



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS  
INSTITUTO DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA

Rafael Araújo da Silva

**Modelagem da umidade do solo utilizando imagem de satélite para análise da variação  
do solo/vegetação em Floresta – PE**

Maceió  
2018

RAFAEL ARAÚJO DA SILVA

**Modelagem da umidade do solo utilizando imagem de satélite para análise da variação do solo/vegetação em Floresta – PE**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Meteorologia, da Universidade Federal de Alagoas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Meteorologia.

Orientador: Prof. Dr. Heliofábio Barros  
Gomes

Co-orientador: Prof. Dr. Thieres George Freire  
da Silva

Maceió

2018

## FICHA CATALOGRÁFICA

### **Catálogo na fonte Universidade Federal de Alagoas Biblioteca Central**

Bibliotecária Responsável: Helena Cristina Pimentel do Vale – CRB4 - 661

S586m Silva, Rafael Araújo da.  
Modelagem da umidade do solo utilizando imagem de satélite para análise da  
variação do solo/vegetação em Floresta- PE / Rafael Araújo da Silva. – 2018.  
68 f. : il.

Orientador: Heliofábio Barros Gomes.

Coorientador: Thieres George Freire da Silva.

Dissertação (mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Alagoas.  
Instituto de Ciências Atmosféricas. Maceió, 2018.

Bibliografia: f. 64-68.

1. Meteorologia operacional. 2. Satélites meteorológicos. 3. Sensoriamento  
remoto. 4. Imagem de satélite. 5. Solo – Umidade - Medição. I. Título.

CDU: 551.501.86

## Folha de aprovação

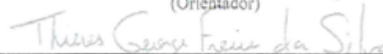
RAFAEL ARAÚJO DA SILVA

Modelagem da umidade do solo utilizando imagem satélite para análise da variação do solo/vegetação em Floresta – PE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Meteorologia, do Instituto de Ciências Atmosféricas da Universidade Federal de Alagoas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Meteorologia.



Prof. Dr. Heliofábio Barros Gomes  
(Orientador)



Thieres George Freire da Silva  
(Co-orientador)

### Banca Examinadora:



Prof. Dr. Djane Fonseca da Silva  
(Membro Interno)



Prof. Dr. Fabricio Daniel dos Santos Silva  
(Membro Interno)



Prof. Dr. Rafaela Lisboa Costa  
(Membro Externo)

## **AGRADECIMENTOS**

Mais um ciclo que se encerra, e com certeza o mais complicado de todos tendo sempre que conciliar o trabalho com os estudos nestes últimos 2 anos. Agradecer primeiro aos meus pais Carlos e Fátima pela educação e o incentivo de sempre trilhar pelos estudos para superar os desafios do cotidiano com dignidade. Aos meus irmãos Eliel e Daniel que apesar das brigas nas horas mais complicadas sempre estavam à disposição para ajudar. A minha esposa Kamila pela paciência e compreensão e a minha filha Yasmin que está por vir minha maior fonte de inspiração e motivação. Ao meu amigo e orientador Prof. Dr. Heliofábio Barros Gomes, que apesar das suas diversas ocupações no curso me aceitou como orientando e sempre se mostrou disposto a me ajudar e aconselhar, muito embora às vezes preocupado dizia: “Vá trabalhar, mas não vá me abandonar não, você vai terminar este mestrado”. Ao meu co-orientador Prof. Dr. Thieres George Freire da Silva que ajudou bastante na parte estatística e com sugestões sobre o trabalho e me fornecendo os dados utilizados na pesquisa. Aos meus amigos de laboratório Ismael e Laurizio que me ajudaram desde o início com a instalação dos softwares de sensoriamento remoto até o hoje com as discussões sobre os resultados que encontramos nos trabalhos. Enfim a todos que me ajudaram de forma direta e indireta no Programa de Pós-graduação em Meteorologia da UFAL meu MUITO OBRIGADO!

## RESUMO

A umidade do solo é um fator de grande relevância para análise da vegetação, pois esta tem influência no desenvolvimento e crescimento das plantas, sendo a medição em campo a forma mais precisa e utilizada para sua determinação. Todavia, a estimativa por sensoriamento remoto vem ganhando cada vez mais credibilidade através da validação dos dados de satélite por meio de índices e de medidas realizadas em campo. Neste contexto, o presente trabalho teve como objetivo avaliar as alterações promovidas pela umidade na vegetação do semiárido em decorrência da precipitação em Floresta – PE, através do albedo e dos índices de vegetação (NDVI) e umidade (NDWI), calculados utilizando o algoritmo SEBAL. O índice de diferença normalizada da água (NDWI), utilizado para validação e correlação com a umidade do solo, foi medido em campo em três estações micrometeorológicas nas áreas de caatinga, desmatada e palmas nas profundidades de 0 – 60 cm, obtendo valores confiáveis principalmente nas camadas mais superficiais do solo. Foram encontrados valores positivos do NDWI o que indica a presença de água nas plantas, podendo relacionar com os períodos de chuva no local. Os valores negativos, os quais foram obtidos em maior quantidade neste trabalho, indicam vegetação seca ou sem presença de água, representando a baixa precipitação no período analisado. Para o NDVI, foram obtidos apenas valores positivos representando absorção de energia através da clorofila em todas as imagens, uma vez que os valores negativos para este índice são para presença de corpos d'água. Em relação ao albedo, foram encontrados valores acima de 30% de energia sendo refletida para superfícies naturais com vegetação, e sendo maiores nos períodos de seca acima dos 45% apresentando para esta época solos expostos ou vegetação seca, acarretando em alterações sazonais na vegetação em decorrência da precipitação ou ausência da mesma. Na parte estatística foram realizadas regressão linear e correlação entre o NDWI x Umidade do solo obtendo equações que foram utilizadas para extrapolar os dados de uma série de temporal de NDWI para obtenção da umidade do solo. Foi possível validar os dados das imagens de satélite pelo algoritmo SEBAL, no entanto a extrapolação dos dados de umidade através do NDWI não foi possível em virtude terem sido obtidos valores negativos para umidade do solo, e o solo tem uma parcela de umidade nem que seja pequena. Além disso o NDWI é um índice sensível a presença de água na vegetação e não no solo, neste que ele se comporta de modo indiferente com ou sem presença de água.

**Palavras-chave:** albedo, NDWI, NDVI, umidade do solo.

## ABSTRACT

Soil moisture is a factor of great relevance for vegetation analysis, since it has influence on the development and growth of the plants, being the field measurement the most accurate and used for its determination. However, remote sensing estimation has been gaining increasing credibility through the validation of satellite data through indices and field measurements. In this context, the present work had the objective of evaluating the changes promoted by the humidity in the vegetation of the semi - arid region due to precipitation in Forest - PE, through albedo and vegetation indices (NDVI) and humidity (NDWI), calculated using the SEBAL algorithm. The normalized water difference index (NDWI), used for validation and correlation with soil moisture, was measured in the field in three micrometeorological stations in the areas of caatinga, deforested and palms in the depths of 0 - 60 cm, obtaining reliable values mainly in the most superficial layers of the soil. Positive values of NDWI were found, which indicates the presence of water in the plants, which can be related to rainy periods in the site. The negative values, which were obtained in greater quantity in this work, indicate dry vegetation or without presence of water, representing the low precipitation in the analyzed period. For the NDVI, only positive values representing energy absorption through chlorophyll were obtained in all the images, since the negative values for this index are for the presence of water bodies. In relation to the albedo, values above 30% of energy were found, being reflected to natural surfaces with vegetation, and being higher in the dry periods above 45% presenting for this time exposed soils or dry vegetation, causing in seasonal changes in the vegetation in precipitation or absence thereof. In the statistical part, linear regression and correlation between NDWI and soil moisture were obtained, which were used to extrapolate data from a NDWI seismic data to obtain soil moisture. It was possible to validate the data of the satellite images by the SEBAL algorithm, however the extrapolation of the humidity data through NDWI was not possible because negative values were obtained for soil moisture, and the soil has a moisture plot little. In addition, the NDWI is a sensitive index to the presence of water in the vegetation and not in the soil, in which it behaves indifferently with or without the presence of water.

**Keywords:** albedo, NDWI, NDVI, soil moisture.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Landsat 1.....	17
Figura 2. Cronologia do satélite Landsat.....	19
Figura 3. Espectro de absorção da clorofila.....	20
Figura 4. Espectro de absorção da água.....	22
Figura 5. Localização da área de estudo.....	29
Figura 6. Estações micrometeorológica (A) Sítio Caatinga (B) Sítio Área Desmatada (C) Sítio Palma.....	30
Figura 7. (A) Sonda capacitiva (B) Sonda capacitiva instalada na Área Desmatada.....	36
Figura 8. Acumulado de precipitação mensal para os anos de 2015, 2016 e 2017.....	41
Figura 9. Evolução temporal do NDWI.....	42
Figura 10. Evolução temporal do NDVI.....	43
Figura 11. Evolução temporal do Albedo.....	44
Figura 12. Estatística dos dados obtidos para o NDWI.....	45
Figura 13. Estatística dos dados obtidos para o NDVI.....	45
Figura 14. Estatística dos dados obtidos para o Albedo.....	46
Figura 15. Umidade do solo x NDWI.....	47
Figura 16. Umidade do solo x NDWI – Área Desmatada.....	49
Figura 17. Umidade do solo x NDWI – Palmas.....	51
Figura 18. Inclinação dos ajustes.....	53
Figura 19. NDWI para o dia 27 de abril de 2015 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □ , Desmatada ○ e Palma Δ. 53	
Figura 20. NDVI para o dia 27 de abril de 2015 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □ , Desmatada ○ e Palma Δ. 54	
Figura 21. Albedo para o dia 27 de abril de 2015 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □ , Desmatada ○ e Palma Δ. 55	
Figura 22. NDWI para o dia 23 de novembro de 2016 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □ , Desmatada ○ e Palma Δ.....	56
Figura 23. NDVI para o dia 23 de novembro de 2016 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □ , Desmatada ○ e Palma Δ.....	57
Figura 24. Albedo para o dia 23 de novembro de 2016 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □ , Desmatada ○ e Palma Δ.....	57
Figura 25. Perfil longitudinal e altitude 371.447 m, na caatinga.....	59
Figura 26. Perfil longitudinal e altitude 366,249 m, na desmatada.....	59
Figura 27. Perfil longitudinal e altitude 366,146 m, na palma.....	60



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Satélites da série Landsat.....	18
Tabela 2. Características do Landsat 8 .....	19
Tabela 3. Classes de vegetação e valores de NDVI. ....	21
Tabela 4. Albedo para variadas superfícies no intervalo visível (%). ....	25
Tabela 5. Datas das imagens utilizadas no estudo.....	31
Tabela 7. Coeficientes dos pesos ( $r\lambda$ , $\mathbf{b}$ ) para o cálculo do albedo planetário através do uso de imagens orbitais do Landsat 8- OLI. ....	33
Tabela 8. Valores de irradiância espectral no topo da atmosfera ( $ESUN\lambda$ , $\mathbf{b}$ ) para imagens orbitais do Landsat 8- OLI.....	34
Tabela 9. Localização das Estações Micrometeorológicas em UTM.....	35
Tabela 10. Valores críticos do coeficiente de correlação de Pearson $r$ . ....	38
Tabela 11. Data das imagens utilizadas para extrapolação. ....	39
Tabela 12. Umidade do solo Estação Caatinga. ....	40
Tabela 13. Correlação de Pearson e $R^2$ na Área de Caatinga para o NDWI x Umidade do solo. ....	48
Tabela 14. Correlação de Pearson e $R^2$ na Área Desmatada para o NDWI x Umidade do solo. ....	50
Tabela 15. Correlação de Pearson e $R^2$ na Área de Palma para o NDWI x Umidade do solo.....	52
Tabela 16. Extrapolação dos valores para a Caatinga.....	60
Tabela 17. Extrapolação dos valores da Área Desmatada.....	61
Tabela 18. Extrapolação dos valores para Palma. ....	61

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLA

ERTS	Earth Resources Technology Satellite
ETM	Enhanced Thematic Mapper
IR	Infrared
LANDSAT	Land Remote Sensing Satellite
MMA	Ministério do Meio Ambiente
MSS	Multispectral Scanner System
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index
OLI	Operational Land Imager
RBV	Return Beam Vidicon
SEBAL	Surface Energy Balance Algorithm For Land
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper
USGS	United Service Geological Survey

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS</b> .....	<b>14</b>
2.1	OBJETIVO GERAL .....	14
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	14
<b>3</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	<b>15</b>
3.1	Sensoriamento Remoto .....	15
3.2	História do programa Landsat.....	17
3.2.1	Landsat 1 .....	17
3.2.2	Landsat 5 .....	18
3.2.3	Landsat 8 .....	18
3.3	Índices estimados pelo satélite.....	19
3.3.1	Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) ou (IVDN) .....	19
3.3.2	Índice de diferença normalizada da água (NDWI).....	22
3.3.3	Albedo .....	24
3.4	Umidade do solo .....	26
3.5	<i>Surface Energy Balance Algorithm For Land (SEBAL)</i> .....	27
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>29</b>
4.1	Caracterização da área de estudo .....	29
4.2	Estações micrometeorológicas.....	30
4.3	Precipitação.....	30
4.4	Processamento de dados .....	31
4.4.1	Cálculo dos índices.....	31
4.4.2	Albedo .....	32
4.4.2.1	Reflectância.....	32
4.4.2.2	Distância Terra-Sol ( $dr$ ) .....	33
4.4.2.3	Cálculo do albedo planetário ( $a_{toa}$ ).....	33
4.4.2.4	Coefficientes de Irradiância .....	33
4.4.2.5	Transmissividade ( $\tau w$ ) .....	34
4.4.2.6	Cálculos do albedo em superfície ( $\alpha$ ) .....	35
4.5	Umidade do solo .....	35
4.6	Análise Estatística.....	36
4.6.1	Resumo dos cinco números .....	36
4.6.2	Regressão .....	37

4.6.2.1	Correlação .....	37
4.6.3	Calibração e Validação .....	39
4.6.4	Extrapolação .....	39
<b>5</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES .....</b>	<b>40</b>
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>62</b>
<b>7</b>	<b>RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS .....</b>	<b>63</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>64</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O sensoriamento remoto é a ferramenta que mais vem sendo utilizada em diversos estudos ao longo desta última década Haubrock et al. (2008), Gomes (2009), De Oliveira et al. (2010), Albuquerque et al. (2014) Farg et al. (2017), mediante uso de imagens de satélites. O Landsat 5 foi um dos satélites que ampliou o uso de imagens de satélites para fins de pesquisa através de índices estimados pelos satélites sendo relacionados com valores obtidos em campo por meio de estações micrometeorológicas.

Atualmente os satélites tem acoplados sensores que possibilitam a disponibilização de imagens com resoluções espaciais cada vez melhores, como no caso do Landsat 8 , onde as imagens possuem resolução de 15 metros (pancromática) e 30 metros (visível e infravermelho) para o sensor OLI, além de atingir outras bandas do espectro pelo sensor TIRS obtendo imagens na região do Infravermelho termal (resolução de 100 metros).

Arelado ao avanço do sensoriamento remoto, tem os avanços das tecnologias da informática, pois o computador é de suma importância para realização dos cálculos através de operações aritméticas utilizadas em algoritmos que trabalham com as bandas do espectro eletromagnético.

Neste estudo foi utilizado o algoritmo *Surface Energy Balance Algorithm For Land* - SEBAL para cálculo dos índices de vegetação (NDVI), umidade (NDWI) e o albedo, de imagens do Landsat 5 e 8. Com o objetivo de avaliar as alterações ocorridas na vegetação em decorrência da precipitação em Floresta – PE. Em razão dos índices propiciarem embasamento para o cultivo de culturas observando o seu crescimento, área foliar e desenvolvimento metabólico, que servem de informações para uma melhor análise e aproveitamento da vegetação.

A umidade do solo, que foi medida nas estações micrometeorológicas nas áreas de caatinga, desmatada e palma através de sondas capacitivas, é um fator de grande relevância para análise da vegetação, e esta tem influência no desenvolvimento e crescimento das plantas. Em vista que no desenvolvimento das plantas, ocorre a interação das plantas com a radiação eletromagnética para realização da fotossíntese podendo ser obtida pela absorção de energia através da clorofila.

Além disso, a umidade na vegetação advinda das chuvas ou irrigação na região do semiárido modificam a paisagem do local de uma forma rápida, trocando aquela

aparência de ambiente seco por verde em períodos chuvosos, pois a água é um dos fatores essenciais para o desenvolvimento das plantas.

Embora a principal finalidade das imagens neste estudo foi para realização de cálculos de índices estimados pelo satélite, as imagens servem para o monitoramento espaço-temporal das lavouras, para percepção de secas e estimativa da produtividade. Estes benefícios que podem acarretar em um melhor controle da lavoura desde o seu plantio até a sua colheita na região do semiárido pernambucano.

Neste trabalho foram utilizadas análises estatísticas advindas de medidas de umidade do solo em campo e estimadas pelo satélite com o NDWI, sendo utilizados coeficiente como  $r^2$  e o  $r$  de Pearson, coeficientes que determinam os dados observados e a intensidade da relação linear. Sendo utilizados para análise da relação entre a umidade e o NDWI e a possibilidade de extrapolar os dados em uma série temporal entre os anos de 1985 e 2005 através de dados estimados pelo satélite.

## 2 OBJETIVOS

### 2.1 OBJETIVO GERAL

Avaliar as alterações promovidas pela umidade do solo na vegetação do Semiárido em decorrência da precipitação em Floresta – PE, através do albedo e dos índices de vegetação e umidade.

### 2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Calcular o albedo, índice de diferença normalizada da água e o índice de vegetação por diferença normalizada por meio do algoritmo *Surface Energy Balance Algorithm For Land* – SEBAL.
- Medir a umidade do solo *in loco* com sondas capacitivas e a precipitação através de estações micrometeorológicas nas áreas de caatinga, desmatada e palma e a interferência destas no albedo e nos índices de vegetação e umidade.
- Validar os dados estimados pelo satélite através de técnicas/análises estatísticas.
- Extrapolar o comportamento do NDWI ao longo de uma série temporal para obtenção da umidade do solo.

### 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

#### 3.1 Sensoriamento Remoto

Em 1940 iniciou-se a utilização das técnicas de sensoriamento remoto no estudo da vegetação no Brasil, com a produção de mapas temáticos realizados mediante fotografias aéreas, tendo na década de 70 um dos marcos mais significativos: o projeto Radambrasil que teve como finalidade representar espacialmente classes fisionômicas da cobertura vegetal de todo território nacional a partir de imagens obtidas por um radar aerotransportado. Além disso, serviu para estudos sobre o meio ambiente e os recursos naturais como a geologia, os solos e a geomorfologia (PONZONI, SHIMABUKURO e KUPLICH, 2015).

De acordo com Novo (2008), sensoriamento remoto pode ser definido como a interação entre o satélite e a superfície através da energia eletromagnética que incide e é refletida pelo alvo. É uma ferramenta que vem sendo cada vez mais aprimorada e utilizada no desenvolvimento de diversas pesquisas e locais diferentes : Accioly et al. (2001) no Seridó-RN; Cardozo (2009) na região do Pantanal-MS; Gomes (2009) em Santa Rita do Passo-SP; De Oliveira et al. (2010) no rio Moxotó-PE; Gonzaga, Santos e Nicácio (2011) no Sertão-AL; Albuquerque et al. (2014) em Sousa-PB; Farg et al. (2017) região do Nilo no Egito.

A utilização das técnicas de sensoriamento remoto se constitui numa importante ferramenta para a identificação dos fragmentos de vegetação principalmente porque ele proporciona uma excelente resposta de estudos locais dentro de uma escala global (CABACINHA e DE CASTRO, 2009).

Gomes (2009) afirma que vem aumentando as pesquisas utilizando imagens de satélites orbitais e técnicas de sensoriamento remoto para estimar parâmetros biofísicos. Esta ferramenta, que é importante para análise de mudanças em diversos biomas terrestres, vem sendo utilizado em áreas de culturas diferentes e com estágios diversos de desenvolvimento e umidade. As técnicas de sensoriamento remoto têm recursos importantes para mapear as características da água de superfície e monitorar a dinâmica de água da superfície (JI, ZHANG e WYLIE, 2009).

Segundo Liou (2009), o sensoriamento remoto é uma ferramenta importante para análise da vegetação e propriedades da superfície através de satélites utilizados em diversas temáticas como meteorologia, hidrologia e geografia entre outras. A detecção remota envolve a interpretação e a inversão de medições das radiações eletromagnéticas



a uma distância, onde a radiação é caracterizada por um comprimento de onda específico.

O sensoriamento remoto, por meio de imagens orbitais, permite o monitoramento espaço-temporal dos recursos naturais em diversas partes do mundo de maneira eficiente e sistemática, vindo a apresentar grande auxílio nas áreas de agricultura, previsões meteorológicas e hidrológicas. Deste modo, diversos índices têm se apresentado mais recorrente na literatura, como os índices de vegetação e do albedo superficial (DE OLIVEIRA et al, 2010). O sensoriamento remoto tem sido utilizado por diversos pesquisadores com intuito de obter resultados satisfatórios a respeito da dinâmica da vegetação (FERREIRA et al, 2012).

Para Albuquerque et al. (2014) usar imagens de satélite possibilita uma ampla visão de uma determinada região analisando, a dinâmica da paisagem em diferentes escalas de acordo com o tipo do sensor. Na região Nordeste, vários estudos são desenvolvidos com intuito de caracterizar, monitorar e mapear as mudanças ocorridas na cobertura vegetal e no uso do solo, através de índices estimados pelos sensores orbitais: Accioly et al. (2001) no Seridó-RN; Costa Filho et al. (2007) em Sousa-PB, De Oliveira et al. (2010) no rio Moxotó-PE; Gonzaga, Santos e Nicácio (2011) no Sertão-AL; Farias et al. (2017) no Agreste-PE.

Farias et al (2017) cita que o sensoriamento remoto permite obter imagens da superfície terrestre através da interação da radiação eletromagnética, contribuindo para o planejamento da utilização dos recursos naturais e análise ambiental.

Segundo Williamson et al. (2018) existem grandes redes de monitoramento de umidade do solo *in situ* em regiões congeladas sazonalmente que podem ter uso para validação de produtos de sensoriamento remoto de congelamento e descongelamento do solo.

As técnicas estatísticas são mais utilizadas em computação, no entanto está sendo indispensável para validação dos produtos de sensoriamento remoto para medições terrestres ou para outros modelos. Uma ampla variedade de algoritmos foi proposta para produzir mapas de sensoriamento remoto (ZAMMIT-MANGION, CRESSIE e SHUMACK, 2018).

De acordo com Galvis, Gançarski e Équille (2018) as imagens de satélite tem se tornado um requisito indispensável em diversas aplicações como gerenciamento de desastres, mapeamento de florestas e planejamento urbano.

## 3.2 História do programa Landsat

Na época da corrida armamentista da Guerra Fria (1945-1991), Estados Unidos e União Soviética disputavam poder em armas e tecnologias para construção de foguetes e satélites. O *Land Remote Sensing Satellite* – (Landsat) foi criado nos Estados Unidos associado às missões do projeto Apollo, programa com objetivo de levar o homem à Lua, este que foi pioneiro em fotografar a superfície terrestre do espaço. (SITE DO LANDSAT 2018).

Em 1965, o diretor do *United Service Geological Survey* (USGS), William Pecora, propôs a ideia de um programa de satélite de sensoriamento remoto para coletar dados sobre os recursos naturais da Terra. Em 1970, a NASA tinha uma luz verde para construir um satélite. Surpreendentemente, em apenas dois anos, o Landsat 1 foi lançado, anunciando uma nova era de sensoriamento remoto da terra a partir do espaço.

### 3.2.1 Landsat 1

Foi lançado, em 23 de Julho de 1972, o Landsat 1 conhecido como *Earth Resources Technology Satellite* (ERTS), sendo o primeiro satélite de observação da Terra a ser lançado com a intenção expressa de estudar e monitorar as massas terrestres do nosso planeta (Figura 1).



Figura 1. Landsat 1.  
Fonte: Site da Nasa, 2017.

O Landsat 1 operou até janeiro de 1978 sobrevivendo a sua vida de projeto por cinco anos, adquirindo 300.000 imagens que forneceram a cobertura repetida das superfícies terrestres da Terra. A qualidade e o impacto da informação resultante excederam todas as expectativas. Na época que o Landsat 1 parou de operar já existia o

Landsat 2 e estava na iminência de lançamento do 3 de uma série de satélites que continuaram ao longo dos anos (Tabela 1).

Tabela 1. Satélites da série Landsat.

Satélite	Lançamento	Sensor
Landsat 1	1972	RBV e MSS
Landsat 2	1975	RBV e MSS
Landsat 3	1978	RBV e MSS
Landsat 4	1982	RBV e MSS
Landsat 5	1984	MSS e TM
Landsat 6	1993	ETM
Landsat 7	1999	ETM <sup>+</sup>
Landsat 8	2013	OLI e TIRS

Fonte: Adaptado de Nasa, 2013.

### 3.2.2 Landsat 5

O Landsat 5 veio para revolucionar a série de satélite landsat sendo lançado em 1 de março de 1984, com os sensores de Sistema de Varredores Multiespectrais (MSS) e o instrumento Mapeador Temático (TM). Operando por mais de 30 anos sendo os instrumentos do satélite desligados em janeiro de 2013, após problemas com o giroscópio no final de 2012.

### 3.2.3 Landsat 8

Em 11 de fevereiro de 2013, na Base da Força Aérea de Vandenberg, na Califórnia, em um foguete Atlas-V 401. foi lançado o satélite Landsat 8. O satélite foi desenvolvido em parceria entre a NASA e o USGS. A NASA liderou as fases de projeto, construção, lançamento e calibração em órbita, durante o qual o satélite foi chamado de *Landsat Data Continuity Mission* (LDCM). O USGS lidera atividades de calibração pós-lançamento, operações de satélites, geração de dados e arquivamento de dados.

A carga útil do satélite Landsat 8 consiste em dois sensores: o *Operational Land Imager* (OLI) e o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). Estes que fornecem cobertura sazonal da massa terrestre global em uma resolução espacial de 30 metros (visível, NIR, SWIR); 100 metros (térmica) e 15 metros (pancromática). O Landsat 8 tem adquirido regularmente 550 cenas por dia com as suas 11 bandas espectrais (Tabela 2), o que aumenta a probabilidade de capturar cenas sem nuvens para a massa terrestre global.

Tabela 2. Características do Landsat 8

Banda	Comprimento de onda ( $\mu\text{m}$ )	Resolução (m)
1 – Aerossol	0.433 – 0.453	30
2 – Azul	0.450 – 0.515	30
3 – Verde	0.525 – 0.600	30
4 – Vermelho	0.630 – 0.680	30
5 - IV próximo	0.845 – 0.885	30
6 - IV médio	1.560 – 1.660	30
7 - IV distante	2.100 – 2.300	30
8 - Pancromático	0.500 – 0.680	15
9 – Cirrus	1.360 – 1.390	30
10 – IV termal I	10.600 – 11.200	100
11 – IV termal II	11.500 – 12.500	100

Fonte: Adaptado de Nasa, 2013.

Após o lançamento do Landsat 8 em 2013 a tendência é que a série cronológica (Figura 2) das novas edições dos satélites sejam construídos e desenvolvidos com modernizações e aperfeiçoamentos para serem colocados em órbita no decorrer dos próximos anos.

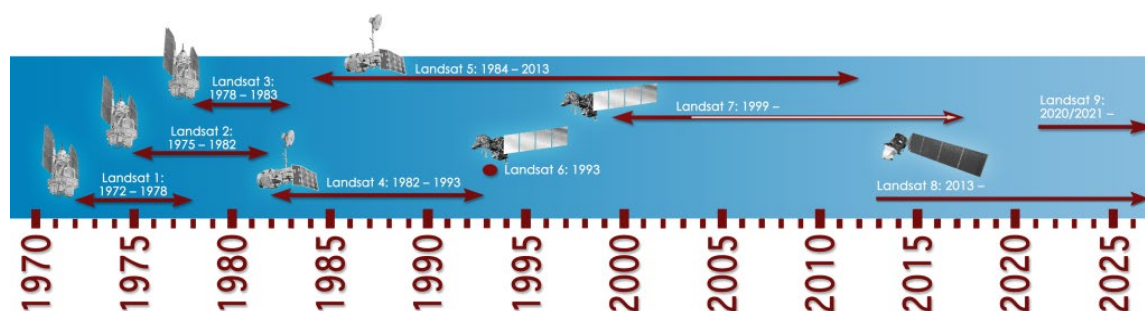


Figura 2. Cronologia do satélite Landsat.

Fonte. Site da Nasa, 2017.

### 3.3 Índices estimados pelo satélite

#### 3.3.1 Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) ou (IVDN)

Para Cabacinha e De Castro (2009) o uso de índices de vegetação como indicadores da integridade da floresta mostrou ser uma ferramenta útil para o planejamento ambiental e também para estratégias de conservação. Os índices de vegetação são constituídos por equações algébricas envolvendo faixas de reflectância

que determinam a cobertura vegetal e sua densidade, permitindo assim a identificação de mudanças. A alteração de valores dos índices está relacionada com a mudança de variáveis biofísicas da cobertura vegetal (PONZONI, SHIMABUKURO e KUPLICH, 2015).

Os cálculos dos índices de vegetação são computados utilizando a reflectância monocromática. O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (IVDN), do inglês *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), proposto por Tucker (1979) é obtido através da razão entre a diferença das reflectâncias do infravermelho próximo (IVp) aproximadamente  $0.860 \mu\text{m}$  e do vermelho  $\sim 0.660 \mu\text{m}$  e a soma das mesmas reflectâncias (ALLEN et al, 2002):

De acordo com Gao (1996) a banda IVp é interessante por mostrar uma alta reflectância independente das condições da vegetação, pois a absorção pelas plantas desta banda é desprezível. Enquanto isso a banda do vermelho é altamente sensível a presença de clorofila, que é uma substância presente na folha das plantas. A Figura 3 mostra o espectro de absorção da clorofila. Observa-se que na região em torno de  $0.660 \mu\text{m}$  a absorção é elevada, o que torna a banda do vermelho sensível a análise de presença das camadas de folha, em contrapartida o IVp tem condições de identificar cerca de oito camadas de folhas.

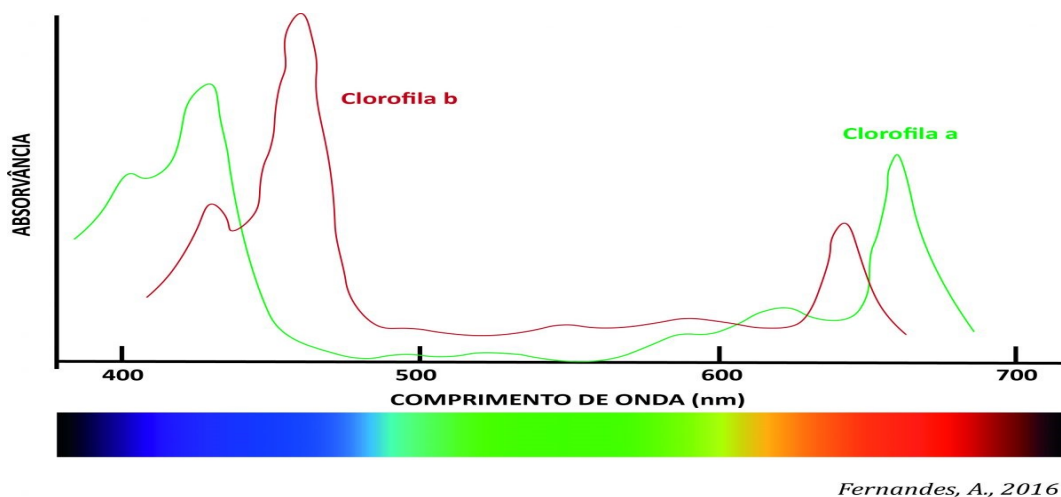


Figura 3. Espectro de absorção da clorofila.  
Fonte. Fernandes et al, 2016.

O processo de interação entre a radiação eletromagnética e a vegetação faz recordar que os vegetais realizam fotossíntese, decorrente da absorção da radiação eletromagnética por alguns pigmentos fotossintetizantes como a clorofila, e esta absorção não ocorre em todo o espectro eletromagnético, mas na região do visível entre os

comprimentos de onda de 0.40 e 0.72  $\mu\text{m}$ , sendo as folhas das plantas responsáveis pela interação com a radiação (PONZONI, SHIMABUKURO e KUPLICH, 2015).

Embora muitos índices vegetativos existam, o mais usado e conhecido atualmente é o NDVI, obtido através de uma operação aritmética entre a banda que mais reflete pela que menos reflete. Portanto, é um índice vegetativo, calculado como uma razão entre a refletividade medida nas regiões do vermelho e infravermelho próximo do espectro eletromagnético, sendo essas duas bandas espectrais selecionadas em razão de serem mais afetadas pela absorção da clorofila pela folhagem da vegetação verde e, consequentemente, pela densidade dessa vegetação na superfície (COSTA FILHO et al., 2007).

Segundo Duarte (2011) técnicas de processamento digital de imagens tem se mostrado eficazes nos estudos de mudança na vegetação e uso do solo, como também na análise de áreas degradadas no semiárido como no caso do NDVI.

O NDVI possui valores que variam entre -1 e 1 e é utilizado para diferenciar os níveis de crescimento da vegetação (MORAIS et al. 2011). Sendo os valores de NDVI classificados por Francisco et al. (2012) de acordo com tipo da vegetação conforme Tabela 3.

Tabela 3. Classes de vegetação e valores de NDVI.

Classes de vegetação	Valores de NDVI
Arbórea muito densa	> 0.350
Arbórea densa	0.350 – 0.320
Subarbórea densa	0.320 – 0.300
Subarbórea arbustiva densa	0.300 – 0.285
Arbustiva subarbórea densa	0.285 – 0.265
Arbustiva subarbórea aberta	0.265 – 0.250
Arbustiva subarbustiva aberta	0.250 – 0.225
Subarbustiva arbustiva rala	0.225 – 0.200
Subarbustiva arbustiva muito rala	0.200 – 0.150
Solo exposto	0.150 – 0.000
Água	0.000 – -1.000

Fonte: Adaptado de Francisco et al, 2012.

### 3.3.2 Índice de diferença normalizada da água (NDWI)

De acordo com Gao (1996) o índice de diferença normalizada da água (NDWI) é utilizado para detecção da água líquida na vegetação a partir do espaço, obtido através das bandas do infravermelho próximo ( $\sim 0.86\mu\text{m}$ ) e médio ( $\sim 1.240\mu\text{m}$ ).

Para Gates et al. (1965) a maioria das pesquisas realizadas sobre as propriedades espectrais das folhas se preocupou em analisar a região do visível, tendo duas regiões do espectro onde ocorrerá pouca absorção por parte das folhas, sendo uma delas no visível, entre  $0.50 - 0.60\mu\text{m}$  e outra na região do infravermelho  $0.70\mu\text{m} - 1.20\mu\text{m}$ . Já para os comprimentos de ondas superiores a  $1.20\mu\text{m}$  a absorção de vapor de água aumenta acentuadamente.

Na região do infravermelho próximo ( $0.72 - 1.10\mu\text{m}$ ) a absorção de água é baixa ocorrendo pequena absorção da radiação e considerável espalhamento interno da radiação da folha, nesta região a reflectância é quase constante, enquanto na região do infravermelho médio  $1.11 - 3,20\mu\text{m}$  a absorção da água líquida afeta a reflectância das folhas, sendo a absorção maior em  $1.10$ ;  $1.45$ ;  $1.95$  e  $2.7\mu\text{m}$  (PONZONI, SHIMABUKURO e KUPLICH, 2015), sendo destacado os pontos próximos de  $1.50$  e  $2.00$  na Figura 4.

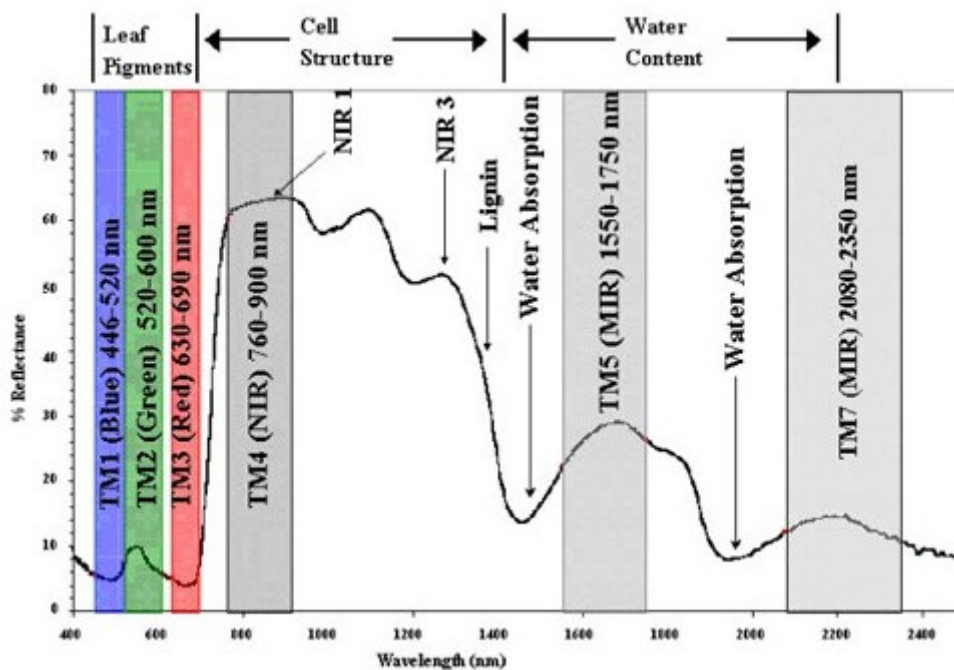


Figura 4. Espectro de absorção da água.  
Fonte. Site da Engesat, 2018.

O NDWI é um índice de vegetação independente podendo ser complementar ao índice de vegetação por diferença normalizada - NDVI (GAO 1996). Este índice tem relação com o conteúdo de água presente nas folhas das plantas e pode ser obtido pela combinação de bandas espectrais dos satélites orbitais (CARDOZO, 2009).

O índice espectral da água é um número obtido de uma operação aritmética de duas ou mais bandas espectrais, sendo a energia absorvida pela água nas bandas do infravermelho próximo e médio. A operação aritmética é responsável também pela melhoria dos sinais espectrais contrastando a reflectância entre diferentes comprimentos de onda, que também cancela uma grande parte dos componentes dos ruídos (JI; ZHANG e WYLIE, 2009).

Em pesquisa realizada no Pantanal sul-mato-grossense, Cardozo (2009) obteve, para áreas alagadas, resultados para o NDWI com valores negativos e positivos, que representam área com predominância de solo e vegetação seca, e área com vegetação verde e água, respectivamente; para as áreas antropizadas, assim como as com solo exposto, apresentam valores mais baixos de umidade, as quais também apresentam valores mais elevados para o albedo de superfície (DE OLIVEIRA et al., 2010).

Em estudo realizado por De Oliveira et al. (2010) que avaliou as mudanças ocorridas espaço-temporalmente na bacia do rio Moxotó-PE através do NDWI e albedo foram encontrados resultados que caracterizavam as áreas com vegetação arbustiva e fechada com valores mais elevados de umidade com índices de NDWI superiores a 0.25; no sertão Alagoano para o NDWI apresentou valores mais elevados nos períodos chuvosos em razão da vegetação responder fortemente a ocorrência das precipitações. Já nos períodos mais secos são encontrados os valores mínimos. (GONZAGA, SANTOS E NICÁCIO, 2011).

Farias (2017), em seu estudo da variabilidade espaço-temporal da cobertura do solo por índices de vegetação e água no agreste Pernambucano, obteve que o baixo regime pluviométrico em dias próximos as imagens resultaram em valores de NDWI abaixo de 0. Sendo encontrados valores entre 0.0873 e -0.0583 para os anos de 2006 e 2010 respectivamente, evidenciando neste estudo áreas com baixo teor de presença de água na região do Agreste Pernambucano.

O produto obtido pelo cálculo do NDWI é adimensional e varia entre -1 e 1. em decorrência do teor de água da folha, e também do tipo de vegetação e cobertura. Os valores de NDWI elevados representam cobertura vegetal e um alto teor de água na vegetação. Já os valores baixos correspondem ao baixo teor de água da vegetação e pouca cobertura vegetal, logo, no período de estresse hídrico o NDWI irá diminuir



(CASTRO, SARTORI e MORAES, 2017). O NDWI tem possibilidade de ressaltar as acumulações hídricas e minimizar o restante dos alvos da superfície dependendo das bandas utilizados no cálculo (RODRIGUES, MORAIS e PASCHOAL, 2017).

Em estudo do NDWI para estações chuvosas e secas na Bacia do Córrego Barreiro – (TO) foi observado que na estação seca diante dos processos de irrigação do tipo inundação, o nível do lençol freático é alterado, acarretando em valores de NDWI variando entre 0.012 e -0.421. sendo a maior parte dos valores negativos encontrados em áreas de maiores altitudes tanto na seca como na estação chuvosa (RODRIGUES, MORAIS E PASCHOAL, 2017).

Para Ding et al (2017) o NDWI é um índice que pode ser utilizado para identificar o fim da atividade metabólica da vegetação. Observado através do declínio do metabolismo nos períodos de seca. Para Farg et al. (2017) em estudo realizado no Nilo oriental obteve resultados positivos na correlação entre o NDWI e a profundidade da água.

Em estudo realizado no Alaska, Mahto e Kushwaha (2018) classificou o NDWI em três classes: pixel de água pura, pixel de não água e pixel de solo parcialmente saturado sendo utilizado para monitorar as mudanças com relação a água e o conteúdo em corpos d'água

### 3.3.3 Albedo

Para todo o espectro solar, o coeficiente de reflexão de uma superfície é comumente conhecido como albedo, um termo emprestado da astronomia e derivado do latim para “brancura”. O albedo é definido como a fração da energia recebida no intervalo do espectro solar (0.3 a 3,0 $\mu$ m) que é refletida por uma superfície (MONTEITH e UNSWORTH, 1990). Segundo Bastiaanse (2000) albedo é a razão entre a quantidade de energia refletida pelo alvo e a energia incidente no mesmo. O albedo determina o fluxo solar disponível na superfície e é o parâmetro essencial na discussão do clima sobre a terra (LIOU, 2009).

O albedo pode ser medido em campo por meio de piranômetros que possuem campo de visada hemisférico e integram toda a radiação refletida no espectro solar e quando utilizados sem a presença de nuvens não sofrem interferência da atmosfera. Os sensores orbitais têm sido utilizados com maior frequência na avaliação das mudanças do albedo de superfície por apresentarem vantagens como a possibilidade de monitoramento de grandes áreas (ACCIOLY et al, 2001).

Para Gomes (2009) o albedo varia de acordo com as características da superfície, sendo uma medida adimensional obtida pela razão entre a radiação solar direta e a difusa em função do ângulo zenital solar com valores altos encontrados próximo ao nascer e pôr do sol e mínimos próximo ao meio dia. Este índice varia em função da posição do sol, grau de cobertura do solo e com o tamanho da planta, umidade do solo e do ar e a cobertura de nuvens (OLIVEIRA, 2010).

Para as superfícies da água, o albedo varia de cerca de 6 a 9%, exceto nos casos envolvendo o baixo ângulo solar que está associado às altas latitudes do hemisfério de inverno. Já para as várias superfícies terrestres pode variar de 10 a 40%. Por exemplo, os desertos e as dunas de areia têm cerca de 30-40%, enquanto que para os prados e as florestas são cerca de 10%. Os albedos de neve e gelo são bem maiores do que 40%. Além disso, os albedos de algumas superfícies de vegetação variam de acordo com o comprimento de onda e com o tipo de vegetação (LIOU 2009).

Oliveira et al (2010) em sua pesquisa as áreas de solo exposto refletiram mais que as áreas com solos mais vegetados. No caso do solo seco podem apresentar variação de albedo entre 8 e 40%, em contrapartida, em solo úmido, a variação ocorre entre 4 e 20 % (OLIVEIRA et al, 2010).

A classificação deste índice para o intervalo do visível (OLIVEIRA, VIANELLO e FERREIRA, 2001) pode ser observada na Tabela 4.

Tabela 4. Albedo para variadas superfícies no intervalo visível (%).

Superfície	Características	Albedo (%)
Superfície de água		6 – 8
Superfícies naturais	Deserto	25 – 30
	Savana, estação seca	25 – 30
	Savana, estação chuvosa	15 – 20
	Pastagens verdes	10 – 20
	Gramma	15 – 25
	Floresta	10 – 20
	Superfície do mar (pequena altura do sol)	10 – 70

Superfície	Características	Albedo (%)
	Superfície do mar (sol > 25° acima do horizonte)	< 10
	Nuvens espessas	70 – 80
	Nuvens finas	25 – 50
Solo descoberto	Dunas de areia, seca	35 – 45
	Dunas de areia, molhada	20 – 30
	Areia, deserto	25 – 40
	Solo escuro	5 – 15
	Solo argila, seca	20 – 35
	Solo arenoso, seco	25 – 45
	Concreto, seco	17 – 27
	Estradas, asfalto	5 – 10
	Neve (limpa, seca)	75 – 95
	Neve (molhada e/ou suja)	25 – 75

Fonte: Oliveira, Vianello e Ferreira (2001).

### 3.4 Umidade do solo

A umidade do solo é definida como a massa de água contida em uma amostra de solo dividido pela massa de solo seco. O teor de umidade no solo é um dos fatores determinantes de alguns processos hidrológicos em uma bacia hidrográfica, como por exemplo, na separação entre as parcelas da precipitação que infiltra e a que escoar superficialmente (NASCIMENTO, 2002).

Para Haubrock et al. (2008), a umidade do solo é uma das principais variáveis nos processos de controle do ciclo hidrológico. As informações sobre a umidade do solo são necessárias para monitoramento e modelagem dos processos nas superfícies em várias escalas espaciais, sendo muitos destes modelos validados com a quantificação da

umidade do solo em relação ao reflorestamento, porém somente alguns foram aplicados a partir do sensoriamento remoto e amplamente validados em campo.

A umidade do solo possui uma grande variabilidade espaço-temporal decorrente de alguns fatores como: a textura do solo, tempo, vegetação e topografia, sendo a umidade do solo um fator importante para o crescimento e desenvolvimento das plantas, estando altamente relacionada com as características temporais e a intensidade de precipitação (DOS SANTOS, MONTENEGRO E SILVA, 2011).

De acordo com Cortez et al (2015) os horários que foram realizadas as leituras influenciaram sobre a umidade e a temperatura do solo em todos os estágios de desenvolvimento do milho.

Segundo Esch et al. (2018) a umidade do solo tem influência nos processos de troca hidrológica e meteorológica na superfície da terra e é um dos principais fatores nos processos de troca solo-vegetação-atmosfera, interferindo no crescimento das plantas e na produção de alimentos relação com a umidade do solo. Existem diferentes métodos para estimar a umidade do solo e o sensoriamento remoto é uma ferramenta que pode ser utilizada para estimar os valores da superfície.

### 3.5 *Surface Energy Balance Algorithm For Land (SEBAL)*

O SEBAL foi elaborado em 1993 com intuito de mapear valores advindos da energia da superfície, e diferentes dos outros modelos de sensoriamento remoto não precisa de medições em terra (BASTIAANSEN; HOEKMAN; ROEBELING, 1993). Este algoritmo tem sido validado em diferentes países, com dados de campanhas experimentais em áreas irrigadas e bacias hidrográficas, sendo usado em escala operacional nos Estados Unidos, e em outros países, propiciando a geração de diversos produtos, como identificação da eficiência de uso da água, produtividade de água, produtividade de culturas, umidade do solo dentre outros (BASTIAANSEN, 1995).

Morse et al. (2000) define SEBAL como um conjunto de algoritmo de processamento de imagem composto por vinte e cinco etapas computacionais que calcula trocas de energia na superfície terrestre através de imagens de satélites que são capazes de medir a radiação na região do visível, infravermelho próximo e termal.

Baseado em alguns dados locais aferidos em superfície e medições espectrais de satélites, o SEBAL é um algoritmo semi-empírico que promove a parametrização do balanço de energia e fluxos de superfície (WELIGEPOLAGE, 2005), sendo um dos algoritmos mais utilizados no sensoriamento remoto, onde o mesmo é aplicado para

estudos de fluxo de calor e massa na superfície (GOMES, 2009). Assim, para a inicialização do mesmo faz a utilização de imagens de satélite que possibilitam determinar o albedo de superfície.

A aplicabilidade do SEBAL em imagens captadas pelo sensor OLI a bordo do Landsat 8 estão sendo ainda inicializados, tendo em vista que este satélite está em órbita por cerca de cinco anos e os estudos estão sendo realizados com objetivo de obter resultados satisfatórios e ao mesmo tempo estão servindo para aprimorar os coeficientes dos satélites para melhorar a acurácia dos modelos e assim poder extrapolar os resultados (RUHOFF ET AL., 2015).

Estudos de validação também estão sendo realizados no Brasil em locais de diferentes tipos de vegetação, como exemplo, Gomes (2009) estimou e validou o albedo em área de cerrado e cana de açúcar no estado de São Paulo. Silva et al.(2010) também estimou e validou o albedo de superfície em áreas heterogêneas do estado do Ceará; e Ruhoff et al. (2015) utilizou imagens captadas pelo sensor OLI e estimou albedo, validando com dados de uma torre micrometeorológica instalada dentro de uma área com vegetação constituída de mata atlântica (floresta ombrófila densa), que sofreu perturbação por corte.

Segundo Ke (2016) o SEBAL está entre um dos principais modelos utilizados para cálculo de dados da superfície como a evapotranspiração, sendo as abordagens existentes desenvolvidas especificamente para a redução da evapotranspiração calculadas a partir de imagens do MODIS e do Landsat podendo obter resultados diários, mensais ou sazonais.

## 4 METODOLOGIA

### 4.1 Caracterização da área de estudo

O estudo foi realizado na região rural da cidade de Floresta, Pernambuco, com a utilização de três estações micrometeorológicas (Figura 5), situadas próximas ao Rio Pajeú. O município de Floresta está inserido na unidade geambiental da Depressão Sertaneja a que representa a paisagem típica do semiárido nordestino, caracterizada por uma superfície de pediplanação bastante monótona, relevo predominantemente suave-ondulado, cortada por vales estreitos, com vertentes dissecadas.

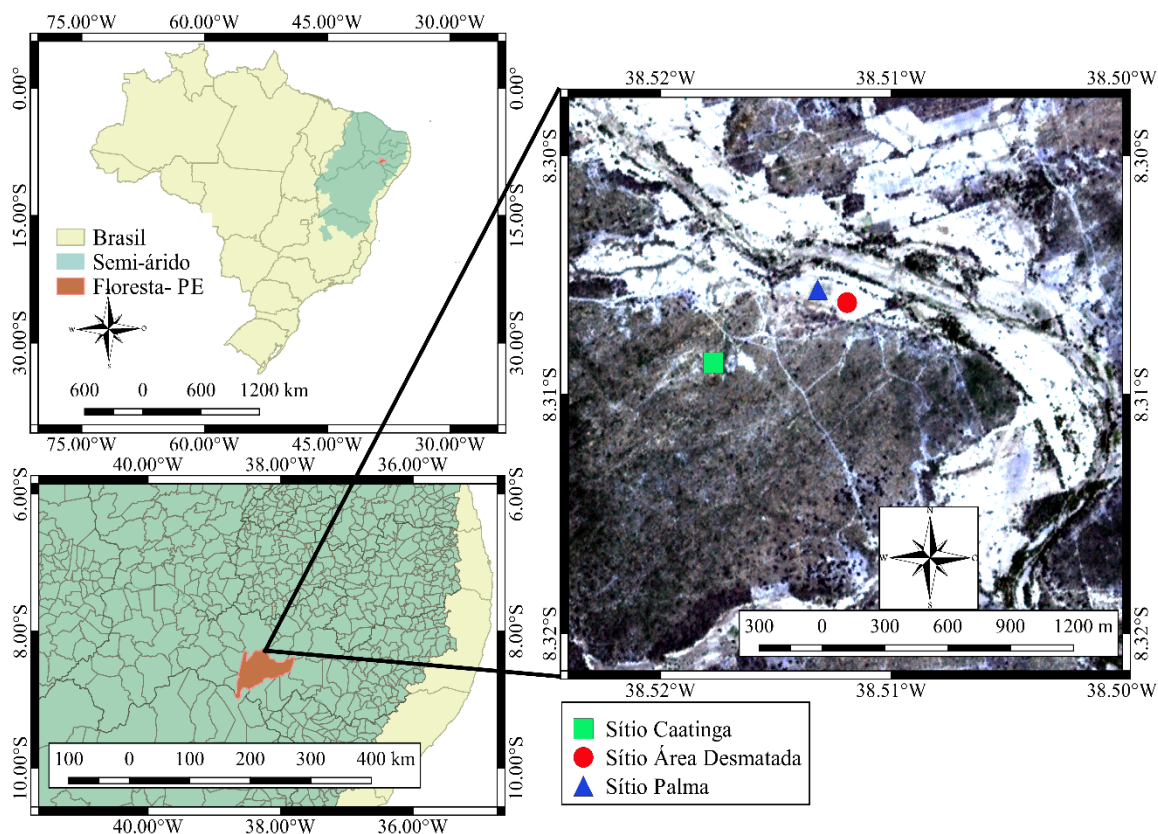


Figura 5. Localização da área de estudo.

Fonte: Autor, 2018.

A vegetação é basicamente composta por caatinga hiperxerófila com trechos de mata atlântica. O clima é semiárido com chuvas de verão, sendo o período chuvoso de janeiro até abril e no inverno geralmente não chove deixando o local seco. A precipitação total acumulada anualmente é de 610.1mm e temperatura média de 20.6 ° C. As estações possuem áreas de 200 hectares caatinga, 4 hectares na área desmatada e 1.1 hectares de palmas.

## 4.2 Estações micrometeorológicas

Foram coletados dados de precipitação através de estações micrometeorológicas no período de janeiro de 2015 a dezembro de 2017, nos sítios Caatinga, Área Desmatada e Palmas, foram empregados para calibração e validação do SEBAL/METRIC. Esses dados foram cedidos pelo professor Dr. Thieres George Freire da Silva, da Universidade Federal Rural de Pernambuco, Grupo de Agrometeorologia do Semiárido (GAS/UFRPE). A instrumentação utilizada nas estações micrometeorológicas (Figura 6) instaladas em cada sítio, inclui medições automáticas de diferentes elementos do tempo e clima.



A. Caatinga

B. Área Desmatada

C. Palma

Figura 6. Estações micrometeorológica (A) Sítio Caatinga (B) Sítio Área Desmatada (C) Sítio Palma.  
Fonte: Autor, 2018.

## 4.3 Precipitação

Foram utilizadas *dataloggers* do modelo CR10X (*Campbell Scientific Inc, Logan, Utah, USA*) acopladas as estações micrometeorológicas obtendo leituras em intervalos de um minuto e armazenando os dados a cada dez minutos sendo calculados os acumulados mensais de cada estação micrometeorológica. Sendo obtidas as precipitações acumuladas mensais e anuais.

#### 4.4 Processamento de dados

Neste trabalho foram utilizadas imagens do satélite Landsat 8 (sensores OLI e TIRS) do quadrante 66 através do site da USGS que é responsável pela geração de dados e arquivamentos das imagens, estas que foram obtidas para 32 datas diferentes conforme Tabela 5.

Tabela 5. Datas das imagens utilizadas no estudo.

DATAS			
06/02/2015	20/10/2015	29/04/2016	10/01/2017
26/03/2015	05/11/2015	15/05/2016	27/02/2017
27/04/2015	21/11/2015	18/07/2016	15/03/2017
13/05/2015	07/12/2015	03/08/2016	16/04/2017
14/06/2015	23/12/2015	20/09/2016	25/05/2017
01/08/2015	24/01/2016	06/10/2016	03/06/2017
02/09/2015	09/02/2016	23/11/2016	06/08/2017
04/10/2015	28/03/2016	25/12/2016	07/09/2017

Fonte: Autor, 2018

As imagens são baixadas georreferenciadas ao Datum WGS 84 Norte e reprojetadas através da propriedade do projeto com o uso da aba SRC para o Datum SIRGAS 2000 Fuso 24 (Sul) referência geocêntrica na projeção UTM, sendo em sequência empilhadas através do comando miscelânea no Quantum Gis 2.14.20 desde a banda azul (2) até a infravermelho termal (7) e representadas na composição RGB com resolução espacial de 30 x 30 metros.

No site do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) foram baixados quatro arquivos shapefiles do Estado de Pernambuco para localização e recorte da área de análise. Posteriormente as imagens e os arquivos shapefiles foram reprojetados para o Datum: SIRGAS 2000. Fuso 24 (Sul) referência geocêntrica na projeção UTM no *software* QGis 2.14.20. Após a reprojeção dos arquivos foram realizados recortes regulares, calibrações e processamento das imagens e gerados os mapas temáticos expostos no trabalho.

##### 4.4.1 Cálculo dos índices

O cálculo do NDWI foi realizado para todas as imagens obtidas no estudo, sendo calculado usando a equação 01 pela metodologia de Gao (1996), utilizando as bandas 5



(infravermelho próximo) e 6 (infravermelho médio) do Landsat 8, e bandas 4 (infravermelho próximo) e 5 (infravermelho médio) no Landsat 5.

$$NDWI = \frac{\lambda_{IV_{próximo}} - \lambda_{IV_{médio}}}{\lambda_{IV_{próximo}} + \lambda_{IV_{médio}}} \quad (01)$$

Já o NDVI foi calculado usando a equação 02 proposta pela metodologia de Tucker (1979) utilizando as bandas 5 (infravermelho próximo) e 4 (vermelho) do Landsat 8.

$$NDVI = \frac{\lambda_{IV_{próximo}} - \lambda_{vermelho}}{\lambda_{IV_{próximo}} + \lambda_{vermelho}} \quad (02)$$

#### 4.4.2 Albedo

O albedo foi calculado conforme equação 03, no entanto para sua obtenção, é necessário que alguns parâmetros sejam obtidos, conforme descrição nos tópicos a seguir.

$$\alpha = \frac{E_{Refletida}}{E_{Incidente}} \quad (03)$$

##### 4.4.2.1 Reflectância

Para o cálculo do albedo de superfície primeiramente foi calculada a reflectância da imagem (Equação 04), onde os fluxos representam a reflectância no topo da atmosfera, calculada com informações de cada pixel da imagem. Assim foram calculadas as reflectâncias das bandas (2 a 7), como proposto por Chander, Markham e Helder (2009):

$$\rho_{\lambda,b} = \frac{Add_{ref,b} + Mult_{ref,b}ND_b}{Cos\theta \cdot dr} \quad (04)$$

Sendo  $Add_{ref,b}$  (o termo aditivo) e  $Mult_{ref,b}$  (o termo multiplicativo) da reflectância referente a cada banda do satélite utilizada neste cálculo. Os valores de  $Add_{ref,b}$  ( $-1 \times 10^{-1}$ ) e  $Mult_{ref,b}$  ( $2 \times 10^{-5}$ ) são obtidos através do arquivo metadata das imagens.

O termo NDb representa a intensidade de cada pixel em cada banda no Landsat-8 onde este valor varia entre 0 e 65365; O  $\cos\theta$  é o ângulo zenital referente ao vetor terra-sol, que também é obtido no arquivo metadata das imagens.

#### 4.4.2.2 Distância Terra-Sol ( $dr$ )

Já a distância terra sol corresponde ao inverso do quadrado da distância terra sol (Equação 05).

$$dr = 1 + 0.033 \cdot \cos\left(\frac{DJ \cdot 2\pi}{365}\right) \quad (05)$$

Em que DJ representa o Dia Juliano do ano e o ângulo é calculado em radianos

#### 4.4.2.3 Cálculo do albedo planetário ( $a_{toa}$ )

O passo seguinte foi calcular o albedo não ajustado no topo da atmosfera que é feito através da reflectância espectral ( $\rho_{\lambda,b}$ ) de cada banda com pesos ( $r_{\lambda,b}$ ) já determinados para as bandas (2 a 7) de acordo com equação a seguir:

$$a_{toa} = (\rho_2 \times r_2) + (\rho_3 \times r_3) + (\rho_4 \times r_4) + (\rho_5 \times r_5) + (\rho_6 \times r_6) + (\rho_7 \times r_7) \quad (06)$$

Onde os valores de  $r_{\lambda,b}$  foram determinados por Ruhoff et al. (2015) e estão descritos na Tabela 7 a seguir:

Tabela 6. Coeficientes dos pesos ( $r_{\lambda,b}$ ) para o cálculo do albedo planetário através do uso de imagens orbitais do Landsat 8- OLI.

Banda	Coefficiente
2	0.300
3	0.276
4	0.233
5	0.143
6	0.035
7	0.012

Fonte: Ruhoff et al. (2015).

#### 4.4.2.4 Coeficientes de Irradiância

Os coeficientes de peso correspondem à razão entre a irradiância espectral das bandas e somatório de todas as irradiâncias das seis bandas utilizadas neste trabalho. A

Equação 07 (Starks et al, 1991) representa a intensidade da irradiância solar na superfície.

$$r_{\lambda,b} = \frac{ESUN_{\lambda,b}}{\sum ESUN_{\lambda,b}} \quad (07)$$

Os valores de irradiância ( $ESUN_{\lambda,b}$ ) utilizados no cálculo estão dispostos na Tabela 8, conforme obtidos por Ruhoff et al. (2015).

Tabela 7. Valores de irradiância espectral no topo da atmosfera ( $ESUN_{\lambda,b}$ ) para imagens orbitais do Landsat 8- OLI.

Banda	$ESUN_{\lambda}$ (W/m <sup>2</sup> μm)
2	1982
3	1827
4	1540
5	942
6	234
7	79

Fonte: Ruhoff et al., 2015.

O somatório correspondente aos valores de irradiância espectral no topo da atmosfera ( $ESUN_{\lambda,b}$ ) é igual a 6.604 W/m<sup>2</sup> μm.

#### 4.4.2.5 Transmissividade ( $\tau_w$ )

A transmissividade atmosférica ( $\tau_w$ ), que é a quantidade de energia solar incidente, transmitida pela atmosfera, representando assim a ação de absorção e reflexão de toda radiação ao passar pela atmosfera, foi computada utilizando a Equação 08, proposta por Allen et al., (2002), em que foi dada em função da altitude do local.

$$\tau_w = 0.75 + 2 \times 10^{-5} \times MED \quad (08)$$

Para as estações do estudo foi utilizado um modelo digital de elevação (MED) obtido através da Missão Topográfica Radar Shuttle (SRTM) disponibilizado no site do INPE através do banco de dados - TOPODATA.

#### 4.4.2.6 Cálculos do albedo em superfície ( $\alpha$ )

O passo final foi obter o valor do albedo em superfície proposto por Tasumi et al. (2008) e descrito na Equação 09.

$$\alpha = \frac{\alpha_{toa} - \alpha_{atn}}{\tau_w} \quad (09)$$

Em que  $\alpha_{atn}$  corresponde o valor do albedo atmosférico, no qual condiz a quantidade de transferência de energia radiativa absorvida para a atmosfera, Bastiaanssen (2000) propôs um modelo que varia 0.025 a 0.040. neste estudo utilizou-se o valor de 0.03, valor este que é recomendado na utilização do modelo SEBAL.

#### 4.5 Umidade do solo

Para estimar a umidade do solo *in situ* foram utilizadas três estações micrometeorológicas (Tabela 9) instaladas na área Caatinga, área Desmatada e área de Palmas localizadas no município de Floresta-PE.

Tabela 8. Localização das Estações Micrometeorológicas em UTM.

ESTAÇÃO	NORTE	ESTE
CAATINGA	9.081.546,752	553.106,729
DESMATADA	9.081.823,468	553.745,758
PALMAS	9.081.884,447	553.605,981

Foram coletados dados de umidade do solo conforme metodologia de Primo et al (2015) usando sondas capacitivas (Figura 7) para obter dados nas profundidades 0 – 10 cm; 10 – 20 cm, 20 – 30 cm, 30 – 40 cm, 40 – 50 cm e 50 – 60 cm.



A

B

Figura 7. (A) Sonda capacitiva (B) Sonda capacitiva instalada na Área Desmatada.

Pela NORMA DNIT 164/2013-ME, a determinação do teor de umidade do solo realizada em laboratório é obtida através da estufa, o qual a amostra úmida é pesada, após isso vai para a secagem na estufa e é calculada pela razão entre a massa úmida ( $P_h$ ) menos a massa seca ( $P_s$ ) dividido pela massa seca (Equação 10).

$$h = \frac{P_h - P_s}{P_s} \times 100 \quad (04)$$

$h$  = teor de umidade em porcentagem (%)

$P_h$  = massa da amostra úmida

$P_s$  = massa da amostra seca em estufa na temperatura de  $110^\circ\text{C} \pm 5^\circ\text{C}$

#### 4.6 Análise Estatística

##### 4.6.1 Resumo dos cinco números

No software Excel 2016 foram realizados os cálculos que consistiram no resumo dos cinco número são eles: Mínimos, Quartis Excluída (Q1, Q2 e Q3) e Máximos, usando os valores dos índices estimados pelo satélite no período de 2005 a 2017 com a função “QUARTIL.EXC” que considera os *outliers* (valores atípicos na amostra de dados) em decorrência da amplitude interquartil (AIQ) e os limites superior e inferior utilizando as fórmulas abaixo:

$$Q_1 = \frac{N + 1}{4} \quad (11)$$

$$Q_2 = \frac{N + 1}{2} \quad (12)$$

$$Q_3 = \frac{3 \times (N + 1)}{4} \quad (13)$$

$$AIQ = Q_3 - Q_1 \quad (14)$$

$$\text{Limite superior} = \text{Média} + 1.5 \times AIQ \quad (15)$$

$$\text{Limite inferior} = \text{Média} - 1.5 \times AIQ \quad (16)$$

#### 4.6.2 Regressão

A regressão linear simples é uma técnica estatística utilizada para encontrar os coeficientes a e b de acordo com a reta que se ajusta melhor aos pontos, por meio de uma equação linear do tipo  $y = a + bx$ . Sendo o  $r^2$  o coeficiente que quantifica e mostra quanto os valores previstos podem determinar os dados observados (MARÔCO, 2018).

##### 4.6.2.1 Correlação

Para Pearson (1901) *apud* Triola (2013), existe uma correlação entre duas variáveis quando uma delas relaciona-se com a outra de alguma forma. Sendo o coeficiente de correlação linear o valor que exprime a intensidade da relação linear, também chamado de coeficiente de correlação do produto de Pearson, que é explanado seus valores de acordo com Tabela 10, que para um teste de significância com 95 e 99% respectivamente apresenta valores fortes de correlação acima de 0,80; médio entre 0,79 e 0,50 e fracos abaixo de 0,49. Foi utilizado o teste de T-student para verificar a significância utilizando o software SPS na versão estudante.

Tabela 9. Valores críticos do coeficiente de correlação de Pearson  $r$ .

N	$\alpha = 0.05$	$\alpha = 0.01$
4	0.950	0.990
5	0.878	0.959
6	0.811	0.917
7	0.754	0.875
8	0.707	0.834
9	0.666	0.798
10	0.632	0.765
11	0.602	0.735
12	0.576	0.708
13	0.553	0.684
14	0.532	0.661
15	0.514	0.641
16	0.497	0.623
17	0.482	0.606
18	0.468	0.590
19	0.456	0.575
20	0.444	0.561
25	0.396	0.505
30	0.361	0.463
35	0.335	0.430
40	0.312	0.402
45	0.294	0.378
50	0.279	0.361
60	0.254	0.330
70	0.236	0.305
80	0.220	0.286
90	0.207	0.269
100	0.196	0.256

Fonte: Triola, 2013.

#### 4.6.3 Calibração e Validação

Das 32 imagens obtidas entre os anos de 2015 e 2017 foram separadas aleatoriamente, sendo 16 imagens utilizada para calibração e outras 16 para validação, com os dados das três estações e sendo utilizadas as médias das estações para o NDWI e as médias da umidade do solo entre 10 – 30 centímetros de cada estação.

#### 4.6.4 Extrapolação

Para extrapolação dos dados de NDWI para obtenção da umidade do solo foram baixadas nove imagens do Landsat 5 entre os anos de 1985 e 2005 para os meses de janeiro, maio e outubro. Que serão calculadas através das equações obtidas nas correlações para as três estações micrometeorológicas.

Tabela 10. Data das imagens utilizadas para extrapolação.

DATAS DAS IMAGENS		
18/01/1985	14/01/1995	09/01/2005
26/05/1985	06/05/1995	01/05/2005
01/10/1985	29/10/2016	24/10/2005



## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os valores da umidade do solo que foram obtidos neste trabalho podem ser observados na Tabela 12. As estações com relação as profundidades em geral registraram maiores valores de umidade nas camadas mais profundas em decorrência dos processos de escoamento superficial, infiltração e percolação ocorrerem nas camadas mais superficiais do solo.

Tabela 11. Umidade do solo Estação Caatinga.

DATA	CAA 0.10	CAA 0.20	CAA 0.30	CAA 0.40	CAA 0.50	CAA 0.60
06/02/2015	0.030	0.042	0.059	0.076	0.095	0.186
26/03/2015	0.048	0.056	0.066	0.080	0.095	0.184
27/04/2015	0.094	0.093	0.080	0.085	0.097	0.185
13/05/2015	0.121	0.124	0.153	0.182	0.192	0.264
14/06/2015	0.043	0.052	0.068	0.089	0.109	0.196
01/08/2015	0.079	0.070	0.070	0.089	0.109	0.197
02/09/2015	0.035	0.049	0.065	0.084	0.103	0.189
04/10/2015	0.031	0.043	0.062	0.084	0.104	0.192
20/10/2015	0.030	0.041	0.061	0.082	0.104	0.189
05/11/2015	0.029	0.040	0.060	0.082	0.103	0.191
21/11/2015	0.028	0.039	0.059	0.080	0.102	0.188
07/12/2015	0.029	0.040	0.059	0.081	0.102	0.188
23/12/2015	0.060	0.048	0.060	0.079	0.098	0.151
24/01/2016	0.105	0.085	0.079	0.086	0.101	0.156
09/02/2016	0.078	0.083	0.107	0.123	0.139	0.180
28/03/2016	0.080	0.076	0.085	0.087	0.106	0.162
29/04/2016	0.037	0.048	0.063	0.081	0.100	0.157
15/05/2016	0.043	0.046	0.061	0.079	0.098	0.153
18/07/2016	0.033	0.045	0.060	0.078	0.097	0.152
03/08/2016	0.043	0.033	0.035	0.052	0.073	0.132
20/09/2016	0.031	0.041	0.058	0.078	0.099	0.156
06/10/2016	0.028	0.039	0.056	0.077	0.098	0.154
23/11/2016	0.027	0.036	0.053	0.074	0.096	0.151
25/12/2016	0.069	0.069	0.061	0.076	0.096	0.147
10/01/2017	0.044	0.061	0.067	0.080	0.098	0.151
27/02/2017	0.070	0.061	0.066	0.080	0.098	0.151
15/03/2017	0.094	0.061	0.065	0.080	0.097	0.148
16/04/2017	0.098	0.092	0.108	0.118	0.131	0.185
25/05/2017	0.081	0.056	0.055	0.067	0.087	0.149
03/06/2017	0.101	0.047	0.045	0.059	0.083	0.146
06/08/2017	0.038	0.036	0.038	0.051	0.071	0.131
07/09/2017	0.030	0.036	0.040	0.053	0.073	0.128

Fonte: Autor, 2017.

A dinâmica das chuvas entre os anos de 2015 e 2017 apresentaram baixos registros de precipitação nas estações micrometeorológicas com o acumulado de precipitação anual bem abaixo dos 610.10 mm expostos pelo INMET para a cidade de Floresta – PE, sendo representado na Figura 8 o acumulado de precipitação mensal entre os anos de 2015 e 2017 com grande parte dos meses obtendo valores de acumulado de

precipitação abaixo da média obtida entre os anos de 1961 e 1990. Segundo dados do Ggweather (2018) no durante o ano de 2015 ocorreu o fenômeno El Niño em intensidade muito forte com índices de oscilação acima de 2.0, de acordo com a literatura nos casos de El Niño de intensidade moderada a muito forte o fenômeno tende atenuar de maneira significativa o regime de precipitação na região nordeste do Brasil (ARAGÃO, 1990; FREITAS et al, 2016). No começo do ano de 2016 a precipitação mais intensa no mês de janeiro se deu devido a atuação do fenômeno La Niña que provoca efeitos contrários aos casos de El Niño, intensificando a precipitação (Ggweather, 2018), enquanto no ano de 2017 a diminuição na intensidade da precipitação não foi associada a casos de Enos, podendo ser associados a outros fatores meteorológicos.

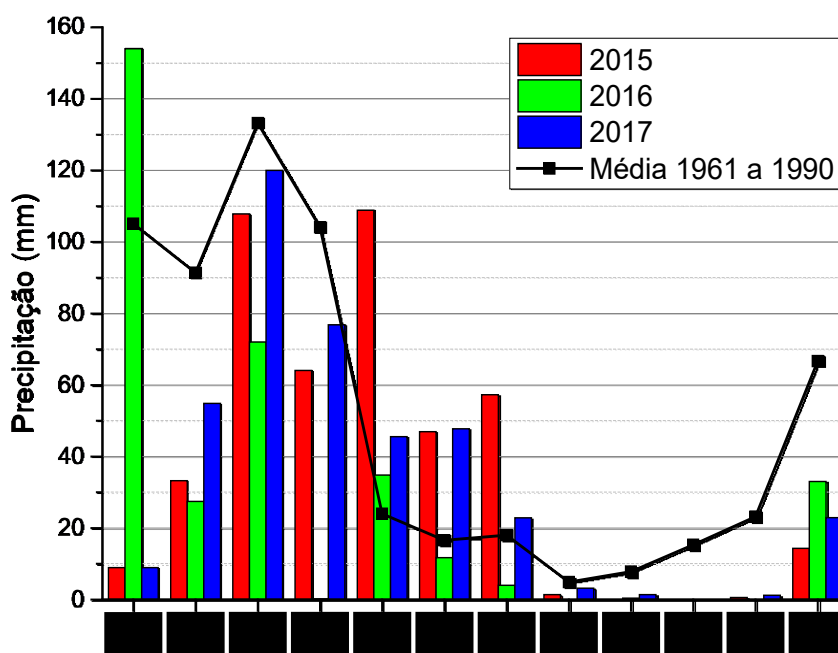


Figura 8. Acumulado de precipitação mensal para os anos de 2015, 2016 e 2017.

Foram obtidos resultados pontuais de 32 imagens para os pontos georreferenciados das três estações para os índices de umidade vegetação e albedo. A distribuição temporal do NDWI, NDVI e Albedo entre os anos de 2015 e 2017 sendo representados nas Figuras 09, 10 e 11.

O NDWI apresentou valores quase uniformes para as três estações micrometeorológicas no período entre agosto e dezembro de 2015 com valores de solo

seco em razão de um baixo índice pluviométrico para mesma época atingindo uma precipitação acumulada de 16,32 milímetros neste período (Figura 09).

Tendo a palma valores um pouco mais elevados em razão da mesma ter propriedades higroscópicas que possibilitam o armazenamento e retenção de água (Araújo et al, 2005), o que acarreta em uma perda de umidade mais lenta por parte da palma, visto que em praticamente todos os períodos da evolução temporal com valores de NDWI abaixo de 0 (solo seco), apresentou maior valor de NDWI.

No mesmo período citado, a região da caatinga apresentou valores mais baixos de NDWI até que a de área desmatada, esta que em decorrência da falta de cobertura vegetal poderia ter acelerado o escoamento superficial nas poucas ocorrências de chuva no local, acarretando em uma menor infiltração da água resultando em valores provavelmente mais baixos entre as três áreas (DOS SANTOS, MONTENEGRO E SILVA, 2011). Além da área descoberta está mais propensa a radiação solar de forma direta no solo de aumentando a perda de água por evapotranspiração.

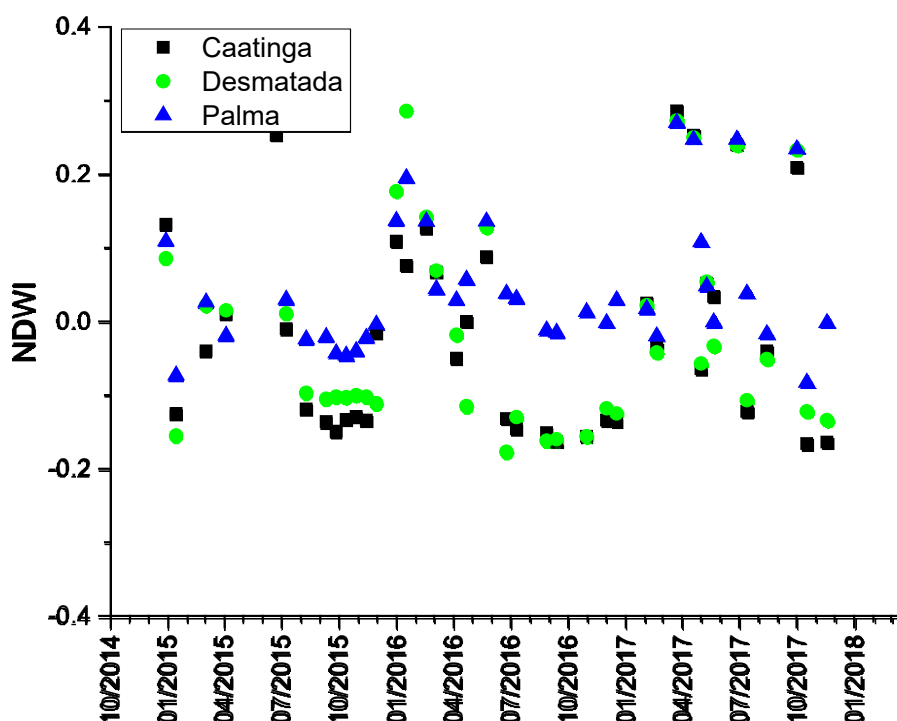


Figura 9. Evolução temporal do NDWI.

Observa-se na Figura 10 que o NDVI só apresentou resultados positivos, ou seja, não ocorrendo corpos d'água os quais são representados por valores negativos. Além disso, a área desmatada apresentou os valores mais baixos em razão do índice ser

estimado pela presença de vegetação e quanto mais forte a ação da clorofila mais altos os valores para o NDVI.

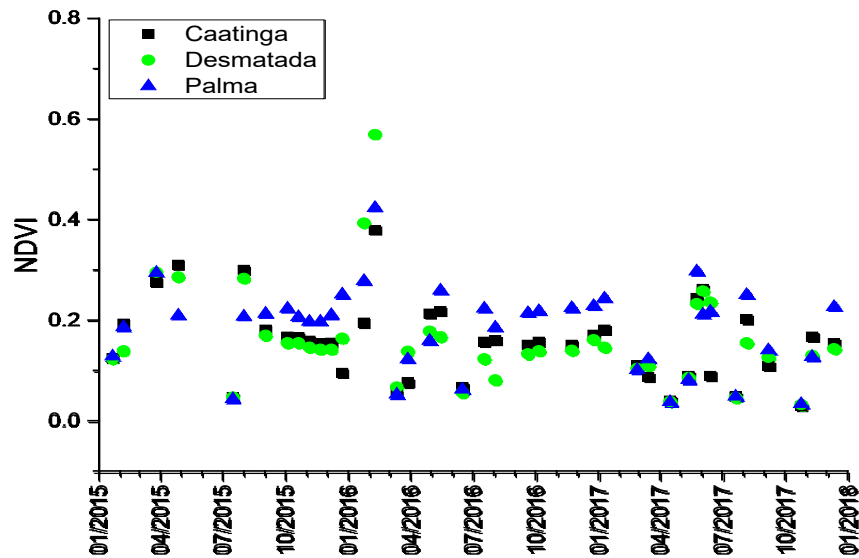


Figura 10. Evolução temporal do NDVI.

Já para o albedo algumas imagens tiveram bastante presença de nuvens, acarretando em valores altos para ultrapassando o limite de 1 (Figura 11). Mas de uma maneira geral, a área de caatinga foi a que apresentou menores valores de albedo, ao contrário da área desmatada, a qual predominou valores maiores em decorrência do solo exposto refletir mais que as áreas com vegetação.

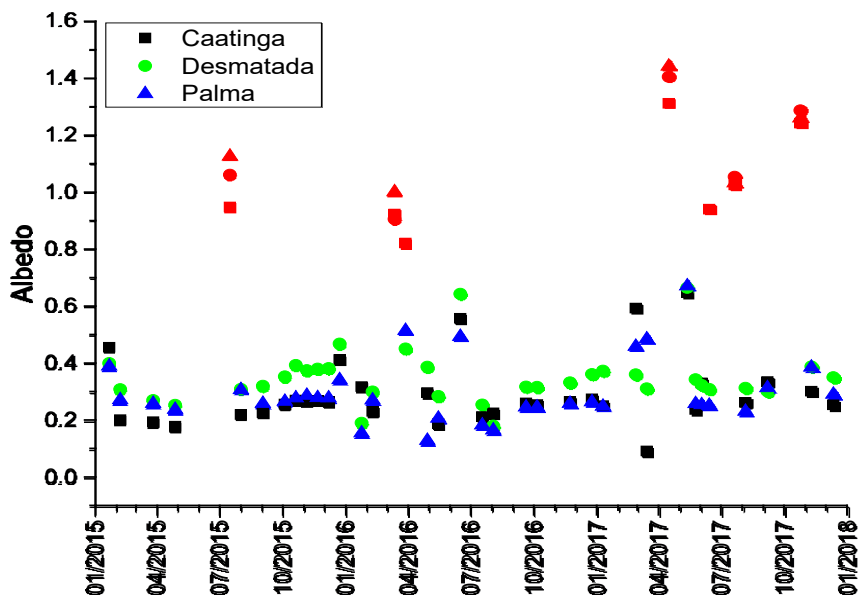


Figura 11. Evolução temporal do Albedo.

Na representação estatística obtida pelo resumo dos 5 números, representados nas as Figuras 12 a 14, com valores de limites máximo e mínimo e os quartis, além da média.

Não foi encontrado nenhum dado discrepante (outlier) no resumo dos cinco números, ou seja, os dados se comportaram de uma maneira uniforme (Figura 13). A caatinga e a área desmatada tiveram valores máximos de NDWI iguais com valor de 0.286; já a palma, 0.270. No entanto, a região de palma obteve valores de média e mediana mais elevados, em decorrência desta planta ter a propriedade de reserva de água em suas ramificações. A área desmatada apresentou o menor valor igual a NDWI - 0.177.

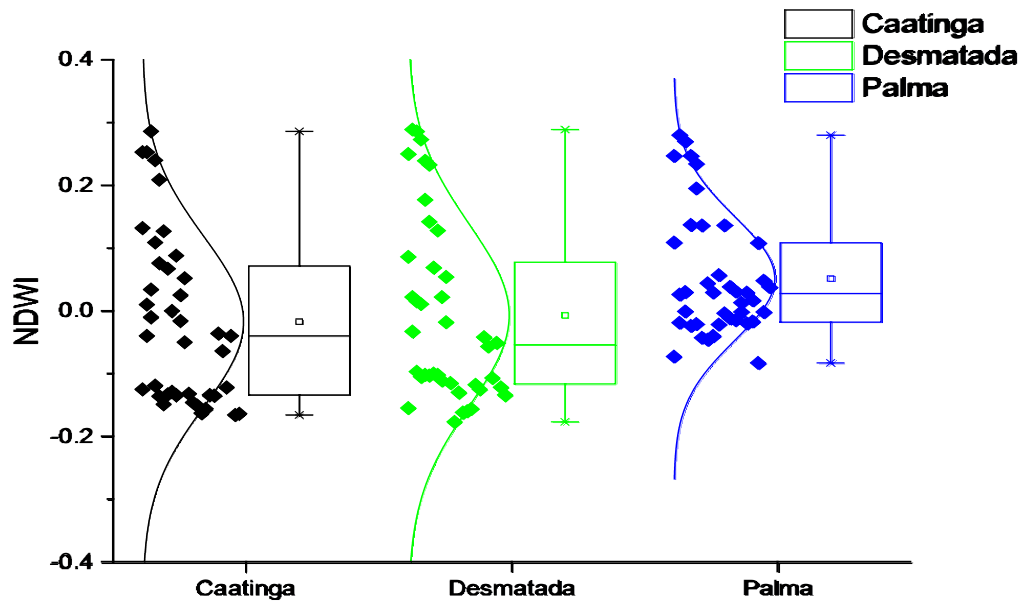


Figura 12. Estatística dos dados obtidos para o NDWI

Diferente do NDWI que não teve dados discrepantes no NDVI em todas as estações foram encontrados dados de outliers dispersando dentro da amostra. Sendo na caatinga o valor máximo e 0.379 e na palma 0.423 ultrapassaram os limites máximos de 0.310 e 0.288 respectivamente. Já na área desmatada ultrapassou o limite máximo de 0.308 e também o mínimo de 0.053 com dados tendo valores até de 0.569 e 0.038.

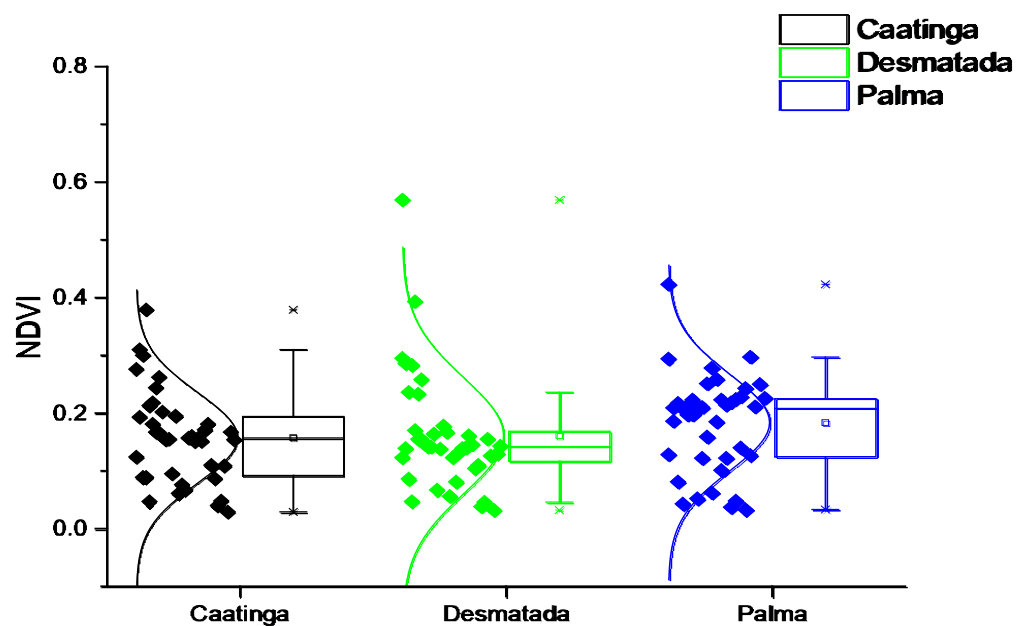


Figura 13. Estatística dos dados obtidos para o NDVI

No Albedo as estações caatinga, área desmatada e palma tiveram valores discrepantes além dos limites mínimo e máximo. Mostrando que este índice foi o que teve uma maior variação de valores extraídos das imagens.

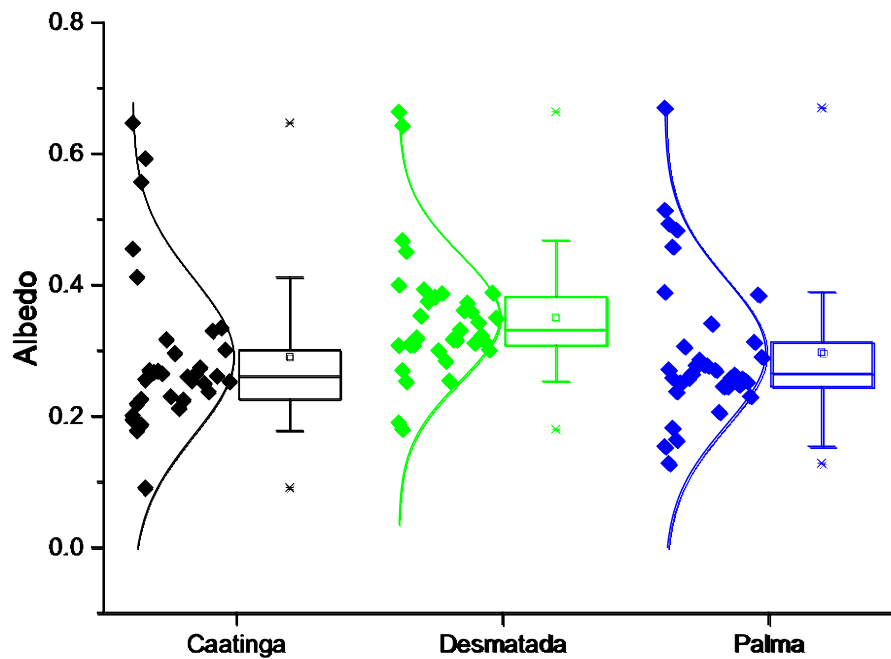


Figura 14. Estatística dos dados obtidos para o Albedo.

Foram utilizados dados para correlação de Pearson com 32 imagens com um fator de significância  $\alpha = 0.05$ , para o NDWI e a umidade do solo medida em seis profundidades diferentes.

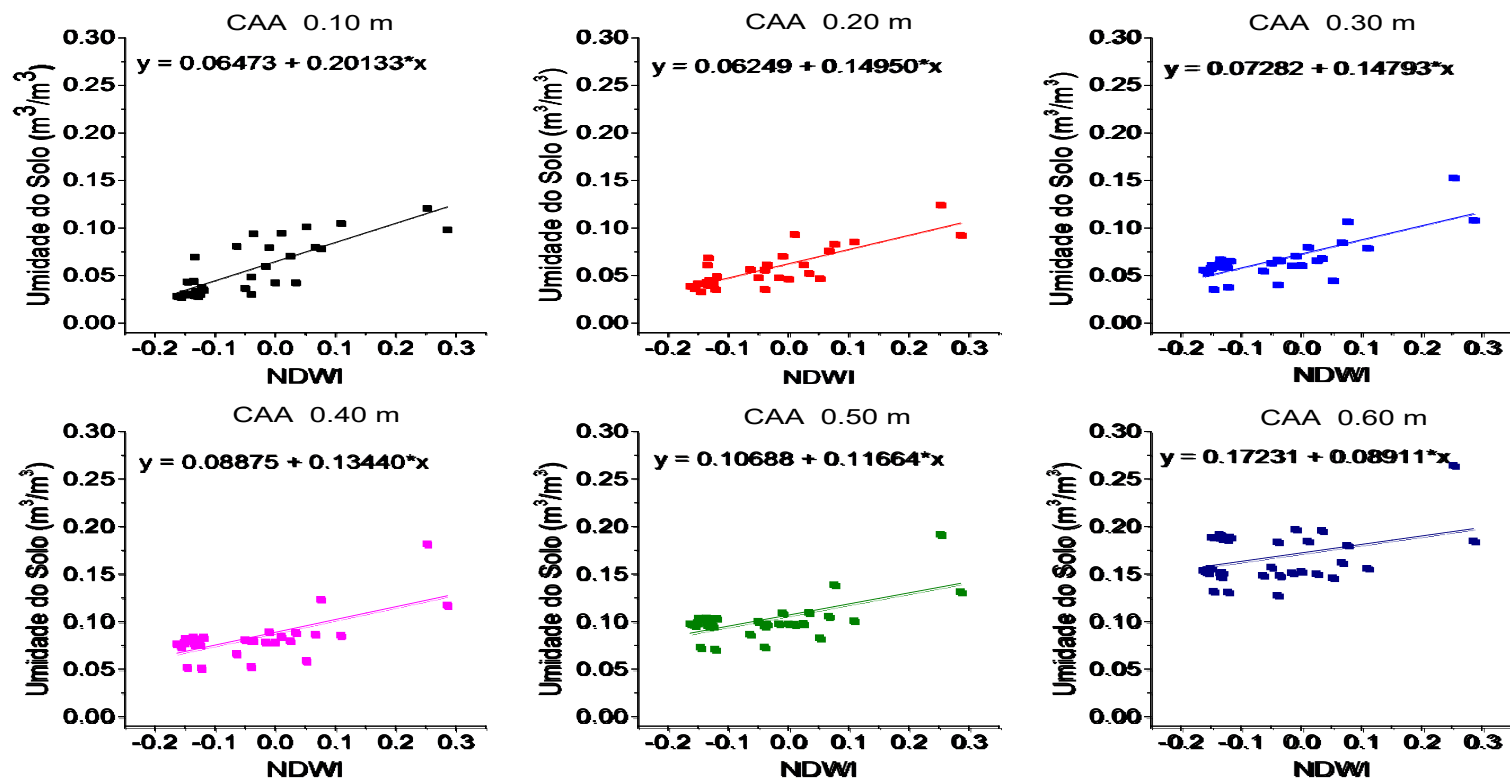


Figura 15. Umidade do solo x NDWI.  
Fonte: Autor, 2017.



Para área de caatinga os dados de umidade do solo em seis profundidades diferentes se mostraram em geral com uma boa confiabilidade dos pontos de NDWI em relação a reta. Obtendo bons valores de correlação, e em praticamente em todas as profundidades foi obtida significância com 99% dos dados conforme Tabela 13.

Tabela 12. Correlação de Pearson e  $R^2$  na Área de Caatinga para o NDWI x Umidade do solo.

PROFUNDIDADE	PEARSON'S R	$R^2$
0.10	0.779**	0.637
0.20	0.791**	0.643
0.30	0.755**	0.567
0.40	0.657**	0.420
0.50	0.624**	0.378
0.60	0.399 *	0.111

\*\* . A correlação é significativa no nível 0,01; \* . A correlação é significativa no nível 0,05.

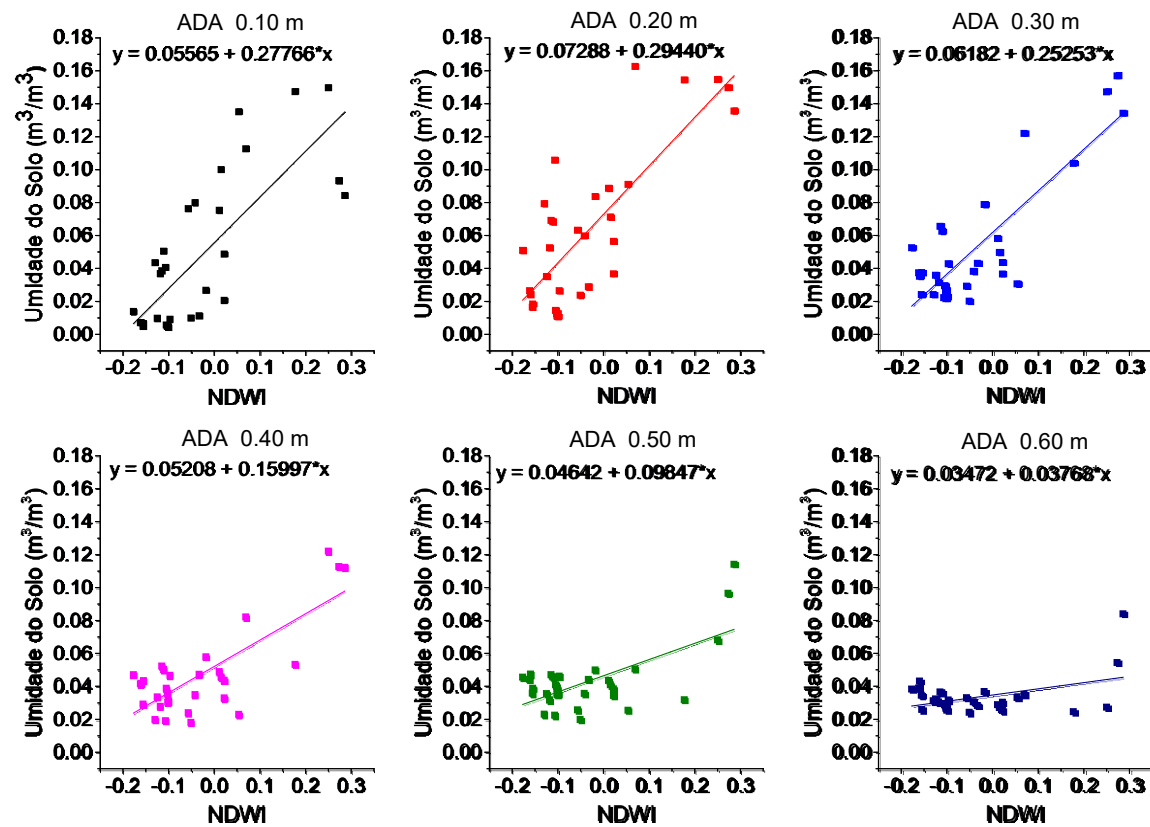


Figura 16. Umidade do solo x NDWI – Área Desmatada.  
Fonte: Autor, 2017.

Na área desmatada os pontos ficaram um pouco mais dispersos nas profundidades mais próximas da superfície até 0.20 centímetros. E a partir de 0.30 cm tiveram uma melhor aproximação entre os valores do NDWI e da umidade do solo. Mantendo ainda assim uma correlação boa (Tabela 14).

Tabela 13. Correlação de Pearson e  $R^2$  na Área Desmatada para o NDWI x Umidade do solo.

PROFUNDIDADE	PEARSON'S $R$	$R^2$
0.10	0.772**	0.583
0.20	0.794**	0.619
0.30	0.840**	0.695
0.40	0.779**	0.594
0.50	0.656**	0.411
0.60	0.432*	0.695

\*\* . A correlação é significativa no nível 0,01; \* . A correlação é significativa no nível 0,05.

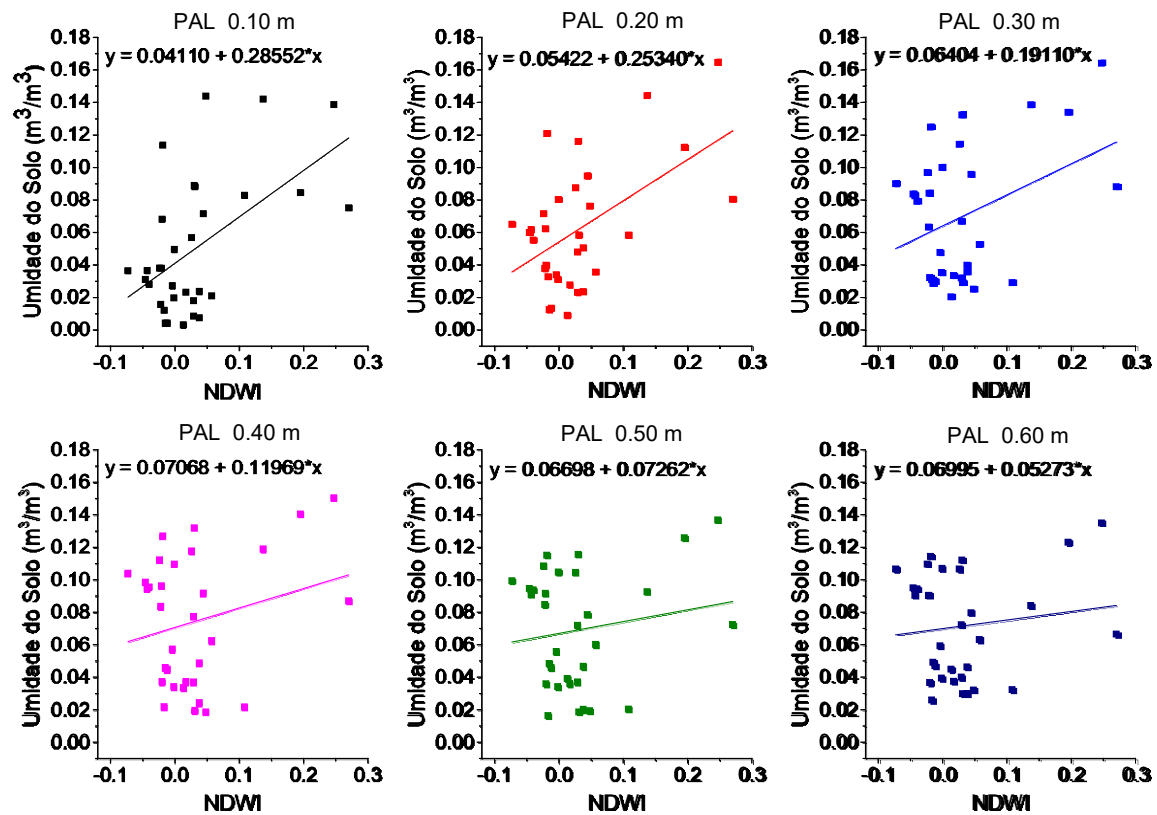


Figura 17. Umidade do solo x NDWI – Palmas.  
Fonte: Autor., 2017

Já na área de palma os valores foram muitos dispersos diminuindo a confiabilidade da análise da umidade do solo e do NDWI nesta área. Apresentando valores de correlação de pouca confiança/significância, existindo ainda bons valores nas profundidades mais próximas da superfície (Tabela 15).

Tabela 14. Correlação de Pearson e  $R^2$  na Área de Palma para o NDWI x Umidade do solo.

PROFUNDIDADE	PEARSON'S R	$R^2$
0.10	0.546**	0.275
0.20	0.532**	0.258
0.30	0.378*	0.114
0.40	0.238	0.025
0.50	0.163	-0.005
0.60	0.129	-0.016

\*\* . A correlação é significativa no nível 0,01; \* . A correlação é significativa no nível 0,05

Nota-se que a inclinação é sempre maior quanto mais perto da superfície, isso significa que uma mudança no valor de umidade na superfície tem relação mais forte com o valor do NDWI. Apontando uma melhor correlação mais próximo da superfície para a área de Caatinga e Desmatada.

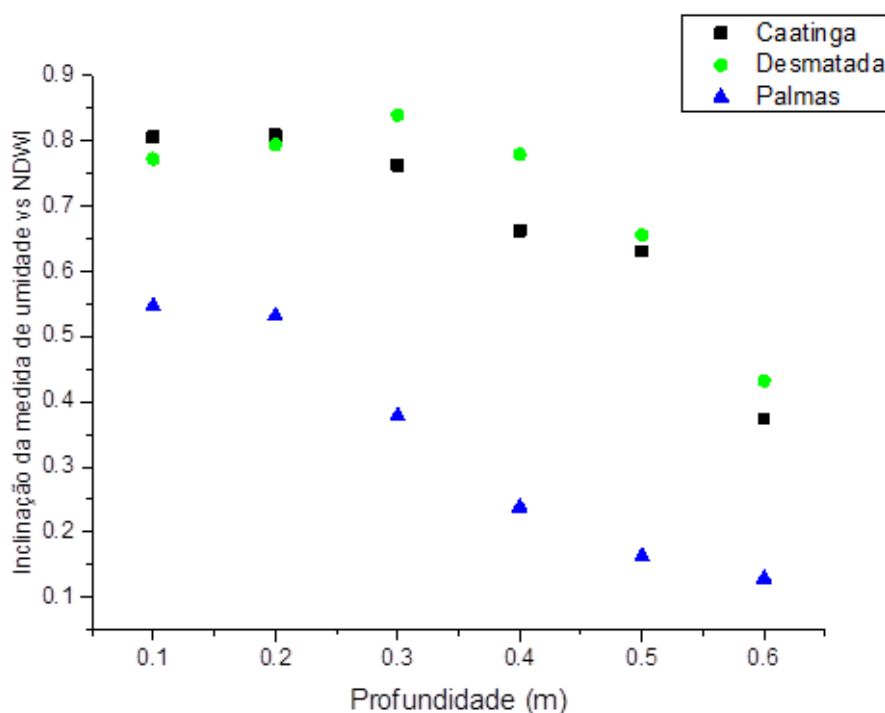


Figura 18. Inclinação dos ajustes.

Embora o período de chuva no local tenha início em janeiro ao final da quadra chuvosa entre os dias 20 e 25 de abril teve um acumulado de precipitação próximo dos 50 mm. Resultado em valores positivos para a área desmatada e caatinga. Já na palma o valor de NDWI foi de -0.019, que pode ter sido ocasionado pelo volume de chuva de aproximadamente 100 mm em um mês. Podendo a palma está eliminando água para entrar em equilíbrio de umidade com o ar ao seu redor (ARAÚJO et al, 2005). Salientando que o tipo de vegetação interfere nos valores obtidos do NDWI pelo algoritmo SEBAL.

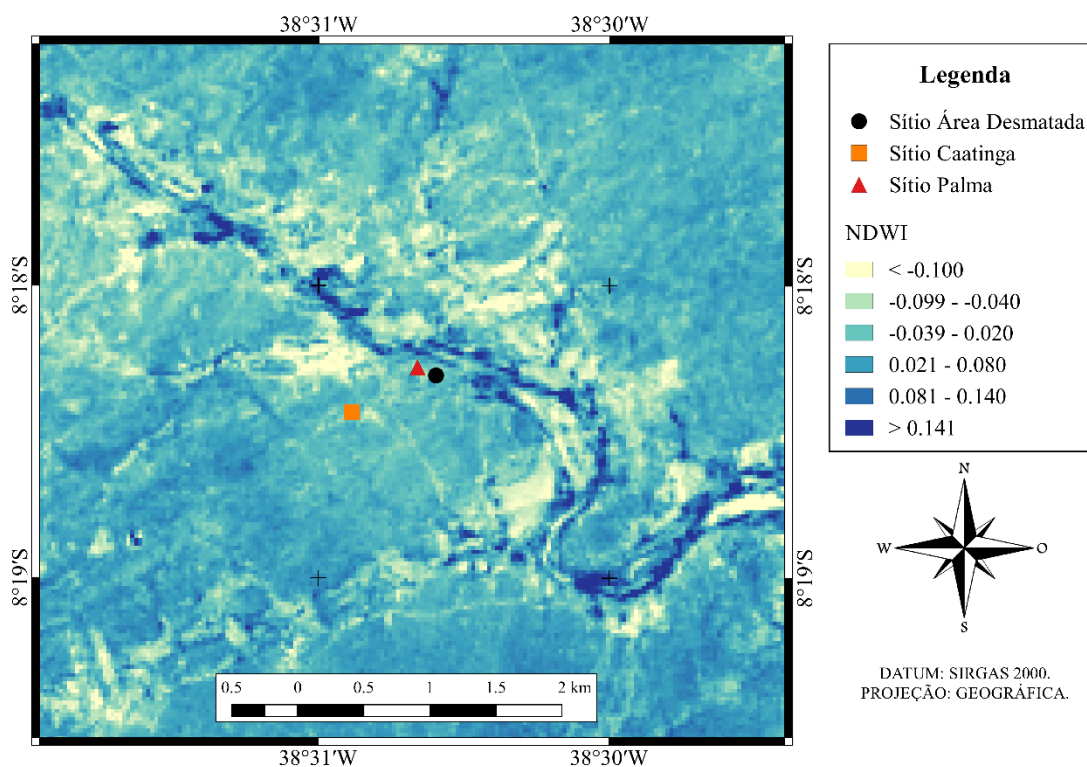


Figura 19. NDWI para o dia 27 de abril de 2015 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □, Desmatada ○ e Palma Δ.

Para a mesma data da imagem anterior a extração dos valores do NDVI foram todos positivos e com a predominância de um tom verde mais escuro, o que representa uma maior absorção da clorofila em decorrência dos processos de desenvolvimento das plantas acontecerem com maior intensidade nos períodos úmidos acarretando em um aumento da vegetação, tendo na estação de caatinga o maior valor de NDVI com 0.310 para a data da imagem. Sendo os valores da estação área desmatada 0.286 e da de palmas 0.209, concordando com a variação de Gonzaga, Santos e Nicácio (2011) que

relaciona uma variação para o período úmido entre 0.2 e 0.4 para região do semiárido no Sertão Alagoano.

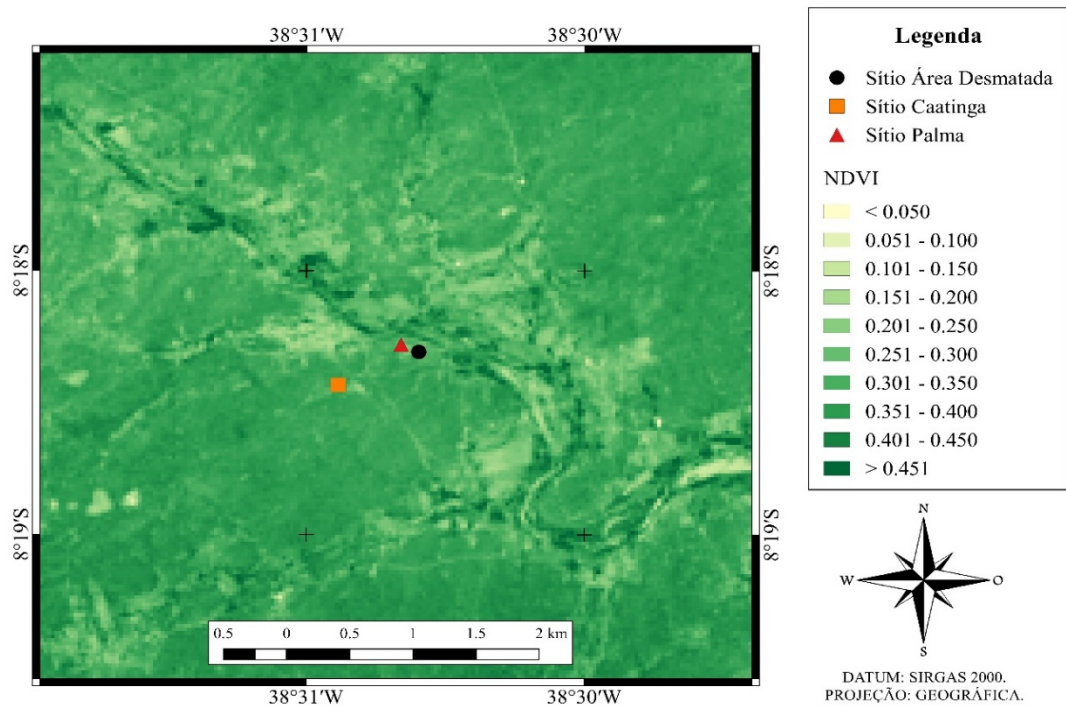


Figura 20. NDVI para o dia 27 de abril de 2015 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □, Desmatada ○ e Palma Δ.

No período mais chuvoso os valores de albedo foram altos, mesmo com uma parte da radiação sendo absorvida pela vegetação, acarretando em uma diminuição da energia refletida conseqüentemente diminuindo o albedo. Em decorrência da vegetação quando está em desenvolvimento necessitar da radiação eletromagnética para auxiliar no seu crescimento para realização da fotossíntese o que acarreta em uma maior absorção pelas plantas. E em relação ao solo expostos, os solos saturados refletem menos que os solos secos.

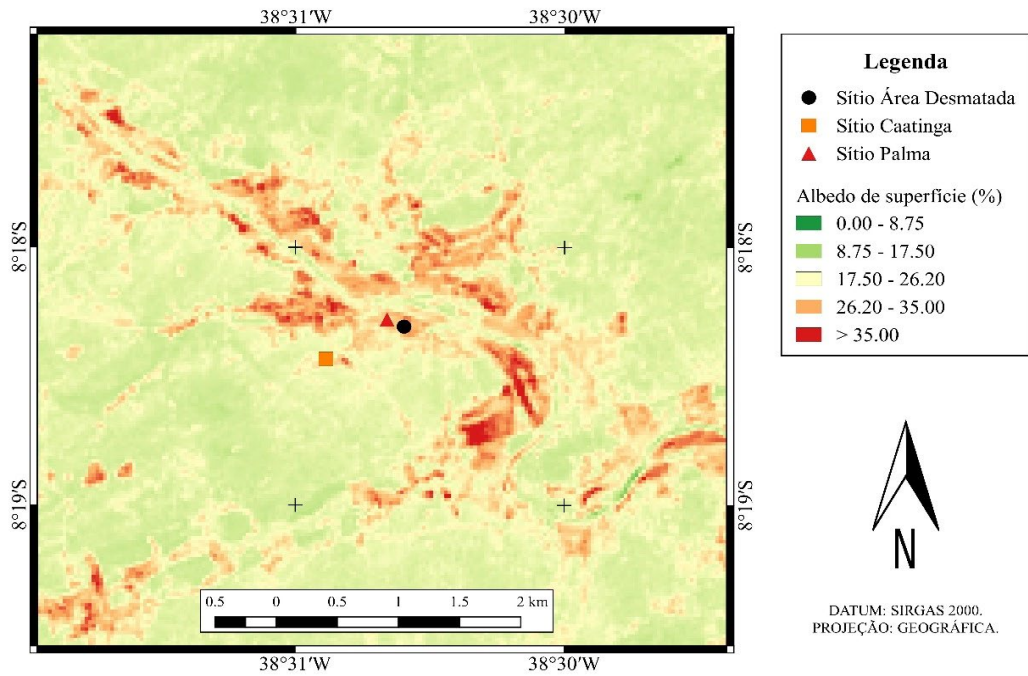


Figura 21. Albedo para o dia 27 de abril de 2015 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □, Desmatada ○ e Palma Δ.

A imagem a seguir representa o período seco na região de Floresta, sendo perceptível o tom esbranquiçado em decorrência da ausência de chuvas tendo um acumulado de precipitação inferior a 1 mm sendo registrado entre os meses de agosto e novembro nas estações micrometeorológicas. Acarretando em valores negativos de NDWI para as estações de caatinga e área desmatada, no entanto na palma obteve um valor de 0.013 no índice, em decorrência da mesma suportar um período de 180 dias sem chuva.



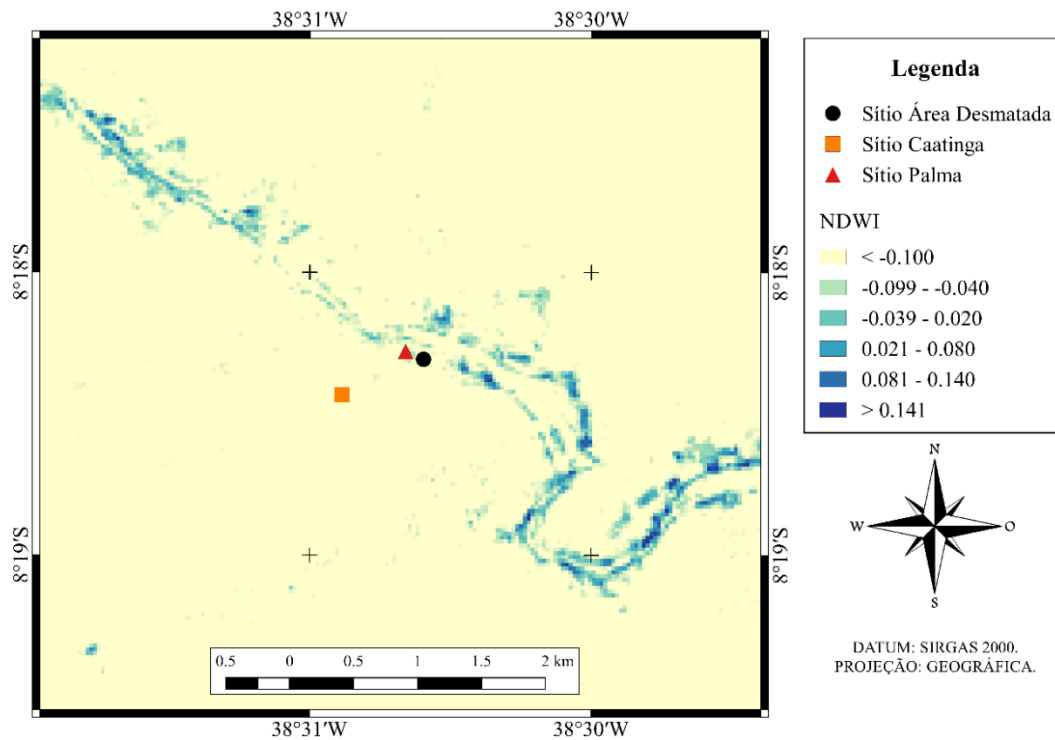


Figura 22. NDWI para o dia 23 de novembro de 2016 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □, Desmatada ○ e Palma Δ.

Durante a estação seca os valores do NDVI permaneceram positivos, sendo desta vez apresentado em um tom de verde mais claro, com a estação de palma tendo o maior valor de NDVI 0.224. Estando dentro da média para os períodos secos que variam no intervalo entre 0 e 0.40 (GONZAGA, SANTOS E NICÁCIO, 2011).

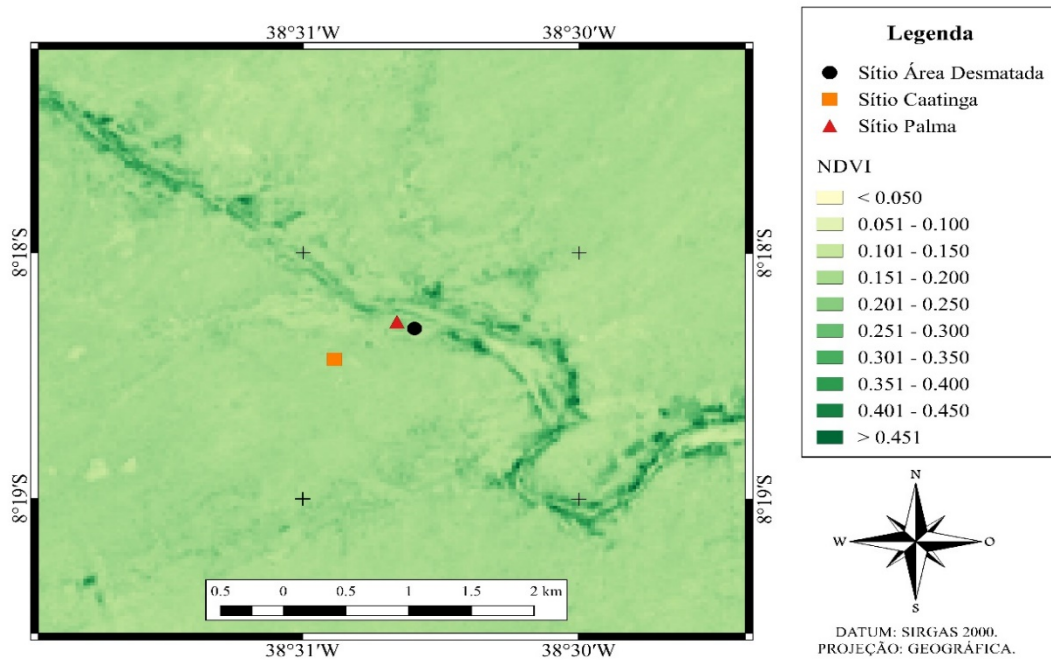


Figura 23. NDVI para o dia 23 de novembro de 2016 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □, Desmatada ○ e Palma Δ.

No período de seca o mapa ficou em tom alaranjado, iniciando na faixa de 26,20%, demonstrando uma alta reflectância nas estações pela ausência de chuvas deixando a vegetação mais seca e os solos mais expostos. Concordando com Oliveira et al. (2010) que no caso do solo seco o albedo fica na faixa entre 8 e 40 %.

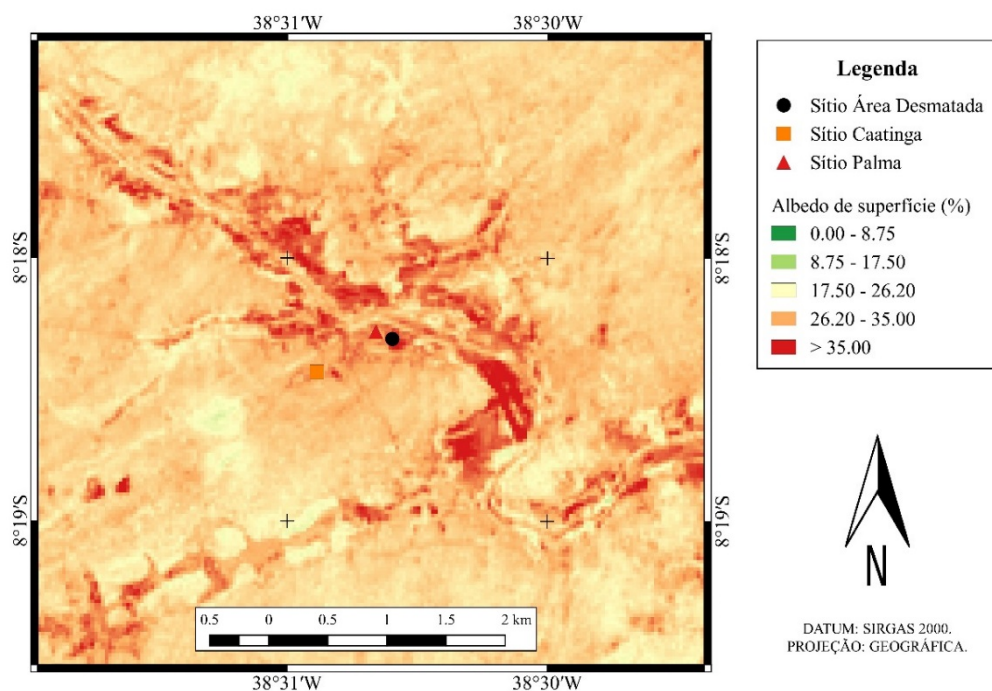


Figura 24. Albedo para o dia 23 de novembro de 2016 obtido com o sensor OLI – Landsat 8. As regiões assinaladas correspondem às áreas estudadas: Caatinga □, Desmatada ○ e Palma Δ.

Em geral para o NDWI as imagens possuíram valores negativos representando o baixo índice pluviométrico na cidade de Floresta nos últimos anos em torno de 400 mm ao ano inferior aos 610 mm obtido como média pelo INMET. O que acarretou em mais da metade dos dados obtidos nos pontos das estações sendo registrados valores negativos para o NDWI. Já para o NDVI todos os valores nas estações foram positivos, em decorrência da ausência de corpos d'água. Tendo a vegetação alterações em relação a sazonalidade da região semiárida do nordeste decorrentes da precipitação e dos períodos de seca (Silva et al. 2016). Com relação ao albedo a dinâmica das chuvas no local também tem relação com seus valores, pois a vegetação/solo reflete mais em períodos secos que chuvosos.

Na estação palma ao longo das 32 análises 17 resultaram em valores positivos. Em muitas das imagens não haviam eventos de chuva no dia, porém uma precipitação antecedente acarretou em valores positivos para o índice de diferença normalizada da água, concordando com Cardozo et al. (2009), Ferreira et al (2012) e Farias et al (2017) que cita que os valores positivos para o NDWI são advindos da vegetação verde e os valores negativos da vegetação seca. Valores positivos de NDWI tem relação com o teor de água na vegetação (CASTRO, SARTORI E MORAES, 2017).

Houveram casos em que algumas das estações se comportaram com índices positivos e outras negativos, podendo ser em relação a topografia local e tipo do solo no local.

Através dos dados do radar SRTM foi possível obter o modelo digital de elevação e com este obter e analisar o perfil longitudinal da área de estudo através do comando "Terrain Profile" no QGis. O perfil que pode representar a topografia local e propiciar um possível traçado do escoamento superficial advindo da precipitação, observando pontos mais baixos próximos às margens do Rio Pajeú, tendo na área de caatinga altitudes mais elevadas.

O perfil longitudinal representa o relevo de um traçado. No caso da caatinga que se encontra em uma altitude mais elevada proporciona um escoamento mais rápido das águas da chuva. Acarretando em valores mais baixos de NDWI. Concordando com Rodrigues, Morais e Paschoal (2017), os quais encontraram valores negativos áreas de maiores altitudes tanto na seca como na estação chuvosa.

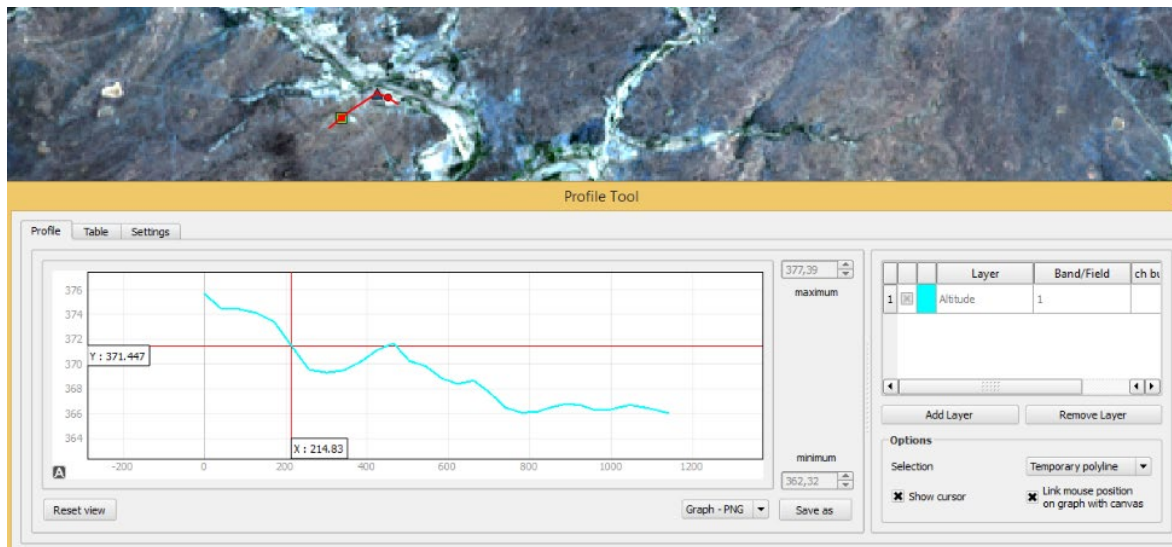


Figura 25. Perfil longitudinal e altitude 371.447 m, na caatinga.  
Fonte: Autor, 2018.

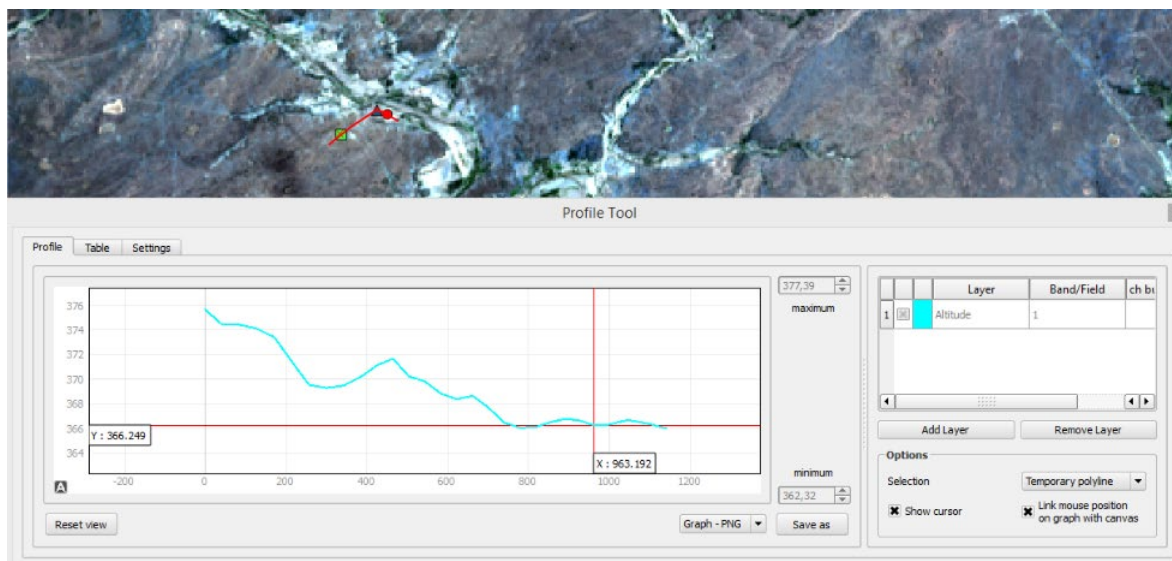


Figura 26. Perfil longitudinal e altitude 366,249 m, na desmatada.  
Fonte: Autor, 2018.

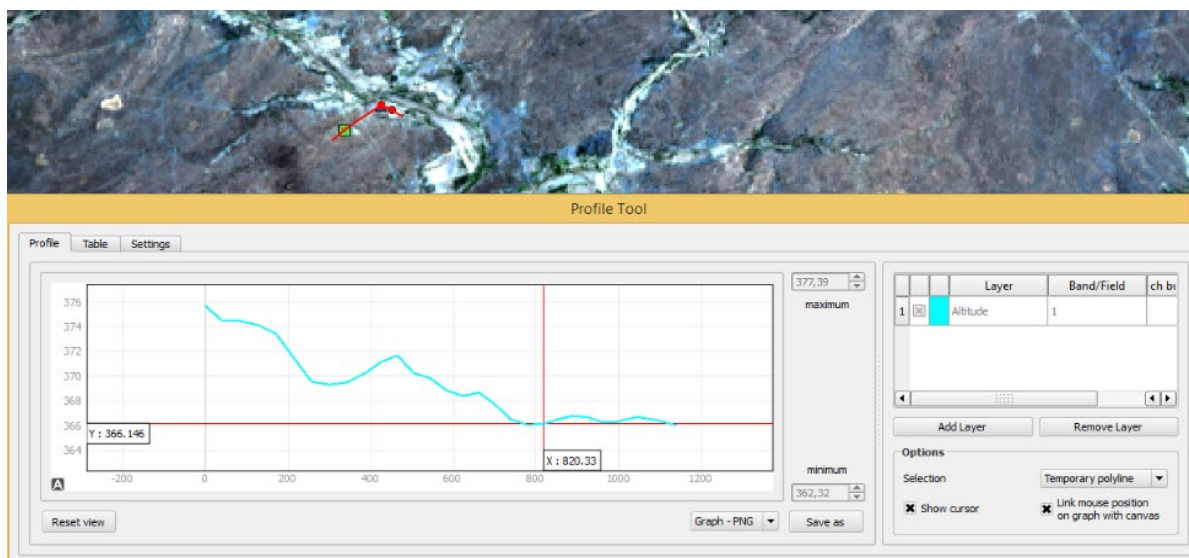


Figura 27. Perfil longitudinal e altitude 366,146 m, na palma.  
Fonte: Autor, 2018.

Com as equações geradas na correlação da umidade do solo com o NDWI para cada tipo de vegetação serviram como base para extrapolar os valores ao longo de uma série temporal de 30 anos entre 1985 e 2005.

A caatinga foi a que melhor apresentou relação com os valores de umidade, embora apenas em janeiro de 1985 teve valor positivo para profundidade mais superficial 0.10 cm, e na mesma data todos os valores da umidade foram positivos. Já para as profundidades mais superficiais de 0.40 – 0.60 cm todos os valores foram positivos para umidade do solo (Tabela 16).

Tabela 15. Extapolação dos valores para a Caatinga.

DATA	NDWI CAA	Umidade CAA 0.10	Umidade CAA 0.20	Umidade CAA 0.30	Umidade CAA 0.40	Umidade CAA 0.50	Umidade CAA 0.60
18/01/1985	-0.185	0.027	0.035	0.045	0.064	0.085	0.156
26/05/1985	-0.514	-0.039	-0.014	-0.003	0.020	0.047	0.127
01/10/1985	-0.384	-0.013	0.005	0.016	0.037	0.062	0.138
14/01/1995	-0.628	-0.062	-0.031	-0.020	0.004	0.034	0.116
06/05/1995	-0.383	-0.012	0.005	0.016	0.037	0.062	0.138
29/10/1995	-0.360	-0.008	0.009	0.020	0.040	0.065	0.140
09/01/2005	-0.327	-0.001	0.014	0.024	0.045	0.069	0.143
01/05/2005	-0.574	-0.051	-0.023	-0.012	0.012	0.040	0.121
24/10/2005	-0.357	-0.007	0.009	0.020	0.041	0.065	0.140

Fonte: Autor, 2018.

Na área desmatada houve duas datas que obtiveram bons resultados em janeiro de 1985 e outubro de 2005, onde os valores para todas as profundidades foram encontrados de forma positiva. E para a profundida de 0.60 cm foram encontrados valores positivos para todas as imagens (Tabela 17).

Tabela 16. Extrapolação dos valores da Área Desmatada.

DATA	NDWI ADA	Umidade ADA 0.10	Umidade ADA 0.20	Umidade ADA 0.30	Umidade ADA 0.40	Umidade ADA 0.50	Umidade ADA 0.60
18/01/1985	-0.133	0.019	0.034	0.028	0.031	0.033	0.030
26/05/1985	-0.478	-0.077	-0.068	-0.059	-0.024	-0.001	0.017
01/10/1985	-0.398	-0.055	-0.044	-0.039	-0.012	0.007	0.020
14/01/1995	-0.613	-0.115	-0.108	-0.093	-0.046	-0.014	0.012
06/05/1995	-0.655	-0.126	-0.120	-0.104	-0.053	-0.018	0.010
29/10/1995	-0.374	-0.048	-0.037	-0.033	-0.008	0.010	0.021
09/01/2005	-0.327	-0.035	-0.023	-0.021	0.000	0.014	0.022
01/05/2005	-0.552	-0.098	-0.090	-0.078	-0.036	-0.008	0.014
24/10/2005	0.359	0.155	0.179	0.152	0.110	0.082	0.048

Fonte: Autor, 2018.

Para Palma nas três imagens utilizadas em 2005 apenas em janeiro foram encontrados valores negativos nas camadas superficiais de 0.10 e 0.20 cm, com todos os outros valores sendo positivos, e assim como nas outras estações todos os valores da primeira imagem 18/01/1985 foram encontrados valores positivos assim como na camada mais profunda 0.60 cm de todas as imagens obtiveram valores positivos, além da camada de 0.50 ( Tabela 18).

Tabela 17. Extrapolação dos valores para Palma.

DATA	NDWI PAL	Umidade PAL 0.10	Umidade PAL 0.20	Umidade PAL 0.30	Umidade PAL 0.40	Umidade PAL 0.50	Umidade PAL 0.60
18/01/1985	-0.134	0.003	0.020	0.038	0.055	0.057	0.063
26/05/1985	-0.483	-0.097	-0.068	-0.028	0.013	0.032	0.129
01/10/1985	-0.383	-0.068	-0.043	-0.009	0.025	0.039	0.138
14/01/1995	-0.612	-0.134	-0.101	-0.053	-0.003	0.023	0.118
06/05/1995	-0.681	-0.153	-0.118	-0.066	-0.011	0.018	0.112
29/10/1995	-0.380	-0.067	-0.042	-0.009	0.025	0.039	0.138
09/01/2005	-0.319	-0.050	-0.027	0.003	0.032	0.044	0.144
01/05/2005	0.542	0.196	0.192	0.168	0.136	0.106	0.221
24/10/2005	0.313	0.130	0.134	0.124	0.108	0.090	0.200

Fonte: Autor, 2018.

## 6 CONCLUSÃO

Ao avaliar as alterações promovidas pela umidade na vegetação do Semiárido em decorrência da precipitação em Floresta – PE, através do albedo e dos índices de vegetação e umidade é notada uma variação sazonal da vegetação em relação aos períodos com predominância de chuva e estiagem, o que altera a paisagem do semiárido podendo passar de uma vegetação densa arbustiva nos períodos chuvosos para uma vegetação rala, seca ou até desmatada pela falta de chuvas no local.

A umidade do solo é um dos principais fatores para esta variação sazonal, que pode ser acompanhado através dos valores obtidos pelos índices NDVI, NDWI e albedo. Sendo a mensuração da umidade do solo em campo com o uso de sondas capacitivas para obter dados nas profundidades de 0 – 60 cm. E a precipitação utilizando *dataloggers* acopladas as estações micrometeorológicas obtendo leituras em intervalos de um minuto e armazenando os dados a cada dez minutos.

O algoritmo SEBAL possibilitou por meio de operações aritméticas os cálculos dos índices de vegetação e do albedo por meio de equações geradas através de modelos para extração dos valores pontuais. Sendo utilizados as coordenadas de três estações micrometeorológicas para obtenção dos índices estimados pelo satélite. ararag

O albedo com relação a umidade do solo, apresentou valores maiores para solos secos e mais baixos para solos úmidos. Já para o NDWI não tem distinção entre a umidade medida no solo seco ou úmido com a água na vegetação sendo o fator principal para análise dos valores do NDWI. O NDVI tem relação com a absorção de energia através da clorofila na vegetação e por não ter corpos hídricos não foram encontrados valores negativos e obtidos valores maiores e positivos com a presença de chuva.

Foi possível validar os dados estimados pelo satélite Landsat 8 através de dados medidos em campo por uma estação micrometeorológica. Trazendo bons valores de correlação de NDWI x Umidade do solo principalmente nas camadas mais superficiais da vegetação. No entanto na extrapolação dos dados de umidade do solo através das equações obtidas na correlação as medidas dispersaram bastante acarretando em geral em valores de umidade abaixo de 0, ou seja, a extrapolação não teve boa confiabilidade, pois na vegetação/solo existe “sempre” uma parcela de umidade, nem que seja pequena.

## 7 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

- Utilizar o índice de umidade do solo normalizado (NSMI) estimado pelo satélite para correlação e validação com a umidade do solo. Além disso fazer o ensaio de granulometria do solo para saber a relação da umidade, tendo em vista que o tipo de solo interfere nos processos de escoamento superficial infiltração e percolação.
- Inserir o balanço de água no solo, gerando um modelo para análise da cultura/vegetação em relação ao déficit ou excedente hídrico com os índices de vegetação, umidade e o albedo.
- Obter imagens com melhores resoluções para que possa ter uma melhor análise espaço-temporal da área de estudo.



## REFERÊNCIAS

ACCIOLY, L.J.O. et al. Avaliação de Mudanças no Albedo do Núcleo de Desertificação do Seridó através de Imagens do Landsat TM. In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. 2001. p. 549-556.

ALBUQUERQUE, E.M et al. Análise do comportamento do NDVI e NDWI sob diferentes intensidades pluviométricas no município de Sousa-PB. Revista Estudos Geoambientais, v. 1. n. 1. 2014.

ALLEN, R.; et al. SEBAL Surface Energy Balance Algorithm for Land – Advanced Training and Users Manual – Idaho Implementation, version 1.0. 2002a.

ARAGÃO, J. A. R. Fatos sobre o fenômeno de El Niño e sua relação com as secas no NEB. Boletim da Sociedade Brasileira de Meteorologia – SBMET. Vol.14, nº1, p.2-8, 1990.

ARAÚJO, L.F. et al. Equilíbrio higroscópico da palma forrageira: Relação com a umidade ótima para fermentação sólida. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v. 9, n. 3, p. 379-384, 2005.

BASTIAANSEN, W.G.M.; HOEKMAN, D.H.; ROEBELING, R. A. A methodology for the assessment of surface resistance and soil water storage variability at mesoscale based on remote sensing measurements. A case study with HAPEX-EFEDA data. Landbouwuniversiteit Wageningen, 1993.

BASTIAANSEN, W.G.M. Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain: A remote sensing approach under clear skies in Mediterranean climates. SC-DLO, 1995.

BASTIAANSEN, W. G. M. Sebal based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. Journal of Hidrology, v.229, p.87-100. 2000.

CABACINHA, C.D.; DE CASTRO, S.S. Relationships between floristic diversity and vegetation indices, forest structure and landscape metrics of fragments in Brazilian Cerrado. Forest ecology and management, v. 257, n. 10. p. 2157-2165, 2009.

CARDOZO, F.S. et al. Discriminação de áreas alagadas no Pantanal sul-matogrossense a partir de imagens orbitais. 2º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, Anais, Corumbá, p. 7-11. 2009.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. L.; HELDER, D. L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. Remote sensing of environment, v. 113, n. 5, p. 893- 903, 2009.

CASTRO, B.O.S; SARTORI, A.A.C; MORAES, D.A.C. Índices de vegetação (IV's) correlacionados com parâmetros do solo em área de cana-deaçúcar ANAIS XVIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - SBSR, Santos, SP, Brasil, 2017, INPE p.4104-4111.

CORTEZ, J.W. et al. Soil moisture content and surface temperature in tillage systems and stages of development of maize crop. *Engenharia Agrícola*, v. 35, n. 4, p. 699-710. 2015.

COSTA FILHO, J.F. et al. Estimativa do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) na microrregião de Sousa-PB utilizando imagens do CBERS-2. 15. In: o Congresso Brasileiro de Agrometeorologia, Aracaju-SE. 2007.

CPRM – Companhia de pesquisa de Recursos Minerais. Disponível em: <http://www.cprm.gov.br/publique/Geologia/Sensoriamento-Remoto-e-Geofisica/Projeto-Radam-D-SB24-812.html>.

DE OLIVEIRA, T. H. et al. Índice de umidade (NDWI) e análise espaço-temporal do albedo da superfície da bacia hidrográfica do rio Moxotó-PE. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 3, n. 2. p. 55-69, 2010.

DING, C. et al. Onset of drying and dormancy in relation to water dynamics of semi-arid grasslands from modis ndwi. *Agricultural and Forest Meteorology*, v. 234, p. 22-30. 2017.

DOS SANTOS, T E.M; MONTENEGRO, A.A.A; SILVA, D.D. Umidade do solo no semiárido pernambucano usando-se reflectometria no domínio do tempo (TDR). *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental-Agriambi*, v. 15, n. 7, 2011.

DUARTE, C.C. et al. Detecção de áreas com vegetação permanente na bacia leiteira do estado de Pernambuco, a partir da utilização de técnicas de processamento digital em imagens multitemporais Landsat 5-TM. ANAIS XV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - SBSR, Curitiba, PR, Brasil, 2011. INPE p.7364.

ENGESAT - Disponível em: <http://www.engesat.com.br/ndvi-para-medir-lavoura/>. Acessado em: 12/02/2018.

ESCH, Sabrina et al. Soil moisture index from ERS-SAR and its application to the analysis of spatial patterns in agricultural areas. *Journal of Applied Remote Sensing*, v. 12. n. 2. p. 022206, 2018.

FARG, E. et al. Evaluation of water distribution under pivot irrigation systems using remote sensing imagery in eastern Nile delta. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, v. 20. p. S13-S19, 2017.

FARIAS, M.O. et al. Variabilidade espaço-temporal da cobertura do solo por índices de vegetação e água no agreste pernambucano. *Revista Brasileira de Agrotecnologia*, v. 7, n. 3, p. 091-099, 2017.

FERNANDES, G. S. T. et al. Relação da temperatura do ar com o teor de clorofila do tomateiro. In: Congresso Técnico Científico da Engenharia e da Agronomia, 2016, Foz do Iguaçu. Anais do CONTECC, 2016.

FERREIRA, J.M.S. et al. Análise Espaço-Temporal da Dinâmica da Vegetação de Caatinga no Município de Petrolina-PE (Analysis Space-Time from Dynamics of

Caatinga Vegetation in the Municipality of Petrolina–PE). *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 5, n. 4, p. 904-922. 2012

FRANCISCO, P.R.M. et al. Mapeamento da Caatinga com Uso de Geotecnologia e Análise da Umidade Antecedente em Bacia Hidrográfica (Mapping of Caatinga with Use of Geotechnology and Analysis of Antecedent Humidity in Hydrographic Basin). *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 5, n. 3, p. 676-693, 2012.

FREITAS, I. G. F.; et al. Estudo dos índices de vegetação e temperatura em anos de El Niño para o município de Cabrobró- PE com uso de imagens de Satélite. In: Lucas Barbosa Cavalcante. (Org.). 4º Geoalagoas. 4ed.Maceió: SECRETARIA DE ESTADO DO PLANEJAMENTO GESTÃO E PATRIMÔNIO, 2016, v. 1, p. 328-339.

GALVIS, A.T.; GANÇARSKI, P.; ÉQUILLE, L.B. Remote sensing image analysis by aggregation of segmentation-classification collaborative agents. *Pattern Recognition*, v. 73, p. 259-274, 2018.

GAO, B.C. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment*, v. 58, n. 3, p. 257-266, 1996.

GATES, D.M. et al. Spectral properties of plants. *Applied optics*, v. 4, n. 1. p. 11-20. 1965.

GGWEATHER- El Niño and La Niña Years and Intensities. Disponível em: <<http://ggweather.com/enso/oni.htm>>. Acesso em: 05 de fevereiro de 2018

GOMES, H. B. Balanços de radiação e energia em áreas de cultivo de cana-de-açúcar e cerrado no Estado de São Paulo mediante imagens orbitais. 2009. 108 p. 2009. Tese de Doutorado. Tese (Doutorado em Meteorologia) - Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande.

GONZAGA, E.P; SANTOS, V. V.; NICÁCIO, R.M. Análise do comportamento do NDVI e NDWI em períodos de diferentes intensidades pluviométricas no Sertão alagoano. XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto-SBSR, p. 1736-1743, 2011.

HAUBROCK, S.N. et al. Surface soil moisture quantification and validation based on hyperspectral data and field measurements. *Journal of Applied Remote Sensing*, v. 2. n. 023552. p. 023552. 2008.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - Disponível em:<<http://mapas.ibge.gov.br/bases-e-referenciais/bases-cartograficas/malhas-digitais.html>>. Acesso em: 07 de maio de 2017

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – Disponível em <<http://www.webmapit.com.br/inpe/topodata/>>. Acesso em 05 de janeiro de 2018.

JI, L.; ZHANG, L.; WYLIE, B.. Analysis of dynamic thresholds for the normalized difference water index. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 75, n. 11. p. 1307-1317, 2009.

KE, Y. et al. Downscaling of MODIS One kilometer evapotranspiration using Landsat-8 data and machine learning approaches. *Remote Sensing*, v. 8, n. 3, p. 215, 2016.

LANDSAT - Land Remote Sensing Satellite . Disponível em: <http://landsat.gsfc.nasa.gov/about/history/>. Acessado em: 10/01/2017.

LIU, K.N. An introduction to atmospheric radiation. Academic press, 2002.

MAHTO, S.S.; KUSHWAHA, A.P.. An Assessment of Inter-Seasonal Surface Water Level Fluctuation of Lonar Crater Lake, Maharashtra, India Using Multi-Temporal Satellite Dataset. *American Journal of Remote Sensing*, v. 6, n. 1. p. 6-14, 2018.

MARÔCO, J. Análise Estatística com o SPSS Statistics.: 7ª edição. ReportNumber, Lda, 2018.

MONTEITH, J.L; UNSWORTH, M.H. Principles of environmental physics. New York, Chapman and Hall, Inc, 1990

MORAIS, Y. C. B. et al. Análise espaço-temporal e detecção de mudanças da cobertura vegetal no município de Floresta/PE–Brasil, utilizando o NDVI. XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto-SBSR. Curitiba, p. 2128-2134, 2011.

MORSE, A et al. Application of the SEBAL methodology for estimating consumptive use of water and streamflow depletion in the Bear River Basin of Idaho through remote sensing. Idaho Department of Water Resources–University of Idaho, 2000.

NASCIMENTO, A.C. Avaliação da umidade no perfil do solo a partir de sensoriamento remoto. UnB, 2002.

NOVO, E.M.L. Sensoriamento remoto, v. 2. 2008.

OLIVEIRA, L.L.; VIANELLO, R.L.; FERREIRA, N.J. Meteorologia fundamental. Edifapes, 2001.

PONZONI, F.J; SHIMABUKURO, Y.E; KUPLICH, T.M. Sensoriamento remoto da vegetação. Oficina de Textos, 2015.

PRIMO, J.T.A. et al. Calibração de sondas capacitivas, funções físico-hídricas e variação do armazenamento de água em um argissolo cultivado com palma forrageira. *Revista Ceres*, v. 62. n. 1. 2015.

RODRIGUES, W. B; MORAIS, F; PASCHOAL, L.G. Índice de diferença normalizada da água (NDWI) calculado para estações chuvosas e secas na bacia do Córrego Barreiro, Lagoa da Confusão–TO. Os Desafios da Geografia Física na Fronteira do Conhecimento, v. 1. n. 2017, p. 254-263, 2018.

RUHOFF, A. L. et al. Determinação da irradiância solar no topo da atmosfera para cálculo do albedo e balanço de energia a partir de imagens LANDSAT 8 OLI. In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2015. Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2015.

SILVA, B.B. et al. Mapeamento do albedo de áreas heterogêneas do estado do Ceará com imagens TM-LANDSAT 5. Revista de Geografia (Recife)-ISSN: 0104-5490. v. 25, n. 2. p. 24-41. 2010.

STARKS, P. J., et al.. Estimation of short wave hemispherical reflectance albedo from bi-directionally reflected radiance data. Remote Sensing of Environment, v. 38, p. 123–134, 1991.

TASUMI, M. et al. At-surface reflectance and albedo from satellite for operational calculation of land surface energy balance. Journal of hydrologic engineering, v. 13, n. 2. p. 51-63, 2008.

TRIOLA, M. Introdução à Estatística-Atualização da Tecnologia, 11ª edição. Rio de Janeiro: LTC, 2013.

TUCKER, Compton J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote sensing of Environment, v. 8, n. 2. p. 127-150. 1979.

WELIGEPOLAGE, K. Estimation of spatial and temporal distribution of evapotranspiration by satellite remote sensing—A case study in Hupselse Beek, The Netherlands. 2005, 114 p. 2005. Dissertation (Master of Science), International Institute for Geo-information Science and Earth Observation, Wageningen, Netherlands.

WILLIAMSON, M et al. Plot-scale assessment of soil freeze/thaw detection and variability with impedance probes: implications for remote sensing validation networks. Hydrology Research, v. 49, n. 1. p. 1-16, 2018.

ZAMMIT-MANGION, A; CRESSIE, N; SHUMACK, C. On Statistical Approaches to Generate Level 3 Products from Satellite Remote Sensing Retrievals. Remote Sensing, v. 10. n. 1. p. 155, 2018.