



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO SEMI-ÁRIDO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM MANEJO DE SOLO E ÁGUA
DOUTORADO EM MANEJO DE SOLO E ÁGUA

ARTÊNIO CABRAL BARRETO

**MODELAGEM DA SALINIDADE DO SOLO COM A UTILIZAÇÃO DE TÉCNICAS
DE SENSORIAMENTO REMOTO**

MOSSORÓ

2019

ARTÊNIO CABRAL BARRETO

**MODELAGEM DA SALINIDADE DO SOLO COM A UTILIZAÇÃO DE TÉCNICAS
DE SENSORIAMENTO REMOTO**

Tese apresentada ao Doutorado em Manejo de Solo e água do Programa de Pós-Graduação em Manejo de Solo e água da Universidade Federal Rural do Semi-Árido como requisito para obtenção do título de Doutor em Manejo de Solo e Água.

Linha de Pesquisa: Impactos Ambientais pelo Uso do Solo e da Água

Orientador: Prof. Dr. Sc. Miguel Ferreira Neto.

Co-orientador: Prof. Dr. Sc. Ronaldo Pereira de Oliveira.

MOSSORÓ

2019

© Todos os direitos estão reservados a Universidade Federal Rural do Semi-Árido. O conteúdo desta obra é de inteira responsabilidade do (a) autor (a), sendo o mesmo, passível de sanções administrativas ou penais, caso sejam infringidas as leis que regulamentam a Propriedade Intelectual, respectivamente, Patentes: Lei nº 9.279/1996 e Direitos Autorais: Lei nº 9.610/1998. O conteúdo desta obra tomar-se-á de domínio público após a data de defesa e homologação da sua respectiva ata. A mesma poderá servir de base literária para novas pesquisas, desde que a obra e seu (a) respectivo (a) autor (a) sejam devidamente citados e mencionados os seus créditos bibliográficos.

Bm Barreto, Artênio.
MODELAGEM DA SALINIDADE DO SOLO COM A
UTILIZAÇÃO DE TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO /
Artênio Barreto. - 2019.
84 f. : il.

Orientador: Miguel Neto.
Coorientador: Ronaldo Oliveira.
Tese (Doutorado) - Universidade Federal Rural
do Semi-árido, Programa de Pós-graduação em
Manejo de Solo e Água, 2019.

1. Solos salinos. 2. Índices espectrais. 3.
Degradação do solo. I. Neto, Miguel, orient. II.
Oliveira, Ronaldo, co-orient. III. Título.

ARTÊNIO CABRAL BARRETO

**MODELAGEM DA SALINIDADE DO SOLO COM A UTILIZAÇÃO DE TÉCNICAS
DE SENSORIAMENTO REMOTO**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Manejo de Solo e água da Universidade Federal Rural do Semi-Árido como requisito para obtenção do título de Doutor em Manejo de Solo e Água.


Linha de Pesquisa: Impactos Ambientais pelo Uso do Solo e da Água.

Defendida em: 27 / 02 /2019

BANCA EXAMINADORA



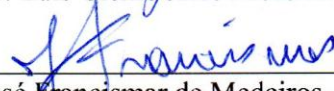
Prof. Dr. Miguel Ferreira Neto - UFERSA



PhD. Ronaldo Pereira de Oliveira - EMBRAPA



Prof. Dr. Luis Clenio Jário Moreira - IFCE



Prof. Dr. José Francismar de Medeiros - UFERSA



Prof. Dr. Neyton de Oliveira Miranda - UFERSA



Artênio Cabral Barreto (discente)

Aos meus pais **Armênio Bezerra Barreto** e **Maria do Socorro Cabral Barreto** pelos ensinamentos, amor e dedicação na minha formação e a minha esposa **Danielly Pinheiro Fernandes Barreto** pelo amor, companheirismo e dedicação a nossa família.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, que foi luz durante esses quatro anos de caminhada, dando forças e sabedoria para que pudesse seguir com os meus objetivos.

A minha esposa Danielly Pinheiro Fernandes Barreto, que sempre esteve ao meu lado, dando força, apoiando, aconselhando, contribuindo das mais diversas formas.

Aos meus pais Armenio Bezerra Barreto e Maria do Socorro Cabral Barreto, pelos ensinamentos, pela educação e pelo apoio a todos os meus planos e sonhos, sempre acreditando e apoiando. Aos meus irmãos Alisson Cabral Barreto e Arlen Cabral Barreto, que por diversas vezes ajudaram no desenvolvimento do meu trabalho.

Ao meu orientador Miguel Ferreira Neto que me guiou durante essa jornada, sempre estando a disposição para ajudar e aconselhar no desenvolvimento do trabalho.

Ao co-orientador Ronaldo Pereira de Oliveira, que mesmo distante foi uma pessoa presente no desenvolvimento do trabalho, sempre se empenhando para que pudéssemos desenvolver um trabalho de qualidade.

Ao professor José Francismar de Medeiros, que foi peça chave no caminhar do trabalho, tanto nas coletas de campo, como também na condução das análises laboratoriais.

Ao professor Luiz Clenio Jário Moreira, que compartilhou conhecimento sobre o tema e ajudou na montagem da tese.

Ao professor Neyton de Oliveira Miranda que fez excelentes contribuições durante as fases de defesa de qualificação e na defesa da tese.

A todos os professores do Programa de Pós Graduação em Manejo de Solo e Água (PPMSA), pelo conhecimento repassado e dedicação a pesquisa.

A todos os colegas do PPGMSA que muitos momentos foram minha família, ao amigo Jader pelo auxílio nas coletas de campo e trabalhos em laboratório.

A UFRSA e Coordenacao de Aperfeicoamento de Pessoal de Nivel Superior - Brasil (CAPES) por tornar possível esse sonho.

Ao perímetro irrigado do Baixo Açu, na pessoa do seu diretor, Marcilio Torres.

RESUMO GERAL

A gestão dos recursos hídricos nas regiões áridas e semiáridas é fundamental para que se possa alcançar o desenvolvimento sustentável local. Essa gestão irá depender da construção de uma base de informações sobre as características de cada região. O uso de novas tecnologias para construção dessa base de dados é fundamental, considerando o avanço tecnológico ocorrido nos últimos anos, como também as grandes extensões dessas áreas. O sensoriamento remoto aliado ao geoprocessamento se apresenta como técnicas promissoras na gestão dos recursos naturais, devido a capacidade de analisar grandes áreas, armazenar informações, possibilitar o cruzamento desses dados e facilidade de consulta. Devido as variações climáticas ocorridas nessas regiões, o uso da irrigação torna-se uma prática quase que obrigatória para atender as necessidades de produção agrícola. Sendo que, quando praticada de forma descontrolada causa impactos como a degradação do solo da água e da vegetação. O monitoramento e avaliação desses impactos são fundamentais. Com isso, o objetivo desse trabalho foi avaliar a eficiência do uso de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento no monitoramento da salinidade e os seus efeitos sobre o solo e a vegetação. A pesquisa foi realizada no perímetro de irrigação do Baixo-Açu, localizado entre os municípios de Alto do Rodrigues e Afonso Bezerra. Inicialmente foi realizada uma análise prévia do perímetro, utilizando imagens de satélite e amostragens de solo em campo. Essa análise tinha como objetivo identificar através das imagens falhas de produção e verificar a variação da concentração de sais em profundidade, identificando qual a melhor correlação existente entre os níveis de salinidade e a resposta de índices espectrais, como também realizar uma análise temporal do vigor da vegetação na área de estudo. Em seguida foi realizado um estudo de caso, com o objetivo de se avaliar qual o índice espectral que melhor representa a variação de salinidade dentro do perímetro irrigado e avaliar como que a resolução espacial das imagens de satélite e a vegetação interferem na determinação da salinidade. No capítulo seguinte, foi caracterizada a resposta espectral de solos salinizados e através do uso de técnicas de regressão múltipla e análise espectral foram construídos e validados índices para mapeamento de solos salinos. Por último, foi caracterizada a resposta espectral da vegetação de áreas salinas e analisado o uso de índices específicos para mapeamento da salinidade do solo. A camada mais superficial (0-10cm) é a mais indicada para análise de correlação entre a CE do solo e índices espectrais. Foi também identificado que varias áreas dentro do perímetro de irrigação apresentam salinidade elevada impondo

limitações ao desenvolvimento vegetativo e que com base em análise de NDVI pressupõe que essas áreas não apresentavam tais problemas antes da criação do perímetro irrigado. Dentre 20 índices espectrais analisados para mapeamento da salinidade do solo o SI1 foi o que apresentou melhor correlação ($R^2=0,80$). A melhora da resolução espacial está diretamente ligada a melhora dos resultados de correlação na determinação da salinidade do solo isso quando comparadas imagens Landsat8 e Sentinel2. A vegetação presente na superfície do solo se mostrou como um “ruído” no mapeamento da salinidade, sendo comprovado que para utilização de índices espectrais de solo, a área necessita estar sem vegetação na superfície. A banda do satélite MSI/Sentinel2 que melhor correlaciona com a salinidade do solo é a banda verde (B03) com um coeficiente de determinação de 59,85%, sendo que todas as bandas do visível apresentam correlação significativa com a salinidade, a temperatura do solo determinada pelo uso de imagens TIRS/Landsat8 não apresentou boa correlação. A elevação do terreno também apresentou uma correlação significativa com 57,21%. As áreas salinas com solo exposto apresentaram um comportamento espectral distinto das demais áreas, com uma maior reflectância na região do visível e com base nessas análises foi possível desenvolver 15 índices espectrais de salinidade, sendo o melhor SA7 utilizado para o mapeamento da salinidade do local e validado com um R^2 de 83,84%. Os índices de vegetação não se mostraram bons para mapeamento da salinidade do solo, sendo que a vegetação característica de áreas salinas (halofitas) apresenta uma característica de reflectância distinta dos demais tipos de vegetação encontrados na área, principalmente com uma maior reflectância na região do visível.

Palavras-chave: Solos salinos. Índices espectrais. Degradação do solo.

GENERAL ABSTRACT

The management of water resources in arid and semi-arid regions is essential if the use of local resources is to be sustainable. This management will depend on the construction of a base of information on the characteristics of each region. The use of new technologies for the construction of the database is fundamental, considering the technological progress that has occurred in recent years, as well as the elusive, the areas. Remote sensing combined with geoprocessing presents promising techniques in natural resources due to the ability to make large areas, store information, enable data transfer and ease of consultation. When the rules are adjusted to the regions of irrigation use, it becomes a single instrument that meets the needs of agricultural production. Being that, when practiced, it is uncontrolled because it is a degradation of the soil of water and vegetation. Monitoring and evaluation are important are key. With this, the objective was to evaluate the efficiency of the use of remote sensing and geoprocessing techniques in the monitoring of salinity and its effects on soil and vegetation. The research was carried out in the irrigation perimeter of Baixo-Açu, located between the municipalities of Alto do Rodrigues and Afonso Bezerra. Initially, a preliminary analysis of the perimeter was carried out, using satellite imagery and soil sampling in the field. The objective of this analysis was to identify through the production fault images and to verify the variation of the salt concentration in depth, identifying the best correlation between the salinity levels and the response of spectral indices, as well as to perform a temporal analysis of the vigor of the vegetation in the study area. A case study was carried out to evaluate the spectral index that best represents the salinity variation within the irrigated perimeter and to evaluate how the special resolution of the satellite images and the vegetation interfere in the determination of the salinity. In the following chapter, the spectral response of salinized soils was characterized and through the use of multiple regression techniques and spectral analysis were constructed and validated indices for mapping saline soils. Finally, the spectral response of the vegetation of saline areas was characterized and the use of specific indexes for soil salinity mapping was analyzed. The most superficial layer (0-10 cm) is the most suitable for analysis of correlation between soil EC and spectral indexes. It was also identified that several areas within the irrigation perimeter have high salinity imposing limitations to the vegetative development and that based on NDVI analysis assumes that these areas did not present such problems before the creation of the irrigated perimeter. Among the 20 spectral indexes analyzed for soil salinity mapping, SII was the one with the best correlation ($R^2 = 0.80$). The improvement of the spatial resolution is directly related to the improvement of the correlation

results in the determination of the soil salinity when comparing Landsat8 and Sentinel2 images. The vegetation present on the soil surface was shown as a "noise" in the salinity mapping, and it was verified that for the use of spectral soil indexes, the area needs to be without surface vegetation. The band of the MSI / Sentinel2 satellite that best correlates with soil salinity is the green band (B03) with a determination coefficient of 59.85%, and all bands of the visible one show a significant correlation with salinity, soil determined by the use of TIRS / Landsat8 images did not present a good correlation. The elevation of the terrain also showed a significant correlation with 57.21%. The saline areas with exposed soil presented a spectral behavior different from the other areas, with a higher reflectance in the visible region and based on these analyzes it was possible to develop 15 spectral indices of salinity, being the best SA7 used for the mapping of the salinity of the place and validated with a R^2 of 83.84%. Vegetation indices were not good for soil salinity mapping, and the characteristic vegetation of saline areas (halophytes) presents a distinct reflectance characteristic of the other types of vegetation found in the area, mainly with a higher reflectance in the visible region .

Keywords: Saline soils. Spectral indices. Soil degradation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1	Radiação eletromagnética. Onde c =velocidade de propagação (velocidade da luz). E =campo elétrico e M =campo magnético.....5
Figura 1.2	Valores de reflectância espectral para a vegetação, água, solo normal, crosta de sal e do solo afetadas pelo sal, para banda do satélite ASTER.8
Figura 1.3:	Variações da reflectância em diferentes superfícies e práticas de gestão de terras.....8
Figura 2.1:	Composição colorida RGB Sentinel2, com indicação de locais de amostragem de solo no Distrito de Irrigação do Baixo-Açu.....17
Figura 2.2	Locais de coleta de solos em áreas sem vegetação (a e c) e em áreas com vegetação em superfície (b e d).....18
Figura 2.3	Valores de NDVI obtidos com utilização de imagens dos satélites Landsat 5 e 8 para os anos de 1984 e 2016, com identificação dos locais de coleta de solo e identificação da área de estudo.....
Figura 3.1	Localização da área de estudo no perímetro irrigado do Baixo-Açu. A composição colorida é do sensor MSI/Sentinel2, com as bandas 8,4 e 3 em vermelho, verde e azul.....30
Figura 3.2	Locais de coleta de solos em áreas que foram consideradas sem vegetação (a,b, c) e em áreas que segundo o NDVI foram consideradas com vegetação em superfície (d, e, f).....31
Figura 3.3	NDVI da área de estudo com a utilização das imagens dos satélites Landsat8 “a” e Sentinel2 “b”, utilizados para identificação das áreas de solos expostos.....34
Figura 3.4	Ajuste de correlação entre CE do solo e reflectância do índice SII com imagens MSI/ Sentinel2, considerando todos os pontos e os pontos com um NDVI menor que 0,33.....37
Figura 3.5	Espectro extraído do índice SII (MSI/Sentinel2). “a” ponto 13 com CE de $0,753 \text{ dSm}^{-1}$ (condutividade baixa) e ponto 108 “b” com CE de 152 dSm^{-1} (condutividade mais elevada encontrada na área de estudo).....39
Figura 3.6	Espacialização da salinidade do solo na área de estudo, para as áreas de solo exposto, com aplicação do índice SII e imagens MSI/Sentinel2.....40

Figura 4.1	Localização da área de estudo e identificação dos pontos de calibração (pontos azuis) e validação (pontos cinza).....	49
Figura 4.2	Locais de amostragem para determinação dos valores de reflectância das áreas com “solo exposto não salinas”, áreas com “solo exposto salinos”, áreas com “solo arenoso” e “água” em superfície.....	53
Figura 4.3	Distribuição espacial da temperatura do solo (°C) na área de estudo obtida com a utilização da banda termal do TIRS/Landatsat8, com resolução espacial de 100 m.....	56
Figura 4.4	Altimetria, canal principal de abastecimento do perímetro (linha azul clara) e hidrografia natural determinada pelo uso das imagens do SRTM e identificação dos pontos de calibração e validação com suas respectivas salinidades.....	58
Figura 4.5	Reflectância das bandas Sentinel2 em diferentes áreas com solo expostos salinizados e não salinizados.....	59
Figura 4.6	Pontos utilizados para validação do modelo (SA7), apresentado em destaque as condutividades estimadas pelo modelo criado (em azul) e a determinada em laboratório (em vermelho).....	67
Figura 5.1	Locais de coleta das amostras de solo no perímetro irrigado do Baixo-Açu em locais com vegetação em superfície.....	76
Figura 5.2	Resposta espectral dos diferentes tipos de vegetação as diferentes bandas do sensor MSI/Sentinel2.....	79
Figura 5.3	Coefficiente de determinação (R ²) obtido pela correlação da salinidade do solo com a resposta do índice espectral IAF.....	82

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1	Tabela com valores de condutividade elétrica - CE e profundidades analisadas.....	19
Tabela 2.2	Coefficientes de determinação entre salinidade do solo e índice espectral em diferentes profundidades.....	20
Tabela 2.3	Valores de NDVI obtidos para os pontos de coleta de solo com utilização de imagens dos satélites Landsat 5 e 8 para os anos de 1984 e 2016 e a salinidade na camada superficial, (0 – 10cm).....	22
Tabela 3.1	Características dos sensores Sentinel-2a e Landsat-8, com especificação das suas bandas, utilizadas para construção dos índices, resoluções espaciais e comprimentos de onda.	32
Tabela 3.2	Índices espectrais de solo utilizados no mapeamento da salinidade, em área no perímetro irrigado do Baixo-Açu para determinação da condutividade elétrica do solo.....	33
Tabela 3.3:	Índices espectrais de salinidade do solo utilizados no mapeamento e seus respectivos coeficientes de determinação (R^2), para as áreas com $NDVI > 0,33$ e todos os pontos e o satélite que apresentou a melhor correlação.....	36
Tabela 4.1	Valores dos fatores de redimensionamento da radiância obtidos dos metadados da imagem do Landsat8.	51
Tabela 4.2	Valores das constantes térmicas de conversão para radiância obtidos dos metadados da imagem do Landsat8.....	51
Tabela 4.3	Valores de coeficiente de determinação (R^2) entre a salinidade do solo com as bandas do satélite Sentinel2, com a elevação do terreno e a temperatura do solo.....	54

Tabela 4.4	Modelos desenvolvidos com base nas correlações múltiplas das bandas do MSI/ Sentinel2 e elevação do solo.....	63
Tabela 4.5	Modelos desenvolvidos com base nas características espectrais de áreas salinas e correlação das bandas com a salinidade do solo.....	64
Tabela 4.6	Modelos de salinidade desenvolvidos no trabalho seus respectivos coeficientes de determinação (R^2) obtidos pela validação de campo e o índice SII, aplicados com imagens do MSI/Sentinel2.....	65
Tabela 4.7	Classes de salinidade do solo e de acordo com a condutividade elétrica e seus efeitos nas culturas, (Richards,1954).....	66
Tabela 5.1	Índices de vegetação utilizados no mapeamento da salinidade.....	77
Tabela 5.2:	Índices espectrais utilizados, valores de correlação para todos os pontos amostrados e para as áreas com salinidade superior a 4 dSm-1.....	81

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACP	Análise por Componentes Principais
ALOS	Advanced Land Observing Satellite
BI	Índice de Brilho
CEes	Condutividade Elétrica do Extrato de Saturação
CODEVASF	Companhia de Desenvolvimento dos Vales do São Francisco e Parnaíba
DIBA	Distrito Irrigado do Baixo-Açu
DOS1	Dark Object Subtraction
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ESA	European Space Agency
ETM+	Enhanced Thematic Mapper Plus
EVI	Enhanced Vegetation Index
ENVI	Environment for Visualizing Images
FAO	Food and Agriculture Organization
FLAASH	Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes
GMES	Global Monitoring for Environment and Security
GPS	Global Positioning System
IAF	Índice de Área Foliar
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IFOCS	Inspetoria de Federal de Obras Contra a Seca
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IVs	Índices de Vegetação
LSU	Linear Mistura Espectral
MNF	Minimum Noise Fraction
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSI	Multispectral Instrument
NASA	Nacional Aeronautics and Space Administration
ND	Números Digitais
NDII	Diferença Normalizada Índice de infravermelho
NDSI	Normalized Difference Spectral Índices
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Infravermelho Próximo
NRVI	Normalized Ratio Vegetation Index
OLI	Operational Land Imager

PST	Porcentagem de Sódio Trocável
R ²	Coefficiente de Determinação
REM	Radiação Eletromagnética
RVI	Ratio Vegetation Index
SASI	Índice de Salinidade do Solo Ajustado
SAVI	Soil-Adjusted Vegetation Index
SCP	Plugin Semi-Automatic Classification Plugin
SI	Salinity Index
SII	Salinity Index1
SIG	Sistemas de Informações Geográficas
SR	Sensoriamento Remoto
TIRS	Térmica do Sensor de Infravermelho
TOA	Reflectância no Topo da Atmosfera
TVI	Transformed Vegetation Index
USGS	United States Geological Survey

SUMÁRIO

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO GERAL	1
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Processos de salinização.....	1
1.2 Características dos solos salinos.....	2
1.3 Os efeitos adversos da salinidade do solo	3
1.4 Sensoriamento Remoto e Comportamento espectral dos alvos.....	4
1.6 Avaliação de solos salinos utilizando tecnologias avançadas	6
2. CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	9
3. REFERÊNCIAS	10
CAPÍTULO II – COMPORTAMENTO ESPAÇO TEMPORAL DA CONCENTRAÇÃO DE SAIS EM ÁREA NO PERÍMETRO IRRIGADO DO BAIXO-AÇU E IMPACTOS SOBRE A VEGETAÇÃO.....	12
1. INTRODUÇÃO.....	14
2. MATERIAL E MÉTODOS.....	16
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	18
4. CONCLUSÕES	23
4. REFERÊNCIAS	24
CAPÍTULO III – IDENTIFICAÇÃO E QUANTIFICAÇÃO DE ÁREAS SALINAS NO SEMIÁRIDO BRASILEIRO POR MEIO DE ÍNDICES ESPECTRAIS.....	26
1. INTRODUÇÃO.....	28
2. MATERIAL E MÉTODOS.....	30
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	35
4. CONCLUSÕES	42
5. REFERÊNCIAS	43
CAPÍTULO IV – MODELOS ESPECTRAIS PARA MAPEAR A SALINIDADE DO SOLO POR MEIO DE SENSORIAMENTO REMOTO.	47
1. INTRODUÇÃO:.....	49
2. MATERIAL E MÉTODOS:.....	50
2.1 Coleta das amostras de solo	51
2.2 Resposta das bandas espectrais e correlação com a salinidade.....	52
2.3 Determinação dos fatores topográficos	52
2.4 Temperatura do solo.....	53

2.5	Padrões espectrais	54
2.6	Validação.....	55
3.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	56
3.1	Correlações das bandas espectrais com a salinidade do solo	56
3.2	Temperatura do solo	57
3.3	Elevação.....	58
3.4	Padrões espectrais.....	60
3.5	Modelos de regressões desenvolvidos (índices).....	64
4.	CONCLUSÕES	70
5.	REFERÊNCIAS	71
CAPÍTULO V – AVALIAÇÃO DA APLICAÇÃO DE ÍNDICES ESPECTRAIS DE VEGETAÇÃO NO MAPEAMENTO DE ÁREAS SALINAS E DETERMINAÇÃO DE RESPOSTA ESPECTRAL PARA VEGETAÇÃO.....		
1.	INTRODUÇÃO.....	78
2.	MATERIAL E MÉTODOS.....	79
a.	Coleta e espacialização dos pontos em campo	79
b.	Índices de vegetação utilizados	80
2.3	Correlação da reflectância com a condutividade elétrica do solo	81
2.4	Reflectância da vegetação	81
3.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	82
4.	CONCLUSÕES	85
5.	REFERÊNCIAS	86

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO GERAL

1. INTRODUÇÃO

1.1 Processos de salinização

A salinização é um fenômeno que consiste na acumulação de sais solúveis em água no solo, tais como potássio (K^+), magnésio (Mg^{2+}), cálcio (Ca^{2+}), cloreto (Cl^-), sulfato (SO_4^{2-}), carbonato (CO_3^{2-}) e bicarbonato (HCO_3^-) (Flores, 2015). Solos salinos ou sódicos, também conhecidos como halomórficos, são solos desenvolvidos em condições imperfeitas de drenagem, que são caracterizados pela presença de sais solúveis, sódio trocável ou ambos, em horizontes ou camadas próximas a superfície (Ribeiro, 2010).

Os solos salinos geralmente são encontrados em áreas mais baixas, para onde convergem os sais das áreas mais circunvizinhas, estando assim a salinidade relacionada as condições de restrição de drenagem, envolvendo lençol freático alto ou condições de baixa permeabilidade, que impede a lavagem dos sais em profundidade, e em climas áridos e semiáridos, onde a evapotranspiração elevada favorece a ascensão dos sais a superfície do solo (Ribeiro, 2010). O processo pode ser natural (salinização primária) ou induzido pelo homem (salinização secundária).

1.1.1 Causas naturais de salinidade do solo

Os principais processos de salinização primária são descritas por Ribeiro, 2010 são descritas a seguir:

- a) Invasão da água salgada que deposita seus sais nos terrenos atingidos. Este processo é característico das regiões costeiras, influenciadas pelo movimento das marés, e o único que pode ocorrer em regiões mais úmidas. Ocorre ao longo de toda a costa brasileira, estando relacionado com áreas de mangues e várzeas, localmente denominadas de salgados ou apicuns;

- b) Acumulação de sais provenientes de áreas circunvizinhas, por escoamento superficial e drenagem lateral, nos horizontes superiores dos solos de áreas rebaixadas, devido à presença de estratos impermeáveis em pequena profundidade. Esta é a principal causa de salinização natural no semiárido nordestino, ocorrendo geralmente em áreas baixas, constituídas por Neossolos Flúvicos, Planossolos, Vertissolos, Gleissolos ou outros solos relacionados com planícies aluviais ou áreas deprimidas;
- c) Ascensão por capilaridade, dos sais existentes no próprio terreno e acumulados em camadas não superficiais; e
- d) Acumulação dos sais em áreas baixas, sopés de encosta, em consequência da drenagem subsuperficial lateral das posições mais altas. Salinização típica das posições de terço inferior de encostas em regiões semiáridas, muito comum nas áreas de Luvisolos e Planossolos do semiárido nordestino.

1.1.2 Causas induzida pelo homem de salinidade do solo

Já a salinização secundário ou induzida pelo homem esta associada a agricultura irrigada, que segundo Ribeiro, (2010), ocorre em consequência das seguintes causas;

- a) Deposição dos sais pela água de irrigação contendo sais em solução;
- b) Elevação dos sais à superfície por ascensão do lençol freático, em virtude do manejo inadequado da irrigação (ausência de drenagem e/ou superirrigação).

Tanto o processo primário quanto o secundário de salinização está associada ao excesso de água e, geralmente, evapotranspiração elevada.

1.2 Características dos solos salinos

Os solos formados pelos processos de salinização, solonização e solodização, também denominados de solos halomorfo, são basicamente classificados em duas características, o conteúdo total de sais trocáveis e a Percentagem de Sódio Trocável - PST.

Devido as características dos íons presentes na solução em conduzirem corrente elétrica, a condutividade elétrica do extrato da pasta saturada, mais conhecida como condutividade elétrica do extrato de saturação (CEes) é o mais rápido e simples método para

se estimar o total de sais solúveis do solo, tendo em vista que a condução da corrente elétrica é diretamente proporcional à quantidade de íons em solução (Donahue et al., 1977).

Quanto aos aspectos visuais, em alguns casos os solos salinos apresentam na sua superfície uma crosta branca e um solo desestruturado.

1.3 Os efeitos adversos da salinidade do solo

A salinização do solo é o processo de acumulo de sais na sua superfície e na zona de raiz e que provoca efeitos prejudiciais, como a diminuição de produção e em alguns casos a degradação do solo Lhissou et al. (2014).

Esse processo e a alcalinização são importantes na degradação de terras em regiões árida e semiáridas, reduzindo as áreas de terras cultivadas de 1 a 2% ao ano e continuando a aumentar (FAO, 2002).

A tabela 1.1 mostra os efeitos da variação de produtividade de algumas culturas devido o aumento da salinidade do solo. Por exemplo, com uma CE de 13 dSm^{-1} , a cevada tem uma redução de 25% no rendimento de produção esperada.

Tabela 1.1: Efeitos da variação de valores de CE sobre diferentes culturas e as suas variações de rendimento na produção esperada, considerando nenhuma redução, 10%, 25% e 50 % de redução.

Cultura	REDUÇÃO DO RENDIMENTO ESPERADO %			
	Nenhum	10%	25%	50%
	Condutividade Elétrica (dSm-1)			
Cevada	8,0	10,0	13,0	18,0
Trigo	6,0	7,4	9,5	13,0
Beterraba	4,0	4,1	6,8	9,6
Alfafa	2,0	3,4	5,4	8,8
Batata	1,7	2,5	3,8	5,9
Milho (grão)	1,7	2,5	3,8	5,9
Cebola	1,2	1,8	2,8	4,3
Feijões	1,0	1,5	2,3	3,6
Maçãs, peras	1,7	2,3	3,3	4,8
morangos	1,0	1,3	1,8	2,5
erva do Sudão	2,8	5,1	8,6	14,0
Uvas	1,5	2,5	4,1	6,7
Brócolis	2,8	3,9	5,5	8,2
pepinos	2,5	3,3	4,4	6,3

Fonte: Horneck et al., 2007.

A salinidade do solo dificulta o desenvolvimento da maioria das plantas, devido os seus efeitos prejudiciais sobre o desenvolvimento das sementes e a diminuição do potencial osmótico da água do solo, que resulta na incapacidade das plantas em absorver água pela zona das raízes. A tolerância e a sensibilidade a salinidade é diferente de uma planta para outra, onde temos algumas mais resistentes e outras mais sensíveis (Bhatt et al., 2008).

Outro efeito provocado pela salinidade do solo está associado a qualidade da água, tanto de beber como a utilizada para irrigação, causando problemas sociais, ambientais e econômicos (Gorji, 2016).

1.4 Comportamento espectral dos alvos e Sensoriamento Remoto

Existem algumas definições sobre Sensoriamento Remoto – SR, algumas mais simples e outras mais complexas. Dentre as definições mais simples, podemos citar: “Técnica de aquisição de dados dos objetos existentes na superfície terrestre, sem que haja contato físico direto entre o sensor e o objeto”. Já outra definição utiliza mais rigor “ uma medida de trocas de energia, resultantes da interação da energia contida na radiação eletromagnética de determinado comprimento de onda, com a energia contida nos átomos e moléculas que constituem aquele material” (Meneses & Netto 2001).

A história do sensoriamento remoto (SR) teve início com a invenção da câmera fotográfica, que foi o primeiro instrumento utilizado e que, até os dias atuais, são ainda utilizadas para tomadas de fotos aéreas (Figueiredo, 2005).

A grandeza fundamental da radiação óptica é a energia radiante, que é a partir dessa que derivam todas as outras grandezas radiométricas, que são utilizadas para descrever a radiação óptica (Jesen, 2009). A esta energia dá-se o nome de radiação eletromagnética ou (REM).

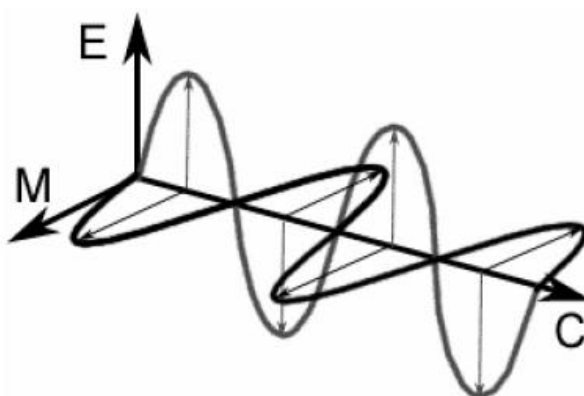


Figura 1.1: Radiação eletromagnética. Onde c =velocidade de propagação (velocidade da luz). E =campo elétrico e M =campo magnético.

Fonte: (Meneses & Netto, 2001)

A REM mais comum ao homem é a luz do Sol que ilumina a superfície da terra. A faixa da REM sensível ao olho humano é denominada de luz visível, sendo que o Sol não emite apenas a luz visível, mas também radiação do ultravioleta ou infravermelho de ondas curtas. Radiação ultravioleta, visível, infravermelho de ondas curtas, infravermelho termal e de micro-ondas, são algumas das denominações dadas pelo homem para fins práticos a uma divisão do espectro em regiões ou intervalos espectrais os quais podem ser identificados pelos seus comprimentos de onda, medidos em sistemas métricos (nanômetro, micrômetro, centímetro), sendo essas as principais faixas espectrais utilizadas no SR (Meneses & Netto 2001).

A radiometria espectral é considerada uma das mais importantes áreas do conhecimento do SR. Pois, é por meio de medidas radiométricas de laboratório ou de campo, que se descobrem com qual intensidade cada material (solo, rocha ou vegetação), reflete a radiação eletromagnética nos diferentes comprimentos de onda do espectro e isso permite entender como cada objeto irá aparecer nas imagens.

A aquisição de dados por sensoriamento remoto e a diversidade de métodos para a interpretação de imagens que visam a produção de mapas temáticos para compreensão da paisagem, possibilitam o mapeamento de cobertura da terra, controle ambiental, pesquisas sobre vegetação (Costa et al., 2008; Sousa et al., 2012).

Os sensores a bordo dos satélites se tornaram uma extensão dos olhos humanos para ver o nosso planeta de uma forma mais detalhada e abrangente. Esses “olhos” conseguiram superar o poder de visão do homem, estendendo a sua capacidade de identificar os objetos terrestres muito além dos comprimentos de onda da luz normalmente percebidos (espectro visível). Com esse aumento na capacidade de visão, obtidas pelas bandas espectrais das imagens, contidas no visível, no infravermelho próximo, infravermelho termal e no domínio das micro-ondas, conseguimos identificar de forma diferente a superfície terrestre coberta por vegetação, pelos afloramentos de rocha, pelos solos e por corpos de água.

O sucesso do uso da tecnologia de sensoriamento remoto tem estimulado aperfeiçoamentos crescentes, multiplicando as suas aplicações. A cada ano novos produtos são oferecidos a comunidade de usuários, sempre aprimorando as resoluções espectrais, temporais e principalmente as espaciais. Estima-se que em breve produtos de sensores

hiperespectrais estejam disponíveis em escala comercial, com isso, não somente identificando alvos, mas também conhecendo a sua composição (Meneses & Netto, 2001).

Desde o início dos estudos pedológicos dos solos até os dias atuais a cor tem sido utilizada como um critério para diferenciar e caracterizar perfis e horizontes, correlacionando a ocorrência de alguns componentes, como matéria orgânica e óxidos de ferro, com as cores dos solos (Meneses & Netto, 2001).

A reflectância do solo, não somente da luz visível, mas também de todos os outros comprimentos da faixa do espectro óptico, é uma propriedade que deriva do comportamento espectral dos constituintes minerais, orgânicos e fluidos que, combinados, compõem os solos (Meneses & Netto 2001). As respostas espectrais dos diferentes tipos de solos estão normalmente associadas a processos de absorção da radiação eletromagnética. Além da composição mineral, o tamanho das partículas, umidade e a sua organização desempenham também um papel importante nas propriedades de reflectância dos solos, com isso, a forma dos espectros fornecem informações importantes sobre as características físico-químicas dos solos (Meneses & Netto 2001).

1.6 Avaliação de solos salinos utilizando tecnologias avançadas

Diversos autores vem desenvolvendo pesquisas relacionadas a utilização de técnicas de sensoriamento remoto no mapeamento de áreas salinas, avaliando as suas respostas espectrais, como também técnicas de mapeamento, isso desde a década de 70, obtendo resultados interessantes por exemplo, com a utilização de índices de vegetação e solo (Wu et al., 2014).

O monitoramento e mapeamento da salinidade do solo utilizando tecnologias avançadas podem ser realizados tanto para pequenas e grandes regiões, sendo que no estudo de grandes áreas a utilização de técnicas de SR e SIG.

Vários estudos de caso têm alcançado resultados razoáveis para prever e modelar a salinidade do solo, usando combinações de técnicas de SR e SIG ou aplicação de cada um separadamente (Gorgi, 2016).

Com a utilização de técnicas de SR é possível analisar grandes espaços de terra de forma rápida e com um baixo custo, além de poder realizar um acompanhamento temporal dessas áreas. Já com a utilização dos SIGs é possível integrar informações ou características que podem influenciar no processo de salinização, como topografia, tipo de solo, precipitação, entre outras.

A junção dessas técnicas é possível criar modelos numéricos que podem ser utilizados na previsão de parâmetros do solo e da água relacionados com a salinidade (Gorgi, 2016).

A geoestatística é outro método que pode ser utilizado para mapeamento de componentes superficiais, tais como o solo, a água e vegetação através da análise de amostra limitada, afim de estimar valores em locais não amostrados.

1.9.1 Comportamento espectral de solos afetados por sais

Aparentemente, a crosta de sal formada na superfície do solo pode ser detectada de forma direta através da utilização de SR, devido o fato de que os minerais de sal possuem características espectrais detectáveis. No entanto, quando a concentração de sais na superfície é pequena, a ponto de não formar a crosta de sal, essa detecção é dificultada (Farifteh et al., 2008). Vários estudos apontam que quanto maior a concentração de sais no solo, maior será a reflectância na região do visível e NIR, considerando esse um comportamento característico das áreas afetadas pelo sal.

Há também outra abordagem para a detecção de salinidade do solo e mapeamento de áreas salinas de forma indireta, usando a reflectância espectral emitida pela vegetação. Onde a vegetação na área salina terá menor atividade fotossintética, aumentando a reflectância na região do visível e diminuindo na região do infravermelho próximo (NIR) (Weiss et al., 2016). Assim, comparando o comportamento espectral de regiões do visível e do infravermelho próximo do espectro eletromagnético para as plantas saudáveis e não saudáveis, irá ajudar a detectar salinidade indiretamente.

De acordo com as características do alvo, a reflectância irá variar em seus vários comprimentos de onda. A figura 1.2 apresenta a quantidade de energia refletida para diferentes alvos em várias faixas de comprimento de onda (bandas) do satélite ASTER. É possível identificar que as áreas com crosta de sal na superfície tem maior reflectância em todas as faixas do espectro eletromagnético, já áreas afetadas pelo sal, mas que não formam crosta na superfície, tem menor reflectância.

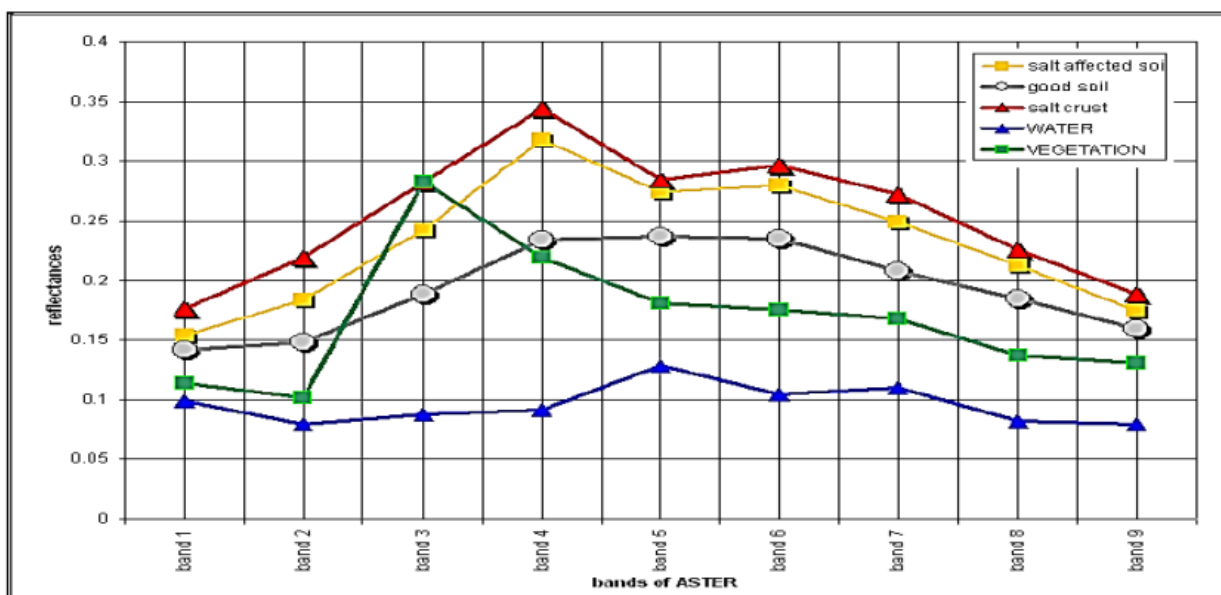


Figura 1.2: Valores de reflectância espectral para a vegetação, água, solo normal, crosta de sal e do solo afetadas pelo sal, para banda do satélite ASTER.

Fonte: (Al-Khaier, 2003)

1.9.2 Fatores que afetam reflectância do solo salino

Na maioria dos casos, a quantidade e a mineralogia de sais, a cor, a rugosidade da superfície e teor de humidade são fatores que afetam predominantemente a reflectância dos solos salinos com base em resultados de observação (Metternicht & Zinck, 2003). A figura 1.3 apresenta a variação de reflectância em diferentes superfícies, com diferentes concentrações de sais, onde a reflectância aumenta à medida que se eleva a concentração de sais no solo.

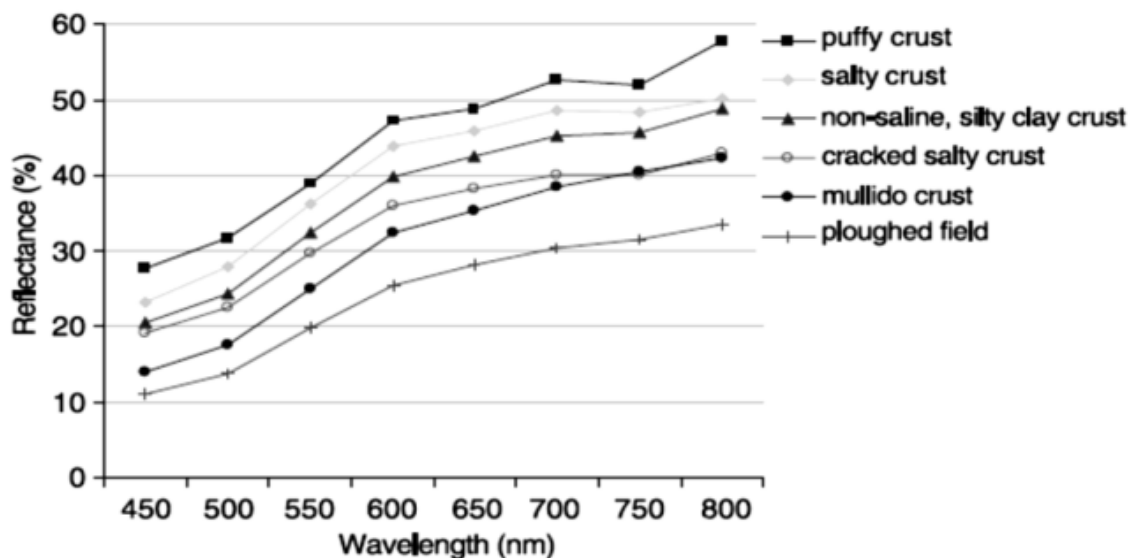


Figura 1.3: Variações da reflectância em diferentes superfícies e práticas de gestão de terras.

Fonte: (Metternicht e Zinck, 2003).

2. CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

O Departamento Nacional de Obras Contra Seca – DNOCS e a Companhia de Desenvolvimento dos Vales do São Francisco e Parnaíba – CODEVASF desenvolveram mais de 70 projetos de irrigação em vales úmidos no semiárido Brasileiro (Hespanhol, 2015), sendo no Rio Grande do Norte implantado cinco perímetros públicos irrigados, quatro, na bacia hidrográfica do rio Piranhas Açu, e um, na bacia hidrográfica do Apodi-Mossoró, com uma área total irrigável de mais de sete mil hectares. Com a implantação dessas áreas irrigadas é possível suprir as necessidades hídricas das plantas em época de pouca ou nenhuma chuva, garantindo assim alta produção, produtos de boa qualidade e consecutivamente renda para os agricultores. Hespanhol (2015) relata que o estímulo a irrigação em regiões semiáridas do Brasil teve como objetivo não somente combater os problemas decorrentes da seca, mas, promover principalmente a modernização da agricultura nos moldes da revolução verde. A implantação dessas áreas acontece principalmente devido a perenização de rios (Santiago, 1984), um exemplo é o rio Piranhas-Açu perenizado a jusante da barragem Armando Ribeiro Gonçalves.

A criação do projeto de irrigação tem origem no final dos anos de 1930, onde segundo estudo desenvolvido pela Inspetoria de Federal de Obras Contra a Seca – IFOCS em 1952, possuía uma área irrigável de 12.000 hectares (Pinheiro, 2010). A primeira fase de implantação do perímetro irrigado teve início no ano de 1988, sendo concluída somente em 1994 (Hespanho, 2015). O projeto está localizado entre os municípios de Alto do Rodrigues e Afonso Bezerra, com uma área total irrigável de 5.435,96 hectares, dividido em três etapas. O projeto piloto com uma área irrigável de 1000 hectares, a primeira etapa com 1629,10 hectares e a segunda etapa com 2.806,86 hectares (Pinheiro, 2010).

3. REFERÊNCIAS

Allbed, A. & Kumar, L. Soil salinity mapping and monitoring in arid and semi-arid regions using remote sensing technology: a review. *Advances in Remote Sensing*, 2: 373-385. 2013.

Al-Khaier, F. Soil Salinity Detection Using Satellite Remotes Sensing. International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation, Enschede, the Netherlands, 2003. 61 p Master Thesis.

Bhatt, M. J.; Patel, A. D.; Bhatti, P. M.; Pandey, A. N. Effect of Soil Salinity on Growth, Water Status and Nutrient Accumulation in Seedlings of *Ziziphus mauritiana* (RHAMNACEAE). *Journal of Fruit and Ornamental Plant Research*, V - 16, 383-401. 2008.

Donahue, R.L.; Miller, R.W.; Shickluna, J.C. Soils: An introduction to soils and plant growth. New Jersey: Prentice-Hall, 1977. 626p.

Farifteh J.; van der Meer F; van der Meijde, M.; Atzberger, C. Spectral characteristics of salt affected soils: a laboratory experiment. *Geoderma*, 145 (3-4): 196-206, 2008.

FAO. Le The salt of the earth: hazardous for food production. Word Food Summit. Available at: <http://www.fao.org/worldfoodsummit/english/newsroom/focus/focus1.htm>, 2017.

Flores, R. S. Identificación de Tierras Degradadas por Salinidad del Suelo en los Cultivos de Caña de Azúcar en Pomalca usando Imágenes de Satélite. Universidad Nacional Mayor de San Marcos, 2015. Tese de Doutorado.

Ribeiro, M. R. Origem e classificação dos solos afetados por sais. In: Manejo da salinidade na agricultura: Estudos básicos e aplicados. Fortaleza – CE: INCTSal, 2010. Cap. 2, 10 – 18.

Figueiredo, D. Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto. Brasília – DF: CONAB, 2005. 32p.

Gorji, T. Monitoring Soil Salinity via Remote Sensing Technology under data scarce conditions: a case study from Turkey. Department of Environmental Engineering Environmental Science and Engineering Program. İSTANBUL, 2016. 151p. M.Sc. THESIS.

Lhissou, R.; El, A.; Chokmani, K. Mapping soil salinity in irrigated land using optical. *Remote Sensing data*, 3, 82-88. 2014.

Meneses, P. R.; Netto, J. S. M.; Sensoriamento Remoto Reflectância de Alvos Naturais. Brasília, DF: Embrapa Cerrados, 2001.

Metternicht, G.I. & Zinck, J.A. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. *Remote Sensing Environment*. 85, 1-20. 2003.

Pinheiro, G. M. T. L. A fruticultura irrigada de pequenos produtores no Baixo-Açu: Uma análise de eficiência de custo. 2010, 64p. (Dissertação de Mestrado) – Programa de Pós Graduação em Economia – UFRN, Natal.

Polous, K.; Farshad, A.; Zarinkafsh, M.; Roozitalab, M. H. Evaluation of the spatio-temporal of soil salinity variation using data mining approach. In: Proceedings 2011 IEEE International Conference on Spatial Data Mining and Geographical Knowledge Services, 81-86. 2011.

Rhoades, J.D.; Corwin, D.L. Soil electrical conductivity: effects of soil properties and application to soil salinity appraisal. *Communication in Soil Science and Plant Analyses* 21: 836-860. 1990.

Horneck, D. A.; Ellsworth, J. W.; Hopkins, B. G.; Sullivan, D. M.; Stevens, R. G. *Managing Salt - affected S oils for Crop Production*. 2007.

Hespanhol, A. N. a fruticultura irrigada no polo de desenvolvimento integrado Assu-Mossoró - estado do Rio Grande do Norte – BRASIL. IX Jornadas Interdisciplinarias de Estudios Agrarios y Agroindustriales Argentinos y Latinoamericanos Buenos Aires – Facultad de Ciencias Económicas – Universidad de Buenos Aires. 2015.

Wu W.; Mhameed A. S.; Al-Shafie W. M.; Ziadat F.; Dhehibi B.; Nangia, V.; Pauw E. Mapping soil salinity changes using remote sensing in Central Iraq. *Geoderma Regional* 2–3, 21–31. 2014.

CAPÍTULO II – CARACTERIZAÇÃO ESPAÇO TEMPORAL DA CONCENTRAÇÃO DE SAIS EM ÁREAS NO PERÍMETRO IRRIGADO DO BAIXO-AÇU E IMPACTOS SOBRE A VEGETAÇÃO.

RESUMO: A região semiárida brasileira tem como característica uma alta evapotranspiração e precipitação concentrada em alguns meses do ano, provocando assim um déficit hídrico anual e dificultando a prática da agricultura de sequeiro nessa região. Como medida mitigatória os governantes incentivaram a prática da agricultura irrigada, chegando a implantar grandes áreas de irrigação, mais conhecidas como perímetros irrigados. Em muitos casos essas áreas são implantadas sem estudos prévios quanto às condições de vulnerabilidades ou mesmo a sua condução é realizada de forma inadequada, acelerando os processos de salinização e degradação com o consecutivo abandono das áreas. A salinização do solo causa impactos diretos sobre o desenvolvimento vegetativo das plantas, diminuindo a produção e em alguns casos impossibilitando o seu desenvolvimento. O objetivo desse capítulo foi avaliar através da utilização de imagens do satélite Sentinel2 áreas não produtivas (com solo exposto ou deficiência de produção) no perímetro irrigado do Baixo-Açu e verificar através de análises laboratoriais do solo a concentração de sais nessas áreas, como também avaliar qual a profundidade de coleta do solo que melhor se correlaciona com as respostas de índices espectrais. Foi utilizado o Índice de Brilho – BI para avaliação qual a melhor profundidade de coleta de solo na determinação da salinidade. Uma análise do Normalized Difference Vegetation Index – NDVI foi também realizada, com o objetivo de identificar o vigor da vegetação nos locais de coleta do solo em duas datas (1984 e 2016) e avaliar a variação espaço temporal desse índice. Foi verificado com o estudo que todos os locais de coleta apresentaram problemas de excesso de sais, variando de valores próximos a $4,87 \text{ dSm}^{-1}$ a superior 100 dSm^{-1} . Com o uso das imagens e das coletas de solo foi possível identificar áreas com solo exposto e constatar que as mesmas apresentam uma salinidade considerada elevada e que essa salinidade pode estar comprometendo o desenvolvimento vegetativo das plantas. Com o uso do NDVI foi observado que os locais de realização das coletas não apresentavam problemas de salinidade no ano de 1984. A camada mais superficial do solo (0-10 cm) apresentou a melhor correlação com o Índice de Brilho – BI.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto, Vigor vegetativo, Salinidade do solo.

CHAPTER II - TEMPORARY SPACE BEHAVIOR OF THE CONCENTRATION OF SALTS IN AREA IN THE IRRIGATED LOW-AÇU PERIMETER AND IMPACTS ON VEGETATION.

ABSTRACT: The Brazilian semiarid region has a high evapotranspiration and concentrated precipitation in some months of the year, causing an annual water deficit and making it difficult to practice dryland agriculture in this region. As a mitigation measure the rulers encouraged the practice of irrigated agriculture, reaching to implant large areas of irrigation, better known as irrigated perimeters. In many cases these areas are deployed without previous studies on vulnerability conditions or even their conduction is done in an inadequate way, accelerating the degradation process with the consecutive abandonment of these areas. The objective of this chapter was to evaluate the non-productive areas (with exposed soil) in the irrigated perimeter of the Baixo-Açu using satellite images of Sentinel2 and to verify the concentration of salts in these areas through laboratorial analyzes of the soil, as well as to evaluate the depth of soil collection that best correlates with the responses of spectral indexes. An analysis of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) was also performed to evaluate the vigor of the vegetation at the soil collection sites in two dates (1984 and 2016) and to evaluate its spatial variation. It was verified with the study that all the collection sites presented problems of excess salts, ranging from values close to 4.87 dSm⁻¹ to above 100 dSm⁻¹. With the use of the images and the soil samples it was possible to identify areas with exposed soil and to verify that they have a salinity considered high and that this salinity may be compromising the vegetative development of the plants. With the use of NDVI, it was observed that the sampling sites had no salinity problems in the year 1984. The most superficial layer (0-10 cm) presented the best correlation with the BI Index.

Keywords: Remote sensing, Vegetative vigor, Soil salinity.

1. INTRODUÇÃO

Com o aumento nos últimos anos da população e consecutivamente da produção de alimentos, houve também uma necessidade na ampliação das áreas irrigadas, principalmente nas regiões áridas e semiáridas. Segundo Ongley (2000), com o aumento das áreas irrigadas, cresce também os problemas relacionados a degradação do solo e da água, principalmente aqueles relacionados a salinidade e sodicidade do solo, principalmente nessas áreas, onde a evapotranspiração é maior que a precipitação, não garantindo a lavagem dos sais acumulados (Lopes, 2008).

Para melhorar a convivência com seca na região Nordeste Brasileira foram desenvolvidos projetos para implantação de perímetros de irrigação, principalmente durante os anos 70 (Junior, 2007). A implantação desses perímetros irrigados causa impactos ao meio ambiente, sendo eles positivos como também negativos. Rodrigues (1998) cita alguns impactos como a modificação no regime hídrico, no manejo do solo, no sistema de produção, do comportamento de pragas e doenças, da infraestrutura, das relações trabalhistas, da base econômica e sustentabilidade do sistema. Bernardo (1997) relata que além dos impactos socioeconômicos diretos, como o aumento da produtividade e produção, existem também os benefícios socioeconômicos indiretos, mas que esses benefícios somente serão positivos se esses projetos de irrigação tiverem uma sustentabilidade econômica, sustentabilidade social e ambiental, sendo os mesmos economicamente viáveis, socialmente responsáveis e ambientalmente sustentáveis. A dependência se o impacto será positivo ou negativo dependerá de como o processo de irrigação será conduzido e implementado, podendo gerar emprego e renda ou até mesmo processos como a salinização e desertificação de uma área.

Grande parte das áreas irrigadas no mundo sofre em maior ou menor intensidade os efeitos da salinidade do solo, onde grandes áreas, antes produtoras, se tornaram improdutivas, sendo abandonadas 10 milhões de hectares por ano devido a esse problema (Bernardo, 1997). Oliveira et al. (2002) citam que a criação dos perímetros irrigados aumentou a produtividade das terras na região semiárida, transformando a realidade socioeconômica da população, sendo que, em decorrência do manejo inadequado, muitas dessas áreas foram abandonadas, em virtude de problemas de salinidade/sodicidade. O autor ainda menciona que nem sempre a escolha de áreas para implantação desses perímetros irrigados é suficientemente embasada em critérios técnico-econômicos, que junto com a falta de habilidade dos irrigantes no manejo da irrigação, atrelado às peculiaridades edafoclimáticas, contribuem para o surgimento de áreas salinizadas.

De acordo com Pérez et al. (2010), salinidade é um dos principais fatores responsáveis pela redução da produção e a principal causa de abandono de terras que poderiam ser utilizadas para usos agrícolas. A ação antrópica tem contribuído largamente para a degradação do solo pelo processo de salinização e sodificação, principalmente pelo manejo inadequado da irrigação, geralmente relacionado à utilização de água de baixa qualidade, que uma vez salina se torna inadequada para o uso agrícola, sendo as áreas em muitos casos abandonadas e submetidas ao processo de desertificação (Pessoa, 2012).

A vegetação em muitos casos pode ser utilizada como um indicador de salinidade. Muller et al. (2016) encontrou que áreas afetadas por sal apresentam um estresse fisiológico grave, enquanto que áreas não afetadas foram geralmente caracterizadas por um crescimento normal da vegetação.

O estudo da utilização de índices espectrais para mapeamento da concentração de sais já é difundido em todo o mundo, sendo utilizadas as mais variadas profundidades de coleta de amostras de solo. Xu et al. (2015) consideram uma profundidade de 5 cm, na sua análise de correlação, já Allbed et al (2014) considerou uma profundidade de coleta de 0-20 cm. Mehrjardi et al. (2014) estudando a variação vertical e lateral da salinidade em um solo no Irã, em uma área de 72000 hectares, com a utilização de árvore de regressão e sensoriamento remoto, concluíram que essa metodologia é mais eficientemente aplicada quando utilizada em camadas superficiais do solo (0-15cm), apresentando correlações (R^2) de 0,78 a 0,11 para camadas de 0-15 cm e 60-100cm, respectivamente. Com isso, se faz necessário se determinar qual a profundidade mais indicada para coleta do solo para determinação da salinidade que melhor se correlaciona com a reflectância dos índices espectrais. Outro ponto importante é entender como as áreas hoje ocupadas pelos perímetros irrigados eram anteriormente, no que diz respeito a vegetação e solo.

O objetivo desse trabalho foi realizar uma análise prévia das características do perímetro irrigado, identificando através de imagens do satélite MSI/Sentinel 2 áreas não produtivas e verificar através de análises laboratoriais de solo se essas áreas apresentam problemas de excesso de sais em superfície e subsuperfície e avaliar a qual profundidade do solo obtemos uma melhor correlação entre a concentração de sais e a resposta de índices espectrais, servindo essa informação de base para construção dos próximos capítulos. Como também utilizar os dados de NDVI para analisar o comportamento espectral da vegetação em um intervalo de 32 anos, possibilitando fazer uma análise dos impactos ambientais causados pela implantação do perímetro.

2. MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi desenvolvido no Distrito Irrigado do Baixo-Açu – DIBA, localizado na microrregião do Vale do Açu/RN. A microrregião é formada por nove municípios que devido a elevada insolação, o clima semiárido e a disponibilidade de água proveniente da bacia do Piranhas-Açu torna a região um destaque no desenvolvimento da fruticultura irrigada (Santos, 2013). Ainda segundo o autor predomina na área do perímetro os solos podzolicos, cambissolos e planossolos, com textura arenosa, derivados do calcário jandaíra.

Buscando realizar uma análise prévia na área de estudo e conhecer melhor os problemas locais, foram utilizadas imagens de satélites para identificar áreas dentro do perímetro irrigado que não apresentavam vegetação na superfície (solo exposto), ou lotes em produção que apresentassem falhas na área plantada, sendo essas características um indicativo de problema de produção, que pode ter como causa o excesso de sais no solo (Figura 1). Para a identificação dessas áreas, foram utilizadas imagens do satélite MSI/Sentinel2, datadas do dia 28/10/2016 com resolução espacial de dez metros. Todas as bandas utilizadas foram submetidas ao processo de correção atmosférica, utilizando o software Qgis com a aplicação da técnica DOS1. Para uma melhor interpretação da imagem e identificação das áreas, foi realizada uma composição colorida cor verdadeira (RGB bandas 4/3 e 2) (Figura 1).

Depois de identificadas as áreas com possíveis problemas, foram conduzidas amostragens de solo com o intuito de se determinar a concentração de sais. Foram coletadas amostras de solo em duas profundidades (0-10 e 10-20 cm) em quinze locais pré-definidos com a utilização das imagens (Figura 1). As amostras foram coletadas com o auxílio de um trado no dia 06/01/2017 e depois conduzidas para laboratório, para a determinação da quantidade de sais presente na amostra, foi utilizada a metodologia de determinação pela pasta do extrato de saturação (Richards, 1954).

Logo em seguida foi analisada a correlação existente entre salinidade nas profundidades de 0–10 cm, de 10 – 20 cm e de 0 – 20 cm com o índice espectral BI (equação 2.1). Para avaliar a correlação foi utilizado o coeficiente de determinação R^2 .

$$BI = (R^2 + NIR^2)^{1/2} \quad (2.1)$$

R = Red (vermelho), banda 4;

NIR = Infravermelho Próximo, Banda 8.

Com o objetivo de avaliar a evolução temporal das “falhas” apresentadas na vegetação das áreas amostradas, foi utilizado o Índice de Diferença Normalizada – NDVI, na data (17/06/1984) antes da criação do perímetro e uma outra data próxima as coletas de campo (15/07/2016). Com isso, possibilitando avaliar o impacto da criação do perímetro irrigado na vegetação e no solo local. As imagens utilizadas para construção do NDVI foram dos satélites TM/Landsat5 e OLI/Landsat8, sendo as mesmas submetidas a correções radiométricas, atmosféricas e georreferenciamento, utilizando a rotina FLASH do ENVI.

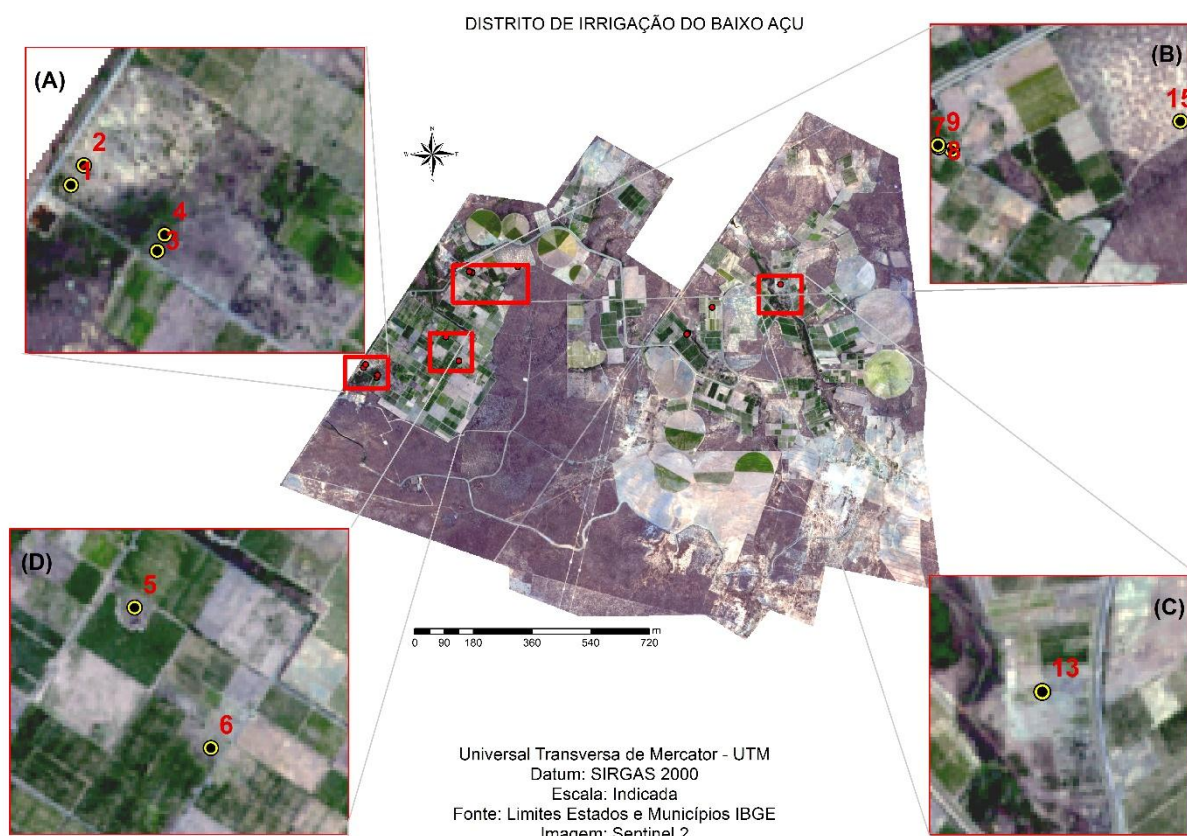


Figura 2.1: Composição colorida RGB Sentinel2, com indicação de locais de amostragem de solo no Distrito de Irrigação do Baixo-Açu. (A) áreas abandonada, tendo como vegetação predominante plantas como algaroba e algumas alófitas. (B) áreas sem produção agrícola, com solos expostos. (C), área com salinidade elevada, com solo exposto e presença de sais em superfície. (D) áreas com predominância de alófitas na superfície, próximas a áreas de produção e com presença de crosta de sal na superfície.

Fonte: ESA

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A tabela 2.1 apresenta os valores de Condutividade Elétrica - CE nas duas profundidades amostradas, em cada ponto de coleta. Como observado quase todos os pontos amostrados apresentaram problemas de excesso de sais, variando entre $4,87 \text{ dSm}^{-1}$ até valores superiores a 100 dSm^{-1} .

Os pontos de coleta 1 e 2 representa uma área praticamente sem produção agrícola e com solo exposto (figura 2.2a). Em visita de campo foi identificado que os mesmos haviam sido abandonados devido à dificuldade de produção. Hoje nesses lotes encontramos apenas algumas plantas de algaroba (*Prosopis juliflora*) pouca vegetação rasteira concentrada em alguns locais. Ribeiro et al. (2003) relatam que tanto a algaroba quanto a atriplex são plantas resistentes a salinidade e que são geralmente encontradas em regiões com elevada concentração de sais, sendo em muitos casos utilizadas para recuperação de áreas salinizadas. Nos pontos 3 e 4 foi verificada características de ocupação do solo semelhantes aos locais dos pontos 1 e 2, como observado na figura 2.2b.



Figura 2.2: Locais de coleta de solos em áreas sem vegetação (a e c) e em áreas com vegetação em superfície (b e d).

Todas as áreas definidas para amostragem apresentaram ausência ou falha na cobertura do solo por vegetação, em muitos casos apresentando o solo totalmente exposto ou coberto por vegetação indicadora de áreas salinizadas (plantas halófitas). Nos pontos 5 e 6 (figura 2.2 “d”) é possível observar a clareira formada dentro do lote de produção agrícola. Nesses dois pontos de coleta de solo encontramos valores de CE superior a 5 dSm^{-1} . Podendo esse excesso de sais na superfície ser um impedimento para o desenvolvimento da vegetação no local. Também foi observado nessas áreas a presença de vegetação indicadora de solo salino halófitas. Outro tipo de vegetação também presente nessa área é o “pirrixiu” que segundo Teódulo (2004) é uma vegetação que tolera solos com elevada concentração de sais e que também é um indicador de áreas salinizadas.

Nos dois lotes onde foram coletadas as amostras 7/8 e 9 (figura 2.2 “b”) é cultivado a cultura da banana, sendo que nas proximidades dos locais de amostragem foi identificadas áreas não cultivadas, que segundo o proprietário era devido o excesso de sais. Nessas áreas, foi possível identificar em alguns locais uma crosta branca na superfície do solo formado pelo acúmulo de sal e a presença de halófitas na superfície. Já no lote onde foi coletado a amostra de número 13, apenas 25% da área está com condições de produção, como observado na figura 2.2c.

A tabela 2.1 apresenta a salinidade do solo nas duas profundidades amostradas (0-10 e 10-20 cm). O menor valor de salinidade foi encontrada na profundidade de 10-20 cm no ponto 3 ($4,87 \text{ dSm}^{-1}$) e a maior salinidade foi encontrada na profundidade de 0-10 cm no ponto 10 ($113,60 \text{ dSm}^{-1}$). Em apenas 1 dos 15 pontos amostrados a salinidade na camada subsuperficial (10-20 cm) foi superior a camada superficial. A salinidade mais elevada na camada superficial é explicado devido a ascensão capilar da água no solo, fazendo com que os sais se concentrem mais nas camadas superficiais.

Tabela 2.1: Valores de condutividade elétrica – CE e profundidades analisadas.

PONTO	CE (dSm^{-1})	
	prof. 0-10 (cm)	prof. 10-20 (cm)
1	18,39	15,17
2	66,90	59,00
3	5,00	4,87
4	10,04	6,12
5	6,10	9,37
6	15,68	14,10
7	11,71	8,29
8	28,80	18,41
9	69,30	34,44

10	113,60	81,60
11	100,50	79,31
12	107,82	81,00
13	35,68	10,43
14	25,51	19,10
15	40,12	21,14

A tabela 2.2 apresenta a correlação encontrada entre a salinidade do solo e o índice espectral BI. Como apresentado na tabela, a melhor correlação é encontrada na camada mais superficial do solo (0-10 cm), sendo essa considerada para estudos utilizando índices espectrais e salinidade do solo.

Tabela 2.2: Coeficientes de determinação entre salinidade do solo e índice espectral em diferentes profundidades.

Coeficiente de Determinação (R²)			
Índice	prof, 0-10 (cm)	prof, 10-20 (cm)	Média 0-20 (cm)
BI	0,67	0,61	0,65

Buscando analisar os impactos causados na vegetação e no solo pela construção do perímetro irrigado, foram analisadas imagens do índice NDVI em duas datas 1984 e 2016 (Figura 2).

É possível observar que na figura 2.3 “a” uma predominância da coloração verde mais escura característica de um alto valor de NDVI, indicando que essa vegetação apresenta em bom estado vegetativo, encontrando apenas algumas clareiras com baixos valores, possivelmente áreas com solo exposto. Já na figura 2.2 “B” é possível observar que os valores do índice são menores em toda a área. Essa diminuição dos valores de NDVI se deve principalmente a ocorrência de solos expostos, como também ao baixo vigor vegetativo das plantas do local, que pode ser causado pela deficiência de água, nutrientes ou excesso de sais no solo. As áreas mais vermelhas que são as mais representativas na imagem estão relacionadas a áreas de pousio ou que estão sendo preparadas para plantio.

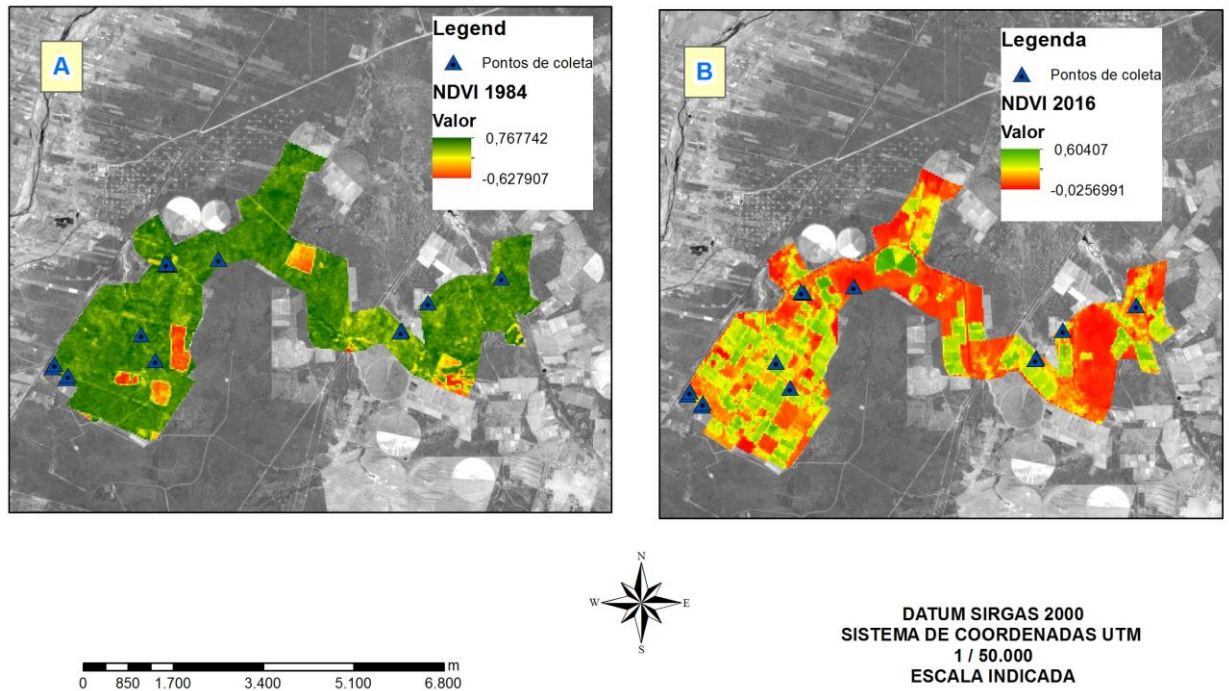


Figura 2.3: Valores de NDVI obtidos com utilização de imagens dos satélites Landsat 5 e 8 para os anos de 1984 e 2016, com identificação dos locais de coleta de solo e identificação da área de estudo.

Fonte: USGS

A tabela seguinte (2.3) apresenta os valores de NDVI encontrado utilizando as imagens de 1984 e de 2016. Os valores encontrados em todos os pontos de coleta para o ano de 1984, são considerados elevados, característica de áreas com um alto vigor vegetativo e que não estão submetidas a estresses como salinidade do solo elevada. Cunha (2018) analisando o comportamento da reflectância em diferentes faixas espectrais através do uso de séries históricas do Landsat encontrou que valores de NDVI próximos a 0,7 são característicos de áreas com vegetação verde. Já Morais et al. (2011) analisando a dinâmica espaço temporal no município de Floresta - PE, encontrou para vegetação antiga densa valores de NDVI superiores a 0,594. Quando observado os valores do índice para o ano de 2016 e a sua salinidade, é possível estimar que essa redução de valores de NDVI de deve ao aumento da salinidade.

Tabela 2.3: Valores de NDVI obtidos para os pontos de coleta de solo com utilização de imagens dos satélites Landsat 5 e 8 para os anos de 1984 e 2016 e a salinidade na camada superficial, (0 – 10cm) .

Ponto	NDVI		Salinidade
	1984	2016	0 - 10 cm
1	0,70	0,57	18,39
2	0,66	0,38	66,90
3	0,75	0,52	5,00
4	0,68	0,51	10,04
5	0,71	0,47	6,10
6	0,70	0,57	15,68
7	0,73	0,61	11,71
8	0,73	0,33	28,80
9	0,65	0,31	69,30
10	0,73	0,39	113,60
11	0,66	0,25	100,50
12	0,70	0,25	107,82
13	0,72	0,38	35,68
14	0,66	0,53	25,51
15	0,67	0,32	40,12

Para o ano de 1984 todos os pontos onde foram realizadas as coletas de solo, apresentaram um NDVI elevado, mostrando que a vegetação presente nessa área apresentava um bom vigor vegetativo e não apresentavam problemas de estresse (hídrico, nutricional), devido o elevado valor de NDVI, com isso, não apresentando problemas de salinidade.

Já quando analisado o NDVI para o ano de 2016, fica evidente a queda significativa nos valores do índice, indicando que a vegetação presente naquela área possui baixo vigor vegetativo ou a área está com solo exposto. Quando analisado os valores de CE do solo, é possível observar a sua alta concentração em muitos pontos, podendo essa salinidade está interferindo no desenvolvimento vegetativo. Considerando que 1984 a área possuía uma vegetação saldável (alto vigor vegetativo) e hoje apresenta uma vegetação deficiente (baixo vigor vegetativo) e alta concentração de sais no solo, podemos deduzir que a atividade humana foi responsável pelo incremento desses sais no solo.

Fica evidente que a atividade de agricultura irrigada provoca mudanças onde é implantada, com impactos positivos e negativos. Na busca por minimizar ou evitar esses impactos é necessário que esses projetos tenham o acompanhamento técnico necessário na sua implantação e no seu manejo diário (Bernardo, 1997), evitando problemas como os encontrados na área de estudo.

4. CONCLUSÕES

O uso de imagens de satélite na identificação de “falhas” de produção em áreas irrigadas mostrou-se eficiente, podendo ser utilizado para determinação de possíveis impedimentos na produção agrícola, possibilitando o desenvolvimento de uma agricultura de precisão. Todas as áreas que apresentaram “falhas” tinha condutividade elétrica do solo superior a 4 dSm^{-1} , chegando a valores superior a 100 dSm^{-1} , mostrando-se áreas com problemas de salinidade. A camada mais superficial do solo (0-10 cm) apresenta a melhor correlação com índices espectrais, devendo essa ser utilizada para os próximos capítulos. Com o uso de técnicas de SR através da aplicação de índices de vegetação (NDVI) foi possível estimar que a alta concentração de sais nas áreas estudadas se deve a ação humana, mostrando que a atividade da agricultura irrigada deve ser desenvolvida analisando critérios técnicos e buscando a sustentabilidade sócio ambiental.

4. REFERÊNCIAS

- Bernardo, S. "Impacto ambiental da irrigação no Brasil." Recursos hídricos e desenvolvimento sustentável da agricultura. Viçosa: MMA, SRH, ABEAS, UFV 34 (1997).
- Cunha, J. E. B. L. Monitoramento ambiental por sensoriamento remoto: avaliação, automação e aplicação ao bioma Caatinga utilizando séries históricas Landsat. Campina Grande: UFCG, 2018. 104p. Tese Doutorado.
- Frota Junior, J. I.; Andrade, E. A.; Meireles, A. C. M.; Bezerra, A. M. E.; Souza, B. F. S. Influência antrópica na adição de sais no trecho perenizado da bacia hidrográfica do Curu, Ceará. *Revista Ciência Agronômica*, v.38, n.2, p.142-148, 2007.
- Hespanhol, A. N. A fruticultura irrigada no polo de desenvolvimento integrado Assu-Mossoró - Estado do Rio Grande do Norte – Brasil. In: IX Jornadas Interdisciplinarias de Estudios Agrarios y Agroindustriales Argentinos y Latinoamericanos, Buenos Aires. Anais... 2015.
- Mehrdadi R T, Mahmoodi Sh, Taze M. Accuracy assessment of soil salinity map in Yazd-Ardakan Plain, Central Iran, based on Landsat ETM+ imagery. *American-Eurasian Journal of Agriculture & Environmental Sciences*, 3(5): 708–712, 2008.
- Morais, Y. C. B.; Santos, B. O.; Laurentino, M. L. S.; Silva, J. C. B.; Galvício, J. D. Análise espaço-temporal e detecção de mudanças da cobertura vegetal no município de Floresta/PE – Brasil, utilizando o NDVI. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de maio de 2011, INPE p.2128.
- Oliveira, L. B.; Ribeiro, M. R.; Ferreira, M. G. V. X.; Lima, J. F. W. F.; Marques F. A. Inferências pedológicas aplicadas ao perímetro irrigado de Custódia, PE. *Revista Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v. 37, n. 10, p. 1477-1486, out. 2002.
- Ongley, E.D. Controle da poluição da água pelas atividades agrícolas. Campina Grande, Universidade Federal da Paraíba, 2000. 92p.
- Pérez-Alfonseca, F.; Albacete, A.; Ghanem, M. E.; Dodd, I. Hormonal regulation of source-sink relations to maintain crop productivity under salinity: a case study of root-to-shoot signaling in tomato. *Functional Plant Biology*, 37: 592-603, 2010.
- Pessoa, L. G. M. Analysis of Salt Affected Soils in Semiarid Landscapes of Pernambuco, Brazil. presented to the Graduate Program in Soil Science of the Federal Rural University of Pernambuco DECEMBER - 2012. Thesis.
- Ribeiro, M. R.; Freire, F. J.; Montenegro, A. A. A. Solos halomórficos no Brasil: Ocorrência, gênese, classificação, uso e manejo sustentável. In: Curi, N.; MARQUES, J. J.;
- Guilherme, L. R. G.; Lima, J. M.; Lopes, A. S; Alvarez, V. H. (eds.). *Tópicos em Ciência do Solo*. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, v.3, 2003 p.165-208.
- Richards, L. A. Diagnosis and improvement of saline and álcali soils. Washington: United States Salinity Laboratory, 1954. 160p. USDA, Agriculture Handbook 60.

Rodrigues, G. S. Avaliação de impactos ambientais em projetos de pesquisa - Fundamentos, princípios e introdução à metodologia. Jaguariúna: Embrapa Meio Ambiente, 1998. 66 p. (Embrapa Meio Ambiente. Documentos, 14)

Santiago, M. M. F. Mecanismos de salinização em regiões semiáridas. Estudo dos açudes Pereira de Miranda e Caxitoré no Ceará. 1984, 175 p. (Tese Doutorado em Geologia Geral e de Aplicação) – Universidade de São Paulo, São Paulo.

Teódulo, J. M. R. Uso de técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto no levantamento e integração de dados necessários a gestão ambiental dos campos de extração de óleo e gás do canto do amaro e alto da pedra no município de Mossoró – RN. UFRN, Natal, 2004. 86 p. Dissertação de Mestrado.

CAPÍTULO III – IDENTIFICAÇÃO E QUANTIFICAÇÃO DE ÁREAS SALINAS NO SEMIÁRIDO BRASILEIRO POR MEIO DE ÍNDICES ESPECTRAIS

RESUMO: A salinização do solo é um dos principais problemas socioambientais em regiões áridas e semiáridas com efeitos graves sobre a produtividade agrícola e o desenvolvimento sustentável em longo prazo. O presente estudo teve como objetivo identificar o índice espectral que melhor estima a salinidade do solo na área do perímetro irrigado do Baixo-Açu e esclarecer de que maneira a vegetação em superfície e a resolução espacial das imagens de satélites influenciam os resultados. Para isto, foram utilizadas 42 amostras de solo nos quais se determinou a Condutividade Elétrica – CE que foram correlacionadas com 20 índices espectrais de salinidade que através de regressões simples foram definidos os coeficientes de determinação. Para avaliar a influencia da resolução espacial na resposta dos índices, foram utilizadas imagens dos Satélites OLI/Landsat8 e MSI/Sentinel2, com resoluções espaciais de 30 e 10 m, respectivamente. Para avaliar a influencia da vegetação sobre os índices foi realizado a sua aplicação em áreas com solo exposto e em áreas com algum tipo de vegetação na superfície. Na identificação das áreas de solo exposto foi utilizado o Índice de Diferença Normalizada da Vegetação – NDVI, no qual valores de índice superior a 0,33 considerou áreas onde o solo não estava totalmente exposto. Em todas as análises realizadas, as áreas consideradas como de solo exposto apresentaram os melhores resultados. Já em apenas dois dos 20 índices estudados a imagem Landsat apresentou melhor resultado que as Sentinel2, mostrando a importância do uso de imagens com melhor resolução espacial. Entre os 20 índices estudados o que apresentou uma melhor correlação foi o SII, com um coeficiente de determinação (R^2) de 80,34 %, que foi utilizado para gerar um mapa de salinidade estimada da área.

PALAVRAS CHAVE: Salinidade do solo, Sensoriamento Remoto, Índice de Diferença Normalizada da Vegetação - NDVI.

CHAPTER III - IDENTIFICATION AND QUANTIFICATION OF SALINE AREAS IN THE BRAZILIAN SEMI-ARID BY SPECIAL INDEXES

ABSTRACT: Soil salinization is one of the main environmental partner problems in arid and semi - arid regions with serious effects on agricultural productivity and long - term sustainable development. The present study aimed to identify the spectral index that best estimates soil salinity in the area of the irrigated perimeter of Baixo-Açu and to clarify how surface vegetation and spatial resolution of satellite images influence the results. For this, 42 soil samples were used in which the Electrical Conductivity - CE was determined, which will be correlated with 20 spectral indices of salinity. To evaluate the interference of the spatial resolution in the response of the indices, the OLI / Landsat8 and MSI / Sentinel2 satellites images were used, with spatial resolutions of 30 and 10 m, respectively. In order to evaluate the influence of vegetation on the indices, it was applied in areas with exposed soil and in areas with some type of vegetation on the surface. To identify the areas of exposed soil, the Normalized Vegetation Difference Index (NDVI) was used, in which the index higher than 0.33 considered areas where the soil was not totally exposed. In all the analyzes, the areas considered as exposed soil presented the best results. In only two of the 20 indexes studied, the Landsat image presented better results than Sentinel2, showing the importance of using images with better spatial resolution. Among the 20 indexes studied, the one that presented the best correlation was SII, with a coefficient of determination (R^2) of 80.34%, which was used to generate an estimated salinity map.

Keywords: Soil salinity, Remote Sensing, Normalized Vegetation Difference Index - NDVI.

1. INTRODUÇÃO

A salinização do solo é um processo relevante na degradação de terras, sendo um dos mais antigos problemas ambientais e considerado um dos sete caminhos principais para a desertificação (Kassas, 1987). Esse processo afeta a produção de alimentos em todo o mundo, especialmente em climas áridos e semiáridos (Bouaziz et al., 2011). Atualmente espera-se que existam mais de 397 milhões de hectares de terras completamente salinizadas (Koohafkan, 2012). A salinização pode ser definida como o acúmulo gradativo de sais na superfície do solo e na zona radicular, provocando efeitos prejudiciais às plantas, ao solo e ao meio ambiente, com a diminuição de produção. Para gerir esse problema, se faz necessário o conhecimento detalhado sobre a sua distribuição espacial e temporal (Lhissou et al., 2014). A detecção, avaliação e mapeamento da salinização são de grande importância em termos de gestão da agricultura sustentável, permitindo o uso de medidas antes do agravamento do problema (Farifteh, 2007).

Uma das limitações do mapeamento de solos salinos está relacionada ao custo e o tempo necessário para executar essa tarefa, uma vez que convencionalmente, a salinidade é determinada pela condutividade elétrica (CE), através da coleta de amostras de solo *in situ* e análises dessas amostras em laboratório (Moreira et al., 2014).

Entre as metodologias que utilizam o sensoriamento remoto para o mapeamento da salinidade do solo, são muito relevantes as que utilizam índices espectrais e a estatística multivariada. Sensores multiespectrais como os da serie Landsat, do SPOT, do IKONOS, do QuickBird e, recentemente, Sentinel-2 vem sendo usados para detecção, mapeamento e monitoramento da salinidade do solo (Farifteh, 2007; Dehni & Lounis, 2012; Lugassi, et al. 2017). Esses sensores remotos captam a energia refletida ao longo do espectro eletromagnético, cobrindo a região do visível e infravermelho de ondas curtas (SWIR: 1100 – 2500 nm).

Semelhante aos índices de vegetação, foram desenvolvidos diferentes índices espectrais para detectar e mapear a salinidade do solo (Allbed & Kumar, 2013; Abuelgasim & Ammad, 2017). Esses índices foram aplicados com variados graus de sucesso em áreas com diferentes níveis de salinidade e com variadas coberturas vegetais. Assim, um único índice pode não funcionar da melhor forma em todos os casos, sendo necessária uma verificação prévia. Moreira (2014) usa além do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), outros índices espectrais como o Salinity Index (SI), Normalized Salinity Index (NDSI), Brightness Index (BI) e escores resultantes de análise por componentes principais (ACP) para

identificar áreas expostas salinizadas obtendo diferentes e significativas correlações, no estudo da condutividade elétrica do solo.

Entre as limitações observadas nessas metodologias de mapeamento estão a resolução espacial e espectral da imagem, a cobertura de vegetação e efeitos atmosféricos (Farifteh et al., 2006; Metternicht & Zinck, 2008, Moreira, 2014). Segundo Allbed et al. (2014), a maioria dos trabalhos revisados na literatura, sobre modelagem da salinidade do solo utilizam imagens com uma resolução espacial reduzida, e poucos utilizam imagens de alta resolução espacial.

Muller et al. (2016) citam que são poucos os trabalhos que fazem o uso de imagens de altíssima resolução para monitoramento da acumulação de sal. As exceções notáveis são Abood et al. (2011) e Douaoui & El Ghadiri (2015) que utilizaram imagens WorldView2 com resolução de 2m e Eldiery et al (2005) que usou imagens Ikonos com 4m de resolução. Por isso, é necessário desenvolver mais trabalhos avaliando as diferentes resoluções espaciais no mapeamento da salinidade do solo (Muller et al., 2016).

A vegetação é citada como interferência (resíduo) na determinação da salinidade do solo, porém a aplicação de técnicas de sensoriamento remoto para determinar a concentração de sais através do uso de índices espectrais ainda é realizada em áreas com vegetação na superfície. Como por exemplo, Allbed et. al. (2014) com o objetivo de desenvolver modelos de regressão eficazes para avaliar a variação espacial da salinidade no oásis Al Hassa, avaliou três áreas com diferentes quantidades de vegetação, a primeira com vegetação rasteira, a segunda área com uma cobertura vegetal alta e uma terceira área com cobertura vegetal média.

Nesse contexto a recente disponibilidade de dados dos satélites Sentinel-2a e 2B podem proporcionar melhores resultados em função de ganhos na resolução espacial. Esses satélites formam uma missão imageadora multispectral do Programa Global Monitoring for Environment and Security (GMES) administrada pela Agência Espacial Européia (ESA). Realiza coleta de dados sobre a vegetação, solos e umidade, rios e áreas costeiras, em alta resolução (10 m). Além de alta capacidade de revisita (5 dias), para garantir a continuidade dos dados fornecidos pelo SPOT 5 e Landsat 7 (ESA, 2018). Com isso, se faz necessário que seja desenvolvido um trabalho que apresente como que a presença de vegetação na superfície do solo influencia na determinação dos níveis de salinidade.

Portanto, esse trabalho usa índices espectrais obtidos de imagens dos sensores OLI/Landsat-8 e MSI/Sentinel2b para detecção e avaliação de áreas salinizadas no perímetro irrigado do Baixo-Açu - Rio Grande do Norte, tendo como objetivo avaliar a qualidade espacial dos sensores e o desempenho dos índices espectrais através da regressão e medidas

de condutividade elétrica em campo e avaliar como que a vegetação em superfície interfere na determinação da concentração de sais no solo.

2. MATERIAL E MÉTODOS

Área de Estudo

O trabalho foi desenvolvido em uma área de aproximadamente 1500 ha no perímetro irrigado do Baixo-Açu, localizado entre os municípios de Afonso Bezerra e Alto do Rodrigues (Figura 3.1). O perímetro é abastecido pelas águas do rio Piranhas-Açu, a partir do seu represamento à montante. A qualidade da água é classificada como C1S1 (AYERS & WESTCOT, 1991).

Segundo a classificação climática de Köppen, há uma predominância em toda a extensão da área, o clima tipo BSw'h', caracterizado por ser muito quente e semiárido, com uma temperatura média de 27,5°C. (Tavares et al., 2014). A estação chuvosa se concentra entre os meses de janeiro a julho, ocorrendo as maiores precipitações entre os meses de março a maio. A ocorrência de elevada evapotranspiração (podendo chegar a 2000 mm por ano) gera déficit hídrico significativo (Tavares et al., 2014). O período de agosto a novembro, é o que recebe maior insolação, com uma média anual de 2.960 h.

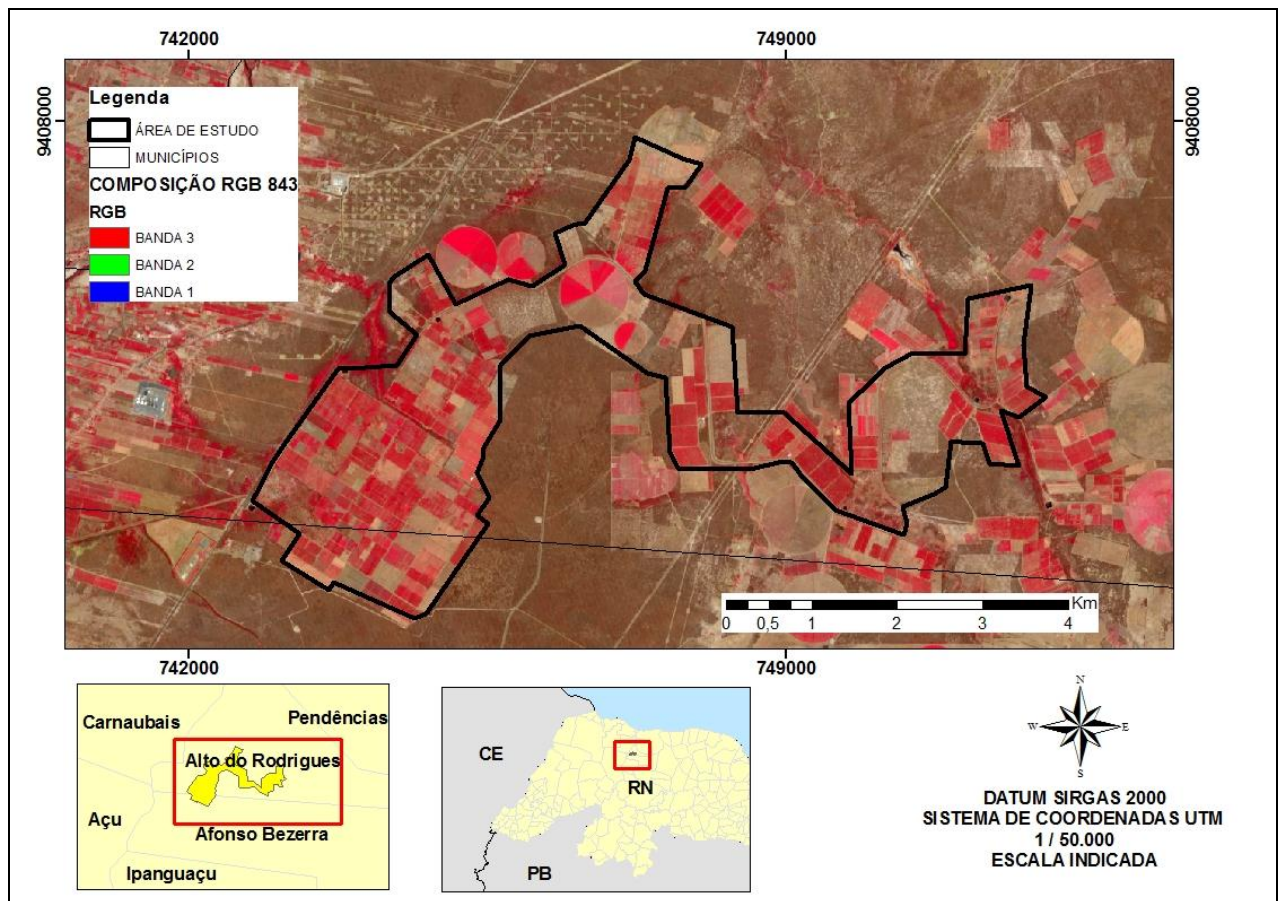


Figura 3.1: Localização da área de estudo no perímetro irrigado do Baixo-Açu. A composição colorida é do sensor MSI/Sentinel2, com as bandas 8,4 e 3 em vermelho, verde e azul.

Fonte: ESA, IBGE, Autor.

Coleta e análise dos dados

No perímetro irrigado foram locados 42 pontos amostrais com base nas condições do solo, tipo de uso e cobertura vegetal sendo coletadas amostras para análises de condutividade elétrica em laboratório. Esses pontos foram selecionados com auxílio de imagens de satélites (google Earth 2018). O critério de busca foi por áreas de solo exposto ou com pouca cobertura vegetal evitando áreas que possuíam vegetação arbórea ou arbustiva e áreas urbanizadas. As coletas foram realizadas entre os meses de setembro e dezembro de 2017 (estação seca) na profundidade de 0-10 cm com o auxílio de um trado (5 cm de diâmetro), como apresentada na figura 3.2. Os pontos amostrais foram georreferenciados com o auxílio de um aparelho GNSS Garmin e-Trex, com precisão de aproximadamente 5 m e em seguida realizado o registro fotográfico do local de coleta e do seu entorno. A condutividade elétrica do extrato de saturação foi determinada seguindo a metodologia descrita por Richards (1954), no laboratório de irrigação e salinidade da Universidade Federal Rural do Semiárido.



Figura 3.2: Locais de coleta de solos em áreas que foram consideradas sem vegetação (a,b, c) e em áreas que segundo o NDVI foram consideradas com vegetação em superfície (d, e, f).

Fonte: Autor

Para avaliar as características espectrais de áreas expostas com problemas de salinização foram usadas imagens dos sensores OLI/Landsat-8 com resolução espacial de 30 m e MSI/Sentinel2b com resolução espacial de 10 m, adquiridas nas datas 15/08/2017 e 04/08/2017, respectivamente (Tabela 3.1). As imagens foram submetidas ao processo de correção atmosférica, com a finalidade de eliminação do efeito das nuvens, sendo as imagens OLI/Landsat-8 corrigidas pelo software ENVI, com o uso do Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes (FLAASH), com a banda posicionada em 1140 nm para o cálculo do vapor d'água pixel-a-pixel, correção atmosférica subsequente de outros gases (Moreira, 2014).

As imagens MSI/Sentinel-2a foram corrigidas pelo software QGIS com o auxílio do plugin Semi-Automatic Classification Plugin (SCP), utilizando o método de correção atmosférica denominada Dark Object Subtraction (DOS1). Esse método de correção do

espalhamento atmosférico é estimado diretamente a partir dos números digitais (ND) da imagem de satélite, sendo ignorada a absorção atmosférica (SANCHES et al., 2011).

Tabela 3.1: Características dos sensores Sentinel-2a e Landsat-8, com especificação das suas bandas, utilizadas para construção dos índices, resoluções espaciais e comprimentos de onda.

SENTINEL 2				LANDSAT8			
Resolução espacial (m)	Nº	Banda	Faixa da banda (nm)	Resolução espacial (m)	Nº	Banda	Faixa da banda (nm)
10	B02	Blue (Azul)	458-523	15	B 8	Panchromatic	500 – 680
	B03	Green (Verde)	543-578		B 1	Coastal aerosol	430 – 450
	B04	Red (Verde)	650-680		B 2	Blue (Azul)	450 – 510
	B08	NIR	785-900		B 3	Green (Verde)	530 – 590
30	B05	Red Edge 1	698-713	30	B 4	Red (Verde)	640 – 670
	B06	Red Edge 2	734-748		B 5	Near Infrared (NIR)	850 – 880
	B07	Red Edge 3	765-785		B 6	SWIR 1	1570 – 1650
	B08A	Red Edge 4	855-875		B 7	SWIR 2	2110 – 2290
	B11	SWIR 1	1565-1655		B 9	Cirrus	1360 – 1380
	B12	SWIR 2	2100-2280		100	B 10	Thermal Infrared (TIRS) 1
60	B01	Aerossol	433-453	B 11		Thermal Infrared (TIRS)	11500 – 12510
	B09	Water Vapor	930-950				
	B10	Cirrus	1365-1385				

Para caracterizar a dinâmica do comportamento espectral dos pontos amostrais com solo exposto em processo de salinização foram extraídos espectros a partir das duas fontes de dados (Landsat e Sentinel2). Os índices espectrais utilizados no trabalho estão apresentados na tabela 3.2.

Tabela 3.2: Índices espectrais de solo utilizados no mapeamento da salinidade, em área no perímetro irrigado do Baixo-Açu para determinação da condutividade elétrica do solo.

	Índice de Salinidade do solo.	Equação	Referencia
1	NDSI	$(R - NIR) / (R + NIR)$	Khan et al. (2001)
2	BI	$(R^2 + NIR^2)^{1/2}$	Khan et al. (2001)
3	SI	$(B \times R)^{1/2}$	Khan et al. (2001)
4	SI 1	$(G \times R)^{1/2}$	Khan et al. (2001)
5	SI 2	$(G^2 + R^2 + NIR^2)^{1/2}$	Douaoui et al. (2006)
6	SI 3	$(G^2 + R^2)^{1/2}$	Douaoui et al. (2006)
7	S1	B / R	Abbas et al. (2007)
8	S2	$(B - R) / (B + R)$	Abbas et al. (2007)
9	S3	$(G \times R) / B$	Abbas et al. (2007)
10	S5	$(B \times R) / G$	Abbas et al. (2007)
11	S6	$(R \times NIR) / G$	Abbas et al. (2007)
12	SSI2	$2 * G - (R + NIR)$	Douaoui & Lepinard (2010)
13	SASI	$R / 100 * B^2$	Yahiaoui et al. (2015)
14	INT1	$(G + R) / 2$	Douaoui et al. (2006)
15	INT2	$(G + R + NIR) / 2$	Douaoui et al. (2006)
16	SI 10	R / NIR	Douaoui et al. (2006)
17	SI 11	$(G - R + B) / R$	Ammad et al. (2016)
18	SI 14	R / G	Ammad et al. (2016)
19	SI 16	G / R	Ammad et al. (2016)
20	Crsi	$(NIR \times R) - (G \times B) / (NIR \times R) - (G \times B)$	Scudiero et al. (2016)

* R = Red (banda 4); G = Green (banda 3); B = Blue (banda 2); NIR = Infravermelho Próximo (banda 8).

Para compreender a influência da vegetação na utilização dos índices, os pontos de coleta foram separados em dois grupos. O primeiro grupo composto por todos os pontos coletados (42). E o segundo grupo composto por pontos que possuíam um NDVI menor que 0,33 (Figura 3.3), que segundo Moreira (2014), podem ser consideradas áreas de solo exposto.

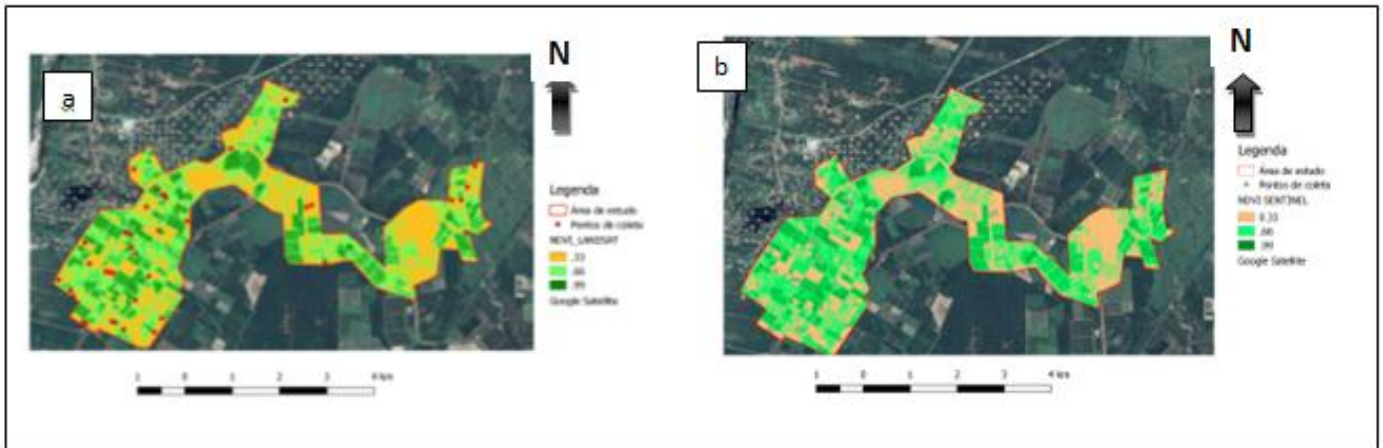


Figura 3.3: NDVI da área de estudo com a utilização das imagens dos satélites Landsat8 “a” e Sentinel2 “b”, utilizados para identificação das áreas de solos expostos.

Fonte: ESA, USGS, Autor

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados de CE do solo apresentaram uma grande variação, desde valores de $0,69 \text{ dSm}^{-1}$ (solos não salinos) a 152 dSm^{-1} (extrema salinidade). Dos pontos amostrados 50% apresentaram uma salinidade menor que 4 dSm^{-1} (solos não salinos) e os demais 50% salinidade superior a 4 dSm^{-1} . Os maiores valores de CE são encontrados em áreas onde produção agrícola foi abandonada, na maioria dos casos com pouca vegetação em superfície e desestruturados na camada superficial. Os valores menores de CE são encontrados em áreas onde ainda ocorre atividade agrícola.

Os coeficientes de determinação (R^2) variaram de valores próximos a 0 até valores superiores a 80%. A Tabela 3.3 apresenta os valores de coeficientes de determinação para todos os pontos amostrados, como também para as áreas definidas como sendo de solo exposto ($\text{NDVI} < 0,33$).

A correlação entre salinidade do solo e a resposta dos índices nas áreas que apresentavam algum tipo de vegetação em superfície é considerada baixa, tanto utilizando imagens MSI/Sentinel2 como as OLI/Landsat8 em todos os vinte índices analisados (Tabela 3.3). Pesquisadores como Metternicht & Zinck (2008) e Zhang, et al. (2011) afirmam que a vegetação poderia causar confusão espectral na resposta desses índices. Furby et al. (1995) e Howari et al. (2002) relatam que o mapeamento de áreas salinas utilizando SR apresentam algumas limitações, especialmente as áreas onde não apresentam características de sais na

superfície do solo (crosta branca) e áreas onde os solos salinos são dominados por plantas halófitas. As áreas com solo exposto facilitam até a identificação do tipo de sal que está presente no solo (Ghrefat, 2007).

As plantas halófitas crescem em áreas salinas de maneira natural e têm sido utilizadas como um indicador de salinidade em vários trabalhos (Allbed et al., 2014). No entanto, essa vegetação em superfície, resistente a salinidade e seca e acabam modificando a resposta espectral do solo comprometendo a eficiência de muitos índices de salinidade utilizados.

Rahmati et al. (2014) encontraram valores muito abaixo para correlação linear entre a salinidade e índices espectrais em estudos realizados em áreas de pastagens e agricultura irrigada, sendo encontrados valores melhores de correlação quando utilizados apenas áreas de solo exposto.

Considerando todos os locais de coleta (42 pontos), o índice NDSI apresentou a melhor correlação com o uso da imagem OLI/ Landsat 8. Esse, apesar de ser um índice de salinidade do solo, é semelhante ao NDVI, que caracteriza o vigor vegetativo das plantas. Um dos problemas na detecção dos solos salinos com utilização de SR é a presença de vegetação ou de mistura espectral com outros componentes de cena (Moreira, 2014). Os índices de salinidade do solo deverão ser utilizados apenas para áreas sem vegetação; em áreas densamente arborizadas ou com vegetação na superfície deverão ser utilizados índices de vegetação para se obter melhores resultados (Bouaziz et al., 2011). Estas observações estão de acordo com Fan et al. (2012) e Allbed et al. (2014).

Apenas dois, dos vinte índices estudados, o resultado da correlação com o OLI/ Landsat foi melhor que a correlação com dados da imagem MSI/Sentinel2. Contudo, os maiores valores de correlação foram encontrados com a utilização das imagens Sentinel2. Allbed et al. (2014) afirmam que a previsão da salinidade com base em imagens IKONOS, produz melhores resultados do que aqueles com base em imagens de resolução moderada (MODIS, LANDSAT e ASTER) sendo importante destacar como um dos principais fatores a resolução espacial para inferir salinidade do solo. Este resultado também está de acordo com o apresentado por Eldeiry & Garcia (2004).

Allbed et al. (2014) relatam a eficácia do uso de imagem com boa resolução espacial na determinação da salinidade do solo, já Moreira (2014) relata o ganho de precisão no mapeamento de áreas salinas em função da resolução espacial e espectral. Muller et al. (2016) analisando as variações de resolução espacial (0,5; 1; 2; 6 e 12 m) de imagens Word View 2 em uma área na África do Sul encontrou a melhor correlação com as bandas espectrais a resolução de 6 m, já quando considerado a “textura” da imagem a melhor correlação foi

encontrada com as imagens de 0,5 m de resolução, mostrando que nem sempre a melhora da resolução espacial, melhora os resultados.

Tabela 3.3: Índices espectrais de salinidade do solo utilizados no mapeamento e seus respectivos coeficientes de determinação (R^2), para as áreas com $NDVI < 0,33$ e todos os pontos.

Índices de Salinidade do Solo	R^2 (%) (NDVI<0,33)	Satélite	R^2 (%) (Todos os Pontos)	satélite
NDSI	12,19	SENT	4,13	LAND
BI	79,71	SENT	3,66	LAND
SI	68,45	SENT	0,75	SENT
SI 1	80,29	SENT	0,40	LAND
SI 2	80,00	SENT	3,88	LAND
SI 3	80,19	SENT	0,59	SENT
S1	9,01	SENT	1,10	LAND
S2	8,33	SENT	1,29	LAND
S3	61,00	SENT	0,07	LAND
S5	55,06	SENT	0,25	SENT
S6	63,00	SENT	1,89	SENT
SSI1	51,34	SENT	0,35	SENT
SASI	17,41	SENT	0,75	LAND
INT1	72,29	SENT	0,04	LAND
INT2	78,08	SENT	1,13	LAND
SI 10	29,48	LAND	0,18	SENT
SI 11	19,27	LAND	1,43	SENT
SI 14	16,03	SENT	2,07	SENT
SI 16	16,63	SENT	1,14	SENT
CRSI	26,34	SENT	0,11	SENT

*A tabela apresenta os valores de coeficientes de determinação (R^2) encontrados para cada um dos 20 índices estudados e o respectivo satélite.

A avaliação dos diferentes índices de salinidade do solo foi baseada nos valores de correlação linear, considerando a análise do coeficiente de determinação R^2 (figura 3.4). Quando considerado “todos os pontos” o valor do coeficiente de determinação é considerado baixo e não é possível observar uma linearidade nos dados, já quando considerado apenas as áreas com o $NDVI < 0,33$ é possível observar que quanto maior a condutividade elétrica, maior o valor do índice.

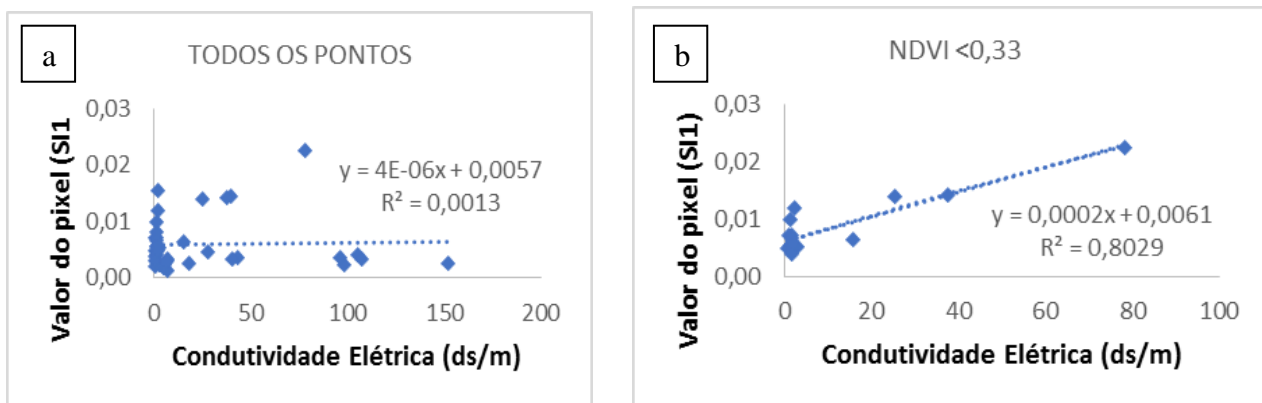


Figura 3.4: Ajuste de correlação entre CE do solo e reflectância do índice SII com imagens MSI/ Sentinel2, (a) considerando todos os pontos e (b) os pontos com um NDVI menor que 0,33.

Fonte: Autor

Os quatro índices (SII, SI2, SI3 e BI) que apresentaram os melhores resultados (acima de 79% de correlação) foram os que possuíam na sua composição as bandas Red, Green e NIR, com presença da banda Red em todos eles. Douaoui et al. (2006), avaliando três métodos de determinação da salinidade com a utilização de onze índices espectrais com imagens SPOT, concluíram que o SII foi o índice que apresentou a melhor resposta, com um coeficiente de determinação de 50%, apresentando logo em seguida uma correlação de 49% para o índice SI3, corroborando com o resultado apresentado no estudo em questão. O autor menciona uma diminuição na correlação quando aplicado ao índice espectral a banda NIR, essa observação também é identificada no trabalho analisando a resposta dos índices SI3 com o SI2 e o INT1 com o INT2. Outra observação relatada pelo autor revela que os índices de solo são mais sensíveis para baixas CE. Ibrahim (2016) avaliando 14 índices de salinidade também encontrou melhor correlação para o índice SII, com R^2 de 0,408.

Elhag (2016), em trabalho realizado na Arábia Saudita, avaliando onze índices de salinidade obtidos com a utilização de imagens do satélite OLI/Landsat8, encontrou as melhores correlações com a aplicação dos índices S6, SI3 e BI, com elevados valores de correlação. O autor determinou em seu trabalho que o melhor índice a ser ajustado para a área de estudo foi o S6, com valores de correlação superior a 90%, essa alta correlação pode estar relacionado as características locais, como pouca vegetação devido a uma precipitação média anual (cerca de 37,6 mm/ano) e solos mais homogêneos. Ele também concluiu que os índices NDSI e S2 apresentaram uma correlação insignificante, assim como no presente trabalho.

Ding & Yu (2014), também avaliando índices de salinidade e sensores proximais (EM38), encontraram melhor correlação com o índice SI1 para estação seca e o índice BI quando avaliada em estação chuvosa.

Moreira (2014) em trabalho desenvolvido no perímetro irrigado de Morada Nova – CE, avaliando solos expostos salinizados e suas características espectrais, também identificou o SI1 como melhor índice para caracterização da salinidade na região, com uma correlação de 84%, seguido pelos índices SI2 e BI, com respectivamente 82 e 80% de correlação.

Allbed et al. (2014) relatam a superioridade da banda Red visível no melhoramento de modelos de previsão de salinidade quando comparada a outras bandas. Estes resultados também são citados por Arasteh (2010) e Mariappan (2010), que descobriram que a banda Red visível executa melhor correlação com a salinidade do solo entre as bandas ETM/Landsat. Apesar da alta correlação entre a banda Red e a salinidade do solo, é mencionado que a combinação de bandas espectrais obtém melhor resultado quando utilizada para mapear e modelar a salinidade do solo (Eldeiry & Garcia 2004; Tajgardan et al. 2007; Bouaziz et al., 2011; Noroozi et al., 2012; Allbed et al. 2014).

A Figura 3.5 apresenta a espacialização do índice SI1 com a utilização das imagens Sentinel 2 na área de estudo, com destaque na identificação de dois pontos de coleta de solo (ponto 13 e 108), um com uma salinidade baixa $0,75 \text{ dSm}^{-1}$ e um ou outro com a maior salinidade encontrada 152 dSm^{-1} e seus respectivos pixels de amostragem.

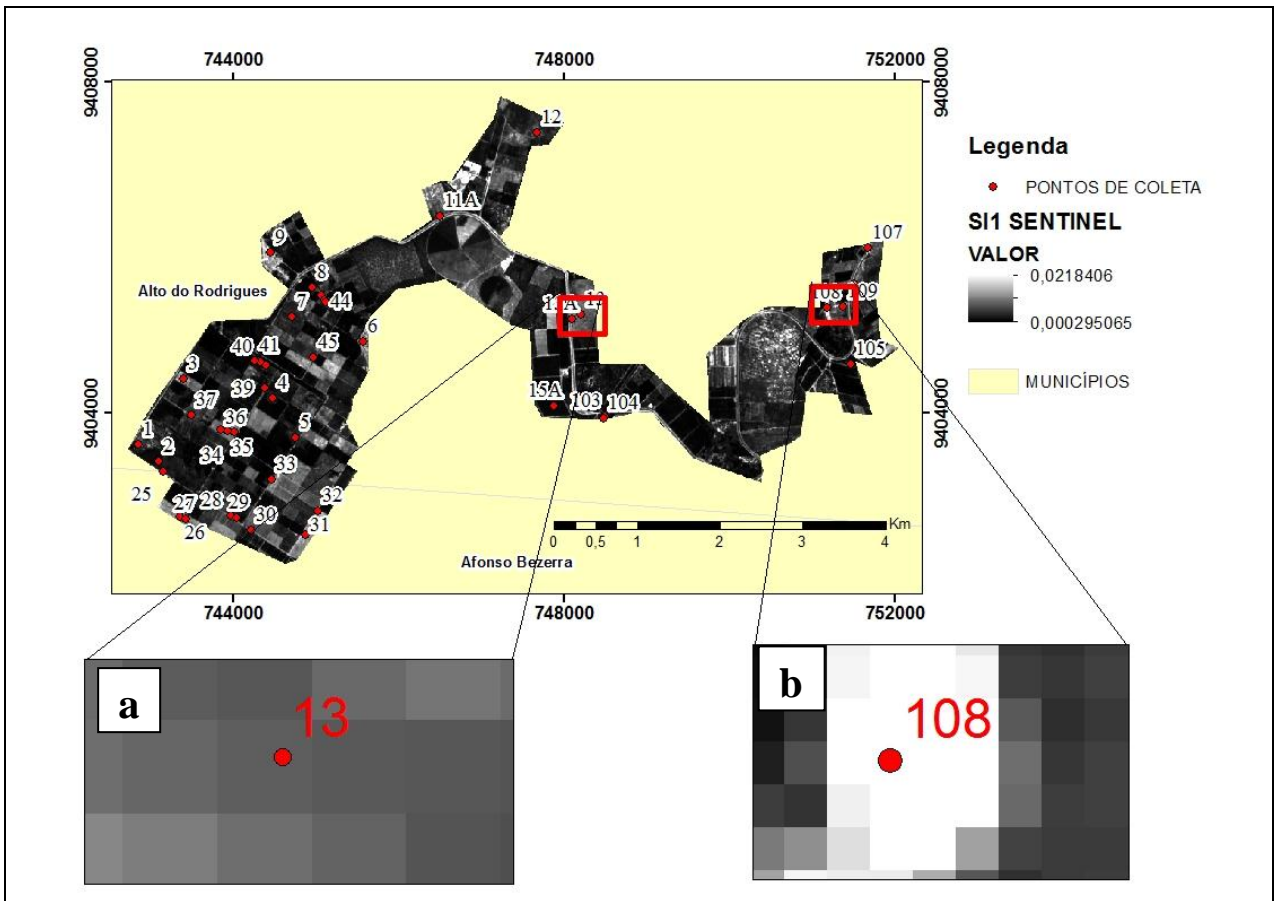


Figura 3.5: Resposta do índice SII (MSI/Sentinel2). “a” ponto 13 com CE de $0,753 \text{ dSm}^{-1}$ (condutividade baixa) e ponto 108 “b” com CE de 152 dSm^{-1} (condutividade mais elevada encontrada na área de estudo).

Fonte: ESA, Autor.

Com base na regressão aplicada entre a salinidade do solo e a resposta do índice SII (Figura 3.5), foi determinada a equação (3.1) com base na correlação entre a salinidade do solo e o índice espectral, que estima a salinidade do solo (dSm^{-1}) apresentada na figura 3.6.

$$Y = 0,0002x + 0,0061 \quad (3.1)$$

Onde:

Y: é o valor do índice determinado pelo pixel da imagem; e

X: é a salinidade do solo em (dSm^{-1})

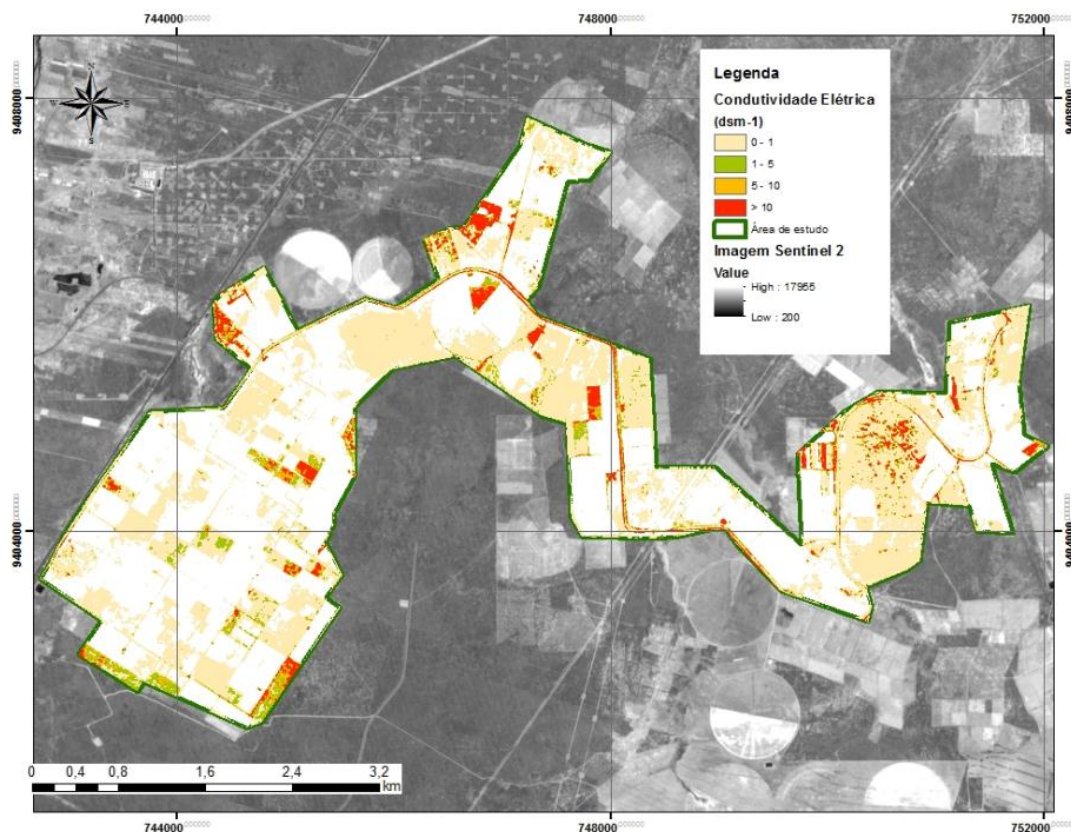


Figura 3.6: Espacialização da salinidade do solo na área de estudo, para as áreas de solo exposto, com aplicação do índice SII e imagens MSI/Sentinel2.

Fonte: ESA, Autor

A classificação apresentada na Figura 3.6 divide a áreas em cinco classes de salinidade (0-1; 1-5; 5-10 e >10), de acordo com a condutividade elétrica (dSm^{-1}). O índice foi aplicado apenas para as áreas que apresentavam solo exposto ($\text{NDVI} < 0,33$), áreas consideradas com algum tipo de vegetação em superfície foram desconsideradas nessa classificação (áreas brancas). A maior parcela da classificação é considerada como tendo uma salinidade baixa ($0 - 1 \text{ dSm}^{-1}$), contudo, apresenta áreas com salinidade superior a 10 dSm^{-1} .

4. CONCLUSÕES

Com a melhora na resolução espacial das imagens, obtemos melhores resultados de correlação para determinação da salinidade do solo. A presença da vegetação na superfície foi outro fator fundamental nos resultados, mostrando que os índices de salinidade do solo têm maior sucesso quando utilizados em áreas que não apresentem nenhum tipo de vegetação em superfície. O índice SII foi o que obteve a melhor correlação entre os índices estudados para a área de estudo.

Todos os índices utilizados priorizaram a utilização do visível e os que fizeram a utilização da banda Red apresentaram as melhores correlações com a salinidade do solo.

Embora este estudo demonstre que a modelagem e mapeamento da salinidade do solo pode ser feita com boa precisão baseada em imagens multiespectrais, são necessárias mais pesquisas para se investigar a possibilidade de utilização de imagens com melhores resoluções espaciais e espectrais, com vistas na melhoria da precisão de modelagem e no processo de mapeamento.

5. REFERÊNCIAS

Abbas, A.; Khan, S. Using Remote Sensing Techniques for Appraisal of Irrigated Soil Salinity,' In: L. Oxley and D. Kulasiri, Eds., International Congress on Modelling and Simulation (MODSIM), Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand, Brighton, 2007, pp. 2632-2638.

Abood, S.; Maclean, A.; Falkowski, M. Soil Salinity Detection in the Mesopotamian Agricultural Plain Utilizing WorldView-2 Imagery, 2011.

Abuelgasim A. & Ammad R. Mapping Sabkha Land Surfaces in the United Arab Emirates (UAE) using LANDSAT 8 Oli Visible Data. International Journal of Basic and Applied Sciences. Vol. 6 No. 4, 145-150, 2017.

Allbed, A; Kumar, L. Soil salinity mapping and monitoring in arid and semi-arid regions using remote sensing technology: a review. *Advances in Remote Sensing*, 2: 373 – 385, 2013.

Allbed, A; Kumar, L.; Sinha P. Mapping and Modelling Spatial Variation in Soil Salinity in the Al Hassa Oasis Based on Remote Sensing Indicators and Regression Techniques. *remote sensing*, 6, 1137-1157, 2014.

Arasteh, P. D. Soil Salinity Change Detection in Irrigated Area Under Gazvin Plain Irrigation Network Using Satellite Imagery. In *Proceedings of the 9th International Drainage Symposium*, Québec City, QC, Canada, 13–16, pp. 1–9. 2010.

Bouaziz, M.; Matschullat J.; Gloaguen, R. “Improved Remote Sensing Detection of Soil Salinity from a Semi- Arid Climate in Northeast Brazil,” *Comptes Rendus Geoscience*, Vol. 343, No. 11-12, , pp. 795-803, 2011.

Breunig, F. M. Influência da geometria de aquisição sobre índices de vegetação e estimativas de IAF com dados MODIS, Hyperion e simulações PROSAIL para a soja. 2011. 252. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, São José dos Campos-SP, 2011. Tese.

Chavez, P. S. Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, [Falls Church, Va.] American Society of Photogrammetry, 62, 1025- 1036. 1996.

Dehaan, R.L.; Taylor, G.R. Field-derived spectra of salinized soils and vegetation as indicators of irrigation-induced soil salinization. *Remote Sensing Environ.* 80, 406–417, 2002.

Douaoui A K.; Lepinard P. Remote sensing & soil salinity: mapping of soil salinity in the Algerian plain “Lower-Cheliff”. *Geomatics Expert*, 76: 36 - 41. 2010.

Douaoui A K.; Nicolas H.; Walter, C. Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data. *Geoderma* 134, 217-230, 2006.

Douaoui, A.; El Ghadiri, I. Combination of remote sensing and kriging to improve soil salinity mapping in the Hmadna plain (Algeria). *Soil-Water J.* 1–15, 2015.

- Eldeiry, A.; Garcia, L. Spatial modeling using remote sensing, GIS, and field data to assess crop yield and soil salinity. *Hydrology Days*, 7: 55–66. 2004.
- Eldiery, A.; Garcia, L.; Reich, R.M. Estimating soil salinity from remote sensing data in corn fields. *Hydrology Days* 31–42, 2005.
- Elhag M. Evaluation of Different Soil Salinity Mapping Using Remote Sensing Techniques in Arid Ecosystems, Saudi Arabia. *Journal of Sensors*, Article ID 7596175, 8 pages, 2016.
- Elnaggar, A. A.; Noller, J. S. Application of remote-sensing data and decision-tree analysis to mapping salt-affected soils over large areas. *Remote Sensing*, 2(1), 151-165. 2009.
- ESA - European Space Agency. Disponível em: <<https://Sentinel.esa.int/web/Sentinel/user-guides/Sentinel-2-msi/overview>>. Acesso em: 11 maio, 2018.
- Fan, X. B.; Pedrolí, G.; Liu, Q.; Liu, H.; Shu, L. Soil Salinity Development in the Yellow River Delta in Relation to Groundwater Dynamics. *Land Degradation & Development*, Vol. 23, No. 2, pp.175-189, 2012.
- FAO. Le The salt of the earth: hazardous for food production. Word Food Summit.. Available at:<http://www.fao.org/worldfoodsummit/english/newsroom/focus/focus1.htm>. 2002
- Farifteh, J.; Farshad, A.; George, R.J. Assessing salt-affected soils using remote sensing, solute modelling, and geophysics. *Geoderma* 130 (3), 191–206, 2006.
- Farifteh, J. Imaging Spectroscopy of salt-affected soils: Model-based integrated method. Utrecht, Utrecht University, 235 p. Thesis. 2007.
- Fernandez-Buces, N.; Siebe, C.; Cram, S.; Palacio, J.L. Mapping soil salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation: a case study in the former lake Texcoco, Mexico. *Journal Arid Environment*. 65, 644–667, 2006.
- Furby, S. “Detecting and Monitoring Salt-Affected Land: A Report from the LWRRDC Project Detecting and Monitoring Changes in Land Condition through Time Using Remotely Sensed Data,” CSIRO, Division of Mathematics & Statistics, 1995.
- Ghrefat H. A.; Goodell P. C.; Hubbard B. E.; Lang- ford R. P.; Aldouri R. E. Modeling Grain Size Variations of Aeolian Gypsum Deposits at White Sands, New Mex- ico, Using AVIRIS Imagery. *Geomorphology*, Vol. 88, No. 1-2, , pp. 57-68, 2007.
- Howari F. M. The Use of Remote Sensing Data to Extract Information from Agricultural Land with Emphasis on Soil Salinity,” *Australian Journal of Soil Research*, Vol. 41, No. 7, , pp. 1243-1253, 2003.
- Ibrahim M. Modeling Soil Salinity and Mapping Using Spectral Remote Sensing Data in the Arid and Semi-arid Region. *International Journal of Remote Sensing Applications (IJRSA)* Volume 6, 2016.
- Kassas, M. Seven paths to desertification. *Desertification Control Bulletin* 15, 24–26. 1987.

Khan, N.M.; Rastokuev, V.V.; Shalina, E.; Sato, Y. Mapping salt-affected soil using remote sensing indicators. A simple approach with the use of Gis Idrissi. 22nd Asian Conference on Remote Sensing, Singapore. 2001.

Koohafkan, P. Water and cereals in drylands. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations and Earthscan (FAO), , 113p, 2012.

Lesch, S. M.; Strauss, D. J.; Rhoades, J. D. Spatial prediction of soil salinity using electromagnetic induction techniques: 1. Statistical prediction models: A comparison of multiple linear regression and cokriging. *Water Resources Research*, 31(2): 373–386, 1995.

Lhissou R.; Harti A. E.; Chokma K.; Mapping soil salinity in irrigated land using optical remote sensing data, *Eurasian Journal of Soil Science*, 82-88, 2014.

Mariappan, V. E. N. Soil salinity assessment using geospatial technology, perspectives, approaches and strategies. *Indian Cartography*, 30, 25–30, 2010.

Metternicht G.; Zinck J.A. Remote Sensing of Soil Salinization: Impact on Land Management. Boca Raton, CRC Press, p. 21-37, 2008.

Metternicht G.; Zinck, A. Remote Sensing of Soil Salinization: Impact on Land Management. CRC Press, Taylor and Francis Publisher, Boca Raton, 2008.

Moreira L. C. J. Uso do sensoriamento remoto para avaliar o processo de salinização no perímetro irrigado de Morada Nova – CE. UFC, Fortaleza – CE, 2014. Tese Doutorado.

Muller, S. J.; Niekerk, A. V.; Identification of WorldView-2 spectral and spatial factors in detecting salt accumulation in cultivated fields. *Geoderma*, 273, 1–11, 2016.

Noroozi, A. A.; Homaei, M.; Farshad, A. Integrated application of remote sensing and spatial statistical models to the identification of soil salinity: A case study from Garmsar Plain, Iran. *Environmental Sciences*, 9(1): 59–74. 2012.

Rahmati, M.; Mohammadi-Oskoei, M.; Neyshabouri, M. R.; Fakheri-Fard, A.; Ahmadi, A.; Walker, J. ETM+ data applicability for remote sensing of soil salinity in Lighvan watershed, Northwest of Iran. *Current Opinion in Agriculture*, 10-13, 2014.

Richards, L. Determination of the Properties of Saline and Alkali Soils. In *Diagnosis and Improvement of Saline and Alkali Soils*, Agriculture Handbook No. 60; US Regional Salinity Laboratory: Riverside, CA, USA, pp. 7–33, 1954.

Sanches, I. D.; Andrade, R. G.; Quartaroli, C. F.; Rodrigues, C. A. G. Análise comparativa de três métodos de correção atmosférica de imagens Landsat5–TM para obtenção de reflectância de superfície e NDVI In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. (SBSR). Curitiba. Anais... São José dos Campos: INPE, 2011. p. 7564-7571, 2011.

Scudiero, E.; Skaggs, T. H.; Corwin, D. L. Comparative regional-scale soil salinity assessment with near-ground apparent electrical conductivity and remote sensing canopy reflectance. *Ecological Indicators* 70, 276–284, 2016.

Tajgardan, T.; Shataee, S.; Ayoubi, S. Spatial Prediction of Soil Salinity in the Arid Zones Using ASTER Data, Case study: North of Ag Ghala, Golestan Province, Iran. In *Proceedings*

of Asian Conference on Remote Sensing (ACRS), Kuala Lumpur, Malaysia, 12–16 November 2007.

Tavares, S. R. L. Fonte energética alternativa visando à recuperação de áreas degradadas e à conservação do Bioma Caatinga. Brasília, DF : Embrapa; Natal, RN : Editora do IFRN, 2014.

Wang, F.; Chen, X.; Luo, G. P. Detecting soil salinity with arid fraction integrated index and salinity index in feature space using Landsat TM imagery. *Journal of Arid Land*, 5(3): 340-353, 2013.

Yahiaoui I.; Douaoui, A.; Zhang, Q.; Ziane, A. Soil salinity prediction in the Lower Cheliff plain (Algeria) based on remote sensing and topographic feature analysis. *Journal Arid Land*, 794–805, 2015.

Zhang, T. T. “Using Hyperspectral Vegetation Indices as a Proxy to Monitor Soil Salinity,” *Ecological Indicators*, Vol. 11, No. 6, pp. 1552-1562, 2011.

CAPÍTULO IV – MODELOS ESPECTRAIS PARA MAPEAR A SALINIDADE DO SOLO POR MEIO DE SENSORIAMENTO REMOTO.

RESUMO:

A identificação, mapeamento e avaliação das áreas afetadas pelo processo de salinização é de fundamental importância para as Regiões Áridas e Semiáridas no Brasil e no Mundo, servindo nas tomadas de decisões referentes a um desenvolvimento sustentável. A utilização das técnicas de sensoriamento remoto através da utilização de índices (modelos) espectrais para o mapeamento da concentração de sais no solo tem se mostrado como uma possibilidade complementar aos métodos tradicionais. Vários foram os modelos desenvolvidos em todo o mundo para mapeamento da salinidade do solo utilizando técnicas de Sensoriamento Remoto, sendo que, ainda não foram criados modelos específicos para a região semiárida Brasileira. O presente trabalho teve como objetivo usar dados de SR no desenvolvimento de estratégias metodológicas para identificação e quantificação de áreas com problemas de salinidade. Inicialmente foi analisada a correlação existente entre a variação de reflectância nas bandas do satélite MSI/Sentinel 2 com a salinidade do solo (condutividade elétrica CE) determinada pelo método do extrato de saturação, com a temperatura do solo utilizando imagens OLI/ ETM e topografia do terreno, determinada pelas imagens do SRTM. Em seguida, foram determinadas as características do espectro de reflectância das áreas com solo exposto não salinizado e salinizado, utilizando 94 amostras de solo. Com base nessas observações foram desenvolvidos 16 modelos de mapeamento de salinidade utilizando regressões lineares múltiplas e validadas suas aplicações. A análise do espectro revelou que as áreas salinas apresentam uma maior reflectância em quase todas as bandas do satélite MSI/ Sentinel2, variando de acordo com a concentração de sais no solo, obtendo maior correlação na faixa do visível e infravermelho próximo. A salinidade não apresentou correlação significativa com a temperatura de superfície, mas apresentou uma boa correlação com a altitude do terreno. As áreas com solo arenoso apresentaram reflectância similar a áreas salinizadas. A banda B3 (verde) teve uma melhor correlação com a salinidade do solo, obtendo coeficiente de determinação de 59,85%. O modelo SA7, dentre os demais desenvolvido nesse estudo, apresentou melhor coeficiente de determinação na validação, com coeficiente de determinação de 83,84 %.

Palavras-Chaves: Solo salino, Espectros de reflectância, Áreas salinas.

CHAPTER IV - SPECIAL MODELS FOR MAPPING SOIL SALINITY BY REMOTE SENSING.

.

SUMMARY: Identification, mapping and evaluation of salinization affected areas is an fundamental process for semiarid regions in the World, supporting decision-making for sustainable agricultural development. The use of remote sensing technology to model soil salt concentrations through spectral indices has shown its potential as a complimentary approach to traditional salinity mapping methods. Several models have been reported in literature to map soil salinity in temperate regions, although specific models for tropical soils in Brazilian semiarid regions are lacking. This work aims to provide methods to identify and quantify salinity matter areas. The overall approach has considered reflectance variations from MSI/Sentinel 2 imagery as correlated with: i) electrical conductivity measured in laboratory saturated soil solution from core samples; ii) soil temperature derived from OLI/ ETM imagery; and iii) topography properties derived from digital terrain models generated by SRTM imagery. Spectral reflectance characteristics were determined for saline and non-saline out of 94 bare soil core samples. These measurements were used as input to model and validate multivariate linear regressions. Analysis results produced 16 prediction models where higher spectral responses have indicated soil salinity areas from most of the MSI/ Sentinel2 imagery band's dataset. Variations have directly responded according to high soil salt concentrations measured from laboratory analysis, with higher correlations out from visible and near infrared spectral bands. Surface temperature has shown no significant correlation with soil salinity, while terrain altitude has given good contribution in all prediction models. Reflectance from sandy soils have shown similar model response to saline soil areas. The green band (B3) from the visible spectra interval was the most correlated individual band with saline soils, responsible for 59.85% of the prediction in the determination coefficient. Among those 16 models developed in the study, the SA7 model has shown the best validation coefficient with a determination coefficient of 83.84%.

Keywords: Saline only, Reflectance spectra, Salt areas.

1. INTRODUÇÃO:

Técnicas de Sensoriamento Remoto (SR) são cada vez mais aplicadas na investigação das características dos solos. Vários índices espectrais foram desenvolvidos em todo o mundo, buscando o mapeamento dos mais diversos elementos, com o objetivo de entender como ocorre as suas variações na natureza. Nos últimos anos modelagem utilizando técnicas de SR e Sistemas de Informações Geográficas – SIGs, tornaram-se ferramentas tecnológicas fundamentais para mapear a salinidade do solo devido a sua grande cobertura de área, que é de grande importância tanto do ponto de vista agrícola e ambiental, além da possibilidade de uma avaliação temporal (Gorji et al., 2017).

O mapeamento da salinidade do solo com a aplicação dessas técnicas é bastante difundida em várias partes do mundo, sendo que no Brasil foi pouco estudada. Moreira (2014) fez o uso de técnicas de SR para avaliar o processo de salinização no perímetro irrigado de Morada Nova no Ceará, já Pessoa (2012) estudou quatro bacias hidrográficas no estado do Pernambuco buscando o desenvolvimento de um mapa de salinidade com o uso de SR e geoprocessamento, o autor relata que são escassos no sertão de Pernambuco e em regiões semiáridas do Brasil os estudos relacionados à reposta espectral de solos salinos. Já Bouaziz et al. (2011) testaram a aplicação de Regressão Linear Múltipla utilizando índices de salinidade e bandas espectrais para caracterização dos solos salinos no Nordeste do Brasil. Embora as correlações encontradas nesse estudo não sejam fortes, que pode ser devido a baixa resolução espacial das imagens utilizadas, elas revelam o potencial do uso de índices espectrais para prever áreas afetadas pela salinidade no Nordeste Brasileiro, afirmam os autores.

O desenvolvimento de índices (modelos) específicos para uma determinada localidade ou região é de fundamental importância, pois são consideradas as características intrínsecas da área. Vários são os índices de salinidade do solo desenvolvidos em todo o mundo, principalmente para regiões áridas e semiáridas. Com o desenvolvimento de índices de salinidade é possível estimar a dimensão do problema com o uso de mapas e com essas informações tomar decisões para alterar as práticas de gestão e aplicar procedimentos de mitigação.

Os métodos tradicionais para determinação da salinidade do solo com análises laboratoriais e coletas de campo, são insuficientes e inadequados para avaliar a taxa de expansão deste problema mundial. Assim, a utilização de ferramentas modernas e dinâmicas como o SR, pode ser utilizada para monitoramento e mapeamento contínuo da progressão

desse fenômeno em larga escala, além da sensibilidade do sinal eletromagnético a parâmetros do solo nos primeiros poucos centímetros da camada superficial (Lhissou et al., 2014).

Alguns autores têm defendido a possibilidade de avaliar a salinidade usando o indicador de umidade (Normalized difference water index) (NDWI), e a banda térmica (Metternicht & Zinck 1997, 2003; Goossens & Van Ranst, 1998; Iqbal, 2011).

Objetivou-se com esse estudo o desenvolvimento de modelos espectrais para o mapeamento e quantificação da salinidade do solo utilizando regressões simples e múltiplas no semiárido brasileiro, através do uso de técnicas de sensoriamento remoto.

2. MATERIAL E MÉTODOS:

O estudo foi desenvolvido em uma área de 1600 hectares na primeira etapa do perímetro irrigado do Baixo-Açu, entre os municípios de Alto do Rodrigues e Afonso Bezerra, conforme apresentado na Figura 4.1.

O clima da região apresenta uma temperatura média de 27,5°C, sendo a máxima de 33,6° e a mínima de 21,5°C. A estação chuvosa se concentra entre os meses de Janeiro a Junho, com 94,2% das chuvas. Há uma predominância do clima BSw'h'em toda a extensão da bacia, caracterizado por ser muito quente e semiárido. As precipitações anuais se situam entre 400 e 800 mm e evapotranspiração que pode chegar a 2000mm/ano.

O trabalho foi dividido em duas etapas, inicialmente foram desenvolvidos os modelos com base nas regressões simples e múltiplas e a resposta espectral do solo e em seguida foi realizada a validação desses modelos utilizando dados de campo. Como parte do processo de geração dos modelos, todas as bandas do satélite Sentinel2 foram avaliadas quanto a correlação da resposta espectral com a salinidade, como também outras características como a topografia da área e a temperatura do solo. Foram analisados modelos (índices) criados com base em regressões múltiplas e modelos criados com base no comportamento espectral de cada banda.

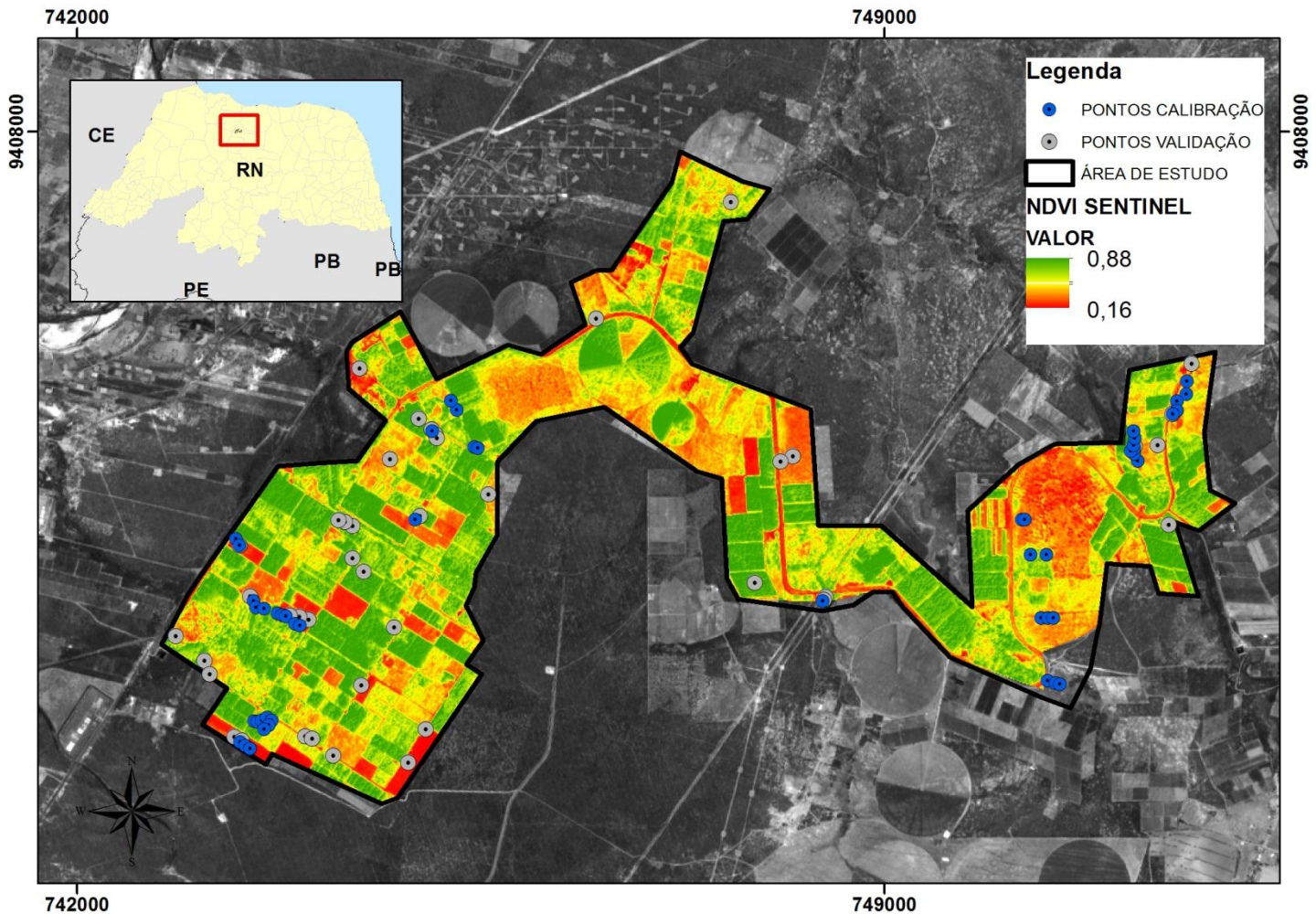


Figura 4.1: Localização da área de estudo e identificação dos pontos de calibração (pontos azuis) e validação (pontos cinza).

Fonte: ESA, IBGE, Autor

Com base nos melhores coeficientes de determinação (R^2) das bandas do satélite e nas reflectâncias das áreas salinizadas, foram desenvolvidos modelos (índices) para determinação da concentração de sais no solo. Conseqüentemente, o modelo de regressão que apresentou os melhores resultados foi validado e utilizado para prever e mapear a variação espacial da salinidade na área.

2.1 Coleta das amostras de solo

Tendo em vista que os modelos de determinação da salinidade tem melhores resultados aplicados em áreas com solo exposto, foram selecionados locais aleatoriamente, que apresentavam essa característica dentro da área de estudo (Figura 4.1). 52 pontos de amostragem foram identificados e realizadas as coletas do solo a uma profundidade de 0 - 10

cm, nos dias 28 e 29 de julho de 2018. Durante as investigações de campo, cada local amostrado foi descrito em termos de uso da terra, tipo de vegetação e aspecto da superfície do solo coletada a sua coordenada geográfica com utilização de um aparelho GPS, modelo garmin 72 H, com uma precisão aproximada de 5 metros.

2.2 Resposta das bandas espectrais e correlação com a salinidade

Foi constatado no capítulo anterior que quanto melhor a resolução espacial das imagens, melhor a determinação da concentração de sais no solo, com isso, nesse trabalho foi utilizada imagens do Satélite MSI/Sentinel 2, datadas do dia 25 de julho de 2018, que apresenta uma resolução espacial de 10 m. As imagens utilizadas (sem a presença de nuvens) para desenvolvimento dos modelos e as coletas de campo foram realizadas no mês de julho, durante a estação seca. As imagens foram submetidas ao processo de correção atmosférica utilizando a técnica do Dark-Object Subtraction (DOS), com a utilização do software Quantum Gis. A amostragem foi georreferenciada, no sistema de coordenadas UTM, com datum SIRGAS 2000, situadas na zona 24 S.

O Sentinel2 Multispectral Instrument (MSI) possui 13 bandas espectrais: quatro bandas com resolução espacial de 10 metros, seis bandas com 20 metros e três bandas com 60 metros (ESA, 2018). Todas as bandas (13) foram submetidas à análise de correlações de Pearson entre a sua resposta espectral e a salinidade obtida no ponto de coleta e determinada o seu coeficiente de determinação (R^2). As bandas com as melhores correlações foram utilizadas para criação dos modelos. Foram testados modelos com uma salinidade baixa (até 4 dSm^{-1}) e modelos para uma salinidade mais elevada (superior a 4 dSm^{-1}).

2.3 Determinação dos fatores topográficos

Os fatores topográficos foram determinados com a finalidade de avaliar a sua correlação com a salinidade do solo, utilizando o coeficiente de determinação (R^2), sendo esses fatores utilizados na construção dos índices através das regressões múltiplas. Para definição da topografia da área de estudo foram utilizadas imagens da Shuttle Radar Topography Mission - SRTM com resolução espacial de 30 metros. Foi utilizado o software Quantum Gis através da ferramenta Modelo Digital de Elevação – MDE, para determinação da altimetria como também da declividade da área.

2.4 Temperatura do solo

A temperatura do solo também teve a sua correlação com a salinidade do solo analisado, sendo um outro fator que poderá ser utilizado para construção dos índices.

Para a determinação da temperatura do solo foram utilizadas imagens do Satellite TIRS/ Landsat 8, datadas do dia 17/07/2018. Foi utilizada a banda 10, correspondente à faixa do infravermelho termal (10.6 - 11.19 μm - micrômetro), com resolução espacial de 100 metros do sensor TIRS (Thermal Infrared Sensor) (USGS, 2018).

Inicialmente foi realizada a conversão de níveis de cinza para radiância, depois para temperatura $^{\circ}\text{Kelvin}$, conforme descrito pelas equações 4.1 e 4.2 (USGS, 2018). As constantes utilizadas para determinação da temperatura foram obtidas a partir de metadados das imagens do Landsat8.

$$L_{\lambda} = M_L Q_{cal} + A_L \quad (4.1)$$

Tabela 4.1: Valores dos fatores de redimensionamento da radiância obtidos dos metadados da imagem do Landsat8.

L_{λ}	Radiância Espectral do sensor de abertura em Watts/($\text{m}^2 \text{sr} \mu\text{m}$)
M_L	Fator multiplicativo de redimensionamento da banda 10 = 3.3420E-04
A_L	Fator de redimensionamento aditivo específico da banda 10 = 0.10000
Q_{cal}	Valor quantizado calibrado pelo pixel em DN = Imagem banda 10

Após a obtenção da radiância, pela equação 4.1, foram aplicados os valores das constantes térmicas na equação 4.2 e obtido o valor de temperatura em $^{\circ}\text{Kelvin}$.

$$T = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_{\lambda}} + 1\right)} \quad (4.2)$$

Tabela 4.2: Valores das constantes térmicas de conversão para radiância obtidos dos metadados da imagem do Landsat8.

T	Temperatura efetiva no satélite em $^{\circ}\text{Kelvin}$ (K)
K_2	Constante de calibração 2 = 1321,08 (K)

$K1$	Constante de calibração 1 = 774,89 (K)
L_{λ}	Radiância espectral em Watts/(m ² sr μm)

Após este procedimento, os valores de temperatura °Kelvin foram subtraídos pelo seu valor absoluto (273,15), gerando o raster de temperatura de superfície em graus Celsius (°C) (Figura 4.3).

2.5 Padrões espectrais

Para se criar os padrões de resposta espectral das várias classes selecionadas nesse trabalho, foram identificadas em campo e nas imagens de satélites, áreas com as suas características conhecidas: áreas de solo exposto não salinas; áreas com solo exposto salino e com água em superfície. Com isso, foram determinadas as respostas espectrais de cada uma dessas três classes, para cada uma das 13 bandas do satélite Sentinel 2, podendo assim observar como cada classe responde individualmente a cada banda.

Resposta das diferentes bandas espectrais, sob forma de valores de reflectância, foram extraídas para as diferentes classes. O objetivo foi identificar qual das bandas estudadas pode melhor identificar as áreas com solo exposto salino e diferencia-las de áreas com solo exposto não salino. Com base nessa análise foram criados modelos (índices) de salinidade e testados quanto sua eficiência na determinação da salinidade do solo. A Figura 4.2 identifica os 6 locais de amostragem que foram utilizados para determinação da reflectância nas bandas do Sentinel 2.

Foi escolhido um ponto (figura 4.2) para amostragem da reflectância fora do perímetro irrigado, que tinha como característica um solo arenoso e não salino isso por considerar que áreas com características de “solo arenoso” apresentam uma reflectância semelhante a áreas salinas (Douaoui et al., 2006).

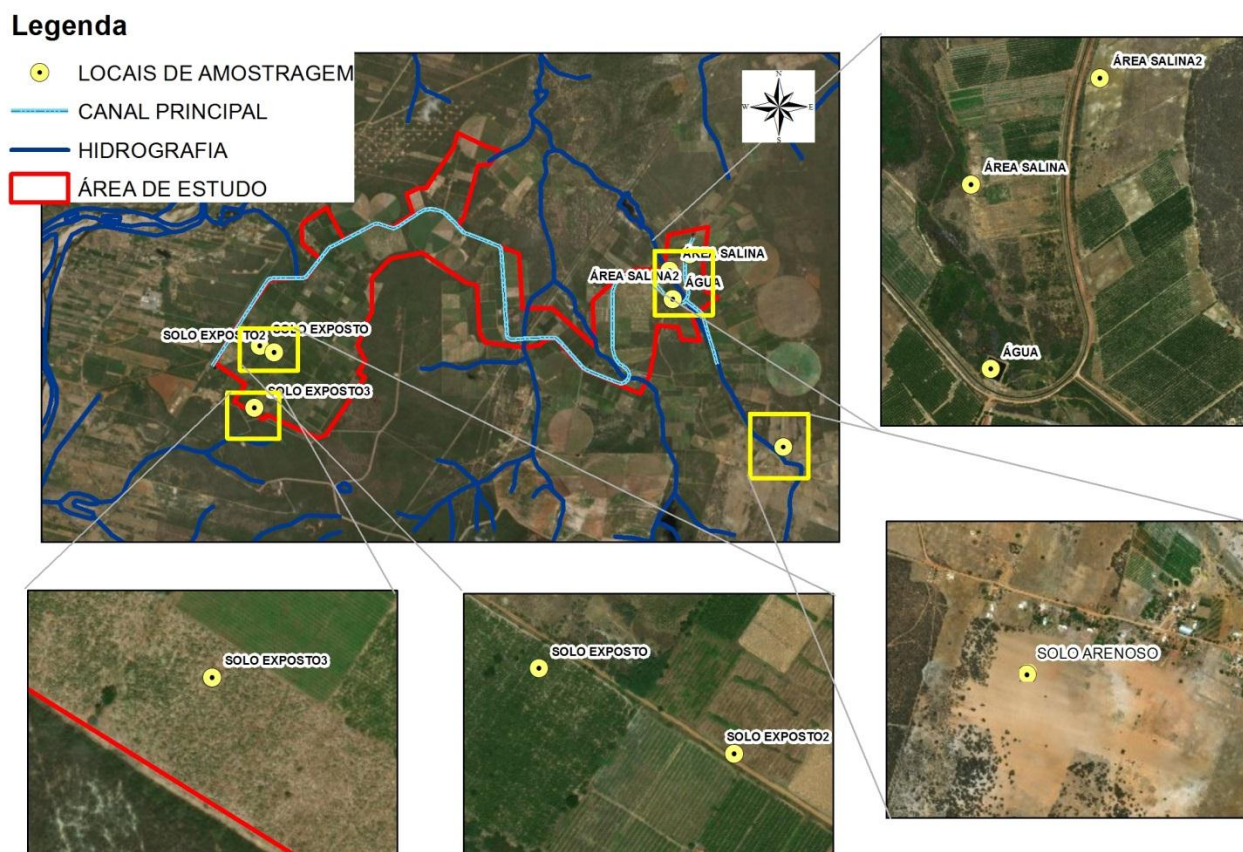


Figura 4.2: Locais de amostragem para determinação dos valores de reflectância das áreas com “solo exposto não salinas”, áreas com “solo exposto salinos”, áreas com “solo arenoso” e “água” em superfície.

Fonte: Google Earth, Autor

2.6 Validação

Os modelos desenvolvidos que apresentam os melhores resultados foram submetidos a uma validação utilizando um conjunto de amostras de solo em outros 42 pontos independentes, entre os meses de setembro e dezembro de 2017. Imagens do satélite Sentinel 2, datadas do dia 15/08/2017, foram utilizadas para validação dos modelos (índices) com os valores determinados em campo pelo método do extrato de saturação do solo. Foi realizada uma análise do Normalized Difference Vegetation Index NDVI das áreas de coleta de solo. Áreas com valores $> 0,33$ foram desconsideradas da validação, sendo essas consideradas como áreas com vegetação na superfície.

No total foram desenvolvidos 15 modelos, 7 deles criados com base nas regressões múltiplas (Tabela 4.4) e os demais 8 (Tabela 4.5) desenvolvidos de acordo com as respostas espectrais das áreas salinizadas em cada uma das bandas. As bandas do satélite Sentinel 2 que

apresentaram as melhores correlações com a salinidade do solo foram as bandas (B2, B3, B4, B5 e Elevação), sendo essas consideradas para criação dos modelos de regressões múltiplas (Tabela 4.4).

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Correlações das bandas espectrais com a salinidade do solo

A seleção das melhores bandas indicadas para determinação da salinidade em uma área, não pode ser generalizada para outra, pois vários fatores locais irão influenciar nessa seleção (Lei et al., 2014; Zhang et al., 2013). Com isso, faz-se necessário o estudo de quais as melhores bandas para as mais diversas áreas em todo o mundo. Zhang et al., (2015) e Ding et al., (2014) citam que a variabilidade espacial e a mudança de cobertura da terra, são os principais fatores limitantes da seleção das bandas de um sensor. A Tabela 4.3 apresenta os coeficientes de determinações (R^2) encontradas entre a salinidade do solo determinada pela condutividade elétrica do extrato de saturação do solo com a resposta espectral de cada banda do satélite Sentinel2, com a elevação da superfície e com a temperatura do solo determinada por imagens de satélite Landsat8.

Tabela 4.3: Valores de coeficiente de determinação (R^2) entre a salinidade do solo com as bandas do satélite Sentinel2, com a elevação do terreno e a temperatura do solo.

BANDAS (ESPECTRAIS)													ELEVAÇÃO	TEMPERATURA ° C
1	2	3	4	5	6	7	8	8 ^a	9	10	11	12		
(AEROSSOL)	(AZUL)	(VERDE)	(VERMELHO)	(RED EDGE 1)	(RED EDGE 2)	(RED EDGE 3)	(NIR)	(RED EDGE 4)	(VAPOR DE ÁGUA)	(CIRRUS)	(SWIR 1)	(SWIR 2)		
9,87	52,32	59,85	56,23	53,41	43,93	36,46	43,11	35,33	10,14	19,9	2,46	4,39	57,21	9,98

As bandas que apresentaram as melhores correlações foram as bandas do visível (Azul, Verde e Vermelho) e a Red Edge 1. Essas por sua vez, apresentaram alta correlação entre salinidade do solo e a elevação do terreno. A banda do verde (B3) foi a que teve o melhor resultado apresentando um coeficiente de determinação (R^2) de 59,85 %. Já as bandas

12 e 11 (SWIR 1 e SWIR2) foram as que apresentaram as menores correlações ($r^2 = 2,46$ e $4,39$ % respectivamente).

Alguns Autores (Allbed et al., 2014; Arasteh, 2010; Mariappan, 2010) relatam a superioridade da banda vermelha (B4) em correlacionar com a salinidade, utilizando imagens ETM/Landsat. Já Ibrahim (2016) encontrou melhor correlação da Relação de Adsorção de Sódio – RAS com as bandas vermelha (B4) e azul (B2). Bouaziz et al., (2011), em trabalho desenvolvido no nordeste do Brasil, analisando a correlação das bandas do satélite MODIS com a salinidade do solo, concluíram que a melhor correlação foi encontrada através do Infravermelho Próximo – NIR (B4).

3.2 Temperatura do solo

Diversos autores mencionam que a banda termal é uma ferramenta essencial para o mapeamento da salinidade (Metternicht & Zinck, 1997; Hussain et al., 2006; Jardine et al., 2007). Allbed et al., (2014) relatam que a melhoria do mapeamento da salinidade pode ser obtida com o acréscimo nos modelos das bandas termais e imagens com uma melhor resolução espacial. De acordo com Wukelic et al., (1989) e Washburne (1994) as temperaturas dos satélites derivadas a partir dos dados de banda térmicas do Landsat apresentam boas aproximações (dentro de $1-3$ °C) para temperatura do solo, em dias claros. Os autores relatam ainda a importância de se utilizar fatores de correções atmosféricas adequadas e específicas para cada região.

Apesar de todas essas observações, não foram encontrados bons resultados de correlação entre a salinidade do solo e a banda termal no estudo em questão, podendo este resultado estar associado à baixa resolução espacial da imagem termal (100 m) ou ainda as características presentes na superfície do solo local, como matéria orgânica, plantas halófitas e outros ruídos.

A maior concentração de áreas com temperaturas elevadas é encontrada na parte mais a leste da área de estudo, nessas proximidades também são encontrados as maiores áreas de solos expostos, apresentando uma associação entre essas áreas e a temperatura do solo.

A figura 4.3 apresenta a variabilidade espacial da temperatura do solo na área do estudo e a localização dos pontos de coleta, variando a temperatura de 25 a 36 °C. Como mencionado anteriormente, as áreas selecionadas para coleta do solo são aquelas que não apresentavam vegetação em superfície. Considerando essa afirmação, é possível observar que as áreas que possuem as maiores temperaturas são aquelas que estão associadas às áreas de coleta de solo (áreas de solo exposto), exceto para alguns pontos localizados no centro da

figura, localizados mais a norte. Podendo assim a banda termal ser utilizada para identificação de áreas com solo exposto.

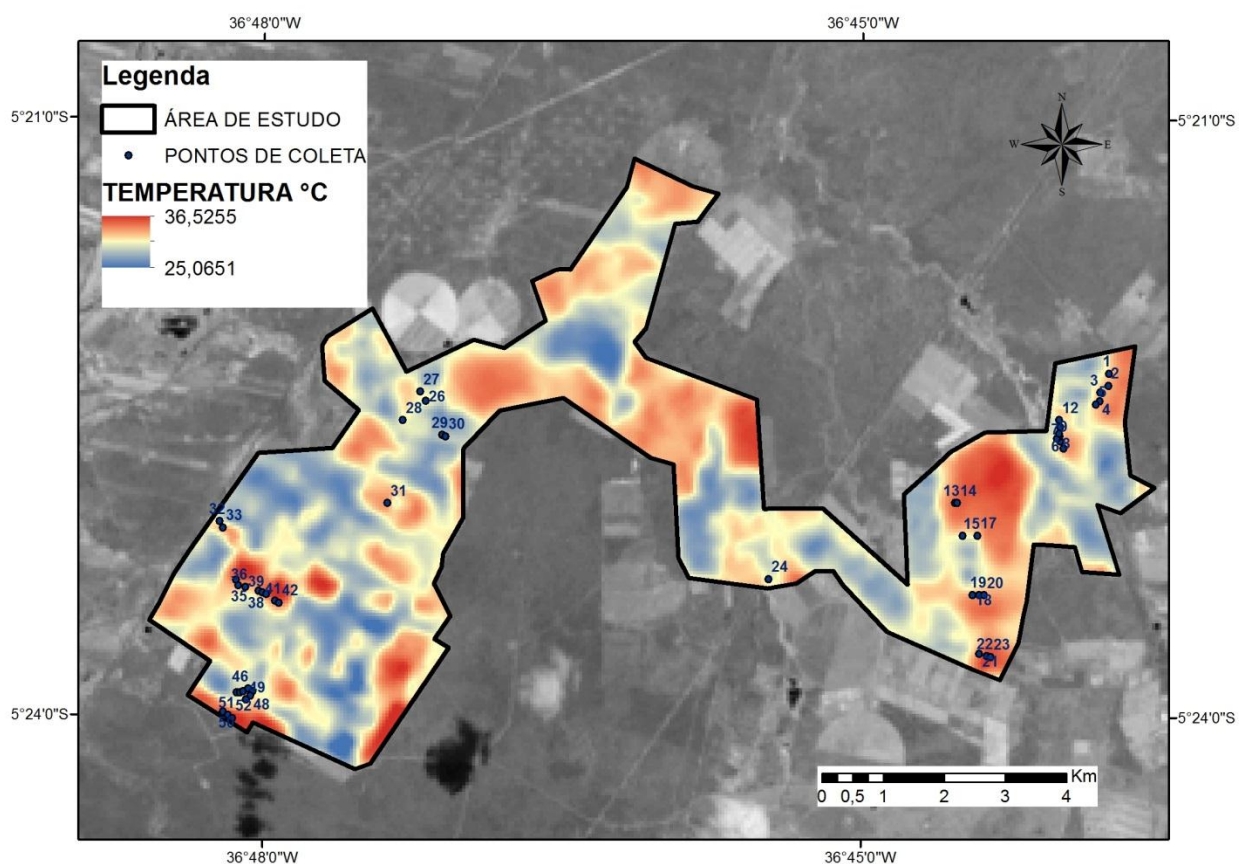


Figura 4.3: Distribuição espacial da temperatura do solo (°C) na área de estudo obtida com a utilização da banda termal do TIRS/Landatsat8, com resolução espacial de 100 m.

Fonte: USGS, Autor.

3.3 Elevação

A elevação apresentou uma correlação significativa com a salinidade do solo, com uma tendência oposta ($R^2 = 57,12\%$), onde quanto maior a elevação do terreno, menor a salinidade. Foi a segunda melhor correlação entre os fatores analisados, confirmando a análise que a salinidade do solo diminui com o aumento da elevação (Yahiaoui et al., 2015; Boettinger et al., 2008). Isso ocorre devido as áreas com menores elevações apresentarem um lençol freático mais próximo a superfície facilitando a ascensão dos sais para a superfície do solo, induzindo a salinização. Yahiaoui et al., (2015) analisando a relação entre a salinidade do solo e parâmetros topográficos extraídos do ASTER GDEM Versão 2, com resolução de 30 m, relatam que a salinidade não apresentou nenhuma correlação com a declividade do

terreno enquanto estava, significativamente, correlacionada com a elevação, encontrando um $R^2 = 0,4497$. Os autores chegaram a uma correlação de 0,7182 quando considerados as áreas com salinidade inferior a 8 dSm^{-1} .

A condutividade elétrica é sistematicamente maior nas proximidades da rede de drenagem natural (cursos de água), como apresentado na figura 4.4, o que pode ser explicado pela profundidade do lençol freático e a facilidade de ascensão dos sais para a superfície do solo. Esse fato revela a importância dessas estruturas na remoção dos sais, adicionados pela atividade da agricultura irrigada, devendo se redobrar as inspeções de manutenção desses canais, permitindo a eficiência do sistema de drenagem.

Bai et al. (2016) estudando salinidade e alcalinidade do solo com o uso de técnicas de sensoriamento remoto em área no nordeste da China, concluiu que essas áreas estavam distribuídas principalmente nas áreas de baixa elevação nas proximidades de zonas húmidas e a jusante dos rios.

Fatores que auxiliam o processo de salinidade do solo estão ligados à irrigação inadequada e/ou excessiva, sem um sistema de drenagem adequado, à qualidade da água de irrigação, o clima, histórico de precipitação, topografia local, tipo de solo e as práticas agrícolas (Bilgili, 2013; Hussain et al., 2006). Portanto, o aumento da salinidade do solo na superfície é mais susceptível de variar de acordo com a distribuição destes diferentes fatores sobre a paisagem.

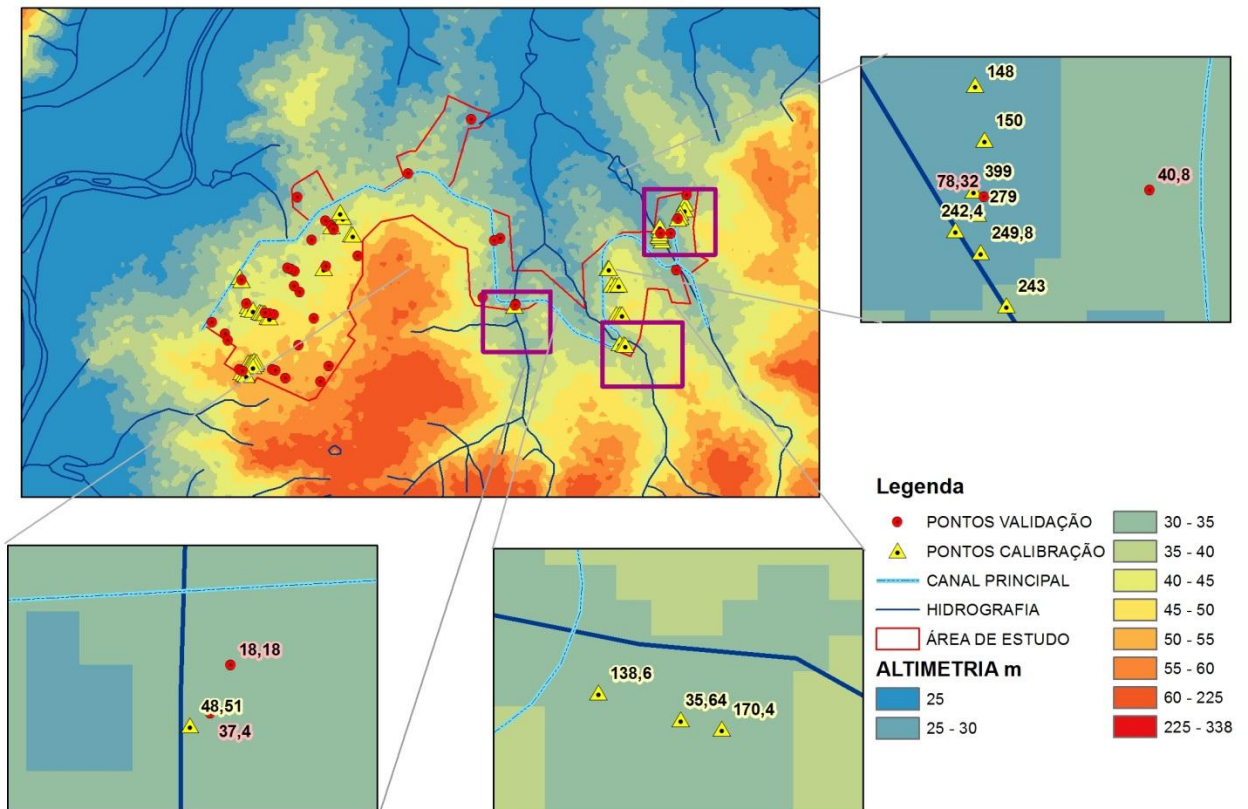


Figura 4.4: Altimetria, canal principal de abastecimento do perímetro (linha azul clara) e hidrografia natural determinada pelo uso das imagens do SRTM e identificação dos pontos de calibração e validação com suas respectivas salinidades.

Fonte: USGS, Autor.

3.4 Padrões espectrais

Ainda na busca de se desenvolver um modelo (índice) que consiga determinar a salinidade do solo, foi analisada a reflectância de cada banda do satélite em áreas com as suas características de superfície conhecidas. Os espectros de reflectância para as áreas analisadas no estudo (solo exposto salino, água em superfície e solo exposto não salino) são apresentados na Figura 4.5.

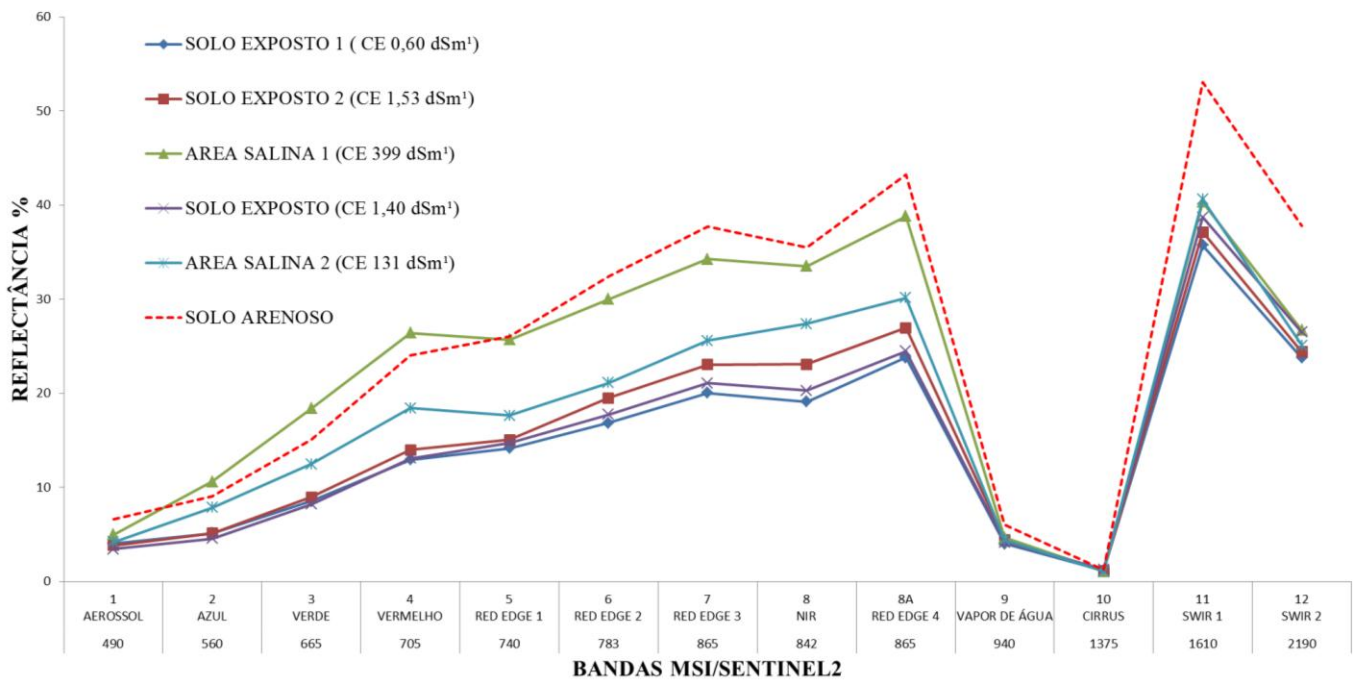


Figura 4.5: Reflectância das bandas Sentinel2 em diferentes áreas com solo expostos salinizados e não salinizados.

Fonte: Autor.

O comportamento espectral das bandas nas duas áreas salinizadas é semelhante. Ocorrendo variação na sua intensidade, de acordo com a salinidade do solo. Pode-se perceber de forma mais nítida onde, a área identificada como “área salina 1”, possui uma maior salinidade 399 dSm^{-1} e maior reflectância quando comparada a “área salina 2” que apresenta uma salinidade de 131 dSm^{-1} . Segundo Pessoa (2012) foi observado um padrão espectral de reflectância para solos salinos, onde se mantinham as formas das curvas, alterando apenas os níveis de reflectancia de acordo com a concentração salina.

Os comportamentos espectrais das três áreas “não salinizadas” apresentam a mesma variação da forma das curvas de reflectância entre elas. É possível observar principalmente entre as bandas 6 e 8A que as áreas consideradas como “não salinas” tem a sua reflectancia também associada a sua concentração de sais, ficando mais perceptível na banda 8 (NIR). Onde a área identificada como “solo exposto 2” com maior salinidade, apresenta uma maior reflectância que as outras duas áreas com salinidades menores.

Algumas diferenças podem ser observadas entre o comportamento da reflectância das “áreas salinas” e “não salinas”, como por exemplo, nas bandas 2 (Azul 560nm) e 5 (Red Edge 1 740nm). Nas áreas identificadas como salinas a reflectância cresce quase que de forma linear da banda 1 até a banda 4, já nas áreas não salinas essa elevação de reflectância tem uma diminuição na banda 2. Já na banda 5, a reflectância que vinha de forma crescente, diminui de

maneira mais acentuada, diferindo para as áreas não salinas. Pessoa (2012) também encontrou baixa reflectância na região do visível, aumentando a reflectância com o aumento do comprimento de onda, que de acordo com Demattê et al. (2005) pode ser atribuída a uma forte absorção devida ao efeito da presença de formas de Fe^{3+} em comprimentos de onda mais curtos do que 540 nm.

As duas bandas que apresentaram as maiores reflectâncias são as bandas 8A (red edge 4) e 11 (SWIR1). Bouaziz et al., (2011) afirmam que solos afetados por salinidade (elevada condutividade eléctrica) apresenta uma resposta espectral relativamente mais elevada no NIR e nos primeiros 200 nm do SWIR que no espectro visível.

Depois da banda 8A (865nm) a resposta espectral das áreas salinas se assemelham as áreas não salinas. As bandas 9 e 10 apresentam reflectâncias semelhantes e nas bandas 11 e 12 as reflectâncias são inferiores ou iguais. Isso mostra que essas bandas não são boas indicadoras na identificação de áreas salinas, pois não apresentam uma diferenciação de reflectância com o aumento da salinidade.

Bouaziz et al., (2011) analisando a resposta espectral das bandas do satélite MODIS em 5 áreas, observaram que as áreas com maior salinidade apresentavam uma maior reflectância, exceto para as bandas 1 (blue) e 7 (SWIR2), no trabalho é possível observar que a banda 12 (SWIR2) apresenta o mesmo comportamento. No entanto, as reflectâncias na região do visível e infravermelho próximo, é um bom indicador. Isso mostra mais sensibilidade para as variações de salinidade do solo Bouaziz et al., (2011), resultado condizente com o apresentado nos espectros de reflectância da Figura 4.5.

Uma característica observada no espectro seguinte é a baixa reflectância nas proximidades da faixa de 1450 nm (banda 10). As bandas de absorção posicionadas em 1450 e 1950 nm estão relacionadas com inclusões fluidas ou água absorvida que diminui a reflectância do solo (Howari et al., 2002; Wang et al., 2012), isso explica uma maior reflectância dos solos arenosos nessas faixas do espectro. Moreira (2012) avaliando os efeitos do gesso sobre as características espectrais de solos aluviais salinizados em laboratório, também encontrou uma faixa de absorção nas proximidades da faixa de 1450 nm, para todos os sais analisados, Já pessoa (2012) cita que essas características de absorção relacionadas à presença de água (1400 e 1900 nm) foi observada em todas as áreas com diferentes concentrações salinas. De acordo Lindberg & Snyder (1972), isto é devido às vibrações das moléculas de água adsorvidas nos sais minerais, as quais ao serem atingidas pela energia electromagnética, causa a vibração destas moléculas ocorrendo uma conseqüente redução na reflectância, proporcionando a formação de bandas de absorção.

Avaliando a resposta espectral de dois solos salinizados com diferentes soluções salinas ($0,5 \text{ mol l}^{-1}$; 1 mol l^{-1} ; 2 mol l^{-1}), foi observado que ocorre redução da reflectância com o aumento da concentração salina, sendo essa redução menos pronunciada nos solos lixiviados com solução salina de NaCl (Pessoa, 2012). Já os solos lixiviados com CaCl_2 e MgCl_2 , essa redução foi mais pronunciada, isso por que esses sais possuem moléculas de água em sua composição, contribuindo para um teor de umidade mais elevado.

A fim de evidenciar as áreas salinas e suprimir aquelas com menores quantidades de sais, várias combinações foram testadas para o sensor MSI do Sentinel 2. A Tabela 4.4 apresenta os modelos criados com base na análise das reflectâncias. Desde a primeira banda B1 (aerossol) até a banda 8A a reflectância do solo aumenta, tanto para as áreas de solo exposto não salinas, como as áreas salinas. Em todo esse intervalo a reflectância das áreas salinas superam as outras áreas. Na banda 5 (Red Edge 1) ocorre uma diminuição da reflectância na área salina, comportamento espectral não acompanhado pelas áreas não salinas, podendo esse comportamento ser utilizado para caracterização dessas áreas.

Assim, é observado que a combinação de bandas espectrais apresenta um melhor resultado para mapear e modelar a salinidade do solo, ao invés de uma banda apenas. Estes resultados estão de acordo com Tajgardan et al. (2007); Eldeiry & Garcia (2008), Bouaziz et al. (2011), Judkins & Myint, (2012) e Noroozi et al. (2012), ao relatarem que o método de combinação de bandas espectrais com imagens em um único modelo é uma ferramenta promissora para a detecção e mapeamento da salinidade do solo. Ou seja, a combinação é a chave, dando melhores resultados do que o uso qualquer banda espectral independente, como também, de melhoria na qualidade da imagem.

Em várias bandas do Sentinel2, a reflectância do solo arenoso era maior que nas áreas com alta salinidade. Sendo que nas bandas 2 e 5 o comportamento da reflectância no solo arenoso mais se aproxima das áreas com solo exposto não salinizados. Douaoui et al. (2006) relatam que áreas com solo erodido e com areia (mesmo não sendo salinas) também eleva os valores de reflectância, mas não correspondem a valores elevados de CE.

Solos arenosos apresentam uma maior reflectância em relação ao Neossolo Fluvico, isso devido ao conteúdo superior de quartzo (Pessoa, 2012). De acordo com Resende et al. (2005), os solos arenosos são solos que possuem baixos níveis de óxidos de ferro e de matéria orgânica, sendo constituído principalmente por areia rica em quartzo. Assim, esses autores afirmam que em geral, os solos de textura arenosa tendem a ter uma maior intensidade de reflectância em relação à argila, em especial quando a areia é dominada por quartzo, bem como devido a baixos níveis de óxidos de ferro e de matéria orgânica. Um outro fator que contribui

para a diminuição da reflectância é a presença de matéria orgânica (Dalmolin, 2002; Demattê et al., 2003).

3.5 Modelos de regressões desenvolvidos (índices)

Os modelos que utilizaram no seu desenvolvimento a elevação do terreno (4,5,6 e 7) foram os que apresentaram as melhores correlações. Quatro (1/3/6 e 7) dos sete modelos criados apresentaram maior correlação quando analisados os pontos com salinidade elevadas ($CE > 4$ dS/m). Já os demais modelos apresentaram uma melhor correlação quando analisados todos os pontos. As áreas com salinidade alta, em geral, tendem a precipitar os sais em superfície, formando uma crosta branca, aumentando assim, a sua reflectância (Allbed et al., 2014; Panah et al., 2008; De Jong et al., 2011; Ben-Dor et al., 2003) e os melhores resultados para as áreas com salinidade elevada ($CE > 4$ dS m^{-1}). Douaoui et al., (2006) utilizando um método de krigagem ordinária, encontrou uma subestimação para os valores de salinidade elevado e sob estimacão para valores de salinidade abaixo de 18 dS m^{-1} , encontrando para essa metodologia um $R^2 = 0,63$. Técnicas SR na predição de áreas salinizadas tem menor precisão quando se tem uma salinidade inferior a 10 dS m^{-1} , e são recomendadas para mapeamento de grandes extensões em áreas superiores a 10 km 2 (Scudiero et al., 2016).

Trabalho semelhante foi realizado por Bouaziz et al., (2011), onde os mesmos analisaram a melhor correlação entre as bandas do satélite MODIS e o melhor dos 7 índices estudados para a região e aplicou uma regressão linear múltipla envolvendo essas variáveis e correlacionou com a salinidade do solo determinada através do método de diluição. A banda utilizada foi a banda 4 (NIR) e o índice foi o SI2, conseguindo com essa metodologia de mapeamento um coeficiente de determinação (R^2) de 0,405. Indicando que apenas 40,5 % da variação da salinidade pode ser explicado pelas variáveis de previsão utilizadas no modelo. O estudo também conclui que a determinação da salinidade aumenta com o aumento da salinidade do solo.

Tabela 4.4: Modelos desenvolvidos com base nas correlações múltiplas das bandas do MSI/Sentinel2 e elevação do solo.

MODELO	VARIÁVEL	COEFICIENTES	COEF. DETERMINAÇÃO (R ²)	
			TODOS OS PONTOS	SAL > 4 dSm-1
1	Interseção	-278,87	60,92	65,99
	B2	-8875,37		
	B3	8379,56		
2	Interseção	-271,50	59,62	58,10
	B3	3219,49		
	B4	-176,73		
3	Interseção	-191,77	61,22	68,61
	B2	-8460,96		
	B3	3889,37		
	B4	2794,77		
4	Interseção	106,76	70,77	64,28
	B3	1694,05		
	ELEV.	-5,82		
5	Interseção	183,53	73,60	66,07
	B3	-1916,36		
	B4	2359,06		
	ELEV.	-7,43		
6	Interseção	508,32	75,77	76,28
	B2	-8337,68		
	B3	3638,17		
	B4	1821,29		
	ELEV.	-15,39		
7	Interseção	376,57	73,80	79,87
	B3	-4534,90		
	B4	1531,24		
	B5	3071,38		
	ELEV.	-16,07		

Ding et al., (2014) também testou regressões simples e múltiplas para determinar a salinidade do solo. Os autores utilizaram os índices SI e NDVI para criação de um modelo, com R² de 0,435.

Os modelos (Índices) são geralmente construídos através da combinação de duas ou mais bandas espectrais e têm sido amplamente reconhecido como uma ferramenta poderosa na identificação de características de interesse (Khan et al., 2005). A criação dos demais 8 modelos foi determinada depois de examinar o padrão de resposta espectral dos solos afetados por sal (Figura 4.5) e a sua correlação com a salinidade.

Tabela 4.5: Modelos desenvolvidos com base nas características espectrais de áreas salinas e correlação das bandas com a salinidade do solo.

	Índice de Salinidade do solo	Equação
1	SA1	$\sqrt[3]{B3 * B4 * B8A}$
2	SA2	$\sqrt[3]{B2 * B3 * B4 * B8}$
3	SA3	$\frac{B8A - B5}{B8A + B5}$
4	SA4	$\frac{B4 - B5}{B4 + B5}$
5	SA5	$\frac{B4 - B2}{B4 + B2}$
6	SA6	$\sqrt[2]{B 3^3 + B3^3}$
7	SA7	$\sqrt[2]{B3^3 * B3^3}$
8	SA8	$\sqrt[2]{B3^2 + B3^2}$
9	SII	$\sqrt[3]{B3 * B4}$

Para desenvolvimento desses novos modelos foram utilizadas as bandas do visível (2,3,4), a banda red edge (5), a banda do infravermelho próximo (8) e a red edge 4 (8 A). As maiores correlações encontradas entre a resposta espectral e a salinidade do solo são as bandas posicionadas no visível bandas 2, 3 e 4, com 52,32; 59,85 e 56,23 %. Diversos autores como Mougenot, (1993); Rahman et al., (1994); Khan et al., (2001); Metternicht & Zinck, (1997), (2003) tem demonstrado que a detecção remota dentro da faixa do visível esta fortemente relacionada com a salinidade.

Tabela 4.6: Modelos de salinidade desenvolvidos no trabalho seus respectivos coeficientes de determinação (R²) obtidos pela validação de campo e o índice SI1, aplicados com imagens do MSI/Sentinel2.

	Índice de Salinidade do solo	Equação	Coefficiente de Determinação (R ²)	Referencia
1	SA1	$\sqrt[3]{B3 * B4 * B8A}$	R ² = 75,4	Autor
2	SA2	$\sqrt[3]{B2 * B3 * B4 * B8}$	R ² = 76,25	Autor
3	SA3	$\frac{B8A - B5}{B8A + B5}$	R ² = 3,35	Autor
4	SA4	$\frac{B4 - B5}{B4 + B5}$	R ² = 5,06	Autor
5	SA5	$\frac{B4 - B2}{B4 + B2}$	R ² = 0,85	Autor
6	SA6	$\sqrt[2]{B3^3 + B3^3}$	R ² = 73,84	Autor
7	SA7	$\sqrt[2]{B3^3 * B3^3}$	R ² = 83,84	Autor
8	SA8	$\sqrt[2]{B3^2 + B3^2}$	R ² = 69,92	Autor
9	SI1	$\sqrt[3]{B3 * B4}$	R ² = 80,20	Khan 2001
10	MODELO 5	183,53 - (1916,36*B3) + (2359,06*B4) - (7,43*ELE)	R ² = 79,28	Autor
11	MODELO 6	508,32 - (8337,68*B2) + (3638,17*B3) + (1821,29*B4) - (15,39*ELEV)	R ² = 55,00	Autor
12	MODELO 7	376,57 - (4534,90*B3) + (1531,24*B4) + (3071,38*B5) - (16,07*ELEV)	R ² = 57,57	Autor

Dentre os 15 modelos criados, que são apresentados nas Tabelas 4.4 e 4.5 foram escolhidos as melhores correlações e realizada a validação (Tabela 4.6). Dos modelos desenvolvidos pela técnica de regressão múltipla foram utilizados os modelos 5/6 e 7 para validação que estão associados com a elevação do terreno, como apresentado na Tabela 4.6. Também foi utilizado para validação índice SI 1, desenvolvido por Khan et al., (2001), que foi o que apresentou os melhores resultados para a área de estudo, dentre 20 modelos testados,.

Dos modelos utilizados para validação, o SA7 foi o que apresentou o melhor resultado, com um coeficiente de determinação de 83,84%, superando o SII que apresentou uma correlação de 80,20%. Apesar de ser considerado um valor considerável de correlação, ainda necessita de ajustes para que se possa determinar a salinidade com maior eficácia. A melhoria desse resultado pode estar relacionado ao fato de que a reflectância do solo é uma propriedade cumulativa derivada do comportamento espectral inerente da combinação heterogênea de seus componentes (Farifteh et al., 2006). Jensen (2009) cita que fatores como textura, matéria orgânica, umidade, óxidos de ferro, rugosidade superficial e salinidade, afetam o comportamento espectral do solo, podendo esses fatores estar interferindo a determinação da salinidade. O entendimento das relações desses fatores com a reflectância ajuda na melhoria do desenvolvimento de modelos de salinidade, buscando a diminuição dessas interferências.

Esses modelos apresentaram superioridade na predição da salinidade do solo sobre os relatados por Yahiaoui et al., (2015), ($R^2=0,45$) onde desenvolveram um índice de salinidade do solo ajustado – (SASI) utilizando regressão múltipla entre elevação e bandas espectrais do satélite Landsat7. Também superioridade pelos modelos apresentados por Shrestha et al., (2006) ($R^2=0,23$), Shamsi et al., (2013) ($R^2=0,39$), Allbed et al., (2014) ($R^2=0,65$), que foram desenvolvidos utilizando diferentes imagens IKONOS, ASTER e MODIS, respectivamente.

O laboratório de salinidade das Nações Unidas dividiu em cinco classes (0-2; 2-4; 4-8; 8-16; $> 16 \text{ dSm}^{-1}$) a salinidade do solo, com base nos valores de CE (Richards, 1954). Os efeitos de cada classe salinidade sobre culturas são mostrados na Tabela 4.7.

Tabela 4.7: Classes de salinidade do solo e de acordo com a condutividade elétrica e seus efeitos nas culturas, (Richards, 1954).

Classes de salinidade	CE (dS/m)	Efeitos da salinidade nas culturas
Não salino	0 - 2	Efeitos de salinidade principalmente insignificante.
Um pouco salino	2 a 4	Perda de rendimento para culturas muito sensíveis.
Moderadamente salino	4 a 8	Muitas culturas são afetadas e seu rendimento é restrito.
Altamente salino	8 a 16	Apenas as culturas tolerantes suportam esta condição.
Extremamente salino	> 16	Apenas algumas culturas muito tolerantes resistem.

O resultado da aplicação do modelo SA7 no mapeamento da salinidade é apresentado na Figura 4.6, com a salinidade medida (em destaque de vermelho) e a salinidade estimada (em destaque de azul) pelo referido modelo. Para o mapeamento da salinidade foram consideradas apenas as áreas com solo exposto (NDVI<0,33).

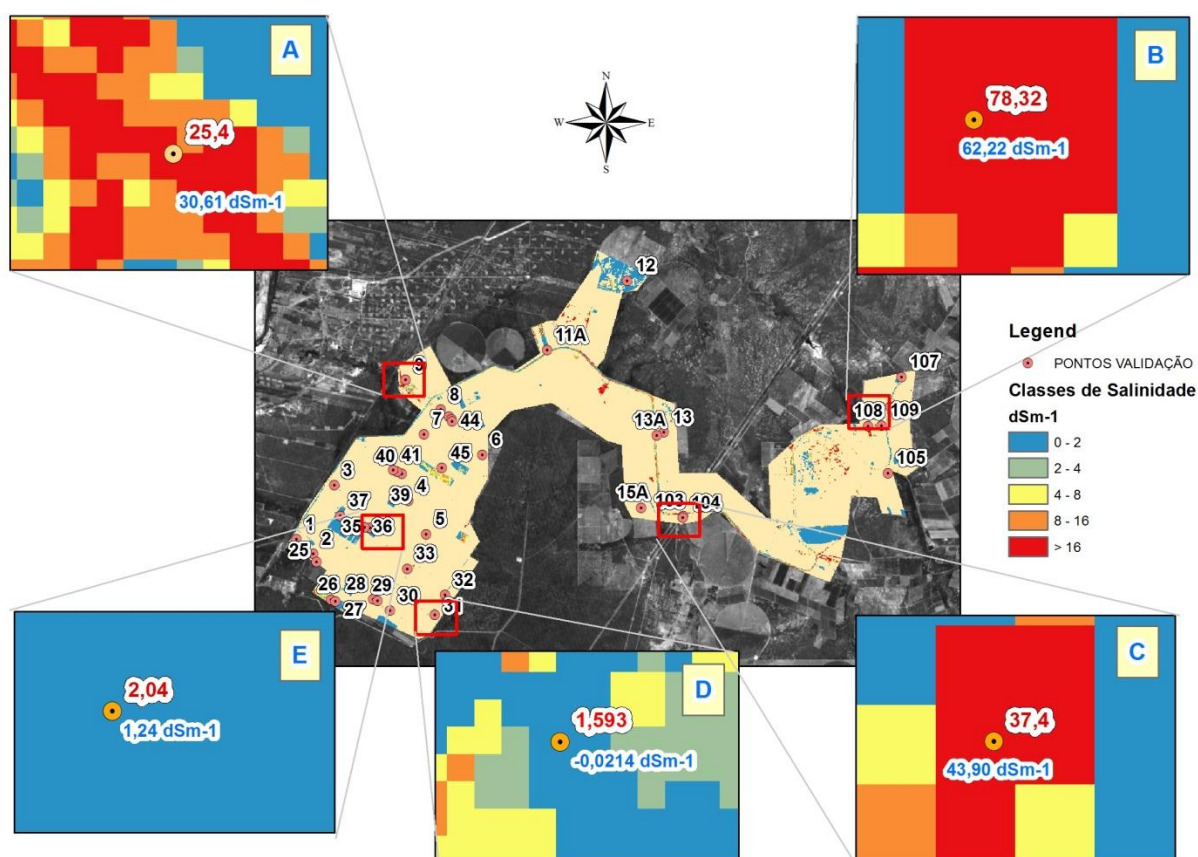


Figura 4.6: Pontos utilizados para validação do modelo (SA7), apresentado em destaque as condutividades estimadas pelo modelo criado (em azul) e a determinada em laboratório (em vermelho).

Fonte: Autor.

É possível observar que os valores estimados pelo modelo SA7 (em azul) é bastante aproximado dos valores determinados pelo método do extrato de saturação (em vermelho). Considerando a classificação definida pela tabela 4.7, é possível observar que tanto os valores estimados, quanto os valores medidos em laboratório estão na mesma classe.

4. CONCLUSÕES

Dentre as bandas do satélite MSI/Sentinel2 a que apresenta a melhor correlação com a variação da salinidade é a banda Verde (B3) e existe uma forte relação entre a quantidade de sais na superfície do solo com a elevação do terreno e cursos preferenciais de água. Já o uso da banda termal do TIRS/ Landsat não apresentou correlações significativas.

Com o trabalho foi possível desenvolver vários modelos de predição da salinidade do solo, com base em bandas espectrais e elevação do terreno. O modelo que apresentou o melhor resultado foi o SA7, com um coeficiente de determinação de 83,84 %. O modelo 5 apesar de não apresentar a melhor correlação, pode ser uma alternativa para mapeamento de áreas com características de solo arenoso, pois não faz o uso apenas da resposta espectral das bandas, mas também da elevação do terreno.

Áreas com solos arenosos apresentam características de reflectância semelhantes às características de áreas com solos salinos, sendo necessários mais estudos para diferenciação das mesmas. A metodologia apresentada poderá ser melhorada e ajustada, servindo para uma melhor gestão das áreas salinizadas e áreas com risco de salinização, além do acompanhamento da sua evolução.

5. REFERÊNCIAS

Allbed, A.; Kumar, L.; Sinha, P. Mapping and Modelling Spatial Variation in Soil Salinity in the Al Hassa Oasis Based on Remote Sensing Indicators and Regression Techniques. *Remote Sensing*, v 6, p.1137-1157, 2014.

Arasteh, P.D. Soil Salinity Change Detection in Irrigated Area Under Gazvin Plain Irrigation Network Using Satellite Imagery. In *Proceedings of the 9th International Drainage Symposium*, Québec City, QC, Canada, p. 1–9, 2010.

Asl, M.A. The efficiency of Landsat TM and ETM+ thermal data for extracting soil information in arid regions. *J. Agric. Sci. Technol.*, 10, 439–460. 2008.

Bai, I.; Wang, C.; Zang, S.; Zhang, Y.; Hao, Q.; Wu, Y. Remote Sensing of Soil Alkalinity and Salinity in the Wuyu'er-Shuangyang River Basin, Northeast China. *Remote Sensing*, 8, 163. 2016.

Ben-Dor, E.; Goldshleger, N.; Benyamini, Y.; Agassi, M.R.; Blumberg, D.G. The spectral reflectance properties of soil structural crusts in the 1.2-to 2.5- μm spectral region. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 67, 289–299, 2003.

Bilgili, A.V. Spatial assessment of soil salinity in the Harran Plain using multiple kriging techniques. *Environ. Monit. Assess.*, v. 185, p. 777–795. 2013.

Boettinger, J. L.; Ramsey, R. D.; Bodily, J. M. Landsat spectral data for digital soil mapping. In: Hartemink A E, McBratney A, de Lourdes Mendonça-Santos M. *Digital Soil Mapping with Limited*, 2008.

Bouaziz, M.; Matschullat, J.; Gloaguen, R. Improved remote sensing detection of soil salinity from a semi-arid climate in Northeast Brazil. *Comptes Rendus Geosci.* 343, 795–803. 2011.

Richards, L. Determination of the Properties of Saline and Alkali Soils. In *Diagnosis and Improvement of Saline and Alkali Soils*, Agriculture Handbook No. 60; US Regional Salinity Laboratory: Riverside, CA, USA,; pp. 7–33, 1954.

Dalmolin, R. S. D. Matéria orgânica e características físicas, químicas, mineralógicas e espectrais de Latossolos de diferentes ambientes. Porto Alegre, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 151p, 2002. Tese de Doutorado.

De Jong, S.M.; Addink, E.A.; van Beek, L.P.H.; Duijsings, D. Physical characterization, spectral response and remotely sensed mapping of Mediterranean soil surface crusts. *Catena*, 86, 24–35. 2011.

Demattê, J. A. M.; Epiphanyo, J. C. N.; Formaggio, A. R. Influência da matéria orgânica e de formas de ferro na reflectância de solos tropicais. *Bragantia*, v.62: p.451-464, 2003.

Demattê, J. A. M.; Silva, M. L. S.; Rocha, G. C.; Carvalho, L. A.; Formaggio, A. R.; Firme, L. P. Variações espectrais em solos submetidos à aplicação de torta de filtro. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.29: p.317-326, 2005.

Ding, J. L.; Wu, M. C.; Liu, H. X.; Li, Z. G. Study on the soil salinization monitoring based on synthetical hyperspectral index. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, vol. 32, no. 7, pp. 1918–1922, 2012.

Douaoui, A. E. K.; Nicolas, H.; Walter, C. Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data. *Geoderma* 134 (2006) 217–230, 2006.

Eldeiry, A. A.; Garcia, L. A. Detecting soil salinity in alfalfa fields using spatial modeling and remote sensing. *Soil Science Soc. Am. J.*, 72, 201–211. 2008.

ESA - European Space Agency. Disponível em: <<https://Sentinel.esa.int/web/Sentinel/user-guides/Sentinel-2-msi/overview>>. Acesso em: 11 maio, 2018.

Gorji, T. Monitoring Soil Salinity via Remote Sensing Technology under data scarce conditions: a case study from Turkey. Department of Environmental Engineering Environmental Science and Engineering Program. 2016. Tese.

Gorji, T; Sertel, E.; Tanik, A. Monitoring soil salinity via remote sensing technology under data scarce conditions: A case study from Turkey. *Ecological Indicators* 74, 384–391, 2017.

Hespanhol, A. N. a fruticultura irrigada no polo de desenvolvimento integrado Assu-Mossoró - estado do Rio Grande do Norte – BRASIL. IX Jornadas Interdisciplinarias de Estudios Agrarios y Agroindustriales Argentinos y Latinoamericanos Buenos Aires – Facultad de Ciencias Económicas – Universidad de Buenos Aires. 2015.

Howari, F.M.; Goodell, P.C.; Miyamoto, S. Spectral Properties of Salt Crusts Formed on Saline Soils. *Journal of Environmental Quality*, v.31, p.1453-1461, set./out. 2002.

Hussain, N.; Al-Rawahy, A.S.; Rabee, J.; Al-Amri, M.; Causes, origin, genesis and extent of soil salinity in the Sultanate of Oman. *Pak. J. Agric. Sci.*, 43, 1–2. 2006.

Ibrahim M. Modeling Soil Salinity and Mapping Using Spectral Remote Sensing Data in the Arid and Semi-arid Region. *International Journal of Remote Sensing Applications (IJRSA)* Volume 6, 2016.

- Jardine, A.; Speldewinde, P.; Carver, S.; Weinstein, P. Dryland salinity and ecosystem stress syndrome: Human health implications. *Eco Health*, 4, 10–17. 2007.
- Jensen, J. R. Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. São José dos Campos: p. 376-395. 2009.
- Judkins G.; Myint, S. Spatial variation of soil salinity in the Mexicali valley, Mexico: Application of a practical method for agricultural monitoring. *Environment Manager*, 50, 478–489, 2012.
- Khan, M. N.; Rastokuev, V. V.; Sato, Y.; Shiozawa, S. Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. *Agricultural Water Management* 77, 96–109, 2005.
- Khan, N.M.; Rastokuev, V.V.; Shalina, E.; Sato, Y. Mapping salt-affected soil using remote sensing indicators. A simple approach with the use of Gis Idrissi. 22nd Asian Conference. Remote Sensing, 2001.
- Lei, L. T.; Tiyp, J. L.; Ding, H. N.; Jiang, and A. Kelimu, “Study on the soil salinization monitoring based on measured hyperspectral and HSI data,” *Spectroscopy and Spectral Analysis*, vol. 34, no. 7, pp. 1948–1953, 2014.
- Lhissou, R.; El, A.; Chokmani, K. Mapping soil salinity in irrigated land using optical. *Remote Sensing*, 3, 82–88. 2014.
- Lindberg, J. D.; Snyder, D. G. Diffuse reflectance spectra of several clay minerals. *American Mineralogist*, 57: 485-493, 1972.
- Mariappan, V. E. N. Soil salinity assessment using geospatial technology, perspectives, approaches and strategies. *Indian Cartogr.*, 30, 25–30. 2010.
- Metternicht, G.; Zinck, J. Spatial discrimination of salt-and sodium-affected soil surfaces. *Int. Journal Remote Sensing*, 18, 2571–2586. 1997.
- Metternicht, G.I.; Zinck, J.A. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. *Remote Sensing Environment*. 5812, 1–20. 2003.
- Moreira L. C. J. Uso do sensoriamento remoto para avaliar o processo de salinização no perímetro irrigado de Morada Nova – CE. UFC, Fortaleza – CE, 2014. Tese.
- Mougenot, B. Effets des sels sur la réflectance et télédétection des sols salés. *Cah. ORSTOM, Ser. Pédol.* XXVIII (1), 45–54. 1993.
- Muller S. J.; Niekerk A. V. Identification of WorldView-2 spectral and spatial factors in detecting salt accumulation in cultivated fields. *Geoderma* 273, 1–11, 2016.

Noroozi, A. A.; Homaei, M.; Farshad, A. Integrated application of remote sensing and spatial statistical models to the identification of soil salinity: A case study from Garmsar Plain, Iran. *Environment Science*, 9, 59–74. 2012.

Pessoa, L. G. M. Analysis of Salt Affected Soils in Semiarid landscapes of Pernambuco, Brazil. presented to the Graduate Program in Soil Science of the Federal Rural University of Pernambuco DECEMBER - 2012. Thesis.

Rahman, S.; Vance, G.F.; Munn, L.;. Detecting salinity and soil nutrient deficiencies using Spot satellite data. *Soil Sci.* 158 (1), 31–39. 1994.

Resende, M.; Curi, N.; Ker, J. C.; Rezende, S. B. Mineralogia de solos brasileiros: Interpretação e aplicações. Lavras, Universidade Federal de Lavras, 192p, 2005.

Scudiero, E.; Skaggs, T. H.; Corwin, D. L. Comparative regional-scale soil salinity assessment with near-ground apparent electrical conductivity and remote sensing canopy reflectance. *Ecological Indicators* 70, 276–284, 2016.

Shamsi, F.R.S.; Sanaz, Z.; Abtahi, A.S. Soil salinity characteristics using moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) images and statistical analysis. *Arch. Agron. Soil Science*, 59, 471–489, 2013.

Shrestha, R. Relating soil electrical conductivity to remote sensing and other soil properties for assessing soil salinity in northeast Thailand. *Land Degraded.*, 17, 677–689, 2006.

Tajgardan, T.; Shataee, S.; Ayoubi, S. In Spatial Prediction of Soil Salinity in the Arid Zones Using ASTER Data, Case study: North of Ag Ghala, Golestan Province, Iran. In *Proceedings of Asian Conference on Remote Sensing (ACRS)*, Kuala Lumpur, Malaysia, 12–16 November 2007.

Tavares, S. R. L. fonte energética alternativa visando à recuperação de áreas degradadas e à conservação do Bioma Caatinga. Brasília, DF : Embrapa; Natal, RN : Editora do IFRN, 2014.

USGS - Geological Survey Serviço de Levantamento Geológico Americano (2018). Aquisição de imagens orbitais digitais gratuitas do satélite Landsat-8: data de passagem 04/08/2013 EUA. Disponível em <http://Landsat.usgs.gov>, Acesso em 22 agosto 2018.

Wang, Q.; Pingheng, L.; Chen, X. Modeling salinity effects on soil reflectance under various moisture conditions and its inverse application: A laboratory experiment. *Geoderma*, v. 170, p. 103-111, jan. 2012.

Washburne, J.C. A distributed surface temperature and energy balance model of semi-arid watershed. University of Arizona, Department of Hydrology and Water Research, 412pp, 1994. Dissertation.

Wukelic, G.E.; Gibbons, D.E.; Martucci, L.M.; Foote, H.P. Radiometric Calibration of Landsat Thematic Mapper thermal band. *Remote Sensing of Environment* 28, 339–347. 1989.

Yahiaoui I.; Douaoui A.; Zhang G.; Ziane A. Soil salinity prediction in the Lower Cheliff plain (Algeria) based on remote sensing and topographic feature analysis. *Jornal Arid Land* 7(6): 794–805, 2015.

Zhang, C. W.; Tang, J. K.; Yu, X. J.; Wang, C. L. and Mi, S. J. “Quantitative retrieval of soil salt content based on remote sensing in the Yellow River delta,” *Journal of Graduate University of Chinese Academy of Sciences*, vol. 30, pp. 220–227, 2013.

Zhang, T.; Zhao, G.; Chang C. “Information extraction method of soil salinity in typical areas of the yellow river delta based on Landsat imagery,” *Agricultural Sciences*, vol. 06, no. 01, pp. 71–77, 2015.

CAPÍTULO V – AVALIAÇÃO DA APLICAÇÃO DE ÍNDICES ESPECTRAIS DE VEGETAÇÃO NO MAPEAMENTO DE ÁREAS SALINAS E DETERMINAÇÃO DE RESPOSTA ESPECTRAL PARA VEGETAÇÃO

RESUMO

O mapeamento da salinidade utilizando tecnologias de geoprocessamento e sensoriamento remoto está sendo bastante estudado nos últimos anos em várias partes do mundo. O desenvolvimento de índices específicos para salinidade analisando a resposta do solo como também os índices aplicados a vegetação são ferramentas importantes nesse mapeamento. Uma das limitações na aplicação das técnicas de SR é devido a vegetação, que causa interferências nos índices de solo, com isso dificultando o seu mapeamento. A determinação das características espectrais da vegetação característica de áreas salinas como também a aplicação desses índices se mostra uma alternativa. O objetivo do presente capítulo foi avaliar a eficiência da aplicação de índices de vegetação no mapeamento da salinidade do solo e determinar as características espectrais da vegetação presente em áreas salinas e áreas não salinas. Foram utilizadas 42 amostras de solo realizadas no perímetro irrigado e determinado a salinidade dessas amostras através do extrato de saturação e correlacionado com o resultado dos índices. Em seguida foram selecionadas áreas com características conhecidas (áreas salinizadas, área de agricultura e áreas com vegetação nativa) e determinado o seu comportamento espectral com base nas imagens do satélite Sentinel2. Os índices de vegetação estudados apresentaram um baixa correlação com a salinidade do solo, sendo que apresentaram melhores resultados quando considerados as áreas com salinidade superior a 4 dSm^{-1} foi o IAF com um R^2 de 39,21. A vegetação característica de áreas salinas apresentam uma reflectância superior aos demais tipos de cobertura do solo, principalmente na região do visível.

Palavras chave: Sensoriamento remoto. Vegetação Halofita. Mapeamento da salinidade.

CHAPTER V - EVALUATION OF THE APPLICATION OF SPECIAL VEGETATION INDICES IN MAPPING SALINE AREAS AND DETERMINATION OF SPECTRAL RESPONSE TO VEGETATION

SUMMARY

Salinity mapping using geoprocessing and remote sensing technologies has been extensively studied in recent years in various parts of the world. The development of specific indices for salinity by analyzing the soil response as well as the indices applied to vegetation are important tools in this mapping. One of the limitations in the application of SR techniques is due to vegetation, which causes interference in soil indexes, making it difficult to map. The determination of the spectral characteristics of the vegetation characteristic of saline areas as well as the application of these indices is an alternative. The objective of this chapter was to evaluate the efficiency of the application of vegetation indices in soil salinity mapping and to determine the spectral characteristics of the vegetation present in saline areas and non - saline areas. We used 42 soil samples from the irrigated perimeter and determined the salinity of these samples through the saturation stratum and correlated with the indices response. Then, areas with known characteristics (salinized areas, agriculture area and native vegetation areas) were selected and their spectral behavior based on images from Sentinel2 satellite was determined. The vegetation indexes showed a low correlation with the soil salinity, and they presented better results when considering the areas with salinity higher than 4 dSm⁻¹ was the LAI with a R² of 39.21. The vegetation characteristic of saline areas has a higher reflectance than other types of soil cover, especially in the visible region.

Keywords: Remote sensing. Halofita vegetation. Mapping of salinity.

1. INTRODUÇÃO

O Mapeamento da salinidade do solo com imagens multiespectrais tem restrições significativas que surgem quando não há atributos de sal na superfície do solo e onde os solos salinos são dominados por plantas halófitas, principalmente quando se usam imagens de baixa resolução. Nesses casos alguns autores tem utilizado uma abordagem utilizando a reflectância espectral da vegetação (Gorji, 2016; Metternicht & Zinck , 2008; Bastiaanssen, 1998; Mougenot et al., 1993).

Os índices vegetação (IVs) são medidas radiométricas que indicam a intensidade e atividade da vegetação verde (Jense, 2009). Vários analistas conduziram estudos sobre o mapeamento da salinidade do solo utilizando diferentes Índices de Espectrais de Vegetação – Ivs. (Abood et al, 2011.; Fernández-Buces et al., 2006; Lenney et al., 1996; Lobell et al., 2010; Peñuelas et al., 1997; Wiegand et al., 1994; Zhang et al., 2011). Contudo, esses índices foram aplicados com variados graus de sucesso, salinidade e com variada cobertura vegetal. Assim, um único índice pode não funcionar da melhor forma em todos os casos, sendo necessária uma verificação prévia.

O “ruído” causado pelo solo nos índices de vegetação e pela vegetação nos índices de solo é considerado uma das principais limitações no mapeamento da salinidade do solo com o uso de SR. Beisiegel et al. (2016) buscando desenvolver uma metodologia que consiga diferenciar essas características, realizaram a caracterização da resposta espectral da vegetação (plantas halófitas) e do solo, com utilização de imagens Quickbird. Os autores conseguiram desenvolver uma metodologia baseada na utilização de imagens com alta resolução espacial utilizando modelos de regressão. Com a aplicação de modelos como esses, é possível melhorar a predição da salinidade, seja em solo exposto, seja em áreas com vegetação em superfície. No entanto, as más práticas agrícolas e preparação do solo também podem levar a respostas IVs pobres, que podem facilmente confundir com condições salinas (Furby et al., 2010).

No geral, os resultados da análise de regressão são muito promissores, pois mostram que IVs gerados por sensores com maior resolução pode potencialmente ser usado para a identificação da acumulação de sal em áreas de irrigação (Muller et al., 2016).

O objetivo desse estudo foi avaliar a utilização de índices de vegetação para mapeamento da salinidade do solo e caracterizar a resposta espectral da vegetação em áreas salinas, possibilitando a busca pelo desenvolvimento de uma metodologia que complemente

os índices de salinidade de solo exposto integrando assim solo e vegetação no mapeamento dessas áreas.

2. MATERIAL E MÉTODOS

O trabalho foi desenvolvido no perímetro irrigado do Baixo-Açu, conforme descrito nos capítulos anteriores.

a. Coleta e espacialização dos pontos em campo

Foram selecionadas áreas que tinham como característica da superfície do solo apenas vegetação rasteira, sendo utilizados 24 pontos de coleta. A coleta das amostras de solo foram realizadas como descrito nos capítulos anteriores e depois de coletadas foram conduzidas ao laboratório para realização das análises de salinidade utilizando o método de extrato de saturação (Richards, 1954).



Figura 5.1: Locais de coleta das amostras de solo no perímetro irrigado do Baixo-Açu em locais com vegetação em superfície.

b. Índices de vegetação utilizados

Para a obtenção dos índices de vegetação foram utilizadas imagens do satélite MSI/Sentinel2, datadas do dia 28/10/2016.

Nesse trabalho foram testados diversos índices espectrais de vegetação (Tabela 5.1) e depois correlacionados com a condutividade elétrica (CE) do solo medidas nos pontos amostrais.

Tabela 5.1: Índices de vegetação utilizados no mapeamento da salinidade.

Índice	Equação
RVI	$\frac{R}{NIR}$
SAVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R + L} * 1 + L$
NDVI	$\frac{R - NIR}{R + NIR}$
NRVI	$\sqrt{\frac{R - NIR}{R + NIR} + 0,5}$
TVI	$(R - NIR) / (R + NIR) + 0,5$
IAF	$\frac{\ln(\frac{0,69 - SAVI}{0,59})}{0,91}$
EVI	$\frac{(NIR - R)}{(NIR + C1R + C2B + L)} G * (1 + L)$

O Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) ou Índice de Vegetação da Diferença Normalizada, foi introduzido para produzir um IV espectral que separa vegetação

verde do brilho solo de fundo, utilizando primeiramente dados digitais do Landsat MSS, nesse trabalho utilizam-se imagens Sentinel/MSI para determinação de todos os índices.

O Transformed Vegetation Index (TVI) proposto por Deering et al., (1975, apud Eastman, 1998) modifica o NDVI para adicionar uma constante de 0,50 para todos os valores e efetuar a raiz quadrada dos resultados.

O simples Ratio Vegetation Index (RVI) possui a mesma deficiência que o TVI, embora seja computacionalmente mais simples.

O RVI é o contrário da relação simples proposta pelo RATIO. O Normalized Ratio Vegetation Index (NRVI) é uma modificação do RVI por meio do resultado para $RVI - 1$ normalizado com $RVI + 1$.

Já o Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) que foi proposto por Huete (1988) possui a propriedade de minimizar os efeitos do solo de fundo no sinal da vegetação ao incorporar uma constante de ajuste de solo, o fator L no denominador da equação NDVI,

Enhanced Vegetation Index (EVI) foi desenvolvido para otimizar o sinal da vegetação em regiões de alta biomassa, além de apresentar melhor capacidade de monitoramento através de uma quebra do sinal do substrato do dossel vegetal e de redução das influências atmosféricas.

O Índice de Área Foliar (IAF) é um índice biofísico definido pela razão entre a área foliar de uma vegetação por unidade de área utilizada por esta vegetação, sendo um indicador da biomassa de cada pixel da imagem, computado pela seguinte equação empírica (Allen, 2002)

2.3 Correlação da reflectância com a condutividade elétrica do solo

Para avaliar a influência da salinidade do solo na resposta espectral da vegetação e testar a sua aplicação no mapeamento de áreas salinas, foi utilizado o coeficiente de determinação (R^2).

Muller et al., (2016) citam que áreas com salinidade superior a $4,0 \text{ dSm}^{-1}$ são consideradas áreas salinas, com isso, foi analisado a resposta dos índices (Tabela 5.1) em áreas salinizadas e em áreas não salinas.

2.4 Reflectância da vegetação

A caracterização da reflectância da vegetação de áreas salinas (halofitas) é fundamental para o mapeamento dessas áreas, através dessa identificação é possível se criar índices possibilitando que esse tipo de vegetação possa ser melhor diferenciada das demais.

Foram selecionadas 5 áreas, divididas em três classes: Áreas salinizadas com vegetação na superfície (principalmente plantas halofitas), áreas com vegetação nativa e áreas com agricultura irrigada.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A figura 5.2 apresenta a reflectância da vegetação (pirrichiu, Vegetação Nativa e Agricultura) nas bandas espectrais do satélite MSI/Sentinel2, sendo selecionadas 2 áreas com salinizadas, duas áreas com vegetação nativa e uma área com agricultura irrigada. As áreas escolhidas foram selecionadas depois de visitas em campo com a confirmação das características da superfície do solo.

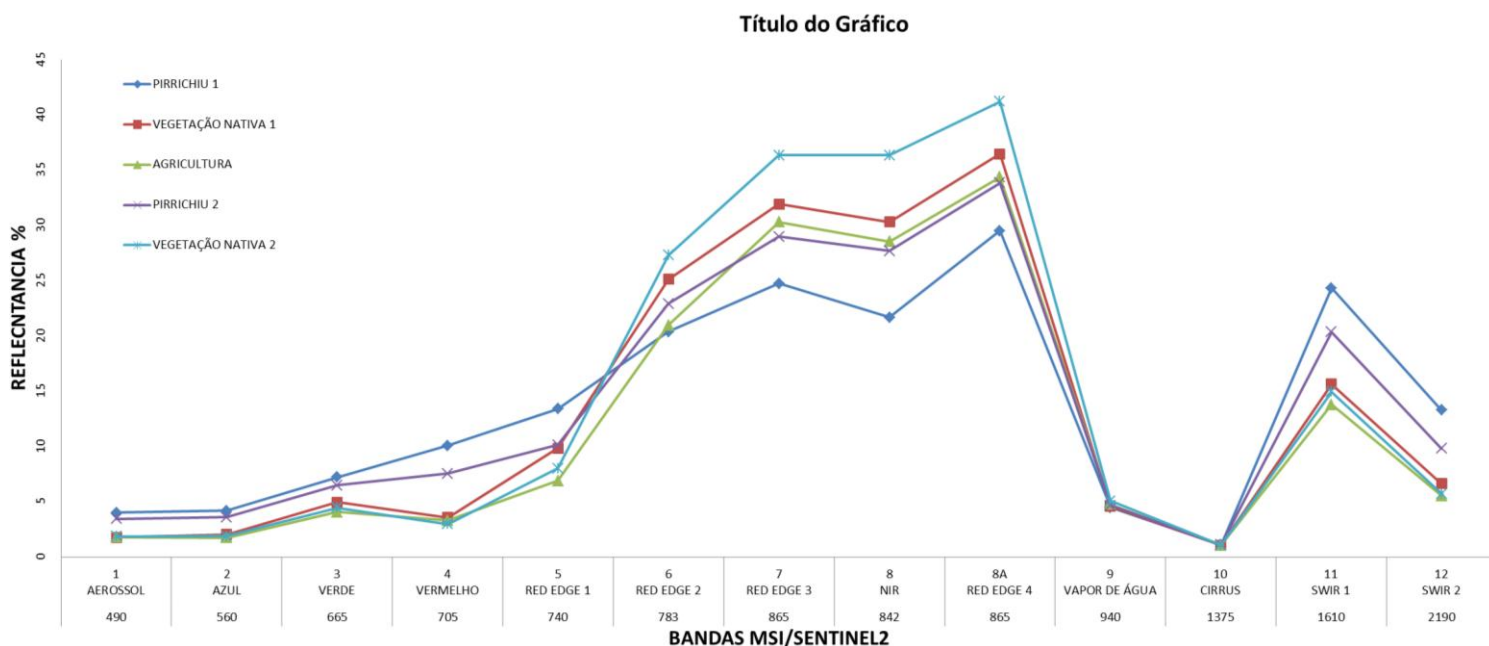


Figura 5.2: Resposta espectral dos diferentes tipos de vegetação as diferentes bandas do sensor MSI/Sentinel2. .

Na região do visível (bandas 2,3 e 4) as áreas com plantas halófitas apresentaram uma reflectância superior as outras áreas, como também na banda 1 (aerossol). Já na região do infravermelho próximo (banda 8) a maior reflectância foi observada nas áreas de vegetação

nativa, seguida pelas áreas com agricultura, onde as áreas com plantas halofitas apresentaram a menor reflectância. Muller et al., (2016) também avaliando a resposta espectral da vegetação em áreas salinas e não salinas, encontrou comportamento espectral semelhante até a banda 4, com uma reflectância superior para as áreas salinas. Já na banda NIR os autores encontraram reflectâncias semelhantes para áreas salinas e não salinas. Essa resposta pode ser explicada devido influência da resposta do solo salino na reflectância, pois foi verificado em campo que as áreas salinizadas não apresentavam uma cobertura completa da superfície do solo, aumentando assim a resposta da banda NIR.

A vegetação com estresse devido a elevada salinidade tem menos atividade fotossintética, refletindo mais na região do visível e menos na região do infravermelho próximo (NIR) (Weiss et al., 2016; Tilley et al., 2007; Zhang et al., 2011). Com base nestas descobertas, muitos Índices de Vegetação (IVs) (por exemplo, NDVI, REP, PRI) foram utilizados para correlacionar com a salinidade (Thorhaug et al., 2006; Tilley et al., 2007).

Estas observações estão de acordo com Bouaziz et al., (2011) e Fan et al., (2012) Gorji (2016), onde citam que as áreas onde a vegetação tem maior vigor, a reflectância será menor no vermelho e maior no infravermelho próximo. Dessa forma, comparando o comportamento espectral de regiões do visível e do infravermelho próximo do espectro para plantas saudáveis e não saudáveis irá ajudar a detectar a salinidade indiretamente.

Na faixa do espectro visível (Figura 5.2) a banda que apresentou uma maior diferença de reflectância foi a vermelha. Muller et al., (2016) também encontrou essa elevada variação na banda vermelha e afirmou que um índice de vegetação que apresente uma relação entre as bandas vermelha e NIR tem um grande potencial de diferenciar áreas afetadas pelo sal e áreas não afetadas. Entretanto, os desvios padrão relativamente altos apresentados no seu estudo mostram que tal abordagem pode não ser bem sucedido em todos os casos.

Kancheva et al. (2015) citam que a utilização de plantas halofitas para mapeamento da salinidade do solo esta limitada a áreas com salinidade de média a baixa, onde as plantas conseguem se desenvolver bem, outra limitação citada pelos autores é que as características dessas plantas está muito ligada as condições locais, e que é possível encontrar plantas halofitas com diferentes curvas espectrais. Diferentes tipos de vegetação também respondem de forma diferente a acumulação de sais devido às suas tolerâncias a condições salinas (Zhang et al., 2011).

Outro problema encontrado no mapeamento da vegetação em áreas semiáridas está relacionado a dificuldade de se isolar a vegetação verde dos efeitos de fundo (serapilheira, galhos mortos, sobre e solo), devido a característica da vegetação de apresentar uma copa aberta (Smith et al., 2010; Elmore et al, 2000; Huete et al., 1985; Todd et al, 1998).

A avaliação dos diferentes IVs foi baseada nos valores de correlação linear. Os valores de (R^2) variaram de valores próximos a 0 até valores superiores a 39%, como apresentado na tabela (5.2). Já a salinidade do solo variou de $0,759 \text{ dSm}^{-1}$ até valores superiores a 152 dSm^{-1} . Os IV apresentaram uma baixa correlação quando considerados todos os locais de amostragem, já quando considerado apenas as áreas com salinidade superior a 4 dSm^{-1} os valores de correlação aumentaram significativamente, esse aumento pode estar associado a maior cobertura da vegetação na superfície do solo.

Tabela 5.2: Índices espectrais utilizados, valores de correlação para todos os pontos amostrados e para as áreas com salinidade superior a 4 dSm^{-1} .

ÍNDICES UTILIZADOS	R^2	R^2 CE > 4
RVI	0,23	9,00
SAVI	1,00	28,11
NDVI	1,78	26,39
NRVI	1,78	32,05
TVI	1,47	32,85
IAF	1,24	39,21
EVI	1,33	39,11

Os valores de correlação (R^2) encontrados para todos os pontos amostrados foi relativamente muito baixo, atingindo um máximo de 1,78 % de correlação, mostrando que para essa situação os IVs não conseguem representar a variação da salinidade do solo. Já quando se considera na análise apenas as áreas com uma salinidade superior a 4 dSm^{-1} , os valores aumenta de forma considerável, mas ainda não conseguindo representar muito bem a variação da salinidade do solo. Os melhores valores de correlação foram encontrados nos índices IAF e o EVI, com valores de correlação próximos a 39%.

Douaoui et al. (2006) testando diversas técnicas de mapeamento da salinidade do solo, chegou a conclusão que o índice de vegetação NDVI era fraco na determinação da salinidade. Os autores buscando reduzir a influencia da reflectância do solo sobre a resposta dos índices de vegetação aplicaram três equações ajustadas (WDVI, PVI, TSAVI), que reduziu a influencia da reflectância do solo sobre os índices, mas mesmo assim apresentou uma baixa correlação com valores de $R= 0,08; 0,08$ e $0,09$ respectivamente, concluindo que os IVs eram pouco adaptado para o objetivo do trabalho de mapeamento da salinidade.

Já Muller et al., (2016) avaliando diferentes IVs com diferentes resoluções espaciais, também encontrou melhor correlação entre a salinidade do solo e o índice EVI. Os valores de

correlação encontrados pelos autores variaram de 22,40 % a 70,45 %. Considerando a mesma resolução espacial das imagens do MSI/Sentinel2 (10m), os autores encontram um R^2 de 55,61 %. A melhor correlação encontrada pelos autores pode ser explicada pela melhor resolução espacial das imagens utilizadas por ele, como também pela área de estudo (2 hectares) e a uniformidade da vegetação (área irrigada de alfafa).

Na figura 5.3 está representado o valor do coeficiente de determinação R^2 entre a salinidade do solo e a resposta espectral do IVs IAF. É possível observar que quanto maior a salinidade do solo, menor é a reflectância.

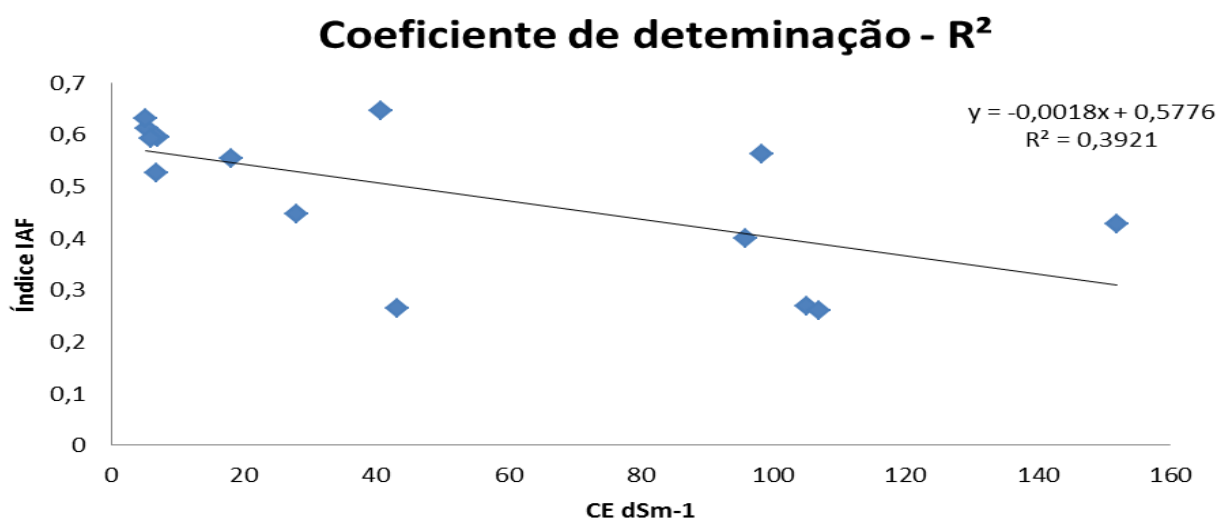


Figura 5.3: Coeficiente de determinação (R^2) obtido pela correlação da salinidade do solo com a resposta do índice espectral IAF.

4. CONCLUSÕES

O uso de IVs para mapeamento da salinidade do solo apresenta ainda grandes limitações, principalmente no que diz respeito a interferência da resposta espectral do solo nesses índices, a qualidade espacial e espectral das imagens utilizadas, como também a grande variação de vegetação presente nessas áreas. As áreas com salinidade mais elevada, apresentaram melhores resultados, isso quando comparadas aquelas áreas com salinidade baixa. A utilização dos IVs não mostrou ser eficiente na determinação da salinidade do solo. O incremento da sais no solo causou a diminuição da reflectância da vegetação, mostrando o estresse causado pelo excesso de sais.

O desenvolvimento de um modelo que consiga diferenciar o solo da vegetação dentro da classificação de imagens é fundamental para melhoria dos resultados.

5. REFERÊNCIAS

Abood, S., Maclean, A., Falkowski, M. Soil Salinity Detection in the Mesopotamian Agricultural Plain Utilizing WorldView-2 Imagery, 2011.

Bastiaanssen, W.G.M., 1998. Remote Sensing in Water Resources Management : The State of the Art. International Irrigation Management Institute, Colombo, Sri Lanka.

Bouaziz, M.; Matschullat J.; Gloaguen, R. “Improved Remote Sensing Detection of Soil Salinity from a Semi- Arid Climate in Northeast Brazil,” *Comptes Rendus Geo- science*, Vol. 343, No. 11-12, , pp. 795-803, 2011.

Jensen, J.R. Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. São José dos Campos: Parêntese, 2009; p. 376-395.

Baghzouz, M.; Devitt, D.A.; Fenstermaker, L.F.; Young, M.H. Monitoring vegetation phenological cycles in two different semi-arid environmental settings using a ground-based NDVI system: A potential approach to improve satellite data interpretation. *Remote Sens.* **2010**, 2, 990–1013.

Elmore, A.J.; Mustard, J.F.; Manning, S.J.; Lobell, D.B. Quantifying vegetation change in semi-arid environments: Precision and accuracy of spectral mixture analysis and the Normalized Difference Vegetation Index. *Remote Sens. Environ.* **2000**, 73, 86–102.

Huete, A.R.; Jackson, R.D.; Post, D.F. Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sens. Environ.* **1985**, 17, 37–53.

Smith, M.O.; Ustin, S.L.; Adams, J.B.; Gillespie, A.R. Vegetation in deserts: I. A regional measure of abundance from multispectral images. *Remote Sens. Environ.* **1990**, 31, 1–26.

Todd, S.W.; Hoffer, R.M. Responses of spectral indices to variations in vegetation cover and soil background. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **1998**, 64, 915–921.

Gorji, T. Monitoring Soil Salinity via Remote Sensing Technology under data scarce conditions: a case study from Turkey. TESE, Department of Environmental Engineering Environmental Science and Engineering Program. 2016.

Metternicht G.; Zinck J.A. Remote Sensing of Soil Salinization: Impact on Land Management. Boca Raton, CRC Press, p. 21-37, 2008.

Mougenot, B., Effets des sels sur la réflectance et télédétection des sols salés. *Cah. ORSTOM, Ser. Pédol.* XXVIII (1), 45–54. 1993.

Muller S. J.; Niekerk A. V.; Identification of WorldView-2 spectral and spatial factors in detecting salt accumulation in cultivated fields. *Geoderma*, 273, 1–11, 2016.

Fernández-Buces N, Siebe C, Cramb S, et al. 2006. Mapping soil salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation: A case study in the former lake Texcoco, Mexico. *Journal of Arid Environments*, 65: 644-667,

Lenney, M.P., Woodcock, C.E., Collins, J.B., Hamdi, H., 1996. The status of agricultural lands in Egypt: the use of multitemporal NDVI features derived from landsat TM. *Remote Sens. Environ.* 56, 8–20.

Lobell, D.B., Lesch, S.M., Corwin, D.L., Ulmer, M.G., Anderson, K. a, Potts, D.J., Doolittle, J. a, Matos, M.R., Baltas, M.J., 2010. Regional-scale assessment of soil salinity in the Red River Valley using multi-year MODIS EVI and NDVI. *J. Environ. Qual.* 39, 35–41.

Peñuelas, J., Isla, R., Filella, I., Araus, J.L., 1997. Visible and near-infrared reflectance assessment of salinity effects on barley. *Crop Sci.*

Wiegand, C., Rhoades, J., Escobar, D., Everitt, J., 1994. Photographic and videographic observations for determining and mapping the response of cotton to soil salinity. *Remote Sens. Environ.* 49, 212–223. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90017-5](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(94)90017-5)

Zhang, T.T., Zeng, S.L., Gao, Y., Ouyang, Z.T., Li, B., Fang, C.M., Zhao, B., 2011. Using hyperspectral vegetation indices as a proxy to monitor soil salinity. *Ecol. Indic.* 11, 1552–1562. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2011.03.025>.

Richards, L. Determination of the Properties of Saline and Alkali Soils. In *Diagnosis and Improvement of Saline and Alkali Soils*, Agriculture Handbook No. 60; US Regional Salinity Laboratory: Riverside, CA, USA,; pp. 7–33, 1954.

EASTMAN, J. R. Idrisi for Windows. Manual do usuário. Trad. HASENACK, H.; WEBER, E. Porto Alegre: UFRGS, Centro de Recursos Idrisi, Brasil, 1998.

HUETE, A. R. A soil adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing Environ.* Vol. 25, 1988.

Tilley, D.R., Ahmed, M., Son, J.H., Badrinarayanan, H., 2007. Hyperspectral reflectance response of freshwater macrophytes to salinity in a brackish subtropical marsh. *J. Environ. Qual.* 36, 780–789. <http://dx.doi.org/10.2134/jeq2005.0327>.