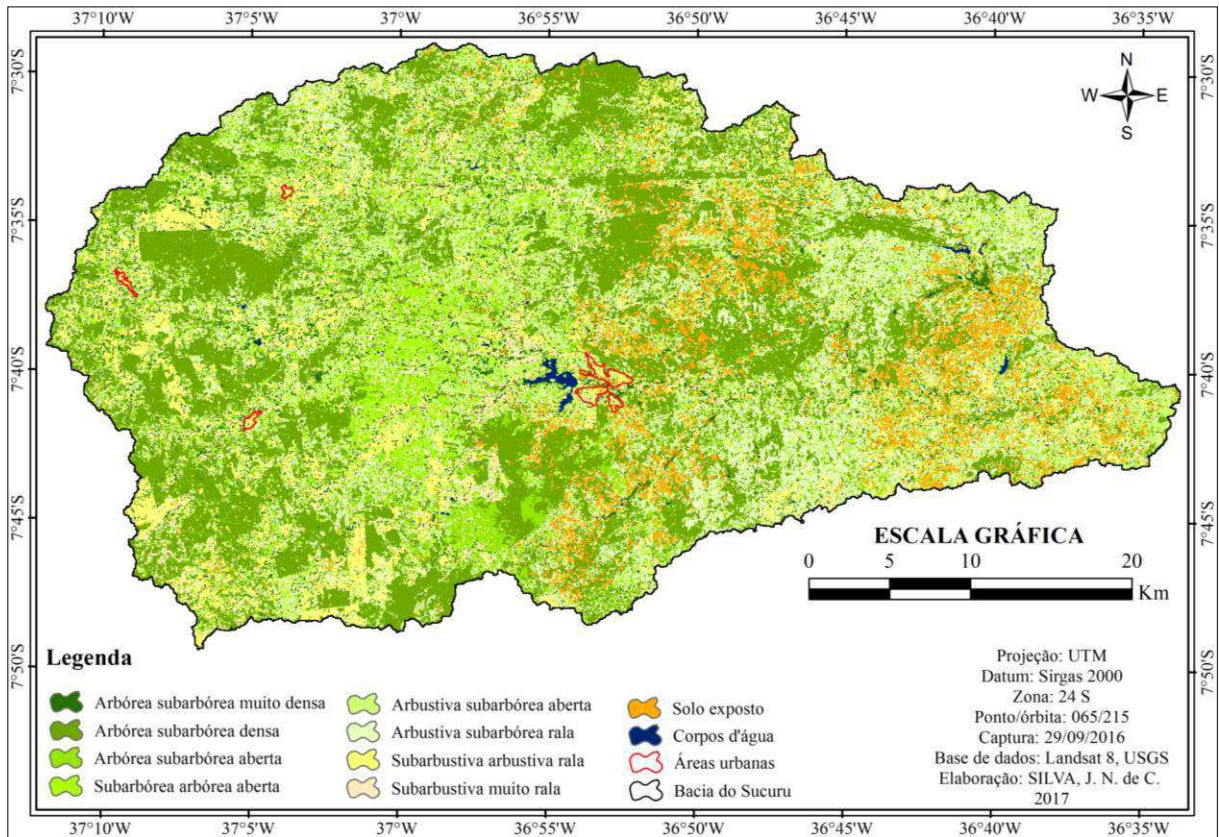


Figura 48 – Classes de cobertura da terra resultante da classificação melhorada da área de estudo.

Em meio a esses procedimentos, observa-se que as inconsistências não foram corrigidas na totalidade, como pode ser observado na categoria de Caatinga subarbustiva arbustiva rala e áreas urbanas, na qual se acredita que essa primeira categoria foi superestimada, tendo acréscimo de área em relação às áreas urbanas, visto que as manchas urbanas apresentaram assinatura espectral majoritariamente como à classe subarbustiva arbustiva rala, onde imaginava-se que fosse mais comum ao solo exposto. Nesse contexto, observa-se que a categoria de solo exposto tenha sido subestimada em relação às áreas urbanas e até mesmo em relação ao padrão de cobertura subarbustiva arbustiva rala. Assim, evidencia-se que não foi possível separá-los, nesse primeiro momento, mas poderá continuar e ser realizado em uma etapa posterior.



## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com as análises realizadas sobre a cobertura da terra possibilitaram concluir que, inicialmente, foi possível a obtenção da classificação a partir de imagens de SR, mas foi necessário a reatribuição de classes por ter apresentado erro de classificação, além da identificação de inconsistências entre algumas categorias, com respostas de reflectâncias muito semelhantes, a qual pode ter relação com a data de captura da imagem.

A série temporal de EVI, a partir de cada ponto extraído apresentou viabilidade na melhoria da classificação da imagem, a qual possibilitou o reconhecimento dos diferentes padrões de cobertura do solo. Visto que, com a ocorrência das secas vivenciada nos últimos anos há possibilidades que tenha ocorrido perda de biomassa vegetal, talvez, pela forma de uso que tem levado à ação humana a explorar a vegetação nativa e conseqüentemente sua degradação.

A bacia hidrográfica do Rio Sucuru tem uma função social, ambiental e econômica. Isso denota a relevância de melhorar a classificação dos padrões de cobertura, a qual é de grande utilidade para a entrada em modelagem hidrológica, para modelos chuva-vazão e para assimilação em modelos numéricos, bem como tomada de decisão e implantação de políticas públicas que mitigue os efeitos do desflorestamento. Outra vantagem é que a sociedade civil pode fazer uso dessa classificação que retrata a situação contemporânea da cobertura vegetal da bacia, onde pode ser utilizada para o planejamento da exploração da mesma de modo racional e de possíveis técnicas de manejos a serem adotadas.

O filtro Savitzky-Golay e o teste de correlação de *Spearman* mostraram eficiência. Mesmo o primeiro com erro associado (pontos fora da curva) na reconstrução dos pixels com NA para compor a série de dados, evidenciou-se muito importante para esse tipo de monitoramento e o teste de correlação de *Spearman* possibilitou minimizar as inconsistências entre as categorias para o mapeamento temático final. Assim, a utilização conjunta das técnicas de classificação de imagens e de análise multitemporal de EVI, a partir das imagens Landsat, constatou-se satisfatória, de modo que possibilitou o fornecimento de informações referentes ao comportamento da vegetação para o período de 24 meses.

Portanto, sugere-se a continuidade futura da separação das inconsistências que persistiram para uma melhor classificação, além do monitoramento das classes representativas adotadas como pontos de controle na aplicação dessa metodologia. Recomenda-se também o teste com outros índices como o NDVI e/ou SAVI no uso dessa metodologia, visto que os dados evidenciaram que houve melhoria da classificação das classes analisadas.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGÊNCIA EXECUTIVA DE GESTÃO DAS ÁGUAS DO ESTADO DA PARAÍBA (AESAs). **Relação dos açudes monitorados**. Disponível em: <<http://site2.aesa.pb.gov.br/aesa/volumesAcudes.do?metodo=listarAcudesUltimaCota>>.

Acesso em: 5 de Jan 2017.

\_\_\_\_\_. **Pluviometria mensal**. Campina Grande, PB: 2016.

\_\_\_\_\_. **Drenagem principal**. Disponível em: <<http://geoserver.aesa.pb.gov.br/geoprocessamento/geoportall/shapes.html>>. Acesso em: 20 jul 2015.

ALBERTIN, M. R.; ARAGÃO-JUNIOR, D. P.; OLIVEIRA, A. K. I. de.; ARAUJO, M. C. Estudos de correlação entre ferramentas da gestão da produção em diferentes cadeias produtivas. 2011. Belo Horizonte, MG. **Anais... XXXI Encontro Nacional de Engenharia de Produção**: 2011.

ALMEIDA, H. A. de. **Climatologia aplicada à Geografia**. ed. Eduepb, Campina Grande, PB: 2016.

\_\_\_\_\_. **Climatologia aplicada à Geografia**. UEPB, Campina Grande, PB, **Produção Didática**, 184f, 2014.

ALMEIDA, N. V.; CUNHA, S. B. da.; NASCIMENTO, F. R. A cobertura vegetal e sua importância na análise morfodinâmica da bacia hidrográfica do Rio Taperoá – Nordeste do Brasil/Paraíba. **Revista Geonorte**, Edição Especial, v.3, nº. 4, p. 365-378, 2012.

ANDRADE, L. A. de.; FABRICANTE, J. R.; OLIVEIRA, F. X. de. Impactos da invasão de *Prosopisjuliflora* (sw.) DC. (Fabaceae) sobre o estrato arbustivo-arbóreo em áreas de Caatinga no Estado da Paraíba, Brasil. **Revista Acta Scientiarum. Biological Sciences, Maringá**, v. 32, n. 3, p. 249-255, 2010.

\_\_\_\_\_. Invasão biológica por *Prosopisjuliflora* (Sw.) DC.: impactos sobre a diversidade e a estrutura do componente arbustivo-arbóreo da caatinga no estado do Rio Grande do Norte, Brasil. **Revista Acta bot. bras.** v. 23, nº4, p. 935-943, 2009.

AQUINO, C. M. S; OLIVEIRA, J. G. B. Estudo da dinâmica do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) no núcleo de São Raimundo Nonato-PI. **Revista GEOUSP - Espaço e Tempo**, São Paulo, nº 31, p. 157 - 168, 2012.

AVELINO, P. H. M. A trajetória da tecnologia de sistema de informação geográfica (SIG) na pesquisa geográfica. **Revista Eletrônica da Associação dos Geógrafos Brasileiros – Seção Três Lagoas**, v.1 – nº 1 – ano 1, p. 21 - 37, 2004.

BAUER, L. **Estimativa do coeficiente de correlação de Spearman ponderado**. 2007. 95 f. (Dissertação de Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre – RS: 2007.

BAYMA, A. P. **Análise do potencial de séries temporais de índices de vegetação (NDVI e EVI) do sensor MODIS para detecção de desmatamentos no bioma Cerrado**. 2015. 99 f. (Dissertação de Mestrado) Universidade de Brasília – DF: 2015.

BERNARDES, T.; ALVES, H. M. R.; VIEIRA, T. G. C.; Classificação automática de imagens de satélites no mapeamento da região cafeeira de Patrocínio, MG. 2007. Águas de Lindóia, SP. Brasília, DF. **Anais...** Simpósio de Pesquisa dos Cafés do Brasil, v.5, p – 5, 2007.

BERTUCINI - JUNIOR, J. J.; CENTENO, J. A. S. Registro de série de imagens landsat usando correlação e análise de relação espacial. **Boletim de Ciência Geodésica**, Curitiba, v. 22, nº4, p. 685-702, 2016.

BORGES, E. F.; SILVA, A. de B. Técnicas de segmentação de imagens e classificação por região: mapeamento da cobertura vegetal e uso do solo, Mucugê-BA. **Revista Mercator** – v. 8, nº. 17, p. 209 a 220, 2009.

BRANDT, M. **Imagem do Filtro SAVITZKY – GOLAY**. Disponível em: <<https://matinbrandt.files.wordpress.com/2014/12/timesat.png>>. Acesso em: 30 de Jun 2017.

BRASIL, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas. Manual técnico de vegetação brasileira. **Série: Manual Técnicos em Geociências** nº 01. ed. 2ª, Rio de Janeiro: 2012.

\_\_\_\_\_. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Manual do SPRING: Tutorial de Geoprocessamento**. 2006. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/classific.html>>. Acessado em: 02 jun 2016.

BRASIL, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas. Disponível em: <<http://www.cidades.ibge.gov.br/censo-demografico-2010>>. Acessado em: 31 maio 2016.

CÂMARA, J. F. A. **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**. 17 f. Brasília-DF, 2012.

CHAVES, I. de B.; LOPES, V. L.; FFOLLIOTT, P. F.; PAES-SILVA, A. P. Uma classificação morfo-estrutural para descrição e avaliação da biomassa da vegetação da Caatinga. **Revista Caatinga**, v.21, n.2, p. 204 - 213, 2008.

COELHO, V. H. R.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; ALMEIDA, C. das N.; LIMA, E. R. V. de.; RIBEIRO NETO, A.; MOURA, G. S.S. de. Dinâmica do uso e ocupação do solo em uma bacia hidrográfica do semiárido brasileiro. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.18, nº1, p. 64-72, 2014.

CUNHA, J. E de B. L. **Estimativa do balanço de energia e evapotranspiração: Aplicações no semiárido utilizando técnicas de sensoriamento remoto**. 2011. 121 f. (Dissertação de Mestrado) p.121, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande-PB: 2011.

CUNHA, J. E. de B. L.; RUFINO, I. A. A., SILVA, B. B. da.; CHAVES, I. de B. Dinâmica da cobertura vegetal para a Bacia de São João do Rio do Peixe, PB, utilizando-se sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.16, nº 5, p. 539–548, 2012.

CUNHA, J. E. de B. L.; RUFINO, I. A. A.; GALVÃO, C. de O.; PEREIRA, T. E.; BRASILEIRO, F. V.; PEREIRA, E. V. Análise e processamento automático de grandes volumes de dados ambientais (Big Earth Observation Data Sets). 2017, Santos – SP. **Anais...** XVIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), p. 7459-7466, 2017.

CUNHA, J. E. de B. L.; TAVEIRA, I. M. L. de M.; ALMEIDA FILHO, D. F. de.; SILVA, A. R. de S.; RUFINO, I. A. A. Dinâmica interanual da cobertura do solo em região semiárida utilizando sensores orbitais. 2011, Maceió – AL. **Anais ... XIX Simpósio brasileiro de recursos hídricos**, p.1 -13, 2011.

CUNHA, J. E. de B. L.; TAVEIRA, I. M. L. de M.; RUFINO, I. A. A. ALCÂNTARA, H. M. de. Dinâmica sazonal da cobertura do solo em uma região Semiárida e seus impactos no ciclo hidrológico. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Volume 19, nº 2, p. 197-207, 2014.

FERREIRA, L. A.; TEOTIA, H. S.; COSTAFILHO, J. F. da.; SANTOS, J. R. dos. Levantamento e classificação da vegetação nativa do município de Patos, através de sensoriamento remoto e geoprocessamento. 2001. **Anais... X SBSR**, Foz do Iguaçu, p. 1609 – 1616, 2001.

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

FLOOD, N. L. Seasonal composite Landsat TM/ETM+ images using the Medoid (a multi-dimensional median). **Remote Sensing**, v. 5, n. 12, p. 6481-6500, 2013.

FLORENZANO, T. G. **Os Satélites e suas aplicações**. São José dos Campos – SP: 2008.

\_\_\_\_\_. Geotecnologias na geografia aplicada: difusão e acesso. **Revista do Departamento de Geografia**, V. 17, P. 24-29, 2005.

\_\_\_\_\_. Imagens de satélite para estudos ambientais. **Oficina de Textos**, São Paulo: 2002.

FRANCISCO, P. R. M.; RIBEIRO, G. do N.; MORAES NETO, J. M. de.; ARAGÃO, K. P. Avaliação da degradação da Caatinga do Município de Sumé-PB estimado pelo Volume de Biomassa da Vegetação Lenhosa. **Revista Brasileira de Geografia Física**. v. 07, Nº 01, p. 117-129, 2014.

FRANCISCO, P. R. M.; **Modelo de mapeamento da deterioração do Bioma Caatinga da Bacia Hidrográfica do Rio Taperoá, PB**. 2013. (Tese de Doutorado), UFCG/PPGEA, Campina Grande – PB: 2013.

GABOARDI, C. **Utilização de imagem de coerência SAR para classificação do uso da terra: Floresta Nacional do Tapajós**. 2003. (Dissertação de mestrado) INPE, São José dos Campos, SP: 2003.

GALVÍNCIO, J. D.; SOUSA, F. de A. S. de.; SHIRINIVASAN, V. S. Análise do relevo da bacia hidrográfica do açude Eptácio Pessoa. **Revista de Geografia Física**, vol. 23, nº 1, p. 54 - 69, 2006.

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

GOMES, H. B.; JÚNIOR, R. S. S.; DE PACI, F. T.; LIMA, D. K. C.; CASTRO, P. H. P.; SANTOS, F. B.; CABRAL, S. L.; FERREIRA, R. A. Mapeamento Temático da Cobertura Vegetal na Microrregião do Sertão do São Francisco Alagoano, Utilizando Imagens TM LANDSAT 5. 2012. **Rev. Brasileira de Geografia Física**, v.5, p. 1121 - 1132, 2012.

GONÇALVES, M. L.; ANDRADE NETTO, M. L. de.; ZULLO JR, J.; COSTA, J. A. F. Classificação não-supervisionada de imagens de sensores remotos utilizando Redes Neurais Auto-organizáveis e métodos de Agrupamentos Hierárquicos. 2008. **Revista Brasileira de Cartografia** nº XX, p. 1 - 13, 2008.

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

ILHA, D. B.; PAGOTTO, M. A. Avaliação do desempenho dos índices de vegetação NDVI e SAVI no bioma Caatinga, a partir de imagens do satélite Landsat 8. 2017. **Anais... XVIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Santos–SP: INPE, 2017.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em Recursos Terrestres**. Tradução de J. C. N. Epiphany. Ed. Parênteses, São José dos Campos, SP: 2011.

JIANG, Z.; HUETE, A. R.; DIDAN, K.; MIURA, T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. **Remote Sensing of Environment**, 112, p. 3833 – 3845, 2008.

LEFF, H. **Saber Ambiental. Sustentabilidade, racionalidade, complexidade, poder**. Tradução de ORTH, Lúcia MathildeEndlich. Vozes, p. 343, Petrópolis, RJ: 2001.

LI, Z.; LI, X.; WEI, D.; XU, X.; WANG, H. An assessment of correlation on MODIS-NDVI and EVI with natural vegetation coverage in Northern Hebei Province, China. 2010. **Procedia Environmental Sciences** 2, p. 964 – 969, 2010.

LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. UNIDERP, Campo Grande, 2007.

MACARRINGUE, L. S.; SANO, E. E.; CHAVES, J. M. Comparação entre os parâmetros biofísicos das regiões norte de Moçambique e oeste da Bahia (Brasil) gerados a partir de dados de sensores orbitais. 2014. **Anais... XXVI Congresso Brasileiro de Cartografia V Congresso Brasileiro de Geoprocessamento XXV Expositiva**, Gramado, RS, 2014.

MACHADO, C. C. C.; GALVÍNCIO, J. D.; PEREIRA, E. C. G. Utilização do IVAS e da Temperatura da superfície para análise multitemporal das mudanças ambientais no Parque Natural da Serra da Estrela (Portugal). 2010. **Anais... VI Seminário Latino Americano de Geografia Física e II Seminário Ibero Americano de Geografia Física**. p. 12, Coimbra, Portugal: 2010.

MELO, E. T.; SALES, M. C. L.; OLIVEIRA, J. G. B. Aplicação do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) para análise da degradação ambiental da Microbacia Hidrográfica do Riacho dos Cavalos, Crateús, CE. **Raega-O Espaço Geográfico em Análise**, v. 23, 2011.

MENDES, C. L. Classificação por Máxima Verossimilhança num ambiente maciçamente paralelo. **Projeto Estra e Projeto Computação 87/1786-1**. São José dos Campos/SP: INPE, p. 491 – 496, 1987.

MENESES, P. R. et al. **Introdução ao processamento de imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília – DF: UNB, 2012.

MORAES, E. C. de. **Fundamentos de sensoriamento remoto**. Cap. 1, INPE. São José dos Campos - SP: 2002

MORAIS, R. D. de; SILVA, J. B. da. Temporal analysis of the surface area of urban Campina Grande with Landsat 5 TM. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing** 03, p. 44 -54, 2012.

NASCIMENTO, F. R. Identificação de áreas susceptíveis à desertificação em bacia intermitente sazonal no semiárido brasileiro. **Boletim Goiano de Geografia**, v. 29, nº. 2, p.71-82, 2009.

NASCIMENTO, I. S. do.; CRUZ, C. B. M.; NEVES, S. M. A. da S.; GALVANIN, E. A. dos S.. Avaliação da exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster do software ArcGIS for desktop, com uso de imagem Landsat 8 do município de Cáceres/MT. **Revista Continentes (UFRRJ)**, ano 5, nº 8, p. 48 – 62, 2016.

NOGARA- NETO, F. **Variabilidade espacial da produtividade de milho em duas glebas na região de Guarapuava – PR**. 2007. 130 f. (Dissertação de Mestrado), CURITIBA – PR: 2007.

OLIVEIRA, B. S.; MATAVELI, G. A. V. Avaliação do desempenho dos classificadores Iseog e Bhattacharya para o mapeamento de áreas de cana-de-açúcar no município de Barretos-SP. 2013. **Anais... XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, Foz do Iguaçu, PR, INPE, p. 0089 – 0096, 2013.

OLIVEIRA, W. M. de; CHAVES, I. B.; LIMA, E. R. V. Índices espectrais de vegetação de Caatinga em um Neossolo Litólico do semiárido paraibano. **Anais... XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Natal, RN, p. 2103 – 2110, 2009.

PACHECO, A. P.; FREIRE, N. C. F.; BORGES, U. da N. Uma contribuição do sensoriamento remoto para detecção de áreas degradadas na Caatinga brasileira. **Boletim Goiano de Geografia Goiânia - GO – Brasil**, v. 26 nº. 1, p. 49 - 68, 2006.

PEGADO, C. M. A.; ANDRADE, L. A. de.; FÉLIX, L. P.; PEREIRA, I. M. Efeitos da invasão biológica de algaroba – *Prosopis juliflora* (Sw.) DC. sobre a composição e a estrutura do estrato arbustivo-arbóreo da caatinga no município de Monteiro, PB, Brasil. **Revista Acta bot. bras.** 20 (4), p. 887-898, 2006.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, 2010.

\_\_\_\_\_. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. ed. Parênteses, São José dos Campos – SP: 2007.

QUEIROZ, R. B.; SEVERINO, P. A. da R.; RODRIGUES, A. G.; GÓMEZ, A. T. Redes Neurais: Um comparativo com Máxima Verossimilhança Gaussiana na Classificação de Imagens CBERS 1. 2004. **Anais... II Workshop de Tecnologia da Informação aplicada ao Meio Ambiente – CB**, Inteligência Artificial, 746 - 749, 2004.

R CORE TEAM. **A language and environment for statistical computing**. R Foudation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2016.

RENNÓ, C. D. **Avaliação das incertezas nas Classificações de Máxima Verossimilhança e Contextual de modas condicionais iterativas em imagens JERS na região de Tapajós, Estado do Pará**. INPE, São José dos Campos, SP: 1998.

RIBEIRO, G. de A.; SILVA, J. N. de C.; SILVA, J. B. da. Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (IVAS): estado da arte e suas potencialidades. **Revista Brasileira de Geografia Física** v.09, nº 06, p. 2054-2074, 2016.

RIBEIRO, R. J. da C.; BAPTISTA, G. M. de M.; BIAS, E. de S. Comparação dos métodos de classificação supervisionada de imagem Máxima Verossimilhança e Redes Neurais em ambiente urbano. 2007. **Anais... XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Florianópolis, SC, INPE, p. 5471 - 5478, 2007.

RODRIGUES, E. L.; FERNANDES, D. H. F.; ELMIRO, M. A. T.; FARIA, S. D. Avaliação da cobertura vegetal por meio dos índices de vegetação SR, NDVI, SAVI e EVI na sub-bacia do Vale do Rio Itapeçerica, Alto São Francisco, em Minas Gerais. 2013. **Anais... XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, Foz do Iguaçu, PR, p. 1472 - 1479, 2013.

ROMERO-RUIZ, M. H.; FLANTUA, S. G. A.; TANSEY, K.; BERRIO, J. C. Landscape transformation in savannas of northern South America: Land use/cover changes since 1987 in the Llanos Orientales of Colombia. **Applied Geography**, v.32, p.766- 776, 2012.

ROSA, R. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**, Uberlândia-MG: EDUFU, 2007.

ROSENDO, J. S. **Índices de vegetação e monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na Bacia do Rio Araguari – MG - utilizando dados do sensor MODIS**. Dissertação (Mestrado). Uberlândia – MG, Universidade Federal de Uberlândia 2005.

ROSENDO, J. S. **Índices de vegetação e monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na Bacia do Rio Araguari – MG - utilizando dados do sensor MODIS**. 2005. (Dissertação de Mestrado) Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia – MG: 2005.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J; A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. **Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, Greenbelt: NASA SP-351**, 301-317, 1973.

SACHS, I. **Rumo à ecossocioeconomia: teoria e prática do desenvolvimento** [Org. Paulo Freire Vieira]. ed. Cortez, 472 p. São Paulo: 2007.

SALVADOR, A. C.; OLIVEIRA, J. C. de; MELLO, M. P. de. Registro automático de imagens utilizando *pixels* de baixa frequência de ocorrência. **Anais do XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Natal-RN, Brasil, INPE, p. 7127-7134. 2009.

SANTOS, E. I. dos; ALENCAR, M. L. S. de. Geotecnologias aplicadas na identificação dos tipos de uso e ocupação das terras da bacia do Rio Sucuru-Sumé/PB. 2015. **Anais... Congresso Técnico Científico da Engenharia e da Agronomia - CONTECC**. Fortaleza/CE: 2015.

SAVITZKY, A; GOLAY, M. J. E. Smoothing and differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. **Anal.Chem.** 36 (8), p-p.1627–1639, 1964.

SIEGEL, S. **Estatística não-paramétrica para as ciências do comportamento**. McGraw-Hill do Brasil, São Paulo - SP: 1975.

SILVA JUNIOR, O. M. da; FUCKNER, M. A. Avaliação da correlação entre modelo digital de elevação *ASTER* e carta topográfica para a região de Marabá – Estado do Pará. 2010.

**Anais...** III Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, Recife - PE, 2010.

SILVA, J. B. da. **Sensoriamento remoto aplicado ao estudo do ecossistema manguezal em Pernambuco.** 2012. 183 f. (Tese de Doutorado), Recife – PE: 2012.

SILVA, K. G. da; SANTOS, A. R. dos; BALAN, L. L. Análise multitemporal da cobertura do solo na área de influência da PCH - São Simão, utilizando imagens suborbital e orbital. **Revista de Engenharia Ambiental - Espírito Santo do Pinhal**, v. 8, nº. 3, p. 116 - 126, 2011.

SILVA, M. S. **Sistemas de Informações Geográficas: elementos para o desenvolvimento de bibliotecas digitais geográficas distribuídas.** 2006. 167f. (Dissertação de mestrado), Marília – SP: 2006.

SILVA, M. V. R da.; CHAVES, J. M.; VASCONCELOS, R. N. de; DUVERGER, S. G. Aplicação do índice de vegetação ajustado ao solo-SAVI para a identificação de fragmentos de caatinga em cultivos de *Agave sisalana Perrine* na região Semiárida do Brasil. 2015. **Anais...** XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, João Pessoa, PB. p. 5850 – 5857, 2015.

SILVA, R. B. L. e. **A etnobotânica de plantas medicinais da comunidade quilombola de Curiaú, Macapá-AP, Brasil.** 170 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Faculdade de Ciências Agrárias do Pará, Belém, PA: 2002.

SILVA, R. M. da. **Introdução ao Geoprocessamento: conceitos, técnicas e aplicações.** ed. Feevale, Novo Hamburgo – RS: 2007.

SON, N. T.; CHEN, C.F.; CHEN, C.R.; MINH, V.Q.; TRUNG, N.H. A comparative analysis of multitemporal MODIS EVI and NDVI data for large-scale rice yield estimation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 197, p. 52-64, 2014.

SUASSUNA, J. **Semiárido: proposta de convivência com a seca.** Recife – PE: 2002. Disponível em: <<http://www.fundaj.gov.br/index.php>>. Acessado em: 05/ago/2017.

USGS, SISTEMA GEOLÓGICO DOS ESTADOS UNIDOS, 2016. **Imagens de satélites.** Disponível em: <[http://landsat.usgs.gov/Landsat8\\_Using\\_Product.php](http://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php)> Acesso em: 15 jun 2016.

VENTURIERI, A. **Curso de introdução às técnicas de sensoriamento remoto.** Belém, PA: 2007.

VIGANÓ, H. A; BORGES, E. F.; FRANCA-ROCHA, W. J. S.. Análise do desempenho dos Índices de Vegetação NDVI e SAVI a partir de imagem Aster. , 15. 2011. **Anais...** Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR) Curitiba: INPE, p. 1828-1834. 2011.

ZHENG, Z.; ZENG, Y.; LI, S.; HUANG, W. A new burn severity index based on land surface temperature and enhanced vegetation index. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 45, p-p. 84-94, 2016.

ZHU, Z.; WANG, S.; WOODCOCK, C. E. Improvement and expansion of the Fmask algorithm: Cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4–7, 8, and Sentinel 2 images. **Remote Sensing of Environment**, v. 159, p. 269 - 277, 2015.



ZHU, Z.; WOODCOCK, C.E. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 118, p. 83-94, 2012.

## APÊNDICES

**Quadro 2 - Quadro geral das imagens de satélites utilizadas neste trabalho.**

Data	Sensor/Satélite	Bandas	Resolução espacial	Órbita/ponto (Landsat)
				Vertical/horizontal (RapidEye)
17/07/2016	Copernicus/Landsat e Airbus/CNES	Para região estudada	Para região estudada	Para região estudada
23/01/2014	REIS	1, 2 e 3	6,5 m (nadir) e 5 m para ortoimagens	5/3
23/01/2014	REIS	1, 2 e 3	6,5 m (nadir) e 5 m para ortoimagens	6/5
01/08/2014	REIS	1, 2 e 3	6,5 m (nadir) e 5 m para ortoimagens	6/4
27/09/2014	REIS	1, 2 e 3	6,5 m (nadir) e 5 m para ortoimagens	5/4
27/09/2014	REIS	1, 2 e 3	6,5 m (nadir) e 5 m para ortoimagens	6/3
14/01/2015	REIS	1, 2 e 3	6,5 m (nadir) e 5 m para ortoimagens	5/5
02/10/2014	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
10/10/2014	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
18/10/2014	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
26/10/2014	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
03/11/2014	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
11/11/2014	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
27/11/2014	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
05/12/2014	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
13/12/2014	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
29/12/2014	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
06/01/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
14/01/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
22/01/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
30/01/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
07/02/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
15/02/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
23/02/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
11/03/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
19/03/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
27/03/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
04/04/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
12/04/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
20/04/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
28/04/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
06/05/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
14/05/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
22/05/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
30/05/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065

07/06/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
15/06/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
23/06/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
01/07/2015	ETM/Landsat	1, 3 e 4	30 metros	215/065
09/07/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
17/07/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
25/07/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
02/08/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
10/08/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
18/08/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
26/08/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
03/09/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
11/09/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
19/09/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
27/09/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
05/10/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
13/10/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
21/10/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
29/10/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
06/11/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
14/11/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
22/11/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
30/11/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
08/12/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
16/12/2015	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
24/12/2015	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
01/01/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
09/01/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
17/01/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
25/01/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
02/02/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
10/02/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
18/02/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
26/02/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
05/03/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
13/03/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
21/03/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
29/03/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
06/04/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
14/04/2016	ETM/Landsat	1, 3 e 4	30 metros	215/065
22/04/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
30/04/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
08/05/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065

16/05/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
24/05/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
09/06/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
17/06/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
25/06/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
03/07/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
11/07/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
19/07/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
27/07/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
04/08/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
12/08/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
20/08/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
28/08/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
05/09/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
13/09/2016	OLI/Landsat 8	2, 4 e 5	30 metros	215/065
21/09/2016	ETM/Landsat 7	1, 3 e 4	30 metros	215/065
29/09/2016	OLI/Landsat 8	2, 3, 4, 5, 6 e 7	30 metros	215/065