UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ

CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

LUIS CLENIO JÁRIO MOREIRA

USO DO SENSORIAMENTO REMOTO PARA AVALIAR O PROCESSO DE SALINIZAÇÃO NO PERÍMETRO IRRIGADO DE MORADA NOVA - CE

FORTALEZA

2014

LUIS CLENIO JÁRIO MOREIRA

USO DO SENSORIAMENTO REMOTO PARA AVALIAR O PROCESSO DE SALINIZAÇÃO NO PERÍMETRO IRRIGADO DE MORADA NOVA - CE

Tese apresentada ao Curso de Doutorado em Engenharia Agrícola do Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Agrícola. Área de concentração: Manejo e Conservação de Bacias Hidrográficas no Semiárido.

Orientador: Prof. Ph.D. Adunias dos Santos Teixeira - UFC.

Co-orientador: Prof. Dr. Lênio Soares Galvão - INPE

FORTALEZA

2014

LUIS CLENIO JÁRIO MOREIRA

USO DO SENSORIAMENTO REMOTO PARA AVALIAR O PROCESSO DE SALINIZAÇÃO NO PERÍMETRO IRRIGADO DE MORADA NOVA - CE

Tese apresentada ao Curso de Doutorado em Engenharia Agrícola do Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Agrícola. Área de concentração: Manejo e Conservação de Bacias Hidrográficas no Semiárido.

Aprovada em: 31/07/2014

BANCA EXAMINADORA

_____

Prof. Dr. Adunias dos Santos Teixeira (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

_____

Prof. Dr. Lênio Soares Galvão (Co-orientador)
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

_____

Prof. Dr. Antonio Roberto Formaggio
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE

_____

Dr. Raimundo Alípio de Oliveira Leão
Universidade Federal do Ceará (UFC)

_____

Prof. Dr. Claudivan Feitosa de Lacerda
Universidade Federal do Ceará (UFC)

A Deus.
A minha esposa Juliana, meus pais,
Clair e Rizoleta, e familiares em geral.

AGRADECIMENTOS

À Deus em primeiro lugar por ter me dado o dom da vida e por ter me dado força durante o percurso.

Agradeço ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro prestado para a realização da Tese por meio do projeto Casadinho/Procad.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola da Universidade Federal do Ceará (UFC) pela oportunidade de realizar o Mestrado, bem como pelo apoio em infraestrutura oferecido ao longo do curso de doutorado.

Ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) pela oportunidade cursar disciplinas possibilitando assim o desenvolvimento desse trabalho.

Ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará (IFCE) pelo apoio financeiro e aos colegas servidores dessa instituição pelo apoio no meu afastamento sempre que necessário.

Ao Prof. Dr. Adunias dos Santos Teixeira, orientador desta Tese, pela atenção, amizade e acima de tudo ensinamentos que ficaram para sempre, Muito obrigado!

Ao Dr. Lênio Soares Galvão pela excelente Co-orientação oferecida, conhecimentos transferidos e amizade desenvolvida, Muito obrigado!

Aos Drs. Raimundo Alípio de Oliveira Leão, Antonio Roberto Formaggio e Claudivan Feitosa de Lacerda, membros da banca de avaliação pelas contribuições para o melhoramento da Tese.

Aos demais professores dos Programas de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (UFC) e Sensoriamento Remoto (INPE) pelo auxílio prestado para o esclarecimento de dúvidas.

A minha esposa Juliana, meus pais Clair e Rizoleta, Irmãos Maicon e Deives.

Aos familiares em geral e aos colegas e amigos pelo apoio, auxílio e amizade.

“Impossível é apenas uma grande palavra usada por gente fraca que
prefere viver no mundo como está
em vez de usar o poder que tem para mudá-lo.
Impossível não é um fato. É uma opinião.
Impossível não é uma declaração. É um desafio.
Impossível é hipotético. Impossível é temporário.
Nada é Impossível!”

Mohamed Ali

RESUMO

A caracterização, delimitação e avaliação das áreas afetadas por sais/sódio é de extrema relevância para o Perímetro de Irrigação de Morada Nova – Ceará podendo contribuir nas tomadas de decisões referentes à exploração agrícola local. O sensoriamento remoto (SR) pode ser uma alternativa atraente para complementar o uso de métodos tradicionais em função de seu baixo custo, ampla cobertura espacial, frequência temporal de aquisição de imagens, visando possibilitar o mapeamento das áreas salinizadas. O presente trabalho teve como objetivo usar dados de SR no desenvolvimento de estratégias metodológicas para identificar áreas com problemas de salinidade, visando avaliações dos efeitos provocados no solo e na vegetação. Inicialmente, foi usada espectroscopia de reflectância de laboratório para caracterizar e quantificar variações na reflectância e nas bandas de absorção espectrais em função das alterações da condutividade elétrica (CE) do solo, um indicador indireto de salinização. Amostras de Neossolos Flúvicos (n =180) foram salinizadas com crescentes níveis de NaCl, $MgCl_2$ e $CaCl_2$. Metade das amostras foi tratada com gesso agrícola, um corretivo de salinização dos solos comumente utilizado na região. Espectros de reflectância foram medidos ao nadir em ambiente controlado (laboratório) usando o espectrômetro FieldSpec. As variações de reflectância e absorção foram avaliadas através da análise por componentes principais (ACP) e da técnica remoção do contínuo (RC), respectivamente, para solos tratados com gesso (TG) e não tratados com gesso (NTG). Usando parte das amostras NTG (n = 62) e um conjunto de amostras independentes (n = 32), coletadas em vários pontos dentro do perímetro irrigado, modelos preditivos foram desenvolvidos usando regressões lineares de bandas individuais do espectrômetro, índice normalizado de salinidade (NDSI) e regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR). Outra parte desse trabalho foi focada no uso de imagens multiespectrais (TM/Landsat-5 e OLI/Landsat-8) e hiperespectrais (Hyperion/EO-1). Usando o limiar 0,53 da imagem fração solo obtida de um modelo de mistura espectral aplicado sobre os dados do sensor OLI (Setembro/2013) e informações do comportamento temporal (1984-2011) do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) obtido do sensor TM, áreas de solo exposto foram avaliadas quanto à sua diferenciação nas classes "salinizados" e "não-salinizados". Na discriminação desses alvos também foram usados índices de salinidade e ACP obtidos de dados dos sensores OLI e Hyperion. Com dados desses dois sensores, também foi averiguada a capacidade de índices multiespectrais e hiperespectrais de vegetação em identificar e caracterizar o estresse salino em dosséis de arroz. Foram usadas regressões lineares para descrever a relação entre os índices e a CE do solo. A espectroscopia de laboratório revelou que as amostras NTG apresentaram uma diminuição na reflectância e brilho com a salinização usando $CaCl_2$ e $MgCl_2$ e um aumento usando NaCl. O gesso aumentou a reflectância do solo e foi determinante para a aparição da banda de absorção em 1750 nm nos espectros das amostras TG. As bandas de absorção mais importantes verificadas nos espectros salinizados foram observadas em 1450, 1950 e 1750 nm. O modelo preditivo desenvolvido com NDSI (R^2 = 0,84), a partir de bandas do espectrômetro posicionadas próximas a 1900 nm, apresentaram resultados superiores aos modelos de reflectância de bandas individuais (R^2 = 0,50). No entanto, foi o PLSR (R^2 = 0,88) usando todas as bandas espectrais do espectrômetro que apresentou os melhores resultados da modelagem sugerindo que, quanto maior o número de informações espectrais usadas, maior é a capacidade de previsão dosmodelos. Com os dados do OLI foram observadas boas correlações do *Salinity Index* (SI) (r = +0,84) e da primeira componente principal (CP1) (r = +0,83) com a CE do solo. Uma forte correlação (r = +0,77) também foi observada a partir da CP1 dos dados

Hyperion. Em condições de campo, os espectros de reflectância e a ACP indicaram que áreas com maiores CE possuem maior brilho em relação às demais áreas não-salinizadas e isso possibilita o uso de dados dos dois sensores para discriminar solos expostos salinizados de não salinizados. Para dosséis de arroz, a reflectância no infravermelho próximo (NIR) e infravermelho médio (SWIR) foi reduzida com o aumento da CE do solo. Já na região do vermelho, o estresse salino provocou um aumento de reflectância. Isso favoreceu aos bons resultados apresentados pelo NDVI (R^2 = 0,68) e *Enhanced Vegetation Index* (EVI) (R^2 = 0,70) obtidos do sensor OLI para caracterizar a resposta espectral do arroz sob diferentes CE do solo. Os índices hiperespectrais mais promissores foram o *Salinity and Water Stress Index* (SWSI1) (R^2=0,70) e Índice do Estresse Salino para Arroz (IESA) (R^2=0,59), que são combinações de faixas espectrais relacionadas à clorofila e à absorção de água e/ou estresse hídrico. No geral, o estudo mostrou que o SR tem um bom potencial de aplicação para detectar e caracterizar áreas salinizadas. O uso de imagens é bastante promissor, porém informações obtidas com espectroscopia de laboratório são necessárias para subsidiar o entendimento das particularidades de características espectrais dos alvos.

Palavras-Chave: Solo salino. Espectroscopia de laboratório. Sensoriamento remoto hiperespectral. Estresse salino no arroz. Região semiárido. Oryza sativa.

ABSTRACT

The characterization, delineation and assessment of areas affected by salt/sodium is extremely important for the Irrigation Perimeter of Morada Nova – Ceará and can contribute in decision-making processes on local farming. Remote sensing (RS) is an attractive alternative to traditional methods of soil salinization studies due to its low cost, spatial coverage and temporal frequency of image acquisition. It may provide a fast and non-destructive mapping of the salinized areas. This study aimed to use RS data in the development of methodological strategies to identify areas with salinity problems allowing a preliminary assessment of salt effects on soil and vegetation. Initially, we used laboratory spectroscopy to characterize and quantify variations in reflectance and spectral absorption bands as function of the changes in electrical conductivity (EC) of the soils. Neossolos samples (n = 180) were salinized in laboratory with increasing concentrations of NaCl, $MgCl_2$ and $CaCl_2$. Half of them were previously treated with gypsum. Reflectance spectra were measured at nadir viewing in a controlled laboratory environment using the FieldSpec spectrometer. Variations in reflectance and absorption bands attributes were evaluated by using principal component analysis (PCA) and the continuum removal (CR) technique, respectively, for soils treated with gypsum (TG) and non-treated with gypsum (NTG). Using soil samples of NTG (n = 62) and a set of independent samples (n = 32) collected from various sites within the irrigated perimeter, predictive models were developed using linear regressions of individual bands, the normalized salinity index (NDSI) and partial least squares regression (PLSR). Another part of this work was focused on the use of multispectral images (TM/Landsat-5 and OLI/Landsat-8) and hyperspectral (Hyperion/EO-1). Using the 0.53 threshold over the soil fraction image from the spectral mixture model applied to the OLI data (September, 2013) and information on the temporal behavior (1984-2011) of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) obtained from the TM sensor, exposed soils were evaluated for their differentiation in the saline and non-saline classes. For the discrimination of these classes and salinity levels, PCA was applied to OLI and Hyperion data. By using data from these two sensors, the ability of multispectral and hyperspectral vegetation indices to identify and evaluate salt stress in rice canopies was investigated. Linear regressions were used to describe the relationship between the indices and soil EC. Results from laboratory reflectance spectroscopy showed that NTG samples presented a decrease in reflectance and brightness after salinization with $CaCl_2$ and $MgCl_2$, and an increase of them after salinization with NaCl. Gypsum increased the soil reflectance and was crucial to the appearance of the absorption band at 1750 nm in the TG samples. The most important spectral features were observed in salinized spectra at 1450, 1950 and 1750 nm. The predictive model developed with NDSI (R^2 = 0.836) from bands positioned close to 1900 nm showed the best results when individual bands were considered in the analysis (R^2 = 0.50). However, PLSR (R^2 = 0.883) using all the spectral bands showed the best model suggesting that the greatest number of bands produced the largest predictive power for the models. Using information from the OLI, statistically significant correlations of the Salinity Index (SI) (r = 0.84) and first principal component (PC1) (r = 0.83) with the soil EC were obtained. A significant

correlation (r = 0.77) was also observed with the PC1 of Hyperion data. Under field conditions, the spectral profiles and PCA indicated that areas with higher EC had also greater brightness relative to the non-salinized areas, which enabled the use of data from the two sensors to discriminate the exposed salinized soils from the non-salinized ones. For rice, canopy reflectance in the near infrared (NIR) and shortwave infrared (SWIR) was reduced with increasing soil EC. In the red spectral region of chlorophyll absorption, the salt stress caused a slightly reflectance increase. This explained the good results presented by NDVI (R^2 = 0.68) and Enhanced Vegetation Index (EVI) (R^2 = 0.70) obtained from the OLI sensor to characterize the spectral response of rice under different soil ECs. The most promising hyperspectral indices were the Salinity and Water Stress Index (SWSI1) (R^2 = 0.70) and Saline Stress Index for Rice (IESA) (R^2 = 0.59), which are combinations of regions related to chlorophyll regions with absorption of water that vary with water stress. Overall, this study showed that the RS has a good potential to detect and characterize salinization areas. The use of images is very promising, but information obtained from laboratory spectroscopy provides the necessary understanding of the particularities of spectral characteristics of the saline soils.

Keywords: Saline soil. Laboratory spectroscopy. Hyperspectral remote sensing. Salt stress in rice. Semiarid region. Oryza sativa.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Localização da área de estudo na região nordeste do Brasil. A composição colorida (12/09/2013) é do sensor Operational Land Imager (OLI)/Landsat-8 com as bandas 5,4 e 3 em vermelho, verde e azul, respectivamente..... 28

Figura 1.2 – Declividade da área de estudo obtida a partir do modelo digital de elevação (MDE) da *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM)..... 29

Figura 1.3 – Solos do Perímetro Irrigado Morada Nova..... 30

Figura 1.4 – Média de Precipitação mensal do posto pluviométrico de Morada Nova - Série histórica de 1974 – 2013..... 30

Figura 2.1 – (a) Cilindros utilizados no experimento posicionados com uma esponja na base e (b) bandejas com seis repetições de amostras de Neossolo Flúvico por tratamento..... 39

Figura 2.2 – Espectros de reflectância dos sais usados no experimento e do gesso ($CaSO_4.2H_2O$) usado para tratamento químico das amostras. A posição das principais feições de absorção está indicada por setas..... 43

Figura 2.3 – Fatores de peso da primeira (CP1) e segunda (CP2) componente principal..... 44

Figura 2.4 – Relações entre a reflectância média no intervalo 400-2400 nm das amostras de Neossolo Flúvico e os escores CP1 (brilho) para dados tratados quimicamente com gesso (TG) de NaCl..... 45

Figura 2.5 – Projeção dos escores médios CP1 para amostras de Neossolo Flúvico tratadas (TG) e não tratadas (NTG) quimicamente com gesso em função de cinco classes de condutividade elétrica (CE) das soluções salinas usadas para irrigar os solos..... 46

Figura 2.6 – Variações espectrais com condutividade elétrica (CE) das soluções salinas usadas para irrigar amostras de Neossolo Flúvico, mostrando maiores e menores valores de reflectância de CE1 para CE5 para (a) $MgCl_2$ e (b) NaCl, respectivamente..... 47

Figura 2.7 – Coeficientes de correlação de Pearson para a relação entre reflectância espectral e medidas de condutividade elétrica (salinidade) feitas nas amostras de Neossolo Flúvico não tratadas quimicamente (NTG) com gesso. Para cada sal, 25 amostras foram utilizadas no cálculo..... 48

Figura 2.8 – Diagramas de espalhamento para as relações entre reflectância em 1950 nm e condutividade elétrica (CE) de amostras de Neossolo Flúvico salinizadas com (a) NaCl, (b) $MgCl_2$ e (c) $CaCl_2$. Em (a), equações das retas foram ajustadas com (correlação positiva) e sem (negativa) a classe CE5..... 49

Figura 2.9 – Espectros da CE1 de amostras de solos aluviais tratados (TG) e não tratadas (NTG) com gesso..... 50

Figura 2.10 – Variações na profundidade média e desvio-padrão das principais bandas de absorção presentes nos espectros de reflectância das amostras não tratadas (NTG; lado esquerdo da figura) e tratadas (TG; lado direito) quimicamente com gesso de Neossolo Flúvico para diferentes sais (NaCl, $MgCl_2$ e $CaCl_2$) e níveis de condutividade elétrica (CE) ou salinização..... 51

Figura 2.11 – Relações da profundidade das bandas de absorção centradas em 1450 nm e 1950 nm com os valores de condutividade elétrica (CE) ou salinização dos Neossolos Flúvicos com $MgCl_2$ para amostras não tratadas quimicamente com gesso (NTG)..... 52
Figura 2.12 – Relações da profundidade da banda de absorção de minerais de argila em 2200 nm com valores de condutividade elétrica (CE) ou de salinização dos Neossolos Flúvicos com $MgCl_2$ para amostras tratadas (TG) e não tratadas (NTG) quimicamente com gesso..... 53
Figura 3.1 – Área de coleta dos pontos amostrais. A composição colorida, datada de 12 de setembro de 2013, inclui as bandas 5, 4 e 3 do sensor multiespectral OLI/Landsat-8 em vermelho, verde e azul, respectivamente..... 60
Figura 3.2 – Histogramas, curvas de ajustes e papéis de probabilidade de normalidade dos dados de condutividade elétrica das 93 amostras usadas no experimento. a) e b) são os dados originais de CE. c) e d) são os dados transformados de CE..... 64
Figura 3.3 – Correlação entre ln CE e reflectância do solo para todas as bandas entre 400 e 2500 nm..... 65
Figura 3.4 – Equações de regressão obtidas a partir da relação entre reflectância e ln CE do solo. a) e b) calibração e validação para 1945 nm, respectivamente. c) e d) calibração e validação para 2445 nm, respectivamente..... 66
Figura 3.5 – Coeficiente de determinação entre todas as combinações de reflectância de bandas usadas para obter NDSI e ln CE para o conjunto amostral de calibração. As setas indicam a posição dos dois índices. O *i* e *j* representam o *i*-ésimo e *j*-ésimo comprimentos de ondas usados para compor todos os possíveis NDSIs..... 67
Figura 3.6 – Equações de regressão obtidas a partir da relação entre NDSI e ln CE do solo. a) e b) calibração e validação do 1° NDSI (NDSI = $[1875 - 1935]/[1875 + 1935]$), respectivamente. c) e d) calibração e validação do 2° NDSI (NDSI = $[2335 - 2395]/[2335 + 2395]$), respectivamente..... 68
Figura 3.7 – a) Validação do modelo PLSR 1. b) validação do modelo PLSR 2..... 69
Figura 4.1 – Localização da Área de estudo (distrito de irrigação Morada Nova) no Estado do Ceará. A composição colorida, datada de 12 de setembro de 2013, inclui as bandas 5, 4 e 3 do sensor multiespectral OLI/Landsat-8 em vermelho, verde e azul, respectivamente. A área do imageamento hiperespectral feito com o sensor Hyperion/EO-1 é indicada por linhas azuis. Principais tipos de coberturas da área de estudo. (a) Lotes agrícolas, (b) Áreas alagadas e (c) áreas salinizadas com solo exposto..... 77
Figura 4.2 – Principais tipos de cobertura da área de estudo. (a) Lotes agrícolas, (b) Áreas alagadas e (c) áreas salinizadas com solo exposto..... 78
Figura 4.3 – (a) Composição colorida imagens-fração solo (vermelho), vegetação-verde (verde) e água (azul), resultantes da aplicação do modelo linear de mistura espectral sobre os dados OLI/Landsat-8 de 2013. (b) Áreas de solo exposto na imagem OLI/Landsat-8 identificadas usando um limiar de 0,53 na imagem-fração solo do modelo de mistura espectral..... 84

Figura 4.4 – Dinâmica sazonal do NDVI dos pontos amostrais selecionados. A informação de cada ponto é uma média de 2 a 5 pixels a depender do tamanho da área exposta identificada. Para cada ano é mostrada as barras de erros das: (a) Áreas de solo exposto potencialmente salinizadas (24 pontos amostrais). (b) Áreas em uso agrícola (29 pontos amostrais)..... 85
Figura 4.5 – Relação entre CE (medida em 2013) e SI dos anos 2013, 2011, 2009 e 2007 dos pontos amostrais salinizados. Foi adicionado um off-set de 1000, 2000 e 3000 em 2009, 2011 e 2013, respectivamente, para melhor visualização da dispersão dos pontos..... 88
Figura 4.6 – Relação entre SI e NDWI para todos os pontos da série histórica..... 89
Figura 4.7 – Relações entre escores da PC1 e condutividade elétrica (dS/m) dos solos salinizados obtidas de dados (a) OLI/Landsat-8 e (b) Hyperion/EO-1..... 90
Figura 4.8 – Exemplos da resposta espectral de pixels de solos expostos salinizados (sem uso agrícola) e não-salinizados (com uso agrícola) obtida do (a) OLI/Landsat–8 e (b) Hyperion/EO-1..... 92
Figura 4.9 – Escores PC1 x PC2 de todos os pixeis usados para compor as médias dos pontos amostrais de solos salinizados e não salinizados (usados na agricultura) com dados do (a) OLI/Landsat–8 e (b) Hyperion/EO-1..... 93
Figura 4.10 – Espectros de um mesmo ponto amostral (solo exposto com CE = 125,86 dS/m) obtidos do Hyperion e do FieldSpec Pro FR 3 em condições de campo e laboratório..... 94
Figura 5.1 – a) Localização da Área de estudo (distrito de irrigação Morada Nova) no Estado do Ceará. A composição colorida, datada de 30 de outubro de 2013, inclui as bandas 5, 4 e 3 do sensor multiespectral OLI/Landsat-8 em vermelho, verde e azul, respectivamente. A área do imageamento hiperespectral feito com o sensor Hyperion/EO-1 é indicada por linhas azuis. b) Mapa das fases fenológicas do arroz no dia 30/10/2013 (adaptação de COUNCE et al., 2002) e distribuição espacial do pontos amostrais. c) Ampliação de uma área mostrando as fases fenológicas de alguns talhões e d) Ampliação da composição RGB mostrando as diferenças espectrais proporcionadas pela variação das fases fenológicas de alguns talhões e variabilidade espacial da salinização dentro dos talhões..... 104
Figura 5.2 – Relação entre CE e IRC medidos nos lotes em condições de campo... 111
Figura 5.3 – Perfis espectrais de três dosséis (mesma data de plantio) com diferentes condutividades elétricas do solo. a) Espectros do OLI/Landsat-8 e b) Espectros do Hyperion/EO-1..... 112
Figura 5.4 – Coeficiente de correlação entre condutividade elétrica do solo e reflectância do dossel para todas as bandas do OLI e Hyperion..... 113
Figura 5.5 – Dossel de arroz sob estresse salino (Condutividade elétrica do solo = 4,70 dS/m)..... 114
Figura 5.6 – Coeficiente de determinação (R^2) entre a razão por diferença normalizada para todas as bandas do Hyperion e condutividade elétrica do solo..... 115

Figura 5.7 – Relação entre condutividade elétrica do solo e índices de vegetação multiespectrais (n = 31 pontos amostrais) e hiperespectrais (n = 16 pontos amostrais). Nessa figura são mostrados apenas os índices mais relevantes para a discussão..... 117
Figura 5.8 – Reflectância no vermelho vs infravermelho próximo para todos os pixeis (com 3,0 dS/m > CE < 3,0 dS/m) que comporão os pontos amostrais. a) Dados do OLI/Landsat-8 (n = 186 pixeis) e b) dados do Hyperion/EO-1 (n = 78 pixeis)..... 120
Figura 5.9 – Evolução do NDVI (a) e EVI (b) de dosséis com mesma idade fisiológica (data de plantio = 11/08/2013) sob estresse salino (cada ponto é uma média de 5 pixeis) e condições normais (média de 10 pixeis) durante o ciclo de desenvolvimento do Arroz..... 121
Figura 5.10 – Relações entre produtividade do arroz (kg/ha) e condutividade elétrica do solo (dS/m) medidas em áreas identificadas dentro dos talhões..... 122
Figura 5.11 – Série histórica (2005 à 2013) da produtividade média do arroz do Perímetro Irrigado Morada Nova (1º ciclo corresponde ao 1º semestre e 2º ciclo ao 2º semestre do ano). (Fonte: AUDIPIMN)..... 123

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Valores médios dos atributos químicos para amostras não-tratadas (NTG) e tratadas (TG) com gesso em função da concentração de sais, expressa por valores de condutividade elétrica (CE)..... 42

Tabela 3.1 - Desempenho estatístico da modelagem desenvolvida..... 70

Tabela 4.1 - Série temporal (1984–2011) de Imagens TM/Landsat-5 (Produto CDR) usadas na análise de dados. Informações de elevação solar na aquisição e precipitação acumulada nos três messes antecedentes a data de aquisição..... 80

Tabela 4.2 - Índices de salinidade calculados de dados dos sensores OLI/Landsat-8 e TM/Landsat-5..... 81

Tabela 4.3 - Estatística descritiva da condutividade elétrica dos pontos amostrais..... 86

Tabela 4.4 - Coeficiente de correlação entre a condutividade elétrica, índices espectrais de salinidade e componentes principais dos pontos amostrais em 2013..... 87

Tabela 5.1 - Características das imagens usadas nesse estudo..... 107

Tabela 5.2 - Tabela 5.2 – Índices de vegetação multiespectrais e hiperespectrais usados..... 109

Tabela 5.3 - Medidas estatísticas da CE e IRC (Campo)..... 110

Tabela 5.4 - Resultados estatísticos da análise por regressão linear entre os índices de vegetação e salinidade do solo (CE) para o conjunto dados do OLI/Landsat-8 (n = 31) e Hyperion/EO-1 (n =16)..... 117

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

6S	Second Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum
ACP	Análise de Componentes Principais
ARI	Anthocyanin Reflectance Index
AUDIPIMN	Associação dos Usuários do Distrito de Irrigação do Perímetro Irrigado de Morada Nova
b	Bandas
BI	Brightness Index
$CaCl_2$	Cloreto de Cálcio
$CaSO_4 \cdot 2H_2O$	Gesso
CDR	Surface Reflectance Climate Data Record
CE	Condutividade Elétrica
CP1	Componente Principal 1
CP2	Componente Principal 2
DAP	Dias Após Plantio
DNOCS	Departamento Nacional de Obras Contras Secas
DNSI	Normalized Difference Salinity Index
DSWI-1	Disease-Water Stress Index 1
EM	Erro Médio
Embrapa	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
EnMAP	Environmental Mapping and Analysis Program
ENVI	Environment for Visualizing Images
EO-1	Earth Observing Mission 1
ETM+	Enhanced Thematic Mapper Plus
EVI	Enhanced Vegetation Index
FAO	Food and Agriculture Organization
FLAASH	Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes
GPS	Global Positioning System
HyMap	Hyperspectral Mapper
HyspIRI	Hyperspectral Infrared Imager
IESA	Índice do Estresse Salino para Arroz
IPLANCE	Instituto de Planejamento do Ceará

IRC	Índice Relativo de Clorofila
IRS	Indian Remote Sensing satellite
LEDAPS	Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System
ln	Logarítmo Natural
LWVI-2	Leaf Water Vegetation Índex
$MgCl_2$	Cloreto de Magnésio
MLME	Modelo Linear de Mistura Espectral
MNF	Minimum Noise Fraction
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSAVI	Improved Soil Adjusted Vegetation Índex
MSI	Moisture Stress Index
n	n° de bandas
NaCl	Cloreto de Sódio
NASA	National Aeronautics and Space Administration
ND	N° digital
NDII	Normalized Difference Infrared Index
NDSI	Normalized Difference Spectral Índices
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
$NDVI_{705}$	Red Edge Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index
NIR	Infravermelho Próximo
nm	Nanômetros
NTG	Não Tratado com Gesso
OLI	Operational Land Imager
OSAVI	Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index
PLSR	Regressão por Mínimos Quadrados Parciais
PPI	Purity Pixel Index
PRI	Photochemical reflectance índex
PRI2	Photochemical Reflectance Index 2
R	Vermelho
REP	Red-Edge Position

RMSE	Erro Médio Quadrado
RPD	Desvio Padrão do Erro
SAVI	Soil-Adjusted Vegetation Index
SI	Salinity Index
SI2	Salinity Index2
SMR	Segressão Múltipla
SPOT	Satellite Pour l'Observation de la Terre
SR	Simple Ratio
SWIR	Infravermelho Médio
SWSI 1	Salinity And Water Stress Index 1
TG	Tratado com Gesso
TICARI	Transformed Chlorophyll Absorption in Reflectance Index
TM	thematic map
TOA	Reflectância no Topo da Atmosfera
USGS	United States Geological Survey
VNIR	Visível e Infravermelho Próximo
VOG1	Vogelmann Red Edge Index
WBI	Water Band Index

LISTA DE SÍMBOLOS

ρ	Reflectância
λ	Comprimento de Onda
r	Coeficiente de correlação de Pearson
R^2	Coeficiente de determinação
°	Graus
n	n° de bandas

SUMÁRIO

RESUMO 7
ABSTRACT 9
LISTA DE FIGURAS 11
LISTA DE TABELAS 15
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS 16
LISTA DE SÍMBOLOS 19

CAPÍTULO I
Introdução Geral

1.1 Hipóteses 26
1.2 Objetivos da pesquisa 27
1.3 Características da área de estudo 27
1.4 Esboço da tese 31
1.5 Referências 32

CAPÍTULO II
Os efeitos do gesso sobre as características espectrais de solos aluviais brasileiros salinizados em laboratório

Resumo: 35
2.1 Introdução 35
2.2 Material e Métodos 38
2.2.1 Coleta das amostras de solo 38
2.2.2 Preparação das amostras de solo 38
2.2.3 Obtenção dos dados espectrais 40
2.2.4 Análise dos Dados 40
2.3 Resultados e Discussão 41
2.3.1 Propriedades químicas do solo 41
2.3.2 Análise espectral dos dados 42
2.3.3 Efeitos da CE sobre os espectros dos solos NTG e TG 43
2.3.4 Relação da CE com reflectância espectral de solos NTG e TG 47
2.3.5 Variações na profundidade das bandas de absorção com CE para NTG e TG 49
2.4 Conclusões 53
2.5 Referências 54

CAPÍTULO III

Análise quantitativa da concentração de sais nos solos, a partir de dados de espectroscopia de reflectância

Resumo:..... 57

3.1 Introdução..... 57

3.2 Material e métodos..... 59

3.2.1 Coleta e preparo das amostras de solo..... 59

3.2.2 Medidas de condutividades elétricas (CE) e Reflectância das amostras..... 60

3.3 Resultados e discussões..... 63

3.3.1 Normalização dos dados..... 63

3.3.2 Regressão entre a reflectância de bandas individuais e o logaritmo natural da condutividade elétrica do solo (ln CE)..... 64

3.3.3 Normalized Difference Spectral Index - NDSI..... 66

3.3.4 Partial Least Squares Regression - PLSR..... 68

3.4 Conclusões..... 70

3.5 Referências 70

CAPÍTULO IV

Identificação de solos expostos salinizados e avaliação de suas características espectrais com dados TM/Landsat-5, Hyperion/EO-1 e OLI/Landsat-8

Resumo:..... 73

4.1 Introdução..... 74

4.2 Material e Métodos 76

4.2.1 Área de Estudo..... 76

4.2.2 Identificação das áreas de solo exposto em 2013 78

4.2.3 Comportamento espectral dos alvos em uma série temporal..... 79

4.2.4 Coletas de amostras em campo 81

4.2.5 Índices de salinidade 81

4.2.6 Dados multi e hiperespectrais na avaliação de solos salinos..... 82

4.3 Resultados e Discussão 83

4.3.1 Identificação de áreas expostas em 2013..... 83

4.3.2 Comportamento dos pontos amostrais na série temporal de NDVI..... 84

4.3.3 Análises dos dados de campo 85

4.3.4 Análise dos Índices espectrais para caracterizar áreas salinizadas 86

4.3.5 Análise por componentes principais (ACP) de dados do OLI/Landsat-8 e Hyperion/EO-1 na discriminação de áreas salinizadas 89

4.4 Conclusões 94

4.5 Referências 95

CAPÍTULO V

Avaliação do potencial dos índices de vegetação multiespectrais e hiperespectrais obtidos de imagens orbitais em detectar estresse salino na cultura do arroz

Resumo: 101

5.1 Introdução 101

5.2 Material e Métodos 103

5.2.1 Descrição da área de estudo e da cultura estudada 103

5.2.2 Seleção dos pontos amostrais e coleta de dados de campo 105

5.2.3 Análise dos dados 106

5.3 Resultados e discussão 110

5.3.1 Dados obtidos em campo 110

5.3.2 Características espectrais do arroz sob estresse salino com dados OLI/Landsat-8 e Hyperion/EO-1 111

5.3.3 Definição do Índice do Estresse Salino para Arroz (IESA) - Dados do Hyperion 114

5.3.4 Relação entre Índices de vegetação Multiespectrais, Hiperespectrais e Salinidade do Solo 115

5.3.5 Evolução do NDVI e EVI obtidos do OLI no ciclo do arroz sob estresse salino 120

5.3.6 Efeito da salinidade na produtividade do arroz 122

5.4 Conclusões 124

5.5 Referências 124

CAPÍTULO VI

Considerações Finais 131

CAPÍTULO I

Introdução Geral

A salinização é uma das formas mais devastadoras de degradação das terras, que afeta a produção de alimentos em todo o mundo, especialmente em climas áridos e semiáridos, como é o caso do Nordeste brasileiro (BOUAZIZ *et al*., 2011; D'ODORICO *et al*., 2013). Segundo a Organização para Alimentação e Agricultura das Nações Unidas (FAO, sigla em inglês), hoje existem mais de 397 milhões de hectares de terras completamente salinizadas (KOOHAFKAN, 2012).

A origem da salinização dos solos é consequência de processos naturais (salinização primária) e de atividades humanas (salinização secundária). Os principais fatores determinantes para esse processo estão ligados aos minerais primários, ao clima árido e/ou semiárido, à má drenagem, à elevação do lençol freático, à baixa permeabilidade do solo, ao manejo inadequado da irrigação e às adubações químicas contínuas e mal conduzidas em solos irrigados (LEITE, 2005; BARROS *et al*., 2008).

Grande parte dos danos aos solos causados pela salinidade está relacionada ao efeito prejudicial do sódio sobre suas propriedades físicas. O aumento desse íon promove mudanças estruturais que resultam na dispersão das partículas e impermeabilização, produzindo solos instáveis e adensados (AGUIAR NETTO *et al.*, 2007). Essas alterações nas propriedades físicas, como resultado de acumulações de sais, promovem uma redução da produtividade do solo, dificultando o desenvolvimento de vegetação. Em estágios mais avançados de degradação, há uma formação de crostas de sal na superfície dos solos podendo eventualmente evoluir para desertificação (FARIFTEH, 2007; D'ODORICO *et al*., 2013).

Quanto à vegetação, a acumulação de sais na rizosfera, prejudica o crescimento e o desenvolvimento das plantas, provocando decréscimos de produtividade. Isso ocorre em razão da elevação do potencial osmótico da solução do solo, por efeitos tóxicos dos íons específicos e por alteração das condições físicas e químicas do solo (SANTANA *et al.*, 2003). A compreensão desse processo permite encontrar formas de evitar seus efeitos e diminuir a probabilidade de redução da produtividade de culturas agrícolas (GARCIA *et al*., 2008).

A detecção, avaliação da gravidade e da extensão da salinização do solo em escala local ou regional, especialmente em seus estágios iniciais, é de grande importância em termos de gestão da agricultura sustentável porque permitem o uso de medidas preventivas ou corretivas antes de um agravamento do problema (FARIFTEH, 2007). Convencionalmente, a salinidade é medida pela condutividade elétrica (CE), através da coleta de amostras de solo *in situ* e análise dessas em laboratório. No entanto, esses métodos são demorados e dispendiosos, já que é necessária uma amostragem densa para caracterizar adequadamente a variabilidade espacial de uma área (NANNI e DEMATTÊ, 2006).

Dados e técnicas de sensoriamento remoto (SR) têm sido progressivamente aplicadas para monitorar e mapear a salinidade do solo desde 1960, quando fotografias aéreas em preto-e-branco e/ou coloridas foram usadas para delinear solos afetados por sais (DALE *et al*., 1986). Sensores multiespectrais como os da série Landsat, do SPOT, do IKONOS, do QuickBird e do IRS, bem como os hiperespectrais Hyperion/EO-1 e HyMap, são usados em aplicações para detecção, mapeamento e monitoramento da salinidade do solo (FARIFTEH, 2007; DEHNI e LOUNIS, 2012). Esses sensores remotos captam a energia refletida ao longo do espectro eletromagnético cobrindo a região do visível (VIS: 400 – 700 nm), infravermelho próximo (NIR: 700 – 1100 nm), infravermelho de ondas curtas (SWIR: 1100 – 2500 nm) e usam para obter informações sobre a superfície da Terra com diferentes níveis de detalhes. Com base neste potencial de aplicação, a reflectância espectral do sal na superfície do solo ou da vegetação que ocorre em áreas salinizadas é possível de ser usada como um indicador de salinidade. Para quantificar essa relação a variável reflectância da superfície pode ser correlacionada com a variável (CE), que é a medida usual para caracterização da salinidade do solo.

No entanto, a detecção remota de solos afetados por sais pode ser dificultada pela forma como esses são distribuídos na superfície, por causa dos variados tipos e concentrações, das variações espaciais e da associação com outras propriedades dos solos que interferem na reflectância, tais como a umidade, a granulometria, a matéria orgânica e a rugosidade (METTERNICHT; ZINCK, 2008). Por isso, são de grande importância estudos de espectroscopia de reflectância de laboratório para uma melhor compreensão do comportamento espectral de solos salinizados, visando definir técnicas com melhor capacidade de reconhecer a presença do sal na superfície (FARIFTEH *et al.*, 2008).

Dentre essas técnicas a Análise por Componentes Principal (ACP) tem potencial de uso já que pode ser aplicada tanto a espectros individuais como a imagens. A ACP é uma técnica que transforma o conjunto de dados originais em outro conjunto substancialmente menor de variáveis não correlacionadas que representam a maioria da informação no conjunto de dados originais. Isto é, com a menor perda possível de informação. Além disso, esta técnica nos permite o agrupamento de indivíduos similares mediante exames visuais, em dispersões gráficas no espaço bi ou tridimensional, de fácil interpretação geométrica (HOLDEN; LEDREW, 1998).

Quando se pretende usar imagens obtidas a partir de plataformas espaciais ou de sensores aerotransportados, uma abordagem direta torna-se complicada e pode produzir resultados pouco confiáveis. Além dos fatores que influenciam a reflectância espectral direta do solo salinizado, citados anteriormente, existe ainda a possibilidade da presença de diferentes espécies de vegetação tolerantes nas áreas com variados graus de salinização (WANG *et al.*, 2013). Além disso, a dinâmica temporal e a grande variabilidade espacial da salinização exigem sensores com boa resolução espacial, espectral e temporal para essa aplicação (METTERNICHT; ZINCK, 2008).

Por ter uma ampla cobertura espacial (185 x 185 km), resolução temporal (16 dias) e por fazer parte de uma série histórica de instrumentos, avalia-se que os sensores multiespectrais do programa Landsat possam vir a ser utilizados no desenvolvimento de estratégias metodológicas para detecção e identificação de áreas salinizadas. Outra fonte de dados bastante promissora são as imagens hiperespectrais, que são obtidas com um nível de resolução espectral mais próximo do existente em condições de laboratório. Apesar de serem considerados como "teste de tecnologia", sensores como o Hyperion/EO1, por exemplo, oferecem a possibilidade de se adquirir imagens em um grande número de bandas espectrais (242 bandas) que podem ser usadas na detecção e quantificação de bandas de absorção associadas com variações do sal na superfície. Entretanto, o uso desse tipo de informação ainda constitui um desafio. Isto ocorre não apenas pelos desafios tecnológicos inerentes ao desenvolvimento de sensores operando em faixas mais amplas de cobertura do terreno, mas também pelo fato da maioria das feições espectrais diagnósticas da presença de sais minerais ou de solos salinizados ser mascarada pelo efeito atmosférico (FARIFTEH *et al.*, 2008).

O diagnóstico da salinização a partir de dados de sensoriamento remoto onde não há uma exposição direta dos solos é feito usando a vegetação como uma indicadora indireta de salinidade (WANG *et al.*, 2013). Nesse caso, em áreas agrícolas, a salinidade

da superfície do solo pode vir a ser detectada pelas variações de reflectância geradas pelo estresse salino sofrido pelas culturas. Normalmente, a vegetação sob estresse tem uma atividade fotossintética mais baixa, causando aumento da reflectância no visível e uma redução no infravermelho próximo (HAMZEH *et al*., 2013). Portanto, com base nesta constatação, diversos índices de vegetação, como, por exemplo, o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) (ROUSE *et al*., 1973) e o índice de vegetação realçado (EVI) (HUETE *et al*., 2002), poderiam ser usados como indicadores de salinidade do solo.

O perimetro de Irrigação de Morada Nova, localizado na região jaguaribana do Ceará, é uma área agrícola irrigada que foi implantada em 1969 pelo Departamento Nacional de Obras Contras Secas (DNOCS). Desde seu ínicio, a salinidade do solo é um problema constante enfrentado pelos colonos. Fatores como clima favorável, material de origem do solo, péssima drenagem, qualidade da água e, principalmente, manejo da irrigação, têm contribuído progressivamente para salinização da área. A economia dessa região gira em torno da produção de arroz, cultura que mais facilmente se adapta as condições locais de solos. Atualmente, dentro do perímetro irrigado, encontram-se vários talhões apresentando uma crosta de sal na superfície do solo. Essas áreas foram abandonadas ao longo do tempo, já que não houve nenhuma medida preventiva ou corretiva para evitar tais danos. Nos talhões com uso agrícola, os produtores convivem diariamente com o problema da salinidade, mas adotam técnicas tais como uniformização, lavagem do solo e aplicação de produtos químicos (p. ex., gesso) para tornar possível o cultivo. A caracterização e a delimitação das áreas afetadas por sais/sódio é relevante para o projeto de irrigação Morada Nova – CE, bem como para outras áreas afetadas pelo mesmo problema, para a tomada de decisões referentes à exploração e à recuperação desses solos, visando garantir um futuro sustentável para a produção agrícola local.

1.1 Hipóteses

- A presença e os níveis de sais no solo podem ser determinados usando sensoriamento remoto hiperespectral com suporte de espectroscopia de reflectância de laboratório;

- Imagens multiespectrais e hiperespectrais podem ser usadas para identificação e avaliação de padrões espectrais relacionados com áreas salinizadas e não salinizadas;

- Índices de vegetação obtidos de imagens com diferentes resoluções espectrais, possibilitam a caracterização do estresse salino na cultura do arroz.

1.2 Objetivos da pesquisa

Como objetivo geral, esse trabalho visa avaliar a possibilidade de uso do sensoriamento remoto no desenvolvimento de estratégias metodológicas capazes de identificar solos com problemas de salinidade, para propiciar uma avaliação prévia do efeito da salinização no solo e nas culturas agrícolas em áreas irrigadas do semiárido brasileiro.

Como objetivos específicos, podem ser citados:

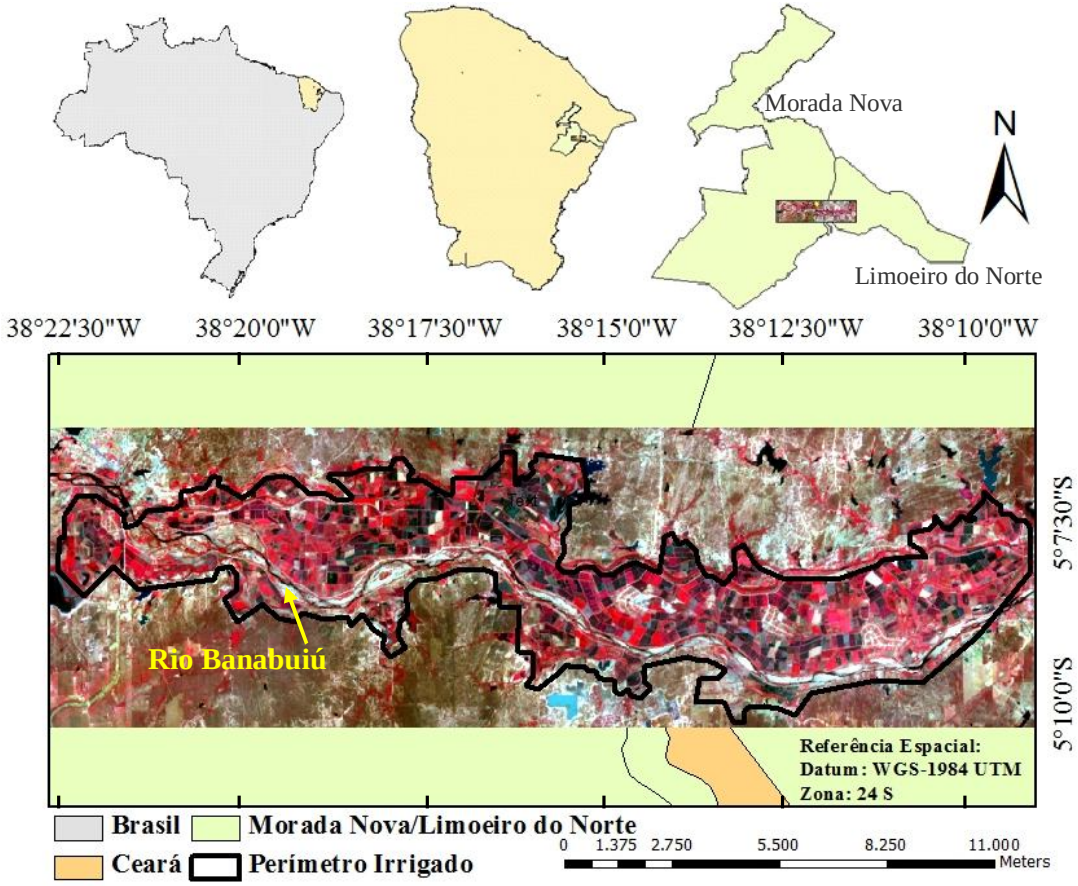
- Usar espectroscopia de reflectância de laboratório para relacionar variações de reflectância e de bandas de absorção em espectros de solos com a presença de sais;
- Avaliar a utilidade dos dados de sensoriamento remoto hiperespectral no desenvolvimento de modelos preditivos para estimar a salinidade do solo;
- Avaliar a possibilidade de identificar áreas salinizadas usando modelos de mistura espectral aplicados sobre uma série histórica de imagens TM/Landsat-5;
- Avaliar a capacidade de discriminação entre solos salinizados e não salinizados, com imagens multiespectrais e hiperespectrais;
- Avaliar o uso de índices de vegetação multiespectrais e hiperespectrais para caracterizar o estresse salino na cultura do arroz e identificar os índices mais promissores para essa avaliação.

1.3 Características da área de estudo

A área de estudo foi o Distrito de Irrigação Morada Nova, que está localizado nos municípios de Morada Nova e Limoeiro do Norte, no Estado do Ceará, na microrregião do Baixo Jaguaribe, sub-vale Banabuiú, a 170 km de Fortaleza (Figura 1.1). Este perímetro foi implantado em 1969 pelo DNOCS, à jusante do açude público Banabuiú, de onde provém água para o consumo humano, animal e para a agricultura irrigada. A irrigação foi projetada para ser feita por gravidade. A água é captada diretamente do rio Banabuiú, através de uma barragem de derivação e é escoada do canal adutor principal para os canais primários e secundários. A distribuição d'água

interna nos talhões se faz por intermédio de canais terciários. Se for necessário, a irrigação ocorre por sulcos ou por inundação, como no caso da rizicultura (SOUSA, 2005).

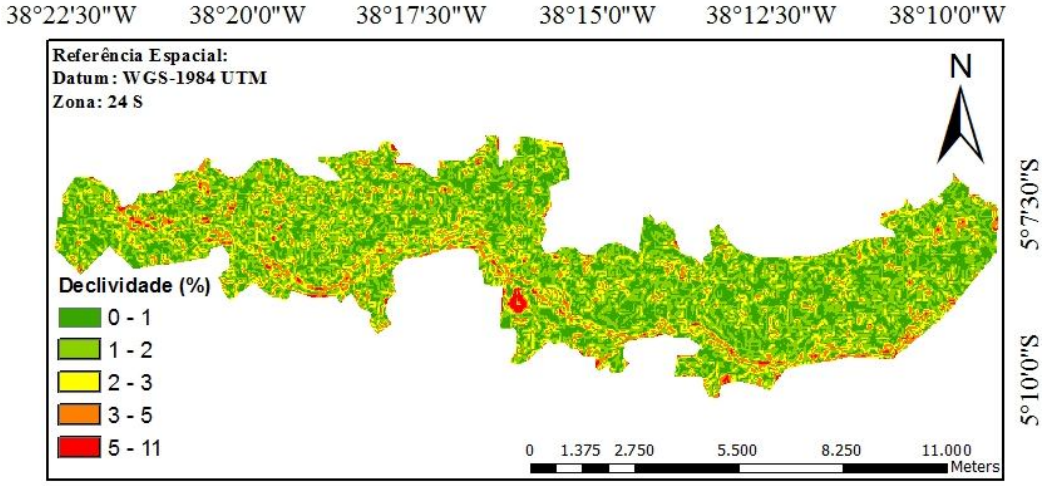
Figura 1.1 – Localização da área de estudo na região nordeste do Brasil. A composição colorida (12/09/2013) é do sensor *Operational Land Imager* (OLI)/Landsat-8, com as bandas 5, 4 e 3 em vermelho, verde e azul, respectivamente.



Fonte: Próprio autor.

Segundo o Instituto de Planejamento do Ceará - IPLANCE (SOUZA, 1997), o relevo dominante na região é de formas planas, pouco dissecadas, superfície de aplainamento do Cenozóico (Depressão Sertaneja), sendo cortado por expressiva planície fluvial (Figura 1.2). A altitude média é de aproximadamente 40 m. A vegetação nativa predominante é caatinga arbustiva rala, que consiste principalmente de pequenas árvores que perdem as folhas sazonalmente. Ao longo da principal drenagem, estabelece-se a floresta mista dicótilo-palmácea, ou mata ciliar, cuja espécie predominante é a carnaúba.

Figura 1.2 – Declividade da área de estudo obtida a partir do modelo digital de elevação (MDE) da *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM).

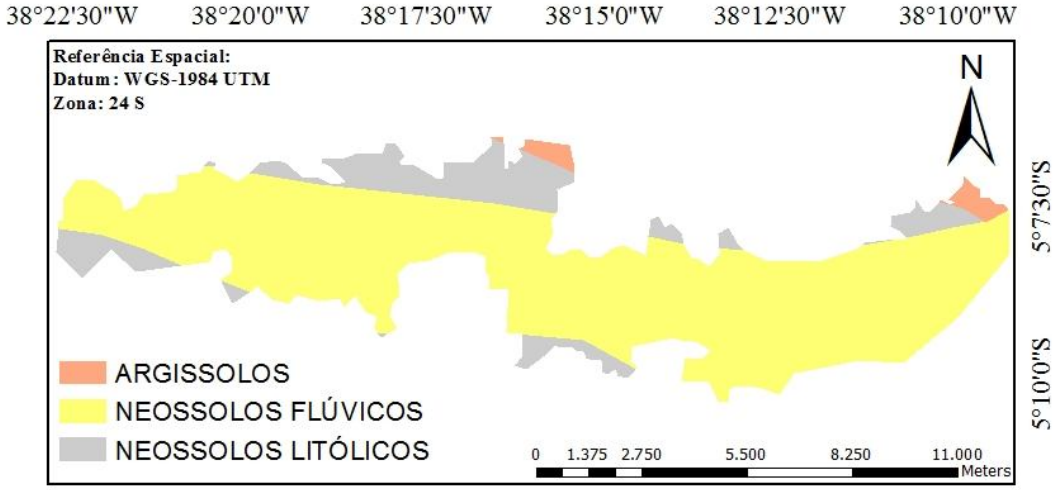


Fonte: Próprio autor.

A região apresenta um quadro geológico com predomínio de rochas do embasamento cristalino, representadas por gnaisses, migmatitos e outras rochas plutônicas de composição granítica, com idade pré-cambriana. Sobre grande parte desse substrato, repousam coberturas aluvionares de idade quaternária, encontradas ao longo dos principais cursos d'água (SOUZA, 1997).

No Distrito de Irrigação de Morada Nova há basicamente três tipos de solos: Neossolos Flúvicos, que correspondem a 70% da área; Neossolos Litólicos, com 25%; e Argissolos, com aproximadamente 5% (Figura 1.3). Os primeiros têm maior importância para a produção do arroz, sendo solos aluviais com composição mineralógica formada por misturas de minerais de argila 2:1, expansivas (vermiculita e montmorilonita) e não-expansivas (micas e ilita), que predominam em relação à caulinita e ao quartzo (FERREYRA; SILVA, 1991). Colares (2004) relatou a grande variabilidade textural no perímetro irrigado e indicou que os solos usados pelos irrigantes podem ser classificados como areia franca, franca e argila siltosa. Já Cunha (2013), afirmou que os solos dessa área de estudo normalmente apresentam uma textura argilosa com os valores típicos de 39% de areia, 33% de silte e 28% de argila.

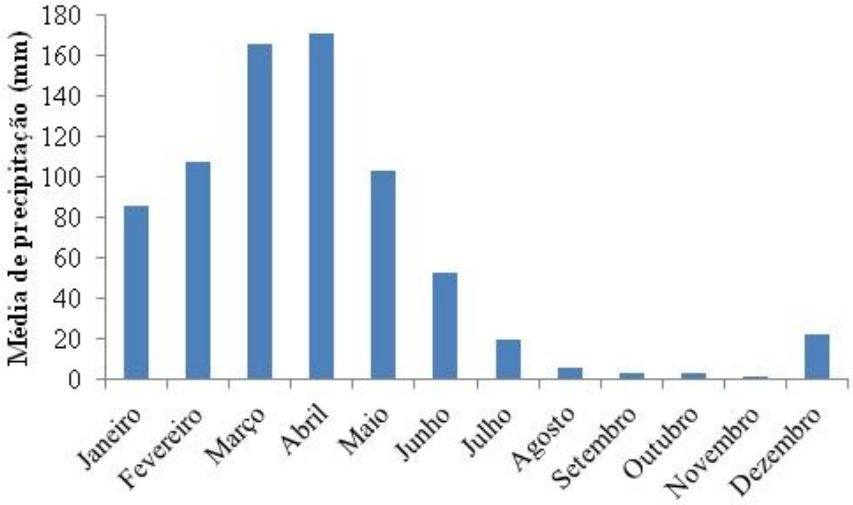
Figura 1.3 – Solos do Perímetro Irrigado Morada Nova.



Fonte: Brasil, (1972).

A área encontra-se localizada no Polígono das Secas. O clima da região, segundo a classificação de Köppen, corresponde a BSW'h' (muito quente e semi-árido) com precipitações médias anuais de 600 mm. A estação chuvosa varia de janeiro a junho, com a maior parte da precipitação concentrada entre março e abril (Figura 1.4). A temperatura média anual é de 27,5° C e a evapotranspiração potencial é maior que 2000 mm (BARBOSA *et al.*, 2005).

Figura 1.4 – Média de precipitação mensal do posto pluviométrico de Morada Nova - Série histórica de 1974 – 2013.



Fonte: FUNCEME, (2013).

A área foi selecionada por apresentar diversos problemas de salinização que afetam a produtividade do arroz irrigado e, muitas vezes, inibem o completo desenvolvimento da cultura (FRAGA *et al*., 2010).

1.4 Esboço da tese

A pesquisa apresentada nessa tese é descrita em seis capítulos. Essencialmente é uma coleção de quatro artigos, capítulos II a V, que foram ou serão publicados em revistas nacionais e internacionais.

Conforme já visto, o Capítulo I apresentou uma visão geral que incluiu uma breve introdução, mostrando a problemática com hipóteses e objetivos propostos na pesquisa. Também incluiu a apresentação e a caracterização da área de estudo.

No Capítulo II é apresentado um experimento de laboratório que foi conduzido com objetivo principal de fornecer informações para um melhor entendimento da aplicação de sensoriamento remoto na detecção de solos salinizados. O foco deste estudo foi o uso de espectroscopia de reflectância de laboratório para examinar variações na reflectância espectral e na profundidade das bandas de absorção observadas nos espectros de solos com diferentes níveis de salinidade. Adicionalmente também foi investigada a influência do gesso ($CaSO_4 \cdot 2H_2O$), em mistura com o solo e outros sais, sobre a resposta espectral dos solos salinizados.

A capacidade de previsão da concentração de sais no solo a partir da reflectância obtida por espectroscopia de laboratório foi averiguada no Capítulo III. Modelos estatísticos usando bandas individuais do espectrômetro FieldSpec, índices de salinidade e regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) foram calibrados e validados com dois conjuntos amostrais independentes. Também foi discutida a aplicação desses modelos em imagens hiperespectrais.

No Capítulo IV foi usado um modelo de mistura espectral construído com dados do sensor OLI/Landsat-8. A partir da imagem fração solo, foi feita a identificação de áreas expostas na área de estudo. Com base no comportamento temporal (1984-2011) do NDVI, calculado do produto reflectância de superfície CDR TM/Landsat-5 da NASA e do USGS, estes solos expostos foram avaliados quanto à sua diferenciação nas classes “salinizados” (sem uso agrícola) ou “não-salinizados” (com uso agrícola). Para estas classes, foram usados índices de salinidade do solo e escores da análise por componentes principais aplicada sobre dados multiespectrais do sensor OLI/Landsat-8 e

e hiperespectrais do sensor Hyperion/EO-1 para avaliar a capacidade de discriminação dessas classes pelos sensores utilizados.

O Capítulo V investigou o potencial das imagens multiespectrais (OLI/Landsat-8) e hiperespectrais (Hyperion/EO-1) para caracterizar o estresse salino na cultura do arroz. Índices de vegetação multi- e hiper-espectrais, obtidos de dosséis dessa cultura em um mesmo estágio fenológico, foram correlacionados com a condutividade elétrica do solo. Os índices com melhores resultados foram usados para mostrar a evolução dos dosséis com e sem estresse. Ainda, foi avaliado o efeito da salinidade na produtividade da cultura.

O Capitulo VI é referente às conclusões finais da tese. Esse capítulo tem função de conectar as etapas da investigação.

1.5 Referências

AGUIAR NETTO, A.O.; GOMES, C.C.S.; LINS, C.C.V.; BARROS, A.C.; CAMPECHE, L.F.S.M.; BLANCO, F.F. Características químicas e salino-sodicidade dos solos do Perímetro Irrigado Califórnia, SE, Brasil. **Cienc. Rural [online]**. Santa Maria, vol.37, n.6, p. 1640-1645, 2007. ISSN 0103-8478.

BARBOSA, F.C.; TEIXEIRA, A.S. DOS; GONDIM, R.S. Espacialização da evapotranspiração de referência e precipitação efetiva para estimativa das necessidades de irrigação na região do Baixo Jaguaribe - CE. **Revista Ciência Agronômica,** Fortaleza, v.36, p. 24 - 33, 2005.

BARROS, M. DE F. C.; SANTOS, P. M.; FERRAS, F. B. Qualidade da água de drenagem de solos degradados pala salinização e sodificação depois da aplicação de gesso e calcário e de lâmina de irrigação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, n.1, p.363-378, 2008.

BOUAZIZ, M.; MATSCHULLAT, J.; GLOAGUEN, R. Improved remote sensing detection of soil salinity from a semi-arid climate in Northeast Brazil. **Comptes Rend. Geosci**., Paris, v. 343, p.795–803, nov. - dez. 2011.

BRASIL – Ministério da Agricultura/Ministério do Interior. Mapa Exploratório – Reconhecimento de Solos do Estado do Ceará. Recife: SUDENE, 1972. 1 mapa, color. Escala 1:600000.

COLARES, D.S. **Análise técnico-econômica do cultivo do arroz no Perímetro Irrigado Morada Nova**. 2004. 90 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola). Centro de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2004.

CUNHA, C.S.M. **Relação entre solos afetados por sais e concentração de metais pesados em quatro perímetros irrigados no Ceará**. 2013. 101 f. Dissertação (Mestrado em solos e nutrição de plantas). Centro de Ciências Agrárias, Universidade

Federal do Ceará, Fortaleza, 2013.

D'ODORICO, P.; BHATTACHAN, A.; DAVIS, K.F.; RAVI, S.; RUNYAN, C.W. Global desertification: Drivers and feedbacks. **Adv. Water Resour.**, v. 51, p. 326–344, jan. 2013.

DALE, P.E.R.; HULSMAN, K.; CHANDICA, A.L. Classification of Reflectance on Colour Infrared Aerial Photographs and Sub-Tropical Salt-Marsh Vegetation Types. **International Journal of Remote Sensing**, Vol. 7, No. 12, p. 1783-1788, jun. 1986. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1080/01431168608948968>. Acesso em: 3/jan. 2014.

DEHNI, A.; LOUNIS, M. Remote Sensing Techniques for Salt Affected Soil Mapping: Application to the Oran Region of Algeria. **Procedia Engineering**, v. 33, p. 188-198, 2012. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.proeng.2012.01.1193> Acesso em: 4/mar. 2014.

FARIFTEH, J. **Imaging Spectroscopy of Salt-Affected Soils: Model-Based Integrated Method**. 2007. 235 f. Tese. International Institute Geo-Information Science and Earth Observation (ITC) and Utrecht University, Utrecht, 2007.

FARIFTEH, J., VAN DER MEER, F., VAN DER MEIJDE, M., ATZBERGER, C. Spectral characteristics of salt-affected soils: a laboratory experiment. **Geoderma,** v. 145, p. 196–206, jun. 2008.

FERREYRA, F. F. H.; SILVA, F. R. Identificação mineralógica das frações areia e argila dos solos aluviais do perímetro K do projeto de irrigação de Morada Nova, Ceará. **Revista Ciência Agronômica**, Fortaleza, v. 22, n. 1/2, p. 29 - 37, jun.- dez. 1991.

FRAGA, T.I.; CARMONA, F.C.; ANGHINONI, I.; GENRO JUNIOR, S.A.; MARCOLIN, E. Flooded rice yield as affected by levels of water salinity in different stages of its cycle. **R. Bras. Ci. Solo**, Viçosa, v. 34, p. 175-18, nov. 2010.

FUNDAÇÃO CEARENSE DE METEOROLOGIA E RECURSOS HIDRICOS (FUNCEME). Disponível em: <http://www.funceme.br/index.php/areas/rede-de monitoramento/plataforma-de-coleta-de-dados>. Acesso: 25 jun. 2013.

GARCIA, G. O.; FILHO, S.M.; REIS, E.F.; MORAIS, W.B.; NAZÁRIO, A.A. Alterações químicas de dois solos irrigados com água salina. **Revista Ciência Agronômica**, Fortaleza, v. 39, n. 01, p. 7-18, 2008.

HAMZEH, S., NASERI, A.A., ALAVI PANAH, S.K., MOJARADI, B., BARTHOLOMEUS, H.M., CLEVERS, J.G.P.W., BEHZAD, M. Estimating salinity stress in sugarcane fields with spaceborne hyperspectral vegetation indices. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**. v. 21, p. 282–290, 2013.

HOLDEN, H. E LEDREW, E. Spectral Discrimination of Healthy and Non-Healthy Corals Based on Cluster Analysis, Principal Components Analysis, and Derivative

Spectroscopy. **Remote Sensing of Environment**, v. 65. p. 217–224, 1998.

HUETE, A. R.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E. P.; GAO, X.; FERREIRA, L. G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v.83, n°1-2, p. 195–213, 2002.

KOOHAFKAN, P. **Water and Cereals in Drylands**, The Food and Agriculture Organization of the United Nations and Earthscan (FAO), Rome, 2012, 113p.

LEITE, E. M. **Utilização de corretivos químicos em solos degradados por sódio usando Milheto (Pennisetum americanum L.) como planta teste**. 2005. 62 f. Dissertação (mestrado em Agronomia) Areia, PB: CCA/UFPB, 2005.

METTERNICHT, G.; ZINCK, A. **Remote Sensing of Soil Salinization: Impact on Land Management**. CRC Press, Boca Raton - FL, USA, dez. 2008. 377 p. http://dx.doi.org/10.1201/9781420065039

NANNI, M. R. D.; DEMATTÊ, J.A.M. Spectral Reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Vol. 70, n°. 2, p. 393-407, mai. 2006.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, 3, 1973, Washington, DC. **Proceedings...** Washington, DC: NASA, 1973. p. 309-317.

SANTANA, M. J.; CARVALHO, J.A.; SILVA, E.L.; MIGUEL, D.S. Efeito da irrigação com água salina em um solo cultivado com feijoeiro (Phaseolus vulgaris L.). **Ciência Agrotecnológica**, Lavras, v. 27, n.2, p.443-450, mar./abr., 2003.

SOUSA, E.M.O. **O "novo modelo de irrigação" e os colonos de Morada Nova: política para qual público?.** 2005, 147 p. Dissertação (Mestrado Acadêmico em Políticas Púbicas e Sociedade) - Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, 2005.

SOUZA, M.J.N. **Geomorfologia**. In: Instituto de Planejamento do Estado do Ceará (IPLANCE). Atlas do Ceará. Fortaleza, 1997, 65 p.

WANG, F.; CHEN, X.; LUO, G.; DING, J.; CHEN, X. Detecting soil salinity with arid fraction integrated index and salinity index in feature space using Landsat TM imagery. **J. Arid Land**, Xinjiang, v. 5, p. 340 – 353, set. 2013.

CAPÍTULO II

Os efeitos do gesso sobre as características espectrais de solos aluviais brasileiros salinizados em laboratório

Resumo: A salinização induzida pela irrigação é um importante processo de degradação do solo, que afeta o rendimento das culturas no semiárido brasileiro. O gesso agrícola tem sido utilizado como uma medida corretiva para os solos salinos. Amostras de solos neossolos flúvicos (180) foram salinizadas com crescentes níveis de salinização, usando NaCl, $MgCl_2$ e $CaCl_2$ em condições tratadas com gesso (TG) e não tratadas com gesso (NTG). A salinidade foi medida pela condutividade elétrica (CE). Metade das amostras foi tratada com gesso agrícola antes de serem salinizadas. Espectros de reflectância foram medidos ao nadir, em ambiente controlado (laboratório), usando um espectroradiômetro FieldSpec, uma lâmpada halógena de 250 W e um painel de Spectralon. As variações de reflectância foram avaliadas através da análise por componentes principais (ACP) e as características de absorção das principais bandas posicionadas em 1450, 1950, 1750 e 2200 nm foram analisadas em função da CE com a técnica de remoção do contínuo para as amostras secas ao ar de amostras de solos tratadas com gesso (TG) e não tratadas com gesso (NTG). Coeficientes de correlação de Pearson da CE com a reflectância e a profundidade das bandas de absorção também foram obtidas para determinar as relações com salinidade. Os resultados mostraram que as amostras NTG apresentaram uma diminuição na reflectância e no brilho com o aumento da salinização usando $CaCl_2$ e $MgCl_2$. O inverso foi observado com NaCl. O gesso aumentou a reflectância do solo. As melhores correlações negativas observadas entre CE e reflectância foram observadas na faixa espectral 1500-2400 nm para $CaCl_2$ e $MgCl_2$, provavelmente em função dessa faixa possuir mais comprimentos de ondas afetados pela umidade e o Ca^{2+} e Mg^{2+} serem mais higroscópicos do que o Na^{+}. As bandas de absorção mais importantes foram observadas em 1450, 1950 e 1750 nm no espectro dos solos salinizados. A profundidade da banda de absorção dos minerais de argila (2200 nm) foi inversamente correlacionada com a concentração de sal. Dentre estas bandas de absorção, apenas aquelas posicionadas em 1750 e em 2200 nm não são afetadas pelos efeitos de absorções atmosféricas pelo vapor d'água, podendo ser em princípio detectadas por sensores hiperespectrais com boa relação sinal/ruído.

2.1 Introdução

A salinização dos solos é um dos processos mais relevantes relacionados à degradação ambiental em regiões de clima árido e semiárido (METTERNICHT; ZINCK, 2003). Esse é um problema generalizado para a produção agrícola no mundo, porque o sal retarda o crescimento e o desenvolvimento das culturas, provocando um

decréscimo de produtividade. Em casos mais severos, a salinização dos solos pode levar a um colapso da produção agrícola local (LAL *et al.*, 2009; D'ODORICO *et al.*, 2013). Isso ocorre em razão da elevação do potencial osmótico da solução do solo, por efeitos tóxicos dos íons específicos e pela alteração das condições físicas e químicas dos solos (SANTANA *et al.*, 2003). Cerca de 30% das terras irrigadas é moderadamente ou severamente afetada pela salinização (FAO, 2003). A identificação e o monitoramento das áreas afetadas pelo sal são essenciais nas decisões visando melhorar as práticas de gestão agrícola (WANG *et al.*, 2012).

Estudos têm demonstrado o potencial dos dados de sensoriamento remoto para detectar e mapear a ocorrência e concentração de sais nos solos (METTERNICHT; ZINCK, 2003; DEHAAN; TAYLOR, 2003; YAO *et al.*, 2013). A presença de sais na superfície pode ser detectada remotamente de forma direta em solos nus (eflorescência ou crosta de sal na superfície) ou indiretamente através dos efeitos sobre o crescimento da vegetação ou o rendimento das culturas (MOUGENOT *et al.*, 1993). As restrições sobre o uso dos dados de sensoriamento remoto para o mapeamento de áreas afetadas pelo sal incluem fatores como o comportamento espectral dos sais, a baixa resolução espectral de alguns sistemas sensores, as mudanças temporais na salinidade, a interferência da vegetação e as modificações físicas e químicas da superfície do solo devidas à salinização (METTERNICHT; ZINCK, 2003). Apesar disso, índices de salinidade têm sido propostos e testados com imagens (WENG *et al.*, 2010; WANG *et al.*, 2013).

Com a melhoria na resolução espectral dos sensores imageadores, vários estudos de espectroscopia de reflectância também têm sido feitos em laboratório com o objetivo de melhor compreender a influência dos sais sobre a resposta espectral dos solos. Por exemplo, Howari *et al.* (2002) examinaram a reflectância espectral de solos tratados com soluções salinas em laboratório. Eles observaram que crostas de diferentes sais possuem bandas de absorção diagnósticas em diferentes comprimentos de onda, cuja posição não se modifica com o tamanho dos cristais ou com a concentração dos sais. Segundo os autores, quando o gesso foi misturado com os sais nas soluções de tratamento, seus recursos primários de diagnósticos predominaram nos espectros de solos com crostas de sais. Farifteh *et al.* (2008) montaram um experimento de laboratório envolvendo solos com três texturas e seis sais minerais para estudar a relação entre a concentração de sal no solo e sua resposta espectral. Mudanças na forma das bandas de absorção posicionadas em comprimentos de ondas acima de 1300 nm e

na reflectância média ou total foram observadas com o aumento da concentração de sal. Além disso, a análise dos espectros com remoção do contínuo indicou uma forte correlação negativa entre a CE do solo e parâmetros de bandas de absorção (profundidade, largura e área).

No Brasil, os problemas de salinização induzida por irrigação são frequentes na região semiárida do Nordeste, mas os estudos de sensoriamento remoto que abordaram este tema na literatura são escassos. Tentativas de se utilizar dados do sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS/Terra), com resolução espacial grosseira (250-500 m de resolução espacial para as bandas 1 a 7) e que não permitem medições de bandas de absorção estreitas em espectros de solos salinos apresentaram apenas moderados resultados de correlação entre os índices espectrais e CE (BOUAZIZ *et al*., 2011). Antes de utilizar outros sensores a bordo de satélites com melhores resoluções espaciais e espectrais que o MODIS para mapeamento da salinidade, estudos de laboratório ainda são necessários para analisar a influência de sais sobre a resposta espectral de solos da região.

Estudos sobre os efeitos espectrais do gesso também são importantes. Muitas áreas salinizadas no Brasil são tratadas quimicamente com gesso (MELO *et al*., 2008; LACERDA *et al*., 2011), que pode afetar a resposta espectral dos outros tipos de sais presentes na superfície do solo (HOWARI *et al*., 2002), mas pouco se conhece sobre isto. O uso de gesso agrícola ($CaSO_4 \cdot 2H_2O$) como medida corretiva de solo salino-sódico se deve à boa solubilidade desse sal, que reduz a saturação de alumínio e adiciona cálcio (CAIRES *et al*., 1999). O gesso também é essencial na substituição do sódio, que precipita-se como sulfato e é facilmente lixiviado na água de drenagem (MELO *et al*., 2008).

No presente trabalho, amostras de um mesmo tipo de solo (Neossolo Flúvico – ou Fluvents na classificação americana de solos), normalmente usado para cultivo de arroz e com problemas de salinização induzidos por irrigação, foram coletadas no Distrito de Irrigação Morada Nova no Estado do Ceará, na região semiárida do Nordeste do Brasil. Adotando a estratégia geral dos experimentos de Howari *et al*. (2002) e Farifteh *et al*. (2008), um estudo de laboratório foi conduzido para examinar variações na reflectância espectral e na profundidade das principais bandas de absorção em espectros de solos salinizados. As amostras de solos foram submetidas a diferentes soluções salinas de cloreto de sódio (NaCl), cloreto de magnésio ($MgCl_2$) e cloreto de cálcio ($CaCl_2$), cuja concentração relativa (não salino a extremamente salino) foi

expressa por valores de CE das soluções salinas. O foco da análise foi sobre os efeitos espectrais do gesso em locais de solos salinos, usando análise por componentes principais e técnicas de remoção do contínuo para observar variações na reflectância espectral, no brilho e na profundidade das principais bandas de absorção. As implicações dos resultados para o mapeamento e o monitoramento da salinização do solo utilizando sensoriamento remoto hiperespectral na região são discutidas. O gesso pode ser um indicador indireto do processo de salinização que pode afetar o rendimento do arroz irrigado no local.

2.2 Material e Métodos

2.2.1 Coleta das amostras de solo

Em um local específico de solo exposto (S 5º 07’ 08" e W 38º 16’ 35"), dentro do Perímetro Irrigado de Morada Nova, foram coletadas 180 amostras de Neossolo Flúvico na camada de 0 a 15 cm de profundidade do solo.

2.2.2 Preparação das amostras de solo

Um experimento de laboratório foi montado para simular o acúmulo de sal nas amostras de solo. As 180 amostras foram levadas para o laboratório, homogeneizadas, trituradas e peneiradas (2 mm) para reduzir o efeito da rugosidade. Em seguida, esse material foi dividido em dois conjuntos de amostras de solos com seis repetições cada, sendo uma das repetições descartada ou preservada para a solução de eventuais problemas durante a simulação.

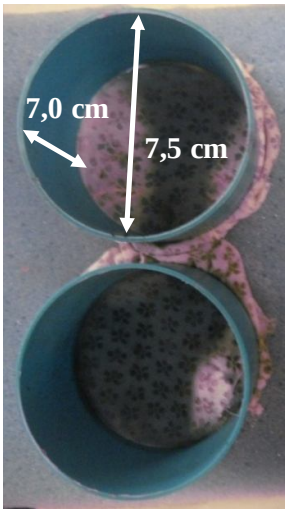
O primeiro conjunto de amostras (“Não tratado quimicamente com gesso – NTG”) foi distribuído dentro de cilindros de PVC de 7,5 cm de diâmetro por 7,0 cm de altura totalizando volumes de aproximadamente 309 cm^3 de solo por amostra (Figura 2.1a). Este conjunto foi submetido à salinização através da irrigação de água destilada com três soluções salinas de NaCl, $MgCl_2$ e $CaCl_2$ em cinco concentrações crescentes de sal ou de níveis de CE: CE1 (0 dS/m; solução somente com água destilada); CE2 (até 5,48 dS/m); CE3 (5,48-9,52 dS/m); CE4 (9,52-17,25 dS/m) e CE5 (>17,25 dS/m). Os dados de CE (dS/m à 25°C) foram medidos com um condutivímetro modelo HI2300 (Hanna instruments).

O segundo conjunto de amostras de solo ("tratado quimicamente com gesso - TG") foi tratado com 9,4 g/kg de gesso (tamanho da partícula - 50 mesh) e, subsequentemente, as amostras foram lavadas várias vezes com água destilada antes de serem transferidas para os recipientes, seguindo os procedimentos descritos por Duarte et al. (2007). Uma simulação de salinização foi então realizada utilizando os mesmos procedimentos descritos no parágrafo anterior

Portanto, cada um dos dois conjuntos envolveu um total de 75 amostras (cinco repetições x três sais x cinco concentrações salinas). Depois de preparados, os cilindros de solos foram agrupados por tratamento (tipo de sal e concentração simulada), colocados em bandejas plásticas (Figuras 2.1a e 2.1b), onde foram simulados cinco processos de irrigação até a saturação por ascensão capilar com as soluções salinas. Dentro de cada bandeja foi colocada uma esponja para garantir a ascensão do lençol freático (Figura 2.1a). Todas as amostras foram secas ao ar (processo natural de evaporação). Esse processo de saturação e secagem das amostras teve duração de 60 dias.

Nas análises químicas das amostras de solos, as concentrações de cálcio (Ca^{2+}), magnésio (Mg^{2+}) e sódio (Na^{+}) em mmol/dm^3 foram determinadas de acordo com os procedimentos descritos pela Embrapa (1997).

Figura 2.1 – (a) Cilindros utilizados no experimento, posicionados com uma esponja na base; e (b) bandejas com seis repetições de amostras de Neossolo Flúvico por tratamento.



(a)

(b)

Fonte: Próprio autor.

2.2.3 Obtenção dos dados espectrais

Para obtenção dos dados espectrais em laboratório, utilizou-se o espectrômetro FieldSpec Pro FR 3 (Analytical Spectral Devices Inc.), que opera na região de 350 a 2500 nm com resolução espectral de 3 nm nas faixas do visível e infravermelho próximo (VNIR = 350-1300 nm) e de 10 nm na faixa do infravermelho de ondas curtas (SWIR = 1300-2500). O sensor foi posicionado ao nadir a 7 cm de distância das amostras. A fonte de iluminação foi uma lâmpada halógena de 250 W de potência com refletor parabólico, feixe colimado para o plano visado e com 30° de ângulo zenital de iluminação. Como padrão de referência absoluta, foi utilizada uma placa spectralon branca de alta reflectância, calibrada. Foram realizadas três leituras de reflectância para cada amostra, sendo, posteriormente, utilizado o valor médio.

2.2.4 Análise dos Dados

A análise de dados envolveu duas etapas: uma para caracterizar as variações de reflectância espectral e outra para caracterizar as modificações na profundidade das principais bandas de absorção com o aumento da concentração de sais nos solos (ou CE) para amostras dos conjuntos NTG e TG.

Quando aplicada a imagens de satélites, a análise por componentes principais (ACP) é uma abordagem interessante para tratar, ao mesmo tempo, da identificação e da detecção de alterações no solo provocadas pelo sais (METTERNICHT; ZINCK, 2003). Quando aplicada a espectros de laboratório, permite a redução na dimensionalidade de dados e a determinação dos fatores responsáveis pela variabilidade espectral nos conjuntos de dados (MOREIRA; GALVÃO, 2010). Os autovalores indicam o número de CPs responsáveis pela maior parte da variância dos dados, enquanto que os autovetores indicam as variáveis de entradas mais importantes para explicar cada componente. Como parte do primeiro passo para a análise dos dados, a ACP foi aplicada separadamente para cada sal, para ambos os conjuntos de dados (NTG e TG). Os valores de reflectância de todo o espectro foram usados como variáveis de entrada. As componentes com autovalores maiores que 1 foram retidas e seus autovetores analisados para verificar a contribuição da reflectância em diferentes comprimentos de onda para explicar cada componente. Escores componentes principais foram plotados em função da CE para as amostras de NTG e TG. Com base nestes escores e no

significado das CPs, espectros de reflectância foram selecionados para mostrar as variações em reflectância com o aumento da concentração de sais. Coeficientes de correlação de Pearson para as relações entre a reflectância e a CE também foram obtidos e analisados para cada um dos sais com o uso de correlogramas e de diagramas de espalhamento.

Na segunda etapa, visando escolher as bandas de absorção dos espectros mais significativas e para quantificar as variações na profundidade de absorção, a técnica de remoção do contínuo foi utilizada (CLARK; ROUSH, 1984). Ela consiste na divisão dos valores originais de reflectância ($\rho_{\lambda original}$) em cada comprimento de onda (λ) pelos valores correspondentes projetados na linha reta ($\rho_{\lambda continuum}$), conectando as extremidades de uma determinada banda de absorção. A profundidade de uma banda de absorção (D) centrada em um determinado comprimento de onda λ_c é calculada pela Equação 1 (CLARK; ROUSH, 1984):

$$D = 1 - \frac{\rho_{\lambda c\, original}}{\rho_{\lambda c\, continuum}} \tag{2.1}$$

Em princípio, quanto maior for D em um determinado λ, maior será a quantidade do absorvedor. Os valores de D para as principais bandas de absorção foram então plotados em função da CE para as amostras de NTG e TG e as correlações foram analisadas.

2.3 Resultados e Discussão

2.3.1 Propriedades químicas do solo

Os valores médios dos atributos químicos Ca^{2+}, Mg^{2+} e Na^{+}, medidos nas 150 amostras para as diferentes concentrações salinas (classes de CE), são apresentados na Tabela 2.1. Essas análises foram feitas após as medidas espectrais em laboratório. Os resultados para CE1 no conjunto NTG mostraram que o solo original, submetido à irrigação com água destilada, já era moderadamente a ligeiramente salino com variações de valores médios de CE de 4,6 ($CaCl_2$) a 6,2 (NaCl) dS/m. Conforme esperado, a aplicação do gesso ($CaSO_4.2H_2O$) provocou incrementos consideráveis de cálcio nas amostras. Por exemplo, no caso do $CaCl_2$ na CE5, os valores variaram de 628,7 a 1.613,9 mmol/dm^3 (Tabela 2.1). No entanto, a aplicação de gesso não reduziu significativamente a CE por causa das dificuldades de manuseio desse solo (drenagem

limitada) no laboratório, em função da grande concentração de argila expansiva 2:1, somado a presença do íon Na^+ que funciona como agente expansivo sob as argilas reduzindo a permeabilidade do solo.

Tabela 2.1 – Valores médios dos atributos químicos para amostras não-tratadas (NTG) e tratadas (TG) com gesso em função da concentração de sais, expressa por valores de condutividade elétrica (CE).

	Atributo	Condutividade Elétrica (CE)									
		CE1		CE2		CE3		CE4		CE5	
		NTG	TG	NTG	TG	NTG	TG	NTG	TG	NTG	TG
NaCl	CE (dS/m)	6,2	6,9	18,6	34,5	35,7	40,7	49,6	64,9	112,8	138,9
	Na+ (mmol/dm^3)	60,7	20,7	132,7	76,8	269,5	141,3	322,4	245,4	1101,3	486,5
$MgCl_2$	CE (dS/m)	5,6	4,8	19,3	16,9	38,3	24,6	76,3	49,3	98,8	97,8
	Mg^{2+} (mmol/dm^3)	109,8	89,2	154,5	163	189,7	209,3	208,5	234,3	235,7	239,5
$CaCl_2$	CE (dS/m)	4,6	5,2	15	15,5	32	29,6	76,3	51,2	101,9	103,8
	Ca^{2+} (mmol/dm^3)	142,8	791,4	211,1	819,4	251,9	920,7	444,1	1015	628,7	1613,9

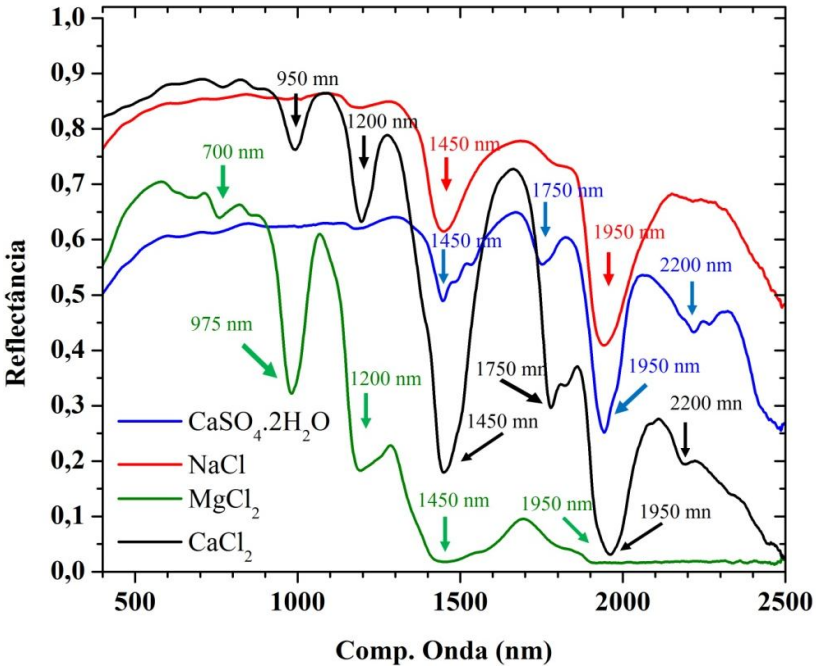
Obs. Tabela completa com todas as informações das análises químicas no anexo A

2.3.2 Análise espectral dos dados

Os espectros de reflectância dos sais usados no experimento de laboratório são mostrados na Figura 2.2. Os sais foram previamente secos em um forno a 105°C durante duas horas. Na curva de reflectância do gesso, podem ser observadas bandas de absorção posicionadas em torno de 1450 nm, 1750 nm, 1950 nm e 2200 nm. As bandas situadas próximas a 1450 nm e 1950 nm são produzidas por moléculas de água (HOWARI *et al.*, 2002; FARIFTEH *et al.*, 2008). A absorção em 2200 nm é causada por "overtones" (transição de um modo vibracional de um estado de energia para outro nível de energia acima ou abaixo do original) de grupos hidroxila existente nos argilo-minerais (HUNT *et al.*, 1971; HOWARI *et al.*, 2002; PASTOR *et al.*, 2010). O NaCl apresentou maior reflectância no VNIR e SWIR em relação aos outros sais e apenas duas bandas de absorção bem definidas em 1450 nm e 1950 nm, que estão relacionadas com inclusões fluidas e/ou água absorvida (HOWARI *et al.*, 2002; WANG *et al.*, 2012). No espectro do $MgCl_2$, foram observadas feições características em torno de 975 nm, 1200 nm, seguido de um forte decréscimo de reflectância entre 1400-2500 nm. A posição do comprimento de onda destas feições características está relacionada com efeitos de ligação de moléculas de água (HUNT *et al.*, 1971). Quando comparada com

os outros sais, a reflectância do $MgCl_2$ diminuiu fortemente a partir de 1900 nm, fato este também observado por Farifteh *et al*. (2008). O espectro do $CaCl_2$ apresentou fortes bandas de absorção em torno de 950 nm, 1200 nm, 1450 nm, 1750 nm, 1950 nm e uma banda mais fraca em torno de 2200 nm. O $MgCl_2$ e $CaCl_2$ são muito mais higroscópicos do que o NaCl. Durante o experimento de salinização, eles podem absorver umidade do ar, que pode afetar a reflectância no SWIR e provocar o aparecimento de algumas bandas de absorção de água, quando comparado com NaCl.

Figura 2.2 - Espectros de reflectância dos sais usados no experimento e do gesso ($CaSO_4.2H_2O$) usado para tratamento químico das amostras. As posições das principais feições de absorção estão indicadas por setas.



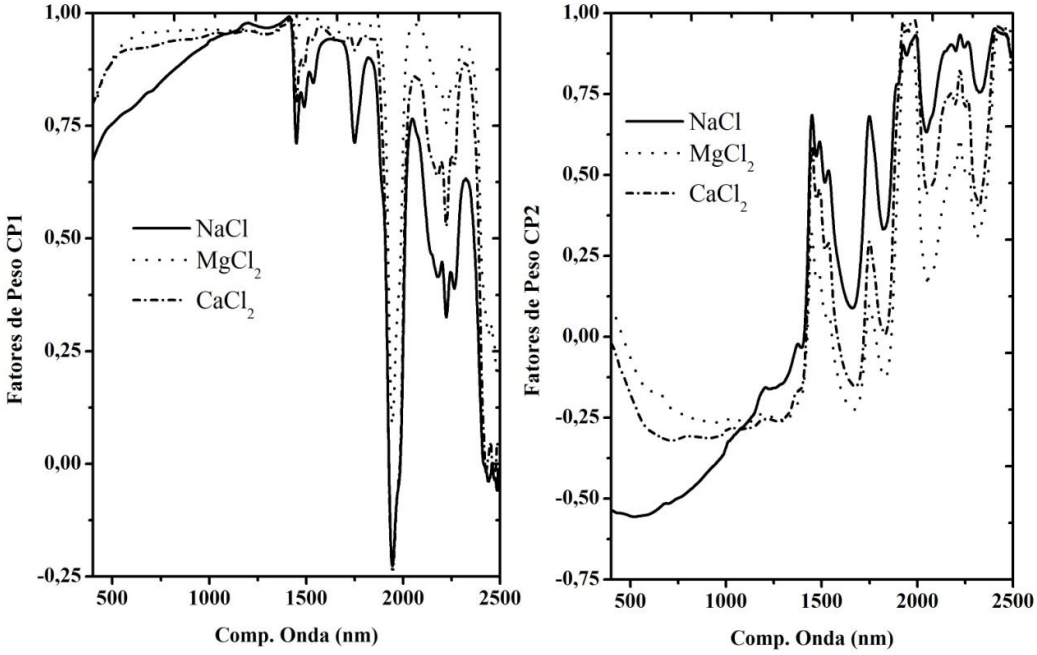
Fonte: Próprio autor.

2.3.3 Efeitos da CE sobre os espectros dos solos NTG e TG

A análise por componentes principais dos dados espectrais demonstrou que a primeira componente (CP1) foi responsável por 61,01%, 81,37% e 73,11% da variância total das amostras de NaCl, $MgCl_2$ e $CaCl_2$, enquanto a segunda componente (CP2) foi responsável por 33,16%, 13,71% e 20,69% da variância dos mesmos conjuntos amostrais, respectivamente. Os fatores de pesos correspondentes a primeira componente principal (Figura 2.3a) mostraram comportamentos semelhantes para ambos os

tratamentos dos sais. Fatores de pesos positivos foram observados para todos os comprimentos de onda, exceto para estreitas faixas espectrais, especialmente em 1950 nm e 2500 nm (borda do trecho fundamental de vibração da água centrada em 2700 nm), ambas relacionadas ao teor de água, e em menores graus em 2200, 1700, 1650, 1550 e 1450 nm, presumivelmente refletindo variações no teor de gesso. Tal como ilustrado na Figura 2.4, a CP1 expressou variações de brilho (reflectância total) das amostras ou de reflectância média (ρb1+ρb2+...+ρbn/n bandas) para a faixa espectral estudada, pois apresentou altos valores de fatores de peso para a maior parte dos comprimentos de onda. Por outro lado, a CP2 exibiu fatores de peso negativos no VNIR e positivos no SWIR, expressando as variações na forma do espectro e nas bandas de absorção dos sais (Figura 2.3b).

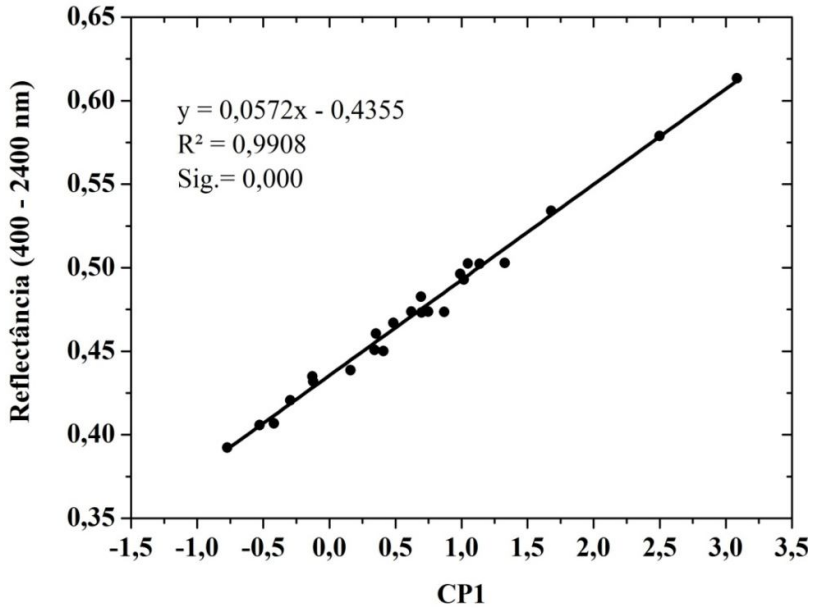
Figura 2.3 – Fatores de peso da primeira (CP1) e segunda (CP2) componente principal.



(a) (b)

Fonte: Próprio autor.

Figura 2.4 - Relações entre a reflectância média no intervalo 400-2400 nm das amostras de Neossolo Flúvico e os escores CP1 (brilho) para dados tratados quimicamente com gesso (TG) de NaCl.

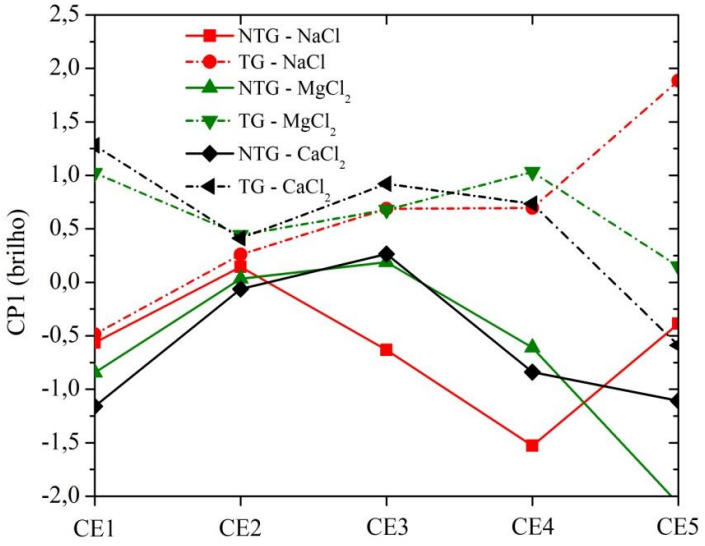


Fonte: Próprio autor.

As projeções dos escores CP1 médios em função das amostras NTG e TG de NaCl, $MgCl_2$ e $CaCl_2$ mostraram que as amostras tratadas quimicamente (linhas tracejadas na Figura 2.5) tiveram valores de brilho superiores às das não tratadas (linhas cheias). Isto ocorre devido à influência espectral do gesso, cuja magnitude do efeito depende do tipo e da concentração dos sais na mistura (HOWARI *et al.*, 2002). O brilho das amostras NaCl (TG) aumentou de CE1 para CE5, conforme expresso pelo gradual aumento dos escores CP1 (Figura 2.5). O contrário foi observado para $CaCl_2$ e $MgCl_2$, cuja reflectância espectral dos sais puros diminuiu fortemente do VNIR para o SWIR (Figura 2.2).

A inspeção dos espectros de reflectância de amostras de solos salinizadas com $MgCl_2$ (Figura 2.6a) e NaCl (Figura 2.6b) indicou que os padrões de aumento e diminuição de brilho no espaço CP da Figura 2.5 em função do tratamento químico com o gesso foram mais bem definidos no SWIR e VNIR, respectivamente. Além disso, as feições espectrais do gesso prevaleceram sobre as feições espectrais do $MgCl_2$ e NaCl.

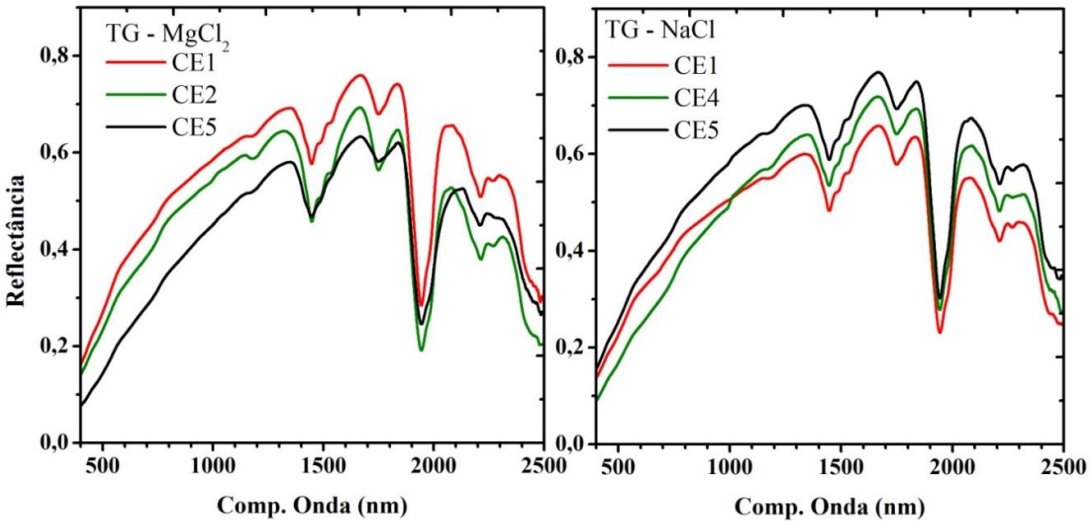
Figura 2.5 – Projeções dos escores médios CP1 para amostras de Neossolo Flúvico tratadas (TG) e não tratadas (NTG) quimicamente com gesso em função de cinco classes de condutividade elétrica (CE) das soluções salinas usadas para irrigar os solos.



Fonte: Próprio autor.

Para as amostras NTG, exceto para NaCl, o brilho dos outros dois sais primeiro aumentou de CE1 para CE3 (maiores escores CP1) e depois diminuiu na direção de CE5 (Figura 2.5). A diminuição de brilho com a concentração de sal na Figura 2.5 para $MgCl_2$ (NTG) é consistente com os resultados obtidos por Farifteh et al. (2008) ao calcularem o albedo normalizado (1000-2400 nm) de três tipos de solos irrigados com soluções salinas em relação aos mesmos solos irrigados apenas com água destilada. Para NaCl (NTG), os resultados de Farifteh et al. (2008) variaram com os tipos de solos ou textura.

Figura 2.6 – Variações espectrais com condutividade elétrica (CE) das soluções salinas usadas para irrigar amostras de Neossolo Flúvico, mostrando maiores e menores valores de reflectância de CE1 para CE5 para (a) $MgCl_2$ e (b) NaCl, respectivamente.



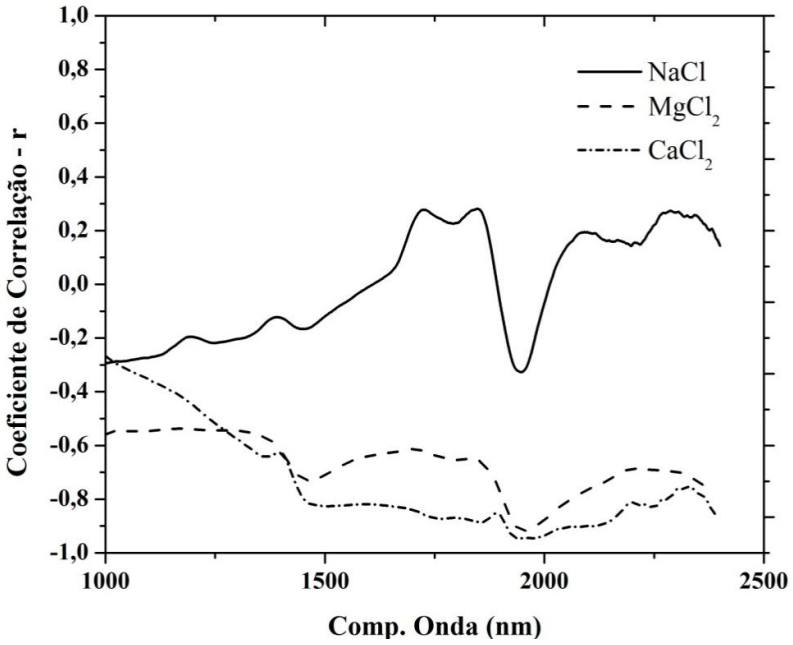
(a) (b)

Fonte: Próprio autor.

2.3.4 Relação da CE com reflectância espectral de solos NTG e TG

Para o NaCl os resultados indicam correlação positiva entre a reflectância do solo NTG e a CE no SWIR. Fortes correlações negativas foram observadas nos espectros dos Neossolos Flúvicos salinizados com $MgCl_2$ e $CaCl_2$ na condição NTG, especialmente no SWIR entre 1400 e 2400 nm (Figura 2.7). No Trabalho de Farifteh et al. (2008), $MgCl_2$ também foi o sal que apresentou melhores correlações negativas com a reflectância no SWIR. Os resultados da Figura 2.7 também são consistentes com a resposta espectral destes dois sais, que mostraram significante redução na reflectância do VNIR para o SWIR (Figura 2.2). Os coeficientes de correlação (*r*) diminuíram significantemente no SWIR no conjunto de amostras (TG) com o gesso produzindo uma redução na correlação de -0,91 para +0,42 para $MgCl_2$ e de -0,93 para +0,11 para $CaCl_2$ em 1950 nm.

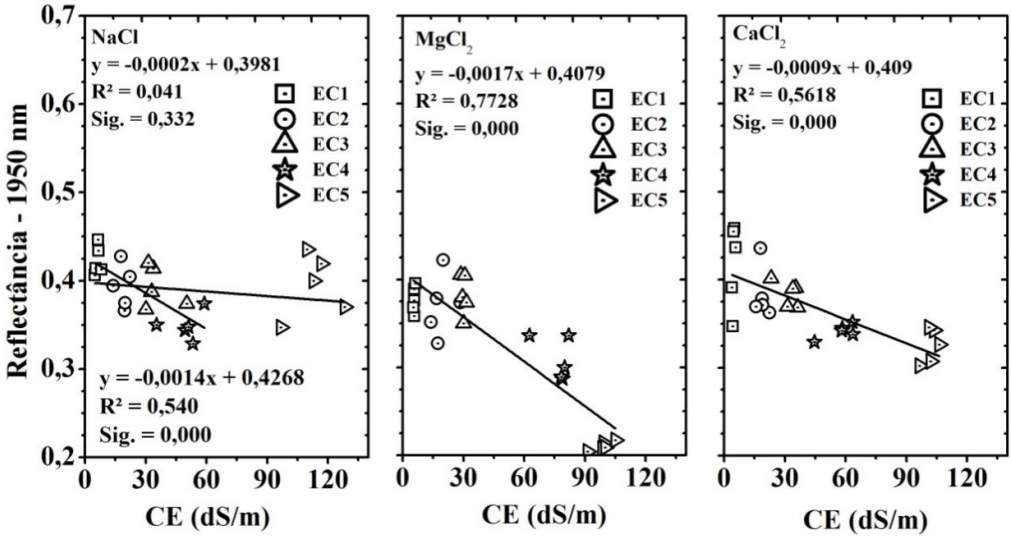
Figura 2.7 – Coeficientes de correlação de Pearson para a relação entre reflectância espectral e medidas de condutividade elétrica (salinidade) feitas nas amostras de Neossolo Flúvico não tratadas quimicamente (NTG) com gesso. Para cada sal, 25 amostras foram utilizadas no cálculo.



Fonte: Próprio autor.

A inspeção dos diagramas de espalhamento entre reflectância em 1950 nm e CE (salinidade dos solos) comprovaram que as relações são lineares (Figura 2.8). O comportamento antagônico de NaCl no correlograma da Figura 2.7, que apresentou valores positivos de *r* no SWIR, foi determinado basicamente pela classe de amostras CE5 de salinidade extrema, que provocou modificações substanciais na estrutura física da camada superficial dos solos com aumento de reflectância (Figura 2.8a). Quando esta classe não foi considerada nos cálculos, correlações negativas entre reflectância e CE (R^2 = 0,54) também foram observadas no SWIR para NaCl, a exemplo do observado para $CaCl_2$ e $MgCl_2$ (Figura 2.8a).

Figura 2.8 – Diagramas de espalhamento para as relações entre reflectância em 1950 nm e condutividade elétrica (CE) de amostras de Neossolo Flúvico salinizadas com (a) NaCl, (b) $MgCl_2$ e (c) $CaCl_2$. Em (a), equações das retas foram ajustadas com (correlação positiva) e sem (negativa) a classe CE5.



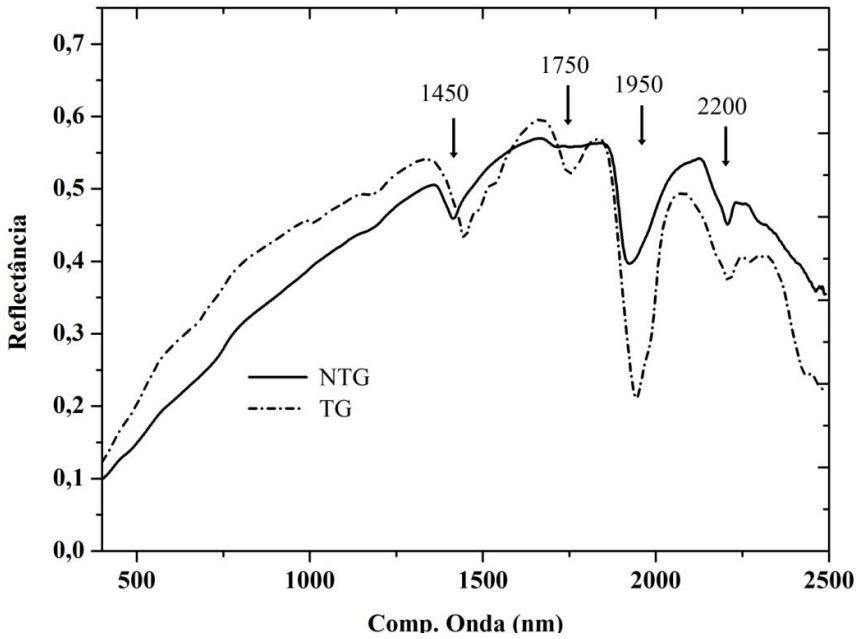
(a) (b) (c)

Fonte: Próprio autor.

2.3.5 Variações na profundidade das bandas de absorção com CE para NTG e TG

Quando comparados com os espectros dos sais puros (Figura 2.2), os espectros NTG e TG dos Neossolos Flúvicos salinizados em laboratório exibiram um número menor de feições espectrais bem definidas. As bandas de absorção mais profundas, calculadas usando o método de remoção do contínuo, foram observadas em 1450 nm, 1950 nm e 1750 nm. Feições em 2200 nm são devidas à presença de minerais de argila nos solos (DEHAAN; TAYLOR, 2003). Elas são aproximadamente coincidentes com as características de absorção do gesso (Figura 2.9).

Figura 2.9 - Espectros da CE1 de amostras de solos aluviais tratados (TG) e não tratadas (NTG) com gesso.

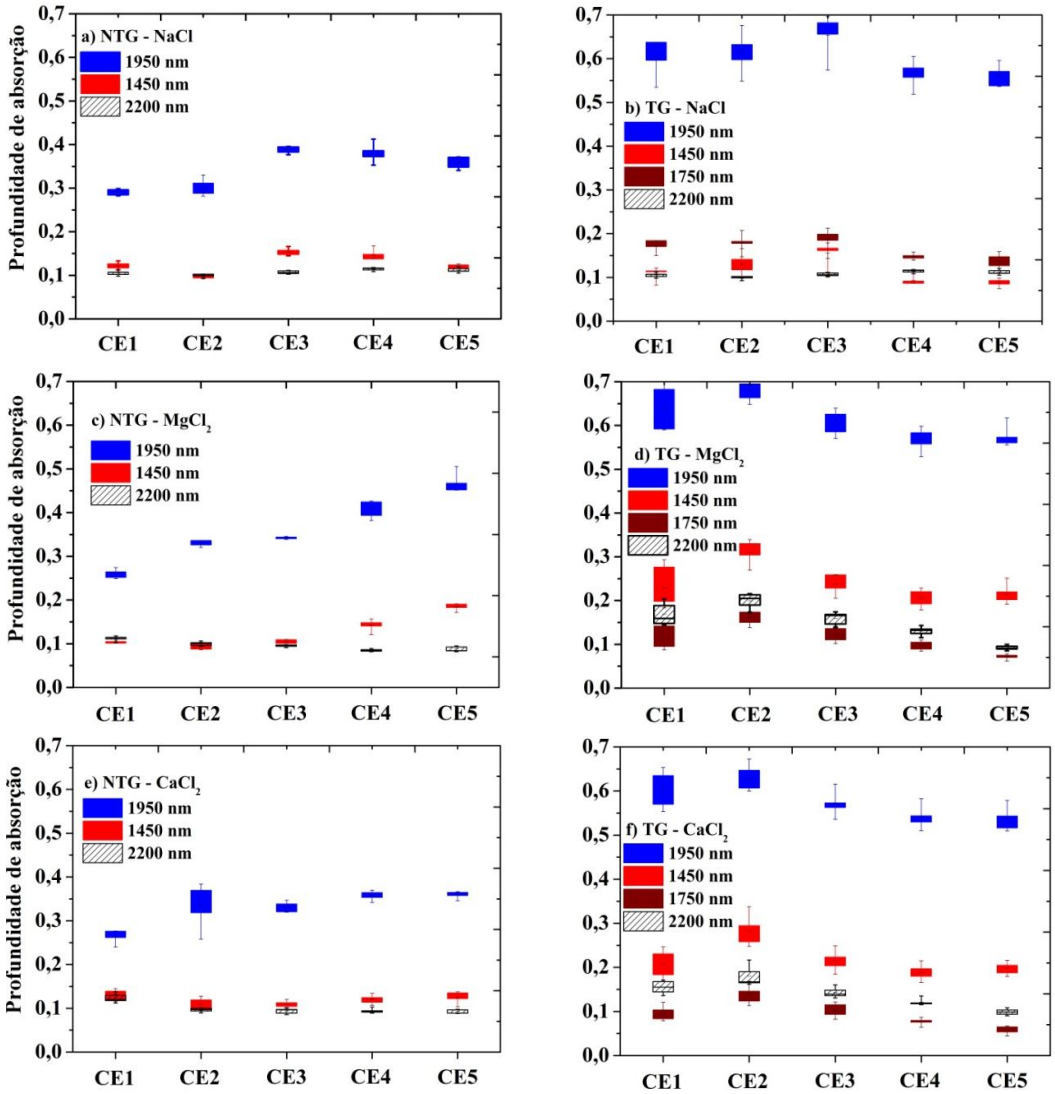


Fonte: Próprio autor.

Em regiões áridas e semiáridas, NaCl está presente em maior quantidade em relação aos outros sais estudados, ocorrendo principalmente na forma de cristais ou eflorescência resultante da evaporação da água salinizada (FARIFTEH *et al.*, 2008). Entretanto, para as amostras NTG (Figuras 2.10a 2.10c e 2.10e), $MgCl_2$, quando comparado com NaCl e $CaCl_2$, foi o sal que apresentou bandas de absorção com melhor definição em 1450 nm e, especialmente, em 1950 nm. Os valores de profundidade destas bandas foram positiva e altamente correlacionados com a concentração deste sal, expressa por valores crescentes de CE (Figura 2.11a). Esta mesma tendência foi observada por Weng et al. (2008), que obtiveram uma relação direta entre a concentração deste sal e a profundidade da banda de absorção. Os resultados de correlação para NaCl e $CaCl_2$ foram inferiores aos do $MgCl_2$.

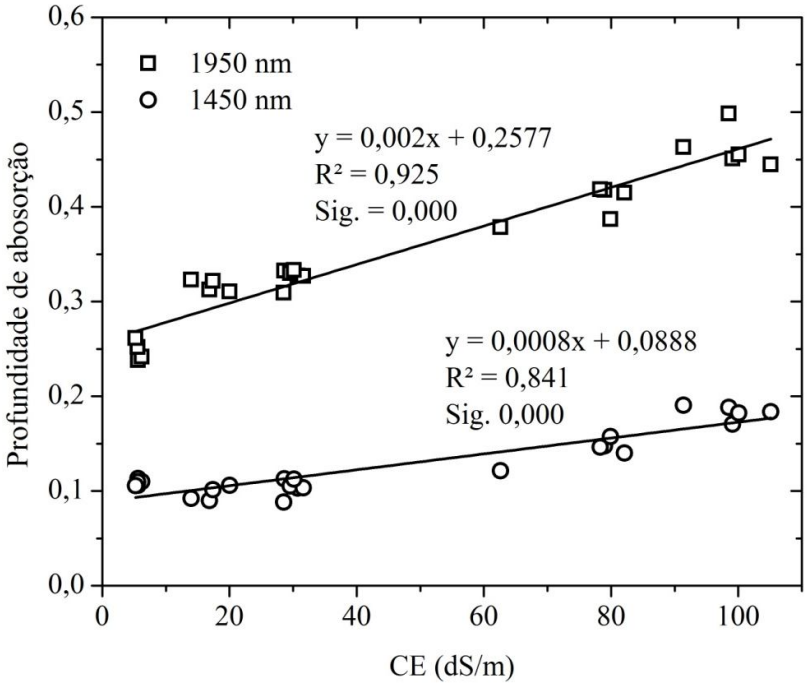
Em geral, as amostras TG (Figuras 2.10b 2.10d e 2.10f) apresentaram bandas de absorção mais profundas do que as observadas nas amostras NTG (Figuras 2.10a 2.10c e 2.10e), devido à influência espectral do gesso. A presença de uma feição adicional, centrada em 1750 nm e observada no espectro do gesso na Figura 2.2, confirmou os efeitos espectrais do gesso que foi utilizado para tratamento químico das amostras e correção de salinização.

Figura 2.10 – Variações na profundidade média e desvio-padrão das principais bandas de absorção presentes nos espectros de reflectância das amostras não tratadas (NTG; lado esquerdo da figura) e tratadas (TG; lado direito) quimicamente com gesso de Neossolo Flúvico para diferentes sais (NaCl, $MgCl_2$ e $CaCl_2$) e níveis de condutividade elétrica (CE) ou salinização.



Fonte: Próprio autor.

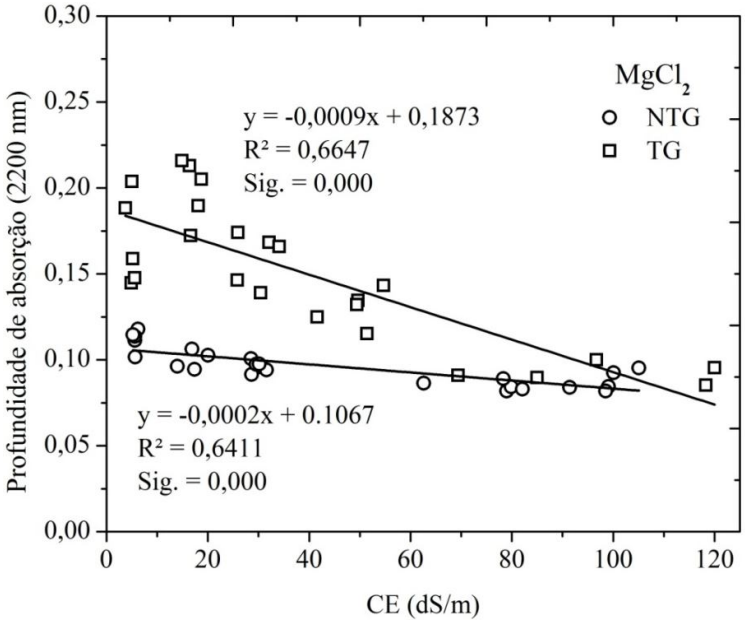
Figura 2.11 – Relações da profundidade das bandas de absorção centradas em 1450 nm e 1950 nm com os valores de condutividade elétrica (CE) ou salinização dos Neossolos Flúvicos com $MgCl_2$ para amostras não tratadas quimicamente com gesso (NTG).



Fonte: Próprio autor.

Para as duas condições de solos (NTG e TG), as bandas de absorção centradas em 2200 nm, relacionadas com minerais argilosos dos solos, tornaram-se menos evidentes ou profundas à medida que as amostras tornaram-se mais salina (Figura 2.10). Correlações negativas entre a profundidade da banda de absorção em 2200 nm com valores de CE foram obtidas para NTG e TG (Figura 2.12). De acordo com Dehaan e Taylor (2003), a redução na profundidade desta banda pode ocorrer como resultado da perda da cristalização dos minerais de argila devido ao processo de salinização. Obviamente, o gesso tem uma característica espectral numa posição aproximada, que afeta a aparência da absorção de minerais de argila.

Figura 2.12 - Relações da profundidade da banda de absorção de minerais de argila em 2200 nm com valores de condutividade elétrica (CE) ou de salinização dos Neossolos Flúvicos com $MgCl_2$ para amostras tratadas (TG) e não tratadas (NTG) quimicamente com gesso.



Fonte: Próprio autor.

2.4 Conclusões

Quando submetidas à salinização crescente com $CaCl_2$ e $MgCl_2$, a reflectância espectral e o brilho das amostras NTG de Neossolo Flúvico diminuíram de CE1 (solução não salina com água destilada) para CE5 (solução extremamente salina). O contrário foi observado para NaCl. Este comportamento foi consistente com a resposta espectral dos sais puros usados no experimento. Com o tratamento químico com gesso, o brilho das amostras TG aumentou para todos os sais quando comparado com as amostras NTG. Conforme descrito anteriormente, a reflectância diminuiu de CE1 para CE5 para $MgCl_2$ e $CaCl_2$ e aumentou com concentrações mais altas de NaCl.

No conjunto de amostras NTG, as melhores correlações entre reflectância e salinidade dos solos, expressa por valores de CE, foram obtidas para $CaCl_2$ e $MgCl_2$ na faixa espectral de 1500 a 2400 nm. As relações foram lineares e negativas com o aumento da concentração destes sais provocando uma diminuição na reflectância do SWIR, o que é consistente com resposta espectral dos sais puros.

Das bandas de absorção dos espectros dos sais puros, as feições com as melhores definições observadas nos espectros dos Neossolos Flúvicos submetidos à salinização foram as de 1450 nm e 1950 nm. Com o tratamento químico com gesso, feições adicionais de absorção centradas em 1750 nm deste constituinte também foram observadas. Fortes correlações positivas entre a profundidade das bandas de absorção posicionadas em 1450 nm e 1950 nm e os valores de CE foram observadas apenas para $MgCl_2$. A profundidade da banda de absorção de 2200 nm (minerais argilosos), presente nos espectros dos solos, diminuiu com o aumento da salinização, sendo inversamente correlacionada com valores de CE.

Os resultados deste experimento de laboratório têm implicações para investigações de salinização na área de estudo com futuros sensores hiperespectrais como o EnMAP (*Environmental Mapping and Analysis Program*) ou o HyspIRI com 30 m e 60 m de resolução espacial, respectivamente, e mais de 200 bandas espectrais. As bandas de absorção em 1450 nm e 1950 nm são coincidentes com intervalos espectrais de forte absorção por vapor d'água da atmosfera, mas a feição de 1750 nm pode ser detectada nos espectros dos pixels de solos expostos. Esta característica ocorre nos espectros dos solos com gesso, um corretivo para solos salinos que pode ser usado indiretamente para mapear a salinização. A detecção da redução na profundidade da banda de absorção de 2200 nm com a salinização dependerá fortemente da relação sinal/ruído do sensor no SWIR. Em função do gesso e os outros sais estudados absorverem fortemente em diferentes proporções no SWIR, devido à natureza higroscópica, a forma dos índices VNIR/SWIR pode ser também útil para o mapeamento da salinidade. Além disso, fixando-se o estágio fenológico do arroz irrigado e selecionando-se uma data para reduzir o efeito espectral da umidade do solo, é possível que modificações espectrais na vegetação sobre talhões com diferentes níveis de salinização sejam detectadas por estes dois sensores, o que requer estudos adicionais.

2.5 Referências

BOUAZIZ, M.; MATSCHULLAT, J.; GLOAGUEN, R. Improved remote sensing detection of soil salinity from a semi-arid climate in Northeast Brazil. **Comptes Rend. Geosci**., Paris, v. 343, p.795–803, nov. - dez. 2011.

CAIRES, E.F.; FONSECA, A.F.; MENDES, J.; CHUEIRI, W.A.; MADRUGA, E.F. Produção de milho, trigo e soja em função das alterações das características químicas do solo pela aplicação de calcário e gesso na superfície, em sistema de plantio direto.

R. Bras. Ci. Solo, v. 23, p. 315-327, 1999.

CLARK, R.N.; ROUSH, T.L. Reflectance spectroscopy: quantitative analysis techniques for remote sensing applications. **Journal of Geophysical Research**, v. 89, p. 6329 – 6340, jul. 1984.

D'ODORICO, P.; BHATTACHAN, A.; DAVIS, K.F.; RAVI, S.; RUNYAN, C.W. Global desertification: Drivers and feedbacks. **Adv. Water Resour.**, v. 51, p. 326–344, jan. 2013.

DEHAAN, R.; TAYLOR, G.R. Image-derived spectral endmembers as indicators of salinization. **Int. J. Remote Sens.**, v. *24*, p. 775-794, 2003.

DUARTE, S.N.; DIAS, N.S.; TELES FILHO, J.F. Recuperação de um solo salinizado devido ao excesso de fertilizantes em ambiente protegido. **Irriga,** Botucatu, v. 12, p. 422-428, jul./set. 2007.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (EMBRAPA). Centro Nacional de Pesquisa dos Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Manual de métodos de análise de solo**. Rio de Janeiro, RJ, Brazil, 1997.

FARIFTEH, J., VAN DER MEER, F., VAN DER MEIJDE, M., ATZBERGER, C. Spectral characteristics of salt-affected soils: a laboratory experiment. **Geoderma,** v. 145, p. 196–206, jun. 2008.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION (FAO). **Crops and drops: making the best use of water for agriculture**, Rome, 2002, 28 p.

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.

HUNT, G.R.; SALISBURY, J.W.; LENHOFF, C.J. Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks. II. Carbonates. **Modern Geology**, v. 02, p. 23-30, 1971.

LACERDA, C.F.; SOUZA, G.G.; SILVA, F.L.B.; GUIMARÃES, F.V.A.; SILVA, G.L.; CAVALCANTE, L.F. Soil salinization and maize and cowpea yield in the crop rotation system using saline waters. **Eng. Agrícola**, Jaboticabal, v.31, n.4, p.663 – 675, 2011.

LAL, R.; Soils and food sufficiency. A review. **Agronomy for sustainable development**, v. 29, p. 113 – 133, mar. 2009.

MELO, M.R.; BARROS, C.F DE M.; SANTOS DOS M.P.; ROLIM, M.M. Correção de solos salino-sódicos pela aplicação de gesso mineral. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 12, p. 376 – 380, jan. 2008.

METTERNICHT, G.I.; ZINCK, J.A. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. **Remote Sensing of Environment**, v.85, p. 1-20, abr. 2003.

MOREIRA, R.C.; GALVÃO, L.S. Variation in spectral shape of urban materials. **Remote Sensing Letters**, v. 01, p. 149-158, mar. 2010.

MOUGENOT, B.; EPEMA, G.F.; POUGET. M. Remote sensing of salt affected soils. **Remote Sens. Reviews,** v. *07*, p. 241-259, out. 1993.

PASTOR, I.M.; PEDREÑO, J.N.; KOCH, M.; GÓMEZ, I. Applying imaging spectroscopy techniques to map saline soils with ASTER images. **Geoderma**, v. 158, p. 55-65, ago. 2010.

SANTANA, M. J.; CARVALHO, J.A.; SILVA, E.L.; MIGUEL, D.S. Efeito da irrigação com água salina em um solo cultivado com feijoeiro (Phaseolus vulgaris L.). **Ciência Agrotecnológica**, Lavras, v. 27, n.2, p.443-450, mar./abr., 2003.

WANG, F.; CHEN, X.; LUO, G.; DING, J.; CHEN, X. Detecting soil salinity with arid fraction integrated index and salinity index in feature space using Landsat TM imagery. **J. Arid Land**, Xinjiang, v. 5, p. 340 – 353, set. 2013.

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.

WENG, Y.; GONG, P.; ZHU, Z. Reflectance spectroscopy for the assessment of soil salt content in soils of the Yellow River Delta of China. **Int. J. Remote Sens**. v. 29, p. 5511 – 5531, 2008.

WENG, Y.L.; GONG, P.; ZHU, Z.L. A spectral index for estimating soil salinity in the Yellow River Delta Region of China using EO-1 Hyperion data. **Pedosphere**, v. 20, p. 378 – 388, jun. 2010.

YAO, Y.; DING, J.L.; KELIMUL, A.; ZHANG, F.; LEI, L. Research on remote sensing monitoring of soil salinization based on measured hyperspectral and EM38 data. **Spectroscopy and Spectral Analysis**, v. 33, p. 1917 – 1921, jul. 2013.

CAPÍTULO III

Análise quantitativa da concentração de sais nos solos, a partir de dados de espectroscopia de reflectância

Resumo: O desenvolvimento de modelos preditivos capazes de quantificar a concentração de sal no solo a partir da reflectância é de extrema relevância por que poderia possibilitar o uso de imagens de satélites no monitoramento e detecção de extensas áreas salinizadas. O objetivo desse estudo foi avaliar a possibilidade de dados de sensoriamento remoto hiperespectral para estimar a salinidade do solo. Na modelagem foram usadas 93 amostras de solos, sendo que, desse conjunto amostral, 2/3 foram usados para calibrar e 1/3 para validar os modelos estatísticos. Nos dois subconjuntos amostrais foram feitas medições espectrais em laboratório usando o espectroradiômetro FieldSpec Pro FR sob condições controladas e, também, foram realizadas medições de condutividade elétrica (CE). A análise foi efetivada com os dados de CE transformados para logarítmo natural (ln) visando a normalização. Modelos estatísticos foram obtidos a partir de regressões lineares de bandas individuais do espectrômetro, do índice normalizado de salinidade (NDSI) e de regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR). A capacidade de previsão dos modelos foi avaliada com o coeficiente de determinação (R^2), o erro quadrado médio (RMSE) e o desvio padrão do erro (RPD). Dos comprimentos de ondas que apresentaram as melhores correlações da reflectância com o ln CE, a banda posicionada em 1945 nm apresentou maior capacidade de previsão (R^2 = 0,50; RMSE = 0,987 e RPD = 1,47). No entanto, ainda foi bem inferior aos modelos desenvolvidos a partir do NDSI (modelo 1 usando 1875 e 1935 nm com R^2 = 0,836; RMSE = 0,54; RPD = 2,44 e modelo 2 usando as bandas 2335 e 2395 nm com R^2 = 0,642; RMSE = 0,80 e RPD = 1,88). Dois modelos PLSR foram construídos: um usando todas as informações espectrais e o outro sem as bandas de interferência atmosférica. O primeiro modelo apresentou melhores resultados em relação ao segundo, indicando a forte relação das bandas próximas a 1400 e 1900 nm com a salinidade do solo. De toda a modelagem desenvolvida, o PLSR usando todas as bandas foi o que apresentou o melhor resultado (R^2 = 0,883; RMSE = 0,44 e RPD = 2,90) sugerindo que, quanto maior o número de informações espectrais usadas na modelagem, maior é a capacidade de previsão do modelo. Mesmo assim, excluindo as regiões espectrais de absorção de água, modelos PLSR com o NDSI podem potencialmente serem usados em imagens hiperespectrais para produzir mapas de salinidade.

3.1 Introdução

A salinização tem contribuído bastante para o aumento da degradação do solo no semiárido brasileiro (SAMPAIO *et al.*, 2005). Os fatores que contribuem para esse sério problema ambiental estão ligados diretamente ao solo (p. ex., material de origem,

topografia, profundidade do lençol freático, qualidade da água subterrânea), fatores relacionados ao manejo (irrigação e drenagem) e fatores climáticos (precipitação e evaporação) (DOUAIK *et al*., 2008).

Geralmente, a caracterização da salinidade de uma área com grande dimensão espacial é feita medindo-se a condutividade elétrica (CE) a partir do extrato de saturação de amostras de solo coletadas em campo, visando a elaborar mapas detalhados desse processo (BEN-DOR *et al.*, 2008). No entanto, essa técnica convencional de identificação, mapeamento e quantificação do sal no solo é cara e demorada, requerendo amostragem intensiva para caracterizar a variabilidade espacial (NANNI; DEMATTÊ, 2006).

O sensoriamento remoto é uma alternativa atraente aos métodos tradicionais em função de seu baixo custo, excelente cobertura espacial, boa frequência temporal, podendo permitir o mapeamento das áreas salinizadas (FARIFTEH *et al*., 2008; WENG *et al.*, 2010). Nos últimos anos, tem havido uma aplicação generalizada de dados de sensoriamento remoto para mapear a salinidade diretamente do solo exposto ou indiretamente da vegetação em várias escalas (BSAIBES *et al*., 2009).

Dados de sensores multiespectrais (p. ex., Landsat e SPOT) são usados com sucesso para diversas aplicações, no entanto, sua baixa resolução espectral tem limitado a separação de solos com diferentes concentrações salinas (DEHAAN; TAYLOR, 2003; WENG *et al.*, 2010; ALLBED *et al*., 2014). Já o sensoriamento remoto hiperespectral tem sido utilizado em muitos estudos, porque permite a discriminação de sutis diferenças entre os materiais constituintes do solo (MASHIMBYE *et al*., 2012).

Por adquirir imagens em centenas de bandas, os sensores hiperespectrais permitem fazer uma avaliação quantitativa dos solos afetados por sais usando diversos métodos estatísticos no desenvolvimento de modelos de previsão (BEN-DOR *et al*., 2002; MCBRATNEY *et al*., 2003). Weng *et al.* (2010) usaram características de absorção identificadas pela técnica da remoção do contínuo para desenvolver um índice de salinidade a partir de bandas posicionadas em 2052 e 2203 nm. Os autores em seguida usaram esse índice em imagens Hyperion obtidas sobre solos expostos, produzindo mapas de salinidade com coeficiente de correlação (*r*) acima de 0,80.

A regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) tem sido muito utilizada para modelar a relação quantitativa entre a reflectância na faixa de 350 a 2500 nm e salinidade do solo. Farifteh *et al*. (2007) utilizaram PLSR para previsão da concentração de sal no solo obtendo coeficiente de determinação (R^2) entre 0,78 e 0,98 em

experimento simulando concentrações de diferentes sais. Sidike *et al.* (2014) usaram uma abordagem integrada com espectros de laboratório e dados do QuickBird para desenvolver modelos preditivos a partir do PLSR e produzir mapas de salinização no norte da China. Os autores obtiveram R^2 = 0,992 e RMSE = 0,192 que foram considerados excelentes e ainda concluíram que o desempenho do modelo PLSR era superior ao método da regressão múltipla (SMR).

Desta forma, o objetivo do presente estudo foi avaliar a possibilidade do uso de dados de sensoriamento remoto hiperespectral em estimar a concentração de salinidade do solo. Para isso, foi investigada a capacidade da regressão linear a partir de bandas individuais do espectrômetro FieldSpec, do índice normalizado de salinidade (NDSI) e do PLSR produzirem modelos preditivos confiáveis para quantificar a concentração salina do solo.

3.2 Material e métodos

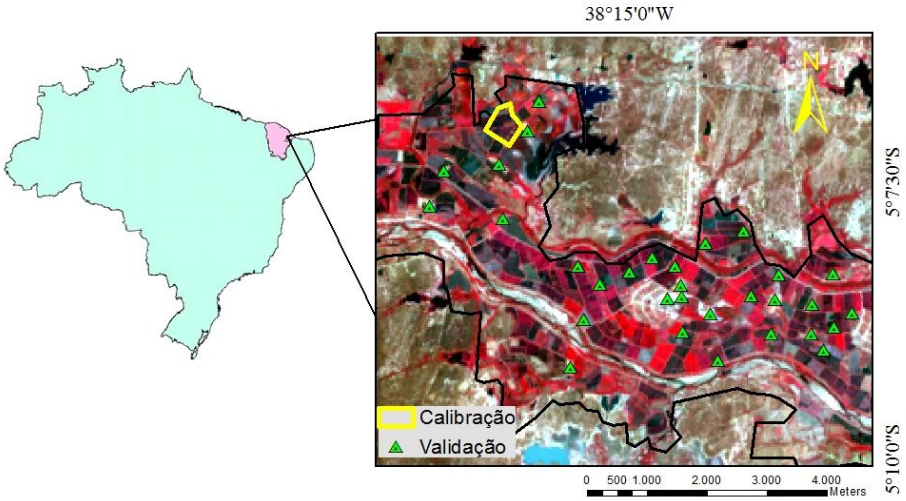
3.2.1 Coleta e preparo das amostras de solo

As amostras de solos utilizadas nesse trabalho foram coletadas no distrito de irrigação de Morada Nova, da camada superficial dos solos (profundidade de coleta de 0 a 15 cm). Na modelagem foram usadas um total de 93 amostras, sendo que desse conjunto amostral 2/3 foram utilizados para calibrar e 1/3 para validar os modelos estatísticos desenvolvidos. A coleta das amostras de calibração foi realizada em uma área com coordenadas geográficas centrais de 5º 07’ 08" de latitude sul, 38º 16’ 35" de longitude oeste (Figura 3.1). Essa é uma área degradada com ausência de vegetação, alta concentração salina e com alagamento no período chuvoso do ano. Para esse conjunto amostral foram realizadas simulações de salinização usando soluções salinas preparadas com água destilada e os sais NaCl, $MgCl_2$ e $CaCl_2$. A estratégia metodológica para o tratamento desse conjunto amostral foi descrita detalhadamente no capítulo II (amostras não tratadas com gesso).

As amostras de validação foram coletadas em diferentes pontos (Figura 3.1) dentro do perímetro irrigado e levadas ao laboratório para posteriores análises químicas e espectrais. Não houve simulações nesse conjunto amostral. Portanto, a salinização apresentada por essas amostras foi originada das condições naturais de campo. Devido aos diferentes pontos de coleta, uma fonte importante de erro na modelagem pode estar

associada à textura do solo. No entanto, Cunha (2013) observou uma baixa variabilidade desse atributo em todo o perímetro irrigado. Em ambos os conjuntos amostrais (calibração e validação), as amostras de solo foram homogeneizadas, trituradas e passadas na peneira de 2 mm para reduzir o efeito da rugosidade nas medidas espectrais.

Figura 3.1 – Área de coleta dos pontos amostrais. A composição colorida, datada de 12 de setembro de 2013, inclui as bandas 5, 4 e 3 do sensor multiespectral OLI/Landsat-8 em vermelho, verde e azul, respectivamente.



Fonte: Próprio autor.

3.2.2 Medidas de condutividades elétricas (CE) e Reflectância das amostras

As medidas de CE foram feitas a partir do extrato de saturação do solo usando um condutivímetro modelo HI2300 (Hanna instruments). As medições foram feitas no Laboratório de Análises de Solos e Tecidos Vegetais do Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia do Ceará – Campus de Limoeiro do Norte.

Para obtenção dos dados espectrais em laboratório, utilizou-se o espectrômetro FieldSpec Pro FR 3 (Analytical Spectral Devices Inc.) que opera na região de 350 a 2500 nm, com resolução espectral de 3 nm nas faixas do visível e infravermelho próximo (VNIR = 350-1300 nm) e de 10 nm na faixa do infravermelho de ondas curtas (SWIR = 1300-2500). O sensor foi posicionado a nadir, a 7 cm de distância das amostras. A fonte de iluminação foi uma lâmpada halógena de 250 W de potência com refletor parabólico, feixe colimado para o plano visado e com 30° de ângulo zenital de iluminação. Como padrão de referência absoluta, foi utilizada uma placa de Spectralon

branca de alta reflectância, calibrada. Foram obtidas três leituras de reflectância para cada amostra, sendo posteriormente utilizado um valor médio.

3.2.3 Análise dos dados

Foi usado o teste de Kolmogorov-Smirnov para avaliar a normalidade dos dados de condutividade elétrica do solo. Com a constatação da não normalidade, esses dados foram transformados usando o logaritmo natural (ln), garantindo assim o desenvolvimento dos modelos estatísticos com variáveis normais.

Os espectros dos conjuntos amostrais de calibração e validação com valores de reflectância para 2100 bandas (400 a 2500 nm) foram reamostrados para 10 nm totalizando 210 bandas espectrais, facilitando o processamento dos dados sem causar perdas de informações (WENG *et al*., 2008a). Para desenvolver modelos estatísticos quantitativos da concentração salina (CE) a partir da reflectância do solo, foram usadas as seguintes estratégias: regressões lineares entre a reflectância de bandas individuais e a CE do solo, regressões lineares usando o índice normalizado de salinidade (NDSI) e regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR).

Nas regressões de bandas individuais foi usado o coeficiente de correlação de Pearson (correlograma) entre a reflectância e o ln CE das amostras de calibração para identificar os comprimentos de ondas com maiores correlações e a partir desses desenvolver os modelos. As bandas mais representativas do espectro foram usadas para calibrar e validar as equações de predição.

Usando o mesmo princípio do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), buscou-se dentro do espectro das amostras de calibração, os melhores posicionamentos de bandas para descrever a relação entre a razão da diferença normalizada e ln CE. Esse índice hiperespectral, denominado de *Normalized Difference Spectral Index* (NDSI), foi desenvolvido a partir de um processo iterativo (rotina feita em Matlab – anexo B), onde cada banda do espectro foi combinada com as demais (Equação 3.1) para escolher a combinação com maior coeficiente de determinação (R^2) para compor o índice. Foi produzido um contorno com os diversos valores de R^2 usando o Software Surfer 10. Os NDSIs de resultados mais significativos foram regredidos com o ln CE das amostras de calibração. As equações lineares foram então validadas com o conjunto amostral de validação.

$$\text{NDSI} = (\rho_j - \rho_i)/(\rho_j + \rho_i) \quad (3.1)$$

Onde ρ_j e ρ_i são reflectâncias de quaisquer dois comprimentos de ondas do espectro.

A Regressão por mínimos quadrados parciais (descrição completa encontrada em WOLD *et al.*, 2001) é uma técnica amplamente utilizada na estimativa de atributos baseada no comportamento espectral do solo, apresentando bom desempenho (VISCARRA ROSSEL, 2008). O algoritmo PLSR seleciona fatores ortogonais que maximizam a covariância entre as variáveis preditoras *X* (espectro) e a variável resposta *Y* (atributo químico, no caso desse trabalho, a CE do solo). O PLSR decompõe ambas as variáveis *X* e *Y* e encontra novos componentes (escores), chamados de variáveis latentes, que são ortogonais. A regressão é calculada entre essas novas componentes das variáveis *X* e *Y*, resumidamente mostrado nas equações 3.2, 3.3 e 3.4.

$$X = TP + E \quad (3.2)$$

$$Y = UQ + F \quad (3.3)$$

$$U = BT \quad (3.4)$$

Onde *T* e *U* são os escores, e *P* e *Q* são os *loadings* de *X* e *Y*, respectivamente. *B* é o coeficiente de regressão entre *U* e *T*. *E* e *F* são resíduos. A decomposição é realizada de forma que os primeiros fatores explicam a maior parte da variação em *X* e *Y*. Logo, fornecendo ao modelo um novo espectro *X*, a propriedade do solo *Y* pode ser estimada através de uma combinação linear dos escores e *loadings* de *X*.

Nesse trabalho, os dados de reflectância foram transformados a fim de simplificar a interpretação e aplicação do modelo gerado. Desta forma, os valores de reflectância foram centrados pela média (mean centred) e transformados de reflectância para logaritmo do inverso da reflectância (log1/R).

A validação cruzada *leave-one-out* foi empregada na determinação do número ótimo de fatores (variáveis latentes) do PLSR usados para a calibração do modelo. A escolha do modelo utilizado para predição da CE foi feita comparando-se os seguintes parâmetros da validação cruzada: coeficiente de determinação (R^2), raiz do erro médio quadrático (RMSE), erro médio (EM) e desvio padrão do erro (SDE). O tratamento dos dados, assim como o desenvolvimento, calibração e validação dos modelos, foi feito com o Software ParLes 3.1, proposto por Viscarra Rossel (2008).

A capacidade de previsão dos modelos desenvolvidos com as diferentes estratégias adotadas nesse trabalho foi avaliada utilizando o coeficiente de determinação

R^2, o erro quadrado médio (RMSE - equação 3.5) e o desvio padrão do erro (RPD - equação 3.6).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(Y' - Y)^2}{n}} \tag{3.5}$$

$$RPD = \sqrt{\frac{SDP}{\left(\sum(Y' - Y)^2 - \frac{\left\{\frac{\sum(Y' - Y)^2}{n}\right\}}{n-1}\right)^{1/2}}} \tag{3.6}$$

Onde Y e Y' são os valores de CE medidos e estimados, respectivamente, SDP é o desvio padrão dos dados estimados e n é o número de observações.

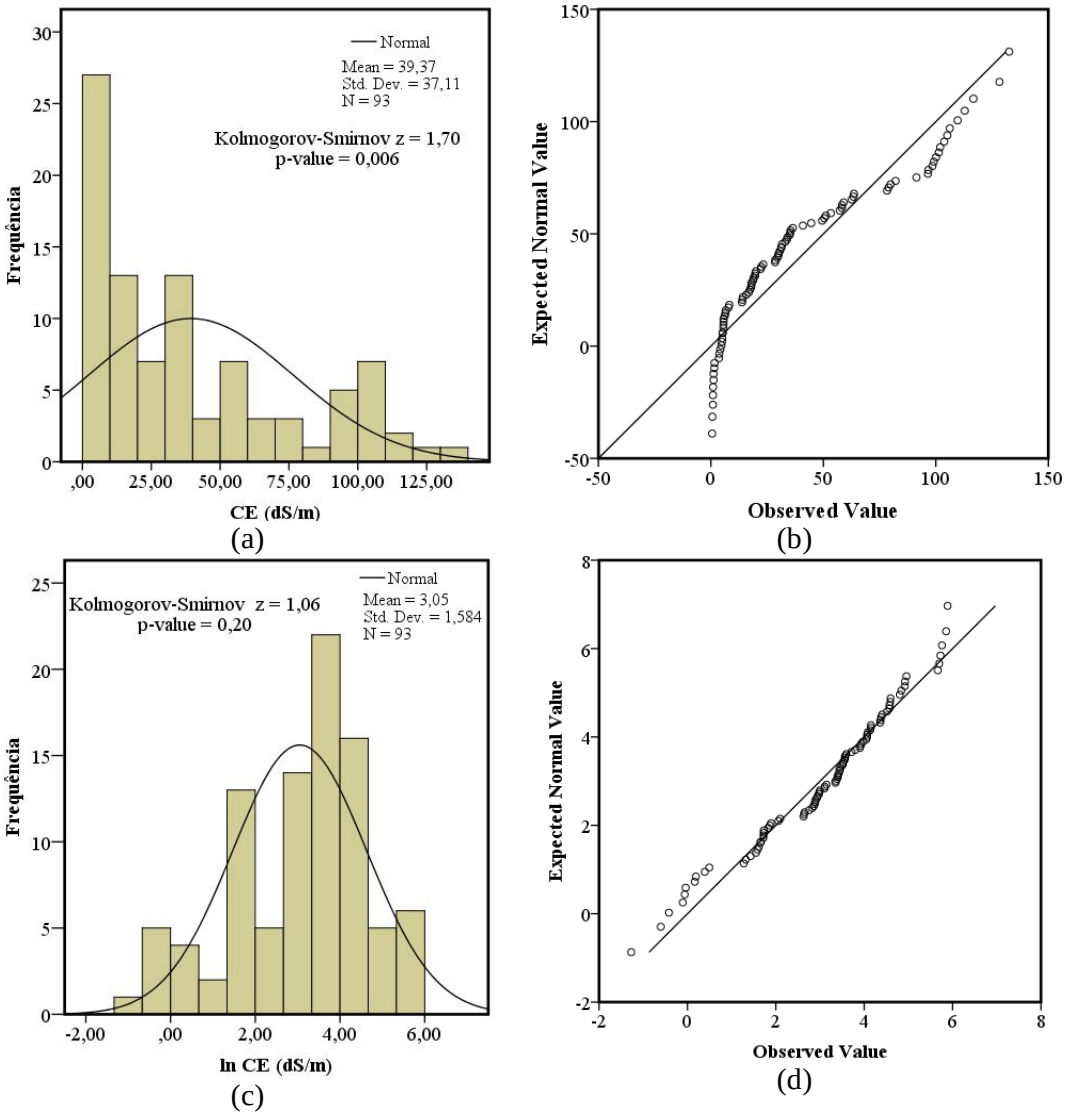
De acordo com Sayes *et al.* (2005), valores de R^2 entre 0,50 e 0,65 representam a possibilidade de discriminação de altas e baixas concentrações no modelo, enquanto que valores de R^2 de 0,66 a 0,80 indicam modelos aceitáveis; valores de R^2 de 0,81 a 0,90 produzem modelos bons; e por fim, valores maiores que 0,9 indicam excelentes modelos de predição. Dunn *et al.* (2002) afirmam que valores de RPD acima de 2,0 já podem ser considerados como modelos excelentes; valores de 1,4 a 2,0 constituem modelos aceitáveis e menores que 1,4 representam modelos não confiáveis. O uso do R^2 juntamente com o RPD, como relatado por Williams (2001), são os indicadores mais importantes para avaliação da qualidade dos modelos.

3.3 Resultados e discussões

3.3.1 Normalização dos dados

O teste de Kolmogorov-Smirnov revelou que a CE das amostras de solos usadas nas avaliações não apresentavam normalidade (*p*-value = 0,006) (Figuras 3.2a e 3.2b). Dessa forma, os dados de CE sofreram uma transformação pelo logaritmo natural (ln) com o objetivo de tornar essa variável normal (*p*-value = 0,20) (Figuras 3.2c e 3.2d). Assim, os modelos estatísticos foram desenvolvidos usando-se os valores de logaritmos naturais da condutividade elétrica (ln CE).

Figura 3.2 – Histogramas, curvas de ajustes e papéis de probabilidade de normalidade dos dados de condutividade elétrica das 93 amostras usadas no experimento. a) e b) são os dados originais de CE. c) e d) são os dados transformados de CE.



Fonte: Próprio autor.

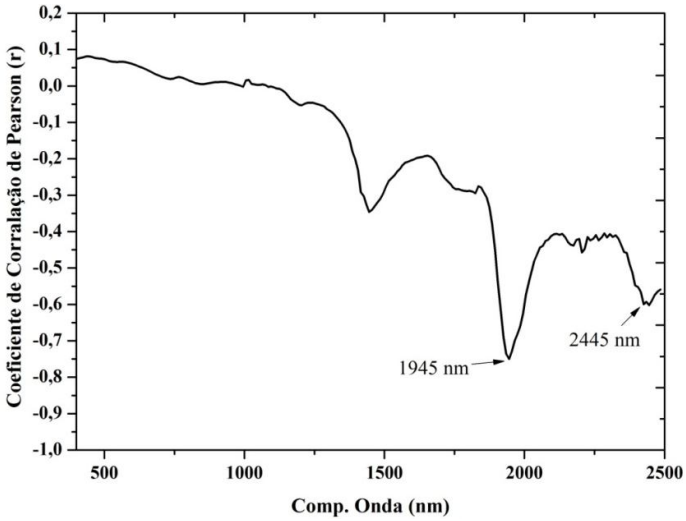
3.3.2 Regressão entre a reflectância de bandas individuais e o logaritmo natural da condutividade elétrica do solo (ln CE)

Os valores do coeficiente de correlação de Pearson entre ln CE e reflectância do solo são mostrados na Figura 3.3. As correlações apresentadas na região do visível, infravermelho próximo e em parte do infravermelho médio são baixas, aumentando negativamente a partir de 1900 nm. A banda de absorção que apresentou a relação mais

forte entre reflectância e ln CE está centrada em 1945 nm (*r* = - 0,81). Uma segunda banda posicionada em 2445 nm também mostrou boa tendencia para a relação (*r* = - 0,64). Resultados semelhantes foram observados por Mashimbye *et al*. (2012). No entanto, as máximas correlações encontradas pelos autores não ultrapassaram 0,60, e foram, portanto, bem inferiores às obtidas no presente estudo. Para ambas as bandas supracitadas foram usados os modelos de regressão preditivos (banda 1945 nm Figura 3.4a e banda 2445 nm Figura 3.4c) obtidos a partir dos dados de calibração para estimar o ln CE das amostras do conjunto de validação (banda 1945 nm Figura 3.4b e banda 2445 nm Figura 3.4d).

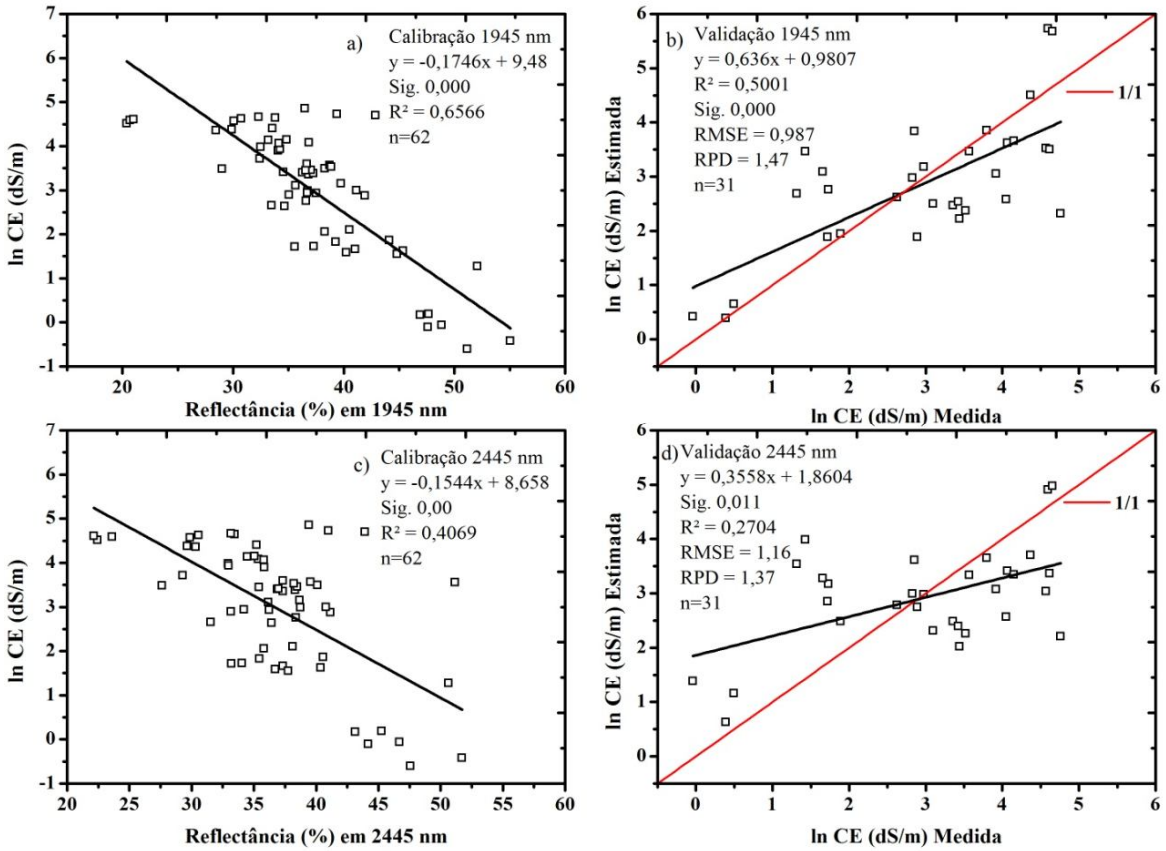
A banda posicionada em 1945 nm proporcionou um modelo linear com maior capacidade de acerto (R^2 = 0,50; RMSE = 0,987 e RPD = 1,47) em relação à banda posicionada em 2245 (R^2 = 0,27; RMSE = 1,16 e RPD = 1,37). Para essa última, não houve significancia 1% na regressão. No entanto, a banda com melhor desempenho está posicionada em uma região de absorção de água no espectro eletromagnético, o que a torna impossível de ser usada em aplicações com imagens hiperespectrais devido à influência do vapor atmosférico. Já em condições de laboratório, ela tem potencial de uso (MOREIRA *et al*., 2014). Segundo Weng *et al*. (2008), essa correlação é consistente porque os sais presentes nas amostras são higroscópicos, causando um aumento da umidade do solo e, consequentemente, uma redução da reflectância quando se aumenta sua concentração.

Figura 3.3 – Correlação entre ln CE e reflectância do solo para todas as bandas entre 400 e 2500 nm.



Fonte: Próprio autor.

Figura 3.4 - Equações de regressão obtidas a partir da relação entre reflectância e ln CE do solo. a) e b) calibração e validação para 1945 nm, respectivamente. c) e d) calibração e validação para 2445 nm, respectivamente.



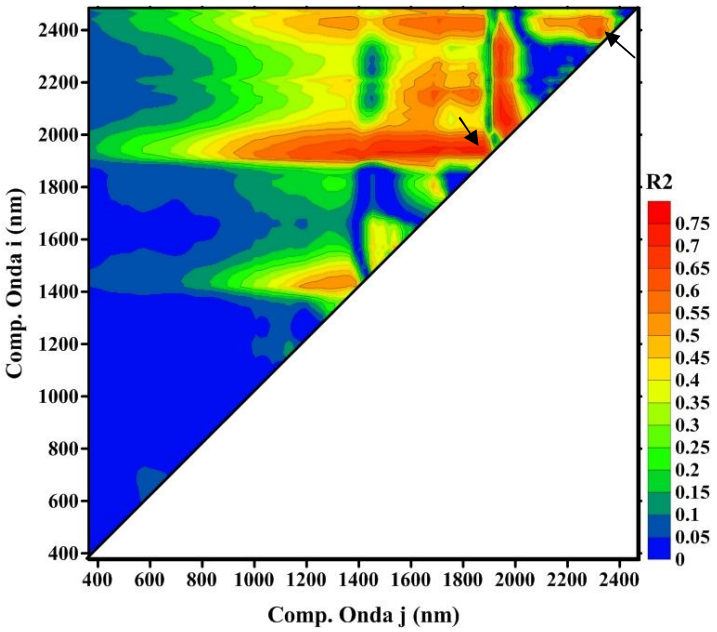
Fonte: Próprio autor.

3.3.3 Normalized Difference Spectral Index - NDSI

Na Figura 3.5 foi plotado o contorno do R^2 obtido das regressões lineares de cada candidato a NDSI com o ln CE referentes ao conjunto amostral de calibração. A razão normalizada mais promissora foi entre 1875 nm (banda i) e 1935 nm (banda j) apresentando coeficiente de determinação de 0,724. Dentre todas as combinações, os melhores resultados foram obtidos em torno de 1900 nm da banda i com vários comprimentos de ondas da banda j. Entretanto, como argumentado anteriormente, essa é uma região de absorção de água. Para possibilitar a aplicação desse índice em imagens hiperespectrais, outras regiões podem ser exploradas, como por exemplo, combinações acima de 2200 nm, apesar de uma ter relação menos forte. Portanto, também foi feita uma análise com um NDSI composto pelas bandas 2335 nm (banda i) e 2395 nm (banda

j) apresentando R^2 de 0,69. Usando uma estratégia semelhante, Weng *et al*. (2010) obtiveram um índice com as bandas 2052 e 2203 nm e R^2 de 0,91 em seu ajuste. Depois aplicaram esse índice sobre imagens Hyperion produzindo mapas de salinidade para uma região na província de Shandong, leste da China. No entanto, para boas estimativas com imagens, é fundamental a qualidade dos dados hiperespectrais, ou seja, a relação sinal/ruído do sensor deve ser alta, o que não é o caso do Hyperion (DATT *et al.*, 2003).

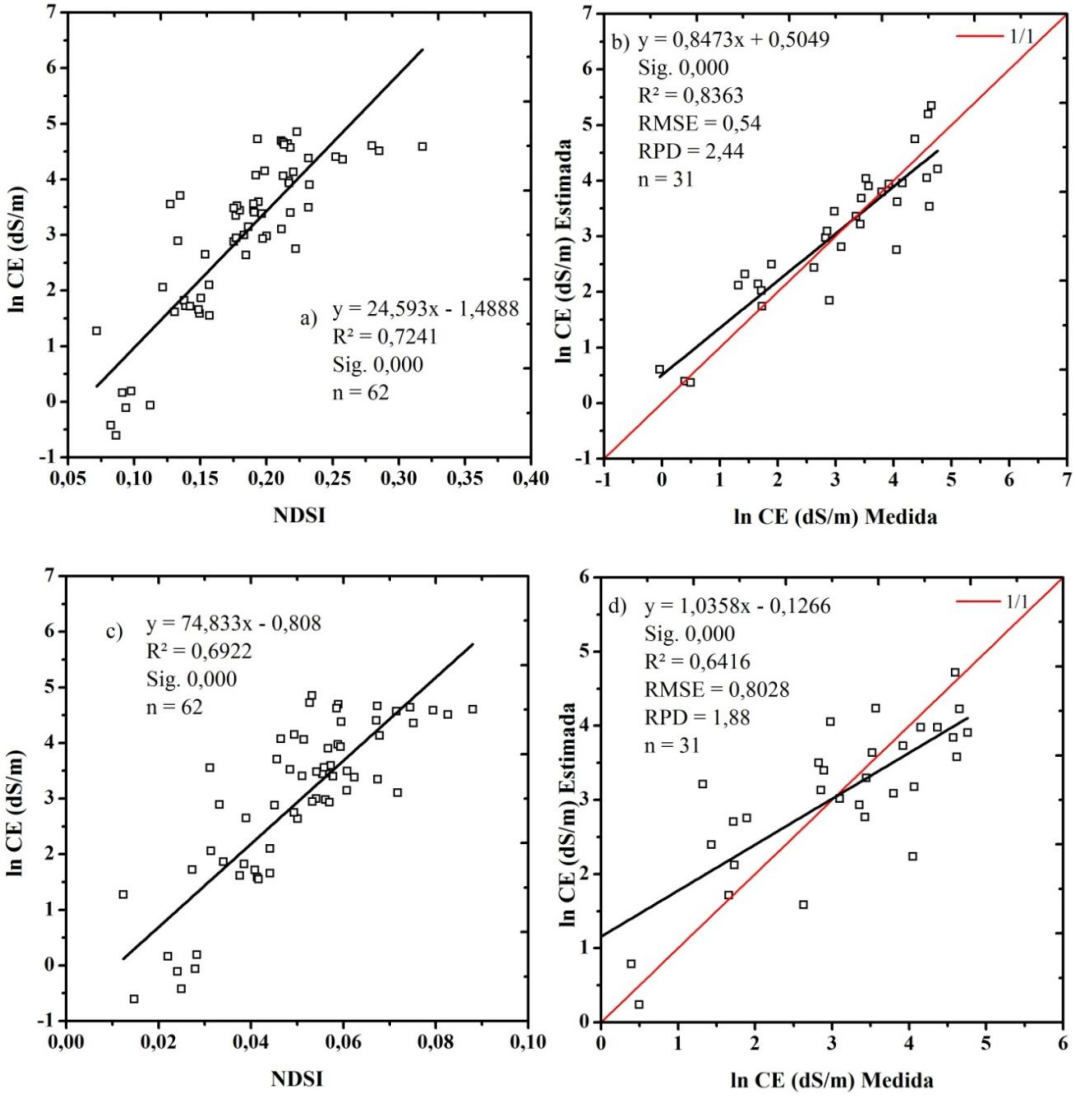
Figura 3.5 – Coeficiente de determinação entre todas as combinações de reflectância de bandas usadas para obter NDSI e ln CE para o conjunto amostral de calibração. As setas indicam a posição dos dois índices. O *i* e *j* representam o *i*-ésimo e *j*-ésimo comprimentos de ondas usados para compor todos os possíveis NDSIs.



Fonte: Próprio autor.

Os modelos de regressão preditivos entre NDSI e ln CE, assim como a validação, são mostrados nas Figuras 3.6a, 3.6b, 3.6c e 3.6d. Como esperado, a capacidade de predição do NDSI com bandas 1875 e 1935 nm (R^2 = 0,836; RMSE = 0,54 e RPD = 2,44) foi superior a do NDSI com bandas em 2335 e 2395 nm (R^2 = 0,642; RMSE = 0,80 e RPD = 1,88). Mesmo assim, esse último índice ainda produziu resultados superiores às equações de regressão para as bandas individuais. Portanto, apresenta maior possibilidade de sucesso em aplicações com imagens hiperespectrais.

Figura 3.6 - Equações de regressão obtidas a partir da relação entre NDSI e ln CE do solo. a) e b) calibração e validação do 1° NDSI (NDSI = $[1875 - 1935]/[1875 + 1935]$), respectivamente. c) e d) calibração e validação do 2° NDSI (NDSI = $[2335 - 2395]/[2335 + 2395]$), respectivamente.



Fonte: Próprio autor.

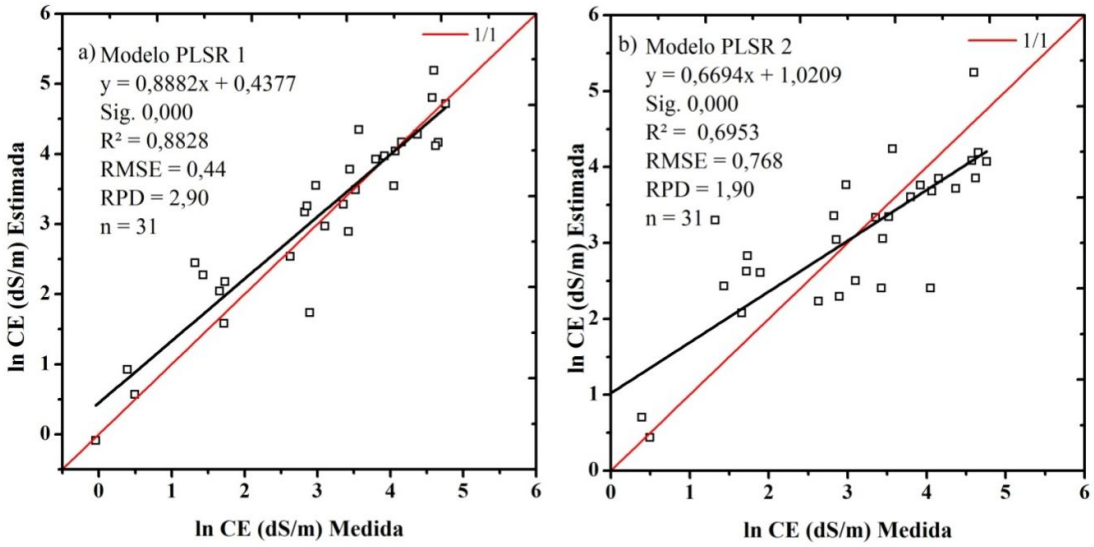
3.3.4 Partial Least Squares Regression - PLSR

A partir dos conjuntos amostrais de calibração e validação, dois modelos PLSR foram construídos. O primeiro modelo PLSR 1 (Figura 3.7a) foi obtido usando todas as bandas espectrais (210 bandas). Em seu desenvolvimento, o menor erro na validação cruzada (R^2 = 0,77) foi garantido usando apenas 4 variáveis latentes explicando 99,74%

da variância acumulada. Já o segundo modelo PLSR 2 (Figura 3.7b), foi construído a partir do espectro sem as faixas de absorção atmosféricas (removidos os comprimentos de ondas em torno de 1400 e 1900 nm totalizando 166 bandas), visando sua aplicação em imagens Hyperion como fizeram Farifteh *et al*. (2007) e Weng *et al.* (2008), obtendo resultados satisfatórios. Nesse segundo modelo, o número ótimo de variáveis latentes, garantindo um erro mínimo na validação cruzada (R^2 = 0,82) foi 5, explicando 98,22% da variância acumulada.

O desempenho da validação com o conjunto amostral independente mostrou que o modelo PLSR 1 (R^2 = 0,883; RMSE = 0,44 e RPD = 2,90) apresentou melhores resultados do que o modelo PLSR 2 (R^2 = 0,695; RMSE = 0,77 e RPD = 1,90). A aplicação do PLRS 1 em imagens hiperespectrais nas áreas salinizadas de solos expostos para produzir mapas de salinidade fica limitada já que nesse modelo estão inclusas faixas espectrais de absorção atmosférica. Nesse caso, apesar da menor capacidade preditiva, o PLSR 2 poderá ser explorado para tal fim.

Figura 3.7 – a) Validação do modelo PLSR 1. b) validação do modelo PLSR 2.



Fonte: Próprio autor.

Como pode ser verificado na Tabela 3.1, os modelos preditivos PLSR tiveram melhores desempenhos do que os modelos com bandas individuais e índices de salinidade, exceto o modelo PLSR 2 que apresentou desempenho inferior ao NDSI usando bandas em torno de 1900 nm (NDSI 1). Os melhores resultados dos modelos PLSR provavelmente são devidos à maior quantidade de informações das variáveis

utilizadas (bandas espectrais). No geral, os resultados dos modelos PLSR desse trabalho foram melhores do que os obtidos por Farifteh *et al*. (2007). A única exceção foi de apenas um modelo em que os autores supracitados usaram amostras salinizadas com sais de elevada higroscopicidade como foi o caso do $MgCl_2$ que apresentaram valores de R^2 = 0,98 e RMSE = 1,3 bem superiores aos do presente trabalho.

Tabela 3.1 – Desempenho estatístico da modelagem desenvolvida.

Validação	Reflectância de Bandas Individuais		NDSI		PLRS	
	1945 nm	2445 nm	NDSI 1	NDSI 2	PLRS 1	PLRS 2
R^2	0,50	0,27	0,84	0,64	0,88	0,69
RMSE	0,99	1,16	0,54	0,80	0,44	0,77
RPD	1,47	1,37	2,44	1,88	2,90	1,90

3.4 Conclusões

Sob condições controladas de laboratório (umidade, rugosidade, etc), a concentração de sal no solo medida pela condutividade elétrica (CE) pôde ser quantificada a partir de informações espectrais. Apesar dos melhores resultados do presente trabalho ser com os modelos PLSR, equações de regressão com boa capacidade de previsão podem ser obtidas de bandas espectrais isoladas ou índices hiperespectrais (NDSI). Isso indica que uma otimização do número de variáveis para compor os modelos preditivos pode ser feita, possibilitando melhores resultados com o menor número de variáveis de entrada possível.

Excluindo as regiões espectrais de absorção de água, modelos semelhantes ao NDSI e PLSR podem potencialmente ser calibrados a partir de imagens hiperespectrais e utilizados para produzirem mapas de salinidade.

3.5 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 Sens.**, v. 6, n°. 2, p. 1137-1157; jan. 2014.

BEN-DOR, E., PATKIN K., BANIN A., KARNIELI A. (2002). Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data – a case study over clayey soils in Israel. Int. **Journal of Remote sensing**, v. 23, n°. 6, p. 1043-1062, 2002.

BEN-DOR, E.; GOLDSHLEGER, N.; ESHEL MOR, V. Combined Active and Passive Remote Sensing Methods for Assessing Soil Salinity: A Case Study from Jezre'el Valley, Northern Israel. In: **Remote Sensing of Soil Salinization: Impact on Land Management,** Metternicht, G., Zinck, J.A., Eds.; CRC Press: Boca Raton - FL, USA, 2008; p. 236–253.

BSAIBES, A.; COURAULT, D.; BARET, F.; WEISS, M.; OLIOSO, A.; JACOB, F.; HAGOLLE, O.; MARLOIE, O.; BERTRAND, N.; DESFOND, V.; KZEMIPOUR, F. Albedo and LAI estimation from FORMOSAT-2 data for crop monitoring. **Remote Sens. Environment**, v. 113, p. 716–729, abr. 2009.

CUNHA, C.S.M. **Relação entre solos afetados por sais e concentração de metais pesados em quatro perímetros irrigados no Ceará**. 2013. 101 f. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas). Centro de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2013.

DATT, B.; MCVICAR, T.R.; VAN NIEL, T.G.; JUPP, D.L.B.; PEARLMAN, J.S. Preprocessing EO-1 Hyperion Hyperspectral Data to Support the Application of Agricultural Indexes. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n°. 6, p. 1246-1259, jun. 2003.

DEHAAN, R.; TAYLOR, G.R. Image-derived spectral endmembers as indicators of salinization. **Int. J. Remote Sens.**, v. 24, p. 775-794, 2003.

DOUAIK, A.; MEIRVENNE, M.; TOTH, T. Stochastic Approaches for Space–Time Modeling and Interpolation of Soil Salinity. In: **Remote Sensing of Soil Salinization: Impact on Land Management,** Metternicht, G., Zinck, J.A., Eds.; CRC Press: Boca Raton - FL, USA, 2008; p. 273–289.

DUNN, B.W.; BEECHER, H.G.; BATTEN, G.D.; CIAVARELLA, S. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis — a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, v.42, p.607-614, 2002.

FARIFTEH, J., VAN DER MEER, F., VAN DER MEIJDE, M., ATZBERGER, C. Spectral characteristics of salt-affected soils: a laboratory experiment. **Geoderma,** v. 145, p. 196–206, jun. 2008.

FARIFTEH, J.; VAN DER MEER, F.; ATZBERGER, C.; CARRANZA, E.J.M.; Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: a comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN). **Remote Sensing of Environment**, v. 110, p. 59–78, set. 2007.

MASHIMBYE, Z.E.; CHO, M.A.; NELL, J.P.; CLERCQ, J.P.; VAN NIEKERK, A.; TURNER, D.P. Model-based integrated methods for quantitative estimation of soil salinity from hyperspectral remote sensing data: a case study of selected South African soils. **Pedosphere**, v. 22, n° 5, p. 640 – 649, out. 2012.

MCBRATNEY, A.; SANTOS, M.D.L.M.; MINASNY, B. On digital soil mapping.

Geoderma, v. 117, p. 3-52, nov. 2003.

MOREIRA, L.C.J.; TEIXEIRA, A.S.; GALVÃO, L.S. Laboratory Salinization of Brazilian Alluvial Soils and the Spectral Effects of Gypsum. **Remote Sens.**, v. 6, n°. 4, p. 2647-2663, mar. 2014.

NANNI, M. R. D.; DEMATTÊ, J.A.M. Spectral Reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. **Soil Science Society of America Journal**, v. 70, n°. 2, p. 393-407, mai. 2006.

SAMPAIO, E.V.S.B.; ARAÚJO, M.S.B.; SAMPAIO, Y.S.B. Impactos ambientais da agricultura no processo de desertificação no Nordeste do Brasil. **Revista de Geografia**, Recife: UFPE – DCG/NAPA, v.22, nº1, p. 90-112, jan/jun.2005.

SAYES, W.; MOUAZEN, A.M.; RAMON, H. Potential for onsite and online analysis of pig manire using visible and near infrared reflectance spectroscopy. **Biosystems Engineering,** Cambridge, v.91, p.393-402, 2005.

SIDIKE, A.; ZHAO, S.; WEN, Y. Estimating soil salinity in Pingluo County of China using QuickBird data and soil reflectance spectra. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 26, p. 156-175, fev. 2014.

VISCARRA ROSSEL, R. A. ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. Chemometrics Intelligent Laboratory. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v.90, p.72-83, jan. 2008.

WENG, Y.; GONG, P.; ZHU, Z. Reflectance spectroscopy for the assessment of soil salt content in soils of the Yellow River Delta of China. **Int. J. Remote Sens**. v. 29, p. 5511-5531, 2008a.

WENG, Y.; GONG, P.; ZHU, Z. Soil Salt Content Estimation in the Yel-low River Delta with Satellite Hyperspectral Data. **Canadian Journal of Remote Sensing,** v. 34, n°. 3, p. 259-270, 2008b.

WENG, Y.L.; GONG, P.; ZHU, Z.L. A spectral index for estimating soil salinity in the Yellow River Delta Region of China using EO-1 Hyperion data. **Pedosphere**, v. 20, p. 378 – 388, jun. 2010.

WILLIAMS, P.C. Implementation of near infrared technology. In: **Near infrared technology in the agricultural and food industries**. Eds Williams, P.C. & Norris, K.H., American Association of Cereal Chemist, St. Paul, Minnesota, USA, 2001, p. 145-169.

WOLD, S., SJÖSTRÖM, M., & ERIKSSON, L. (2001). PLS-regression: A basic tool of chemometrics. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, v. 58, n° 2, p. 109-130, out. 2001.

CAPÍTULO IV

Identificação de solos expostos salinizados e avaliação de suas características espectrais com dados TM/Landsat-5, Hyperion/EO-1 e OLI/Landsat-8

Resumo: O objetivo deste estudo foi identificar e caracterizar a resposta espectral de solos expostos salinizados em uma área agrícola irrigada para cultivo do arroz no semiárido brasileiro. Um modelo de mistura espectral foi gerado a partir de uma imagem OLI/Landsat-8 e foi utilizado um limiar 0,53 da fração solo para detectar áreas expostas em setembro de 2013. Com base no comportamento temporal (1984-2011) do *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) calculado do produto *Surface Reflectance Climate Data Record* (CDR) TM/Landsat-5, estes solos expostos foram avaliados quanto à sua diferenciação nas classes "salinizados" (sem uso agrícola) e "não-salinizados" (com uso agrícola). Para estas classes, quatro índices de salinidade e escores componentes principais foram utilizados na aferição das diferenças espectrais e mudanças da dinâmica temporal. A análise por componentes principais (ACP) também foi usada para avaliar a capacidade de imagens multiespectrais (OLI/Landsat-8) e hiperespectrais (Hyperion/EO1) em discriminar os alvos identificados, correlacionando os escores com a CE do solo. Espectros das duas fontes de dados foram extraídos de pontos salinizados e não salinizados para uma melhor compreensão dos plotes dos escores da CP1 e CP2. A partir das informações da série histórica (1984 – 2011) do NDVI dos 53 pontos amostrais escolhidos (fração solo exposto), 24 foram consideradas áreas possivelmente salinizadas com baixa média do índice (NDVI inferior a 0,33) e os outros 29 pontos amostrais indicaram ser áreas de uso agrícola ao longo do tempo com elevada variação do índice (desvio padrão do NDVI 0,15). Os índices utilizados (*Salinity Index*-SI r = 0,84; *Salinity Index2*-SI2 r = 0,82; *Brightness Index-BI* r = 0,80 e *Normalized Difference Salinity Index*-DNSI r = 0,80) a partir dos dados do OLI para a avaliação das áreas salinizadas bem como a CP1 (r = 0,83) apresentaram boas correlações com a CE do solo. Uma forte correlação (r = 0,77) também foi observada a partir da CP1 dos dados Hyperion. Os perfis espectrais indicaram que áreas com maiores CE possuem maior brilho em todos os comprimentos de ondas em relação às de menores CE. Isso foi verificado com os dois sensores possibilitando o uso de ambos para discriminar solos salinizados e não salinizados com a CP1. A estratégia adotada de verificar ao longo da série temporal o comportamento espectral de solos expostos salinizados e não salinizados foi eficiente mostrando que ao longo do tempo os solos salinizados foram radiometricamente mais estáveis em função da inibição do crescimento da vegetação.

4.1 Introdução

A salinização é uma das principais causas da degradação do solo em regiões áridas e semiáridas, afetando negativamente o desenvolvimento das plantas e a produtividade agrícola (FERNANDEZ-BUCES *et al*., 2006; GAO *et al*., 2011). Cerca de 30% das áreas irrigadas no Planeta são moderada ou severamente afetadas por esse processo (FAO, 2002). As condições de drenagem do solo, juntamente com procedimentos inadequados de irrigação, são as principais causas da salinização em regiões áridas e semiáridas (ACOSTA *et al*., 2011).

A identificação das áreas afetadas pelos sais é essencial para garantir uma gestão agrícola sustentável (FARIFTEH *et al*., 2008). Neste sentido, o sensoriamento remoto é uma ferramenta alternativa para detectar superfícies salinizadas, através do rápido monitoramento de grandes áreas (ANDREW; USTIN, 2008; QING *et al*., 2005). Um problema a ser considerado é que a salinização é um processo dinâmico e impõe certas restrições para sua detecção em imagens, sendo importante para tal finalidade a caracterização espectral, espacial e temporal das áreas afetadas (METTERNICHT; ZINCK, 2003).

Outro problema na detecção do solo salino é a presença de vegetação ou de mistura espectral com outros componentes de cena. No entanto, isso pode ser resolvido usando modelo de mistura espectral. Este modelo estima as proporções da reflectância dos diferentes componentes que contribuíram na formação da reflectância total dentro do elemento de resolução do sensor "pixel". No caso de uma área agrícola, por exemplo, o modelo decompõe a reflectância contida num determinado elemento de resolução do sensor "pixel" em três componentes referentes à vegetação, ao solo exposto e a sombra/água (WANG *et al*., 2013).

Basicamente duas abordagens são consideradas para detectar, com dados de satélites, solos salinizados. A primeira envolve a detecção direta analisando as características espectrais de solos expostos. A segunda usa as variações sazonais da vegetação presente na área de estudo como indicador indireto de solos com altas concentrações de sais (MASHIMBYE, 2013). Na segunda abordagem, as variações do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) com o tempo podem ser potencialmente analisadas para detectar áreas expostas salinizadas (MARTÍNEZ; GILABERT, 2009). Alguns autores têm-se baseado no valor médio e na variação desse índice para identificar áreas degradadas em regiões semiáridas. Os resultados mostram

que as áreas onde a variação da série temporal é alta são correspondentes a áreas vegetadas que tem alternâncias de presença e vigor da vegetação ao longo da série. Já em áreas degradadas e com solo exposto, que inibem o crescimento da vegetação, a variação do NDVI é baixa (PRINCE, 1991; WEISS *et al.*, 2001; LIU *et al.*, 2003).

Vários estudos têm testado não apenas o NDVI, como também índices específicos de salinização como, por exemplo, o *Salinity Index* (SI), *Normalized Salinity Index* (NDSI), *Brightness Index* (BI), ou escores resultantes de análise por componentes principais (ACP) para detectar áreas salinizadas (FERNANDEZ-BUCES *et al.*, 2006; ODEH; ONUS, 2008; NAUMANN *et al.*, 2009; NOROOZI *et al.*, 2012; ALLBED *et al.*, 2014). O Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) também é importante, porque é uma técnica que possibilita identificar diferentes materiais (*endmembers*) e suas proporções pixel-a-pixel (BIOUCAS; FIGUEIREDO, 2010; BOUAZIZ *et al.*, 2011; WANG *et al.*, 2013).

Boa parte das discussões nos artigos publicados recentemente tem enfatizado a perspectiva do ganho de precisão do mapeamento de áreas salinas em função da resolução espectral e espacial. Dados multiespectrais, como os dos satélites da série Landsat, assim como dados hiperespectrais do sensor Hyperion/EO-1 e de instrumentos aerotransportados, têm sido utilizados com eficiência no mapeamento e monitoramento da salinidade do solo (DEHAAN; TAYLOR, 2002; SPIES; WOODGATE, 2005; DOUAOUI *et al.*, 2006; WENG *et al.*, 2008a; DUTKIEWICZ *et al.*, 2009; ELNAGGAR; NOLLER, 2010; SETIA *et al.*, 2011; ALLBED *et al.*, 2014). Entretanto, poucas são as investigações que têm analisado de forma combinada as variações espectro-temporais de índices de vegetação oriundos de dados multiespectrais para detecção de solos salinizados e as características hiperespectrais destes solos. Neste contexto, a recente disponibilidade do produto Surface Reflectance Climate Data Record (CDR) para as imagens do sensor Thematic Mapper (TM)/Landsat-5, adquiridas desde 1982, oferece uma nova oportunidade para estudar as variações espectrais de áreas salinizadas com o tempo, usando imagens reflectância de superfície atmosférica e geometricamente corrigidas (USGS, 2013). O recente lançamento do sensor Operational Land Imager (OLI)/Landsat-8 garante a continuidade da geração de dados da série Landsat.

O objetivo do presente estudo foi identificar áreas salinas e caracterizar a resposta espectral desses solos salinizados do semiárido brasileiro em uma área agrícola irrigada para cultivo do arroz, via dados dos sensores TM/Landsat-5, OLI/Landsat-8 e

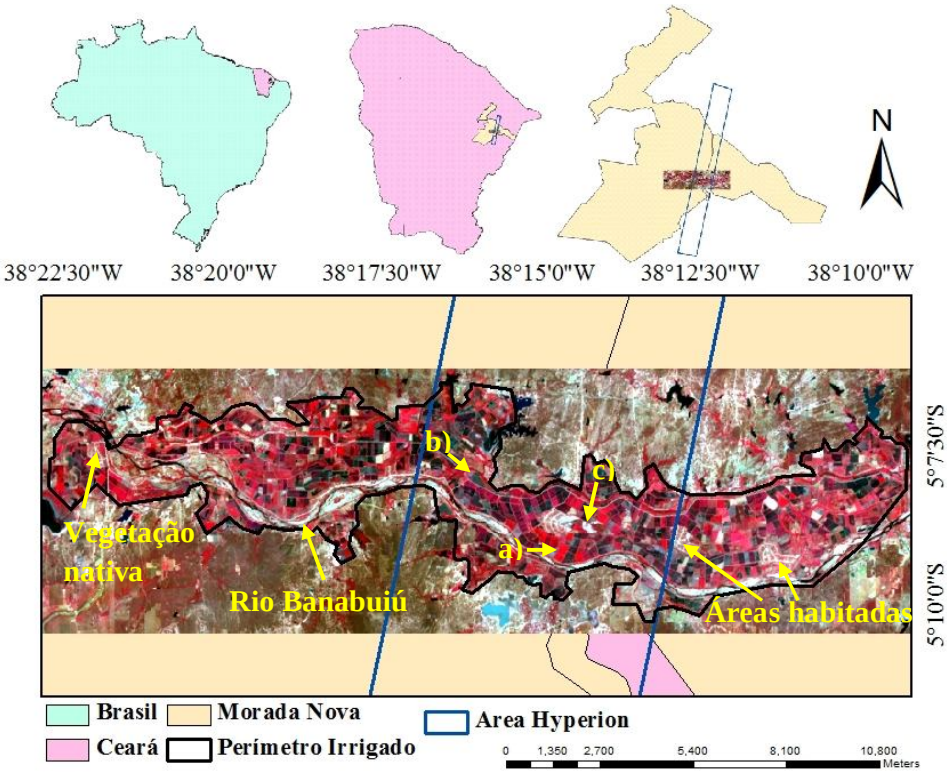
Hyperion/EO-1. Um modelo de mistura espectral foi utilizado para detectar solos expostos em uma imagem OLI/Landsat-8. Com base no comportamento temporal (1984-2011) do NDVI calculado do produto CDR TM/Landsat-5, estes solos foram avaliados quanto à sua diferenciação nas classes “salinizados” (sem uso agrícola) ou “não-salinizados” (com uso agrícola). Para estas classes, quatro índices de salinização e os escores resultantes de ACP aplicada sobre dados multiespectrais do sensor OLI/Landsat-8 e hiperespectrais do sensor Hyperion/EO-1 foram correlacionados com medições de condutividade elétrica (CE) dos solos, um indicador indireto de sua salinização.

4.2 Material e Métodos

4.2.1 Área de Estudo

A área de estudo abrange o distrito de irrigação Morada Nova que está localizado nos municípios de Morada Nova e Limoeiro do Norte – CE (Figura 4.1). Essa área apresenta diversos problemas de salinização em função da elevada concentração original de sais no perfil do solo, do uso inadequado da irrigação (lâminas excessivas) e das limitadas condições de drenagem, que afetam a produtividade agrícola e, em muitos casos, inibe o completo desenvolvimento das culturas.

Figura 4.1 – Localização da Área de estudo (distrito de irrigação Morada Nova) no Estado do Ceará. A composição colorida, datada de 12 de setembro de 2013, inclui as bandas 5, 4 e 3 do sensor multiespectral OLI/Landsat-8 em vermelho, verde e azul, respectivamente. A área do imageamento hiperespectral feito com o sensor Hyperion/EO-1 é indicada por linhas azuis. Principais tipos de coberturas da área de estudo. (a) Lotes agrícolas, (b) Áreas alagadas e (c) áreas salinizadas com solo exposto.



Fonte: Próprio autor.

As coberturas do terreno mais representativas da área são talhões agrícolas cultivados com a cultura do arroz irrigado (Figura 4.2a; cor vermelha na composição colorida da Figura 4.1); lotes agrícolas alagados antes do plantio (prática comum na lavagem do excesso de sal) ou lagoas onde o excesso de sal é depositado através dos canais de drenagem (Figura 4.2b; cores pretas na Figura 4.1); e áreas salinizadas com solo exposto (Figura 4.2c; cores claras na Figura 4.1). Além disso, são encontradas outras coberturas que aparecem em pequenas proporções ou que não são objeto de estudo, tais como: áreas salinizadas com rala cobertura de vegetação nativa, na maioria das vezes carnaubeiras, a calha do Rio Banabuíu e as áreas habitadas. Estas áreas foram indicadas na Figura 4.1.

Figura 4.2 – Principais tipos de cobertura da área de estudo. (a) Lotes agrícolas, (b) Áreas alagadas e (c) áreas salinizadas com solo exposto.

(a) (b) (c)

Fonte: Próprio autor.

4.2.2 Identificação das áreas de solo exposto em 2013

Para identificar as áreas de solo exposto foi escolhida uma imagem do sensor Operational Land Imager (OLI)/Landsat-8 de 12 de Setembro de 2013, livre de cobertura de nuvens. O processo de seleção e aquisição da imagem foi realizado através do visualizador USGS - Global Visualization Viewer (http://earthexplorer.usgs.gov/). Além de ser um dos meses mais secos do ano (ausência de precipitação), setembro também coincide com o intervalo entre ciclos de cultivo do arroz, o que aumenta as chances da obtenção de áreas sem cobertura vegetal (solo exposto).

A conversão dos níveis de cinza para radiância das bandas do sensor OLI foi feita seguindo procedimento do USGS (2013), com auxílio dos coeficientes de calibração fornecidos (arquivos metadados anexo à imagem). Para obter a reflectância de superfície, foi usado o aplicativo *Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes* (FLAASH) para o cálculo do vapor d'água e correção atmosférica subsequente de outros gases usando o software ENVI 5.0.

No presente estudo, áreas não correspondentes a solo exposto nas imagens, tais como corpos hídricos e vegetação, não foram consideradas. Para isso, foi criada uma máscara usando uma operação com limiar a partir da fração solo gerada por um modelo de mistura espectral usando a imagem OLI/Landsat–8, com três membros de referência finais (vegetação verde, solo e água). O procedimento para identificação dos membros de referência foi proposto por Boardman; Kruse (1994) que é composto pelas seguintes etapas: redução da dimensão espectral (Minimum Noise Fraction - MNF), redução da dimensão espacial (Purity Pixel Index - PPI) e identificação manual (utilizando um visualizador *n*-dimensional). Essa técnica é amplamente utilizada no processamento de

imagens hiperespectrais (KRUSE *et al*., 1999; LINN, 2007; ANDRADE, 2011), mas também tem sido usada com imagens multiespectrais (BLOISE *et al*., 2003; SAMPAIO, 2007; WANG *et al*., 2013).

No modelo de mistura, uma relação linear é utilizada para representar a mistura espectral dos alvos em cada pixel. Assim, a resposta espectral dos pixels em qualquer comprimento de onda pode ser considerada como uma combinação linear de cada componente da mistura. O objetivo é separar cada elemento do pixel da imagem para obter uma imagem fração de cada *endmember* considerado. As imagens fração indicam a proporção de cada *endmember* em cada pixel. Em cada pixel, um limiar da mínima fração solo pode ser usado para separar a classe "solo exposto" dos demais componentes de cena. Após vários testes, o limiar usado foi 0,53, que foi consistente com observações de campo. Após a criação da máscara com ND = 1 para solo e ND = 0 para os outros alvos, multiplicaram-se os valores de reflectância da imagem OLI/Landsat-8 pelos da máscara, separando-se os pixels de solo exposto na data de aquisição da imagem em 2013.

4.2.3 Comportamento espectral dos alvos em uma série temporal

Definida a distribuição espacial das áreas de solos expostos em 2013, foi feita uma investigação do comportamento espectral de parte delas ao longo de uma série histórica de aproximadamente 27 anos (1984 – 2011) de dados do TM/Landsat-5. Esse estudo teve o propósito de identificar áreas de solo exposto com alta concentração salina, onde o desenvolvimento da vegetação é limitado, e separá-las daquelas que eventualmente estavam expostas em função da alternância do uso agrícola da terra. Para esse fim, foram selecionados 53 pontos amostrais, os quais foram observados na série temporal quanto à variabilidade do índice de vegetação NDVI, calculado a partir de imagens TM/Landsat-5. A informação de cada ponto amostral considerada na análise foi a média de 2 a 5 pixels variando de acordo com o tamanho das áreas expostas identificadas.

Foram adquiridas imagens referentes aos meses de julho, agosto e setembro por ser um período mais favorável em termos de cobertura de nuvens e para minimizar variações sazonais no ângulo de elevação solar das imagens (Tabela 4.1). Para obter a reflectância de superfície das imagens referentes à série temporal do TM/Landsat-5, foi usado o produto *Climate Data Record* (CDR) adquirido da *United States Geological*

Survey (USGS). Esse é um produto de nível superior do Landsat objetivando fornecer informações para estudos de mudanças terrestres que foi disponibilizado recentemente pela USGS/NASA sendo esse um dos primeiros trabalho a usá-lo para tal finalidade. A reflectância é gerada a partir de um software chamado *Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System* (LEDAPS) que foi originalmente desenvolvido pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA). O software aplica rotinas de correção atmosférica desenvolvidas para o sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) no nível 1 em imagens do TM/Landsat 4-5 ou ETM+/Landsat-7. É usado o modelo de transferência radiativa *Second Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum* (6S), tendo como dados de entrada o vapor de água, ozônio, altura geopotencial, espessura óptica de aerossóis, elevação digital, além de imagens do Landsat. Os dados de saída são reflectância no topo da atmosfera (TOA), reflectância de superfície, temperatura de brilho e máscaras para nuvens e sombra de nuvens (USGS, 2014).

Tabela 4.1 – Série temporal (1984–2011) de Imagens TM/Landsat-5 (Produto CDR) usadas na análise de dados. Informações da geometria de aquisição das imagens são indicadas.

Datas de Aquisição das imagens	Ângulo Azimutal solar (Graus)	Elevação solar (Graus)
26/jul/84	54,56	45,68
01/ago/86	57,30	44,93
21/jul/88	51,04	45,48
27/jul/90	56,20	43,89
16/jul/92	53,18	43,54
06/jul/94	52,08	42,16
29/set/96	86,45	54,28
15/jul/98	47,02	46,30
23/ago/00	63,27	52,17
15/jul/03	50,46	46,03
06/set/05	68,71	57,43
28/set/07	83,13	62,61
31/jul/09	52,22	50,33
06/ago/11	54,07	51,18

4.2.4 Coletas de amostras em campo

Os pontos que previamente haviam sido designados como candidatos e não candidatos a áreas salinizadas com auxílio dos dados da série temporal de imagens do Landsat-5 (1984 – 2011) foram espacialmente localizados com um GPS e visitados em setembro de 2013. Além de coletar amostras de solo para posteriores medidas de condutividade elétrica em laboratório, a visita de campo também foi importante para confirmar a exposição do solo, como havia sido indicado nos resultados do uso da máscara. As amostras enviadas ao laboratório referentes a cada ponto visitado foram compostas por várias subamostras coletadas da mancha de solo exposto na profundidade de 0 a 15 cm.

4.2.5 Índices de salinidade

Vários índices calculados a partir de dados multiespectrais têm sido usados para diagnosticar a salinidade do solo. Eles são projetados para detectar o brilho, que frequentemente é associado com a concentração salina (DOUAOUI *et al*., 2006). Nesse trabalho foram testados alguns deles, mas apenas os quatro melhores correlacionados com a condutividade elétrica foram considerados na análise das áreas salinizadas em 2013 (Tabela 4.2). Para caracterizar a dinâmica do comportamento espectral dos pontos amostrais com solo exposto salinizado foi plotada a relação entre a CE medida em 2013 e SI de anos antecedentes, visando confirmar a salinização dessas áreas. Para todos os dados da série temporal também foi plotada a relação entre SI e NDSI, que exploram diferentes regiões espectrais.

Tabela 4.2 – Índices de salinidade calculados de dados dos sensores OLI/Landsat-8 e TM/Landsat-5.

Índices	**Equações***	**Referências**
Salinity Index	$SI = \sqrt{G * R}$	Douaoui *et al*. (2006)
Salinity Index 2	$SI2 = \sqrt{G^2 + R^2 + NIR^2}$	Douaoui *et al*. (2006)
Brightness Index	$BI = \sqrt{R^2 + NIR^2}$	Khan *et al*. (2001)
Normalized Salinity Index	NDSI= $\frac{R-NIR}{R+NIR}$	Odeh *et al*. (2008)

* G; R; NIR correspondem às bandas espectrais do verde, vermelho e infravermelho próximo, respectivamente, de ambos os sensores.

4.2.6 Dados multi e hiperespectrais na avaliação de solos salinos

Para avaliar o potencial de uso das imagens multi- e hiperespectais na caracterização da resposta espectral dos solos expostos afetados por sais foram usadas uma imagem OLI/Landsat-8 de 12 de setembro de 2013 (descrita anteriormente na construção do modelo de mistura) e uma imagem Hyperion/EO-1 obtida no dia 03 de outubro de 2013. A imagem Hyperion foi obtida com ângulo de visada fora do nadir (-15°) em 242 bandas espectrais (196 radiometricamente calibradas) na faixa de 400 a 2400 nm com 30 metros de resolução espacial. Essa imagem foi adquirida do *United States Geological Survey* (USGS) (<http://edcsns17.cr.usgs.gov/EarthExplorer/>) no nível de processamento "Level 1Gst".

O pré-processamento dos dados Hyperion envolveu uso de um algoritmo para minimizar os efeitos de *striping* da imagem (GOODENOUGH *et al.*, 2003), 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 e utilização da técnica *Minimum Noise Fraction* (MNF) sobre diferentes intervalos espectrais para a suavização do ruído e remoção de artefatos decorrentes da correção atmosférica (GALVÃO *et al.*, 2005). O passo final foi a correção geométrica da imagem usando como base 35 pontos de controle retirados do OLI/Landsat-8 com erro de 0,16 pixels.

Análise por Componentes Principais (ACP) foi aplicada em ambas as imagens usando somente os pixels de solo exposto isolados dos demais componentes de cena com o uso da máscara aplicada sobre a imagem fração-solo do modelo linear de mistura espectral do OLI/Landsat-8. A ACP é uma abordagem promissora na identificação da presença do sal e na detecção de alterações espectrais do solo (METTERNICHT; ZINCK, 2003). Escores componentes principais foram plotados em função da CE dos pontos de solo exposto salinizados nas duas imagens. Com base nestes escores e no significado das CPs, espectros de reflectância foram extraídos das imagens OLI/Landsat-8 e Hyperion/EO-1 para explicar as variações na reflectância do solo exposto salinizado e do solo exposto utilizado agricolamente. Também foram plotados os escores CP1 e CP2 das duas imagens com objetivo de avaliar as duas fontes de dados na discriminação dos alvos analisados.

4.3 Resultados e Discussão

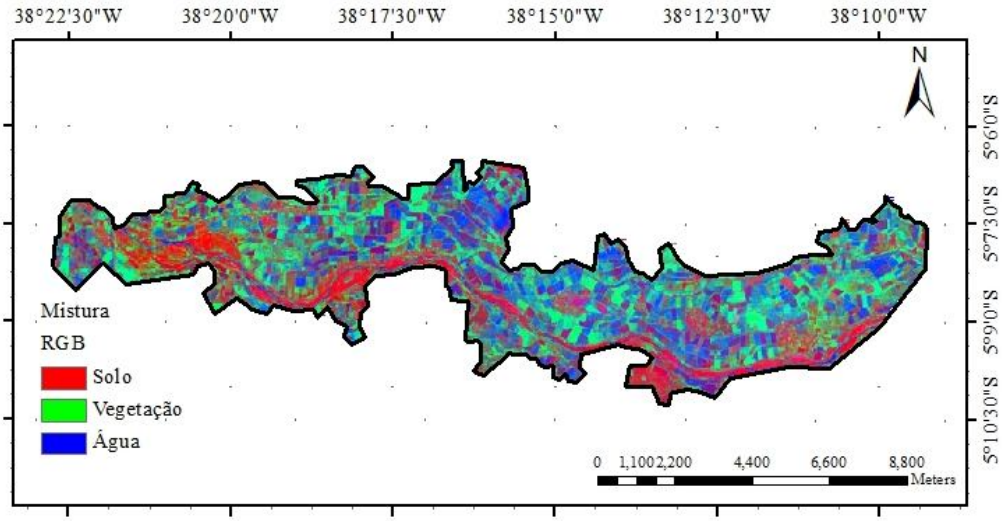
4.3.1 Identificação de áreas expostas em 2013

As imagens-fração geradas para cada *endmember* são representadas em uma composição colorida solo/vegetação-verde/água (RGB) (Figura 4.3a). Como a área é relativamente plana, sem a presença de nuvens na imagem OLI/Landsat-8, o *endmember* relacionado à sombra foi representado indiretamente pela água.

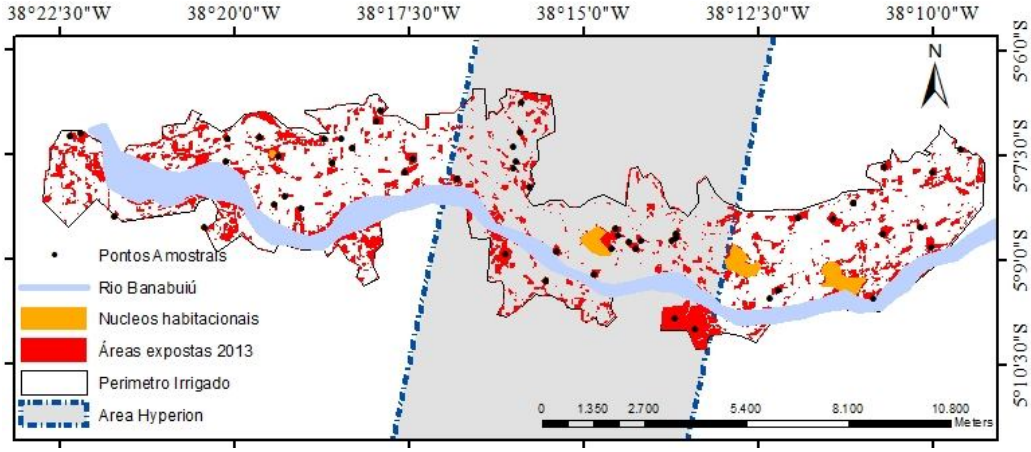
As áreas retangulares com tons azulados na Figura 4.3a (maior fração água) são correspondentes aos lotes agrícolas preparados para plantio. Na área de estudo, uma prática comum dos produtores é manter uma lâmina d'água cobrindo o solo desde o seu preparo até o pleno estabelecimento vegetativo da cultura. No perímetro irrigado não se segue rigorosamente um calendário agrícola. Portanto, os lotes com maior proporção de vegetação verde na imagem são correspondentes às áreas em que o plantio foi antecipado. As frações de solo exposto (cor vermelha na Figura 4.3a) estão distribuídas ao longo da imagem. As grandes manchas contínuas e sinuosas correspondentes a areia da calha do Rio Banabuiú, assim como as áreas habitadas, foram desconsideradas na seleção das áreas amostradas.

As áreas de solo exposto na data de aquisição da imagem, identificadas pela máscara construída a partir da fração solo, são mostradas na Figura 4.3b. Nessa Figura, podem-se identificar as áreas habitadas (Núcleos habitacionais) e as áreas correspondentes às areias da calha do Rio Banabuiú. A faixa de cobertura da imagem Hyperion usada no estudo é indicada por linhas tracejadas. Além disso, pode-se verificar a localização espacial dos pontos amostrais selecionados aleatoriamente para investigações na tentativa de determinar um padrão do comportamento espectral desses alvos ao longo da série histórica, visando a separar áreas salinizadas de solo exposto, onde não é possível efetuar qualquer tipo de atividade agrícola, daquelas de solo exposto de uso agrícola. Esses estudos são importantes já que há semelhança entre formatos e dimensão espacial, além da ausência de informações referentes às áreas expostas salinizadas e áreas expostas com uso agrícola frequente, tornando difícil uma simples discretização desses alvos.

Figura 4.3 - (a) Composição colorida imagens-fração solo (vermelho), vegetação-verde (verde) e água (azul), resultantes da aplicação do modelo linear de mistura espectral sobre os dados OLI/Landsat-8 de 2013. (b) Áreas de solo exposto na imagem OLI/Landsat-8 identificadas usando um limiar de 0,53 na imagem-fração solo do modelo de mistura espectral. A localização dos pontos amostrais é indicada, assim como a faixa de imageamento do Hyperion/EO-1 (linhas azuis tracejadas).



(a)



(b)

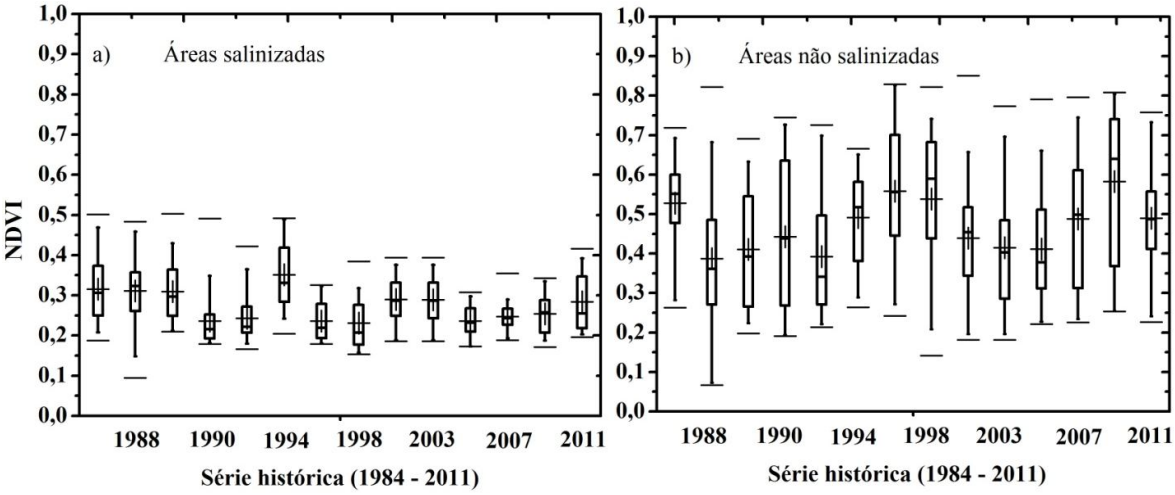
Fonte: Próprio autor.

4.3.2 Comportamento dos pontos amostrais na série temporal de NDVI

Dos 53 pontos amostrais (solo exposto em 2013), 24 foram consideradas áreas potencialmente salinizadas, já que o NDVI médio ao longo da série histórica (1984 – 2011) não superou 0,33, com desvio padrão menor que 0,09 (Figura 4.4a). Breunig

(2011) obteve NDVI próximo de 0,35 em solo exposto. Ainda pode ser verificado que ao longo do tempo o comportamento do NDVI tende a uma redução, o que apoia a hipótese de que alguns desses pontos estiveram em processo de salinização nesse período. Os outros 29 pontos amostrais selecionados (Figura 4.4b) apresentaram NDVI variando bastante ao longo da série. Portanto, foram consideradas áreas agrícolas em uso que estavam expostas na data de aquisição da imagem (09/2013). Desses, o ponto que apresentou a menor média de NDVI (0,38) da série teve um desvio padrão bastante elevado (0,15) confirmando a alternância de uso agrícola nas datas de aquisição das imagens.

Figura 4.4 – Dinâmica sazonal do NDVI dos pontos amostrais selecionados. A informação de cada ponto é uma média de 2 a 5 pixels a depender do tamanho da área exposta identificada. Para cada ano são mostradas as barras de erros das: (a) Áreas de solo exposto potencialmente salinizadas (24 pontos amostrais). (b) Áreas em uso agrícola (29 pontos amostrais).



Fonte: Próprio autor.

4.3.3 Análises dos dados de campo

O resumo estatístico da condutividade elétrica do solo medida em 2013 nas áreas expostas salinizadas (pontos amostrais com histórico de baixo NDVI ou baixa variabilidade espectral) e nas áreas expostas não salinizadas (pontos amostrais de uso agrícola com histórico de alta variabilidade espectral) é apresentado na Tabela 4.3. Aproximadamente 70% das áreas amostrais salinizadas apresentaram condutividade elétrica maior que 16 dS/m, que é o limite mínimo estabelecido por Richards (1954)

para classificar o solo como extremamente salino. Nesse nível, apenas poucas plantas com extrema tolerância a salinidade conseguem se estabelecer. O valor mínimo apresentado é referente à única amostra que pode ser considerada de baixa salinidade, mesmo assim, não havia cobertura vegetal no local. O elevado coeficiente de variação (78,88%) confirma a grande variabilidade dos valores de CE desses pontos amostrais na área de estudo.

Já as áreas amostrais não salinizadas apresentaram baixos valores de condutividade elétrica com um valor máximo de apenas 1,5 dS/m. A maioria desses pontos são talhões agrícolas que encontravam-se com solo exposto pelo fato de estarem sendo preparados para plantio. Em sua preparação normalmente é feito tratamento para reduzir o efeito da salinidade na produção do arroz. Esses tratamentos constam da aplicação de produtos químicos e lavagem dos excessos de sais do solo. Isso explica os baixos valores de CE obtidos nessas áreas.

Tabela 4.3 – Estatística descritiva da condutividade elétrica dos pontos amostrais.

	Média	**Máximo**	**Mínimo**	**Desvio Padrão**	**Coef. Var. (%)**	**Perc*. 30**
Áreas salinizadas	42,70	146,90	3,00	33,68	78,88	16,032
Áreas não salinizadas	1,00	1,50	0,28	0,30	29,51	0,874

*Percentil 30

4.3.4 Análise dos Índices espectrais para caracterizar áreas salinizadas

Na Tabela 4.4 pode-se verificar que as correlações da condutividade elétrica com os índices de salinidade SI, SI2, BI, NDSI e com as componentes CP1 e CP3 foram estatisticamente significantes ao nível de 1%. Diversos autores têm investigado o potencial de uso das imagens multiespectrais com esses índices de salinidade para caracterizar o comportamento espectral de solos salinos e muitas vezes determinar a espacialização e a intensidade da salinização. Numa abordagem de classificação por árvore de decisão de imagens Landsat, Elnaggar; Noller (2010) não obtiveram correlações significantes entre CE e NDSI. Já em relação ao índice de brilho (BI), os autores encontraram uma relação estatisticamente significante, sendo, no entanto, menor do que a obtida neste trabalho.

Com imagens SPOT XS para detectar e mapear salinidade do solo em um ambiente semiárido na Argélia, Douaoui *et al*. (2006) obtiveram baixas correlações entre a condutividade elétrica e os índices SI e BI. No entanto, os autores observaram

que, desconsiderando as altas concentrações salinas, as correlações aumentavam de 0,28 para 0,31 e de 0,35 para 0,50, para BI e SI, respectivamente.

A máscara construída a partir da fração solo originada do modelo de mistura, juntamente com a investigação do histórico de NDVI para seleção dos pontos amostrais salinizados, garantiu que essas áreas fossem constituídas apenas por solo exposto de alto brilho. Isso justifica o fato do presente trabalho apresentar melhores correlações entre condutividade elétrica e índices de salinidade do que boa parte dos trabalhos consultados na literatura. A precisão das estimativas usando índices espectrais de salinidade aumenta significativamente quando estas são feitas para solos expostos ou com pouquíssima vegetação, como sugere Bouaziz *et al*. (2011).

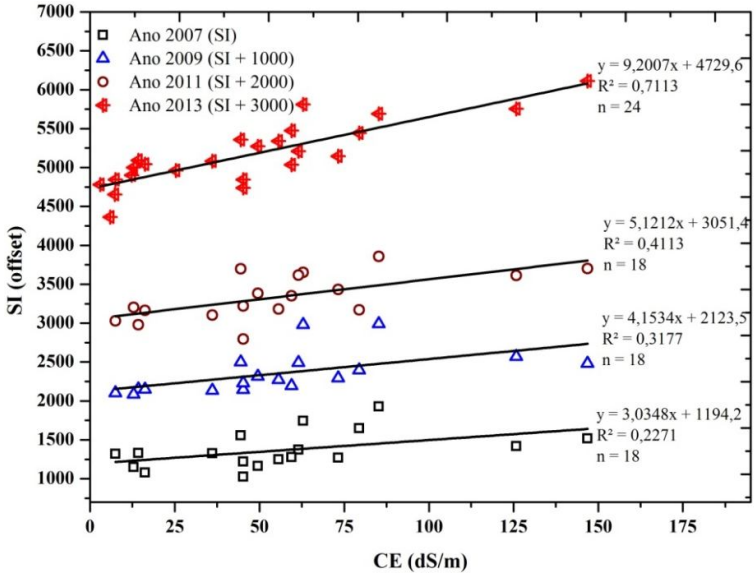
Tabela 4.4 – Coeficiente de correlação entre a condutividade elétrica, índices espectrais de salinidade e componentes principais dos pontos amostrais em 2013.

Variável	**SI**	**SI2**	**BI**	**NDSI**	**PC1**	**PC2**	**PC3**
CE (dS/m)	0,84**	0,82**	0,80**	-0,80**	0,83**	$-0,23^{ns}$	-0,55**

** Significância 0,01 de probabilidade.

Dentre os índices analisados, o SI foi o que apresentou o melhor potencial para caracterizar a concentração salina do solo. Deste modo, pode ser observado na Figura 4.5 que houve uma relação positiva entre condutividade elétrica dos pontos amostrais medida em 2013 com o SI desse ano (obtidos do OLI/Landsat-8) e 2011, 2009 e 2007 (obtidos do TM/Landsat-5) confirmando que essas áreas salinizadas estiveram expostas nesse período.

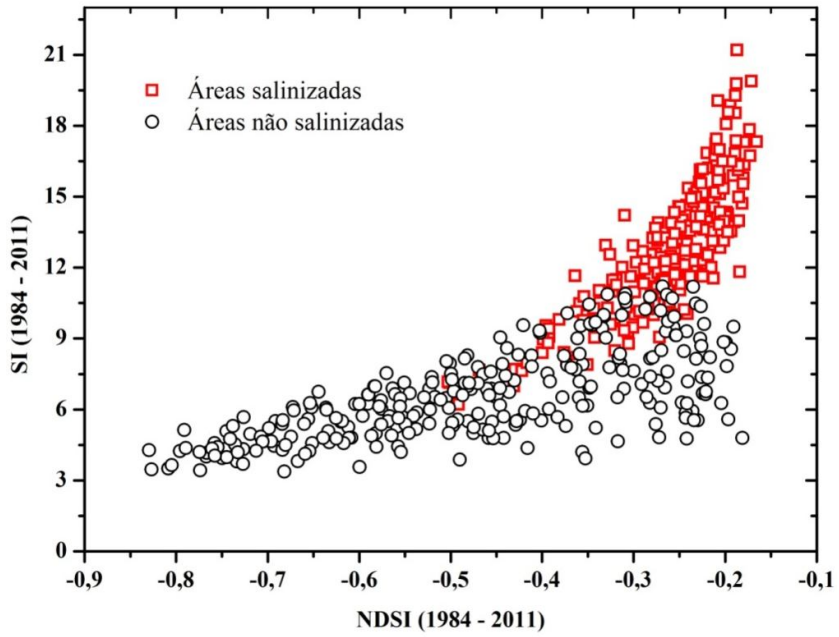
Figura 4.5 – Relação entre CE (medida em 2013) e SI dos anos 2013, 2011, 2009 e 2007 dos pontos amostrais salinizados. Foi adicionado um off-set de 1000, 2000 e 3000 em 2009, 2011 e 2013, respectivamente, para melhor visualização da dispersão dos pontos.



Fonte: Próprio autor.

A Figura 4.6 mostra a dinâmica do comportamento espectral ao longo da série histórica de dois índices referentes às áreas salinizadas e com históricos de usos que apareceram expostas em 2013. Áreas salinizadas sempre tiveram um brilho no visível (SI) mais elevado do que áreas em uso, à exceção de alguns pontos de NDSIs (oposto do NDVI) variando de -0,35 a -0,50, confirmando que, em algum momento da série, a pouca vegetação presente nessas áreas foi desaparecendo. Mesmo quando as áreas em uso agrícola estiveram expostas no decorrer do período em análise, os índices SI não se aproximaram dos máximos índices das áreas salinizadas. De acordo com Abbas *et al.* (2013), isso acontece em função da alta concentração salina que aumenta a reflectância do solo no visível, além das baixas umidades nessas áreas, diferindo de áreas em uso que apresentam menores concentrações salinas, são mais úmidas e com maior presença de matéria orgânica. Essas propriedades justificam as diferenças do comportamento de reflectância no visível, NIR e SWIR das superfícies analisadas (DEMATTÊ *et al.*, (2004).

Figura 4.6 – Relação entre SI e NDSI para todos os pontos da série histórica.



Fonte: Próprio autor.

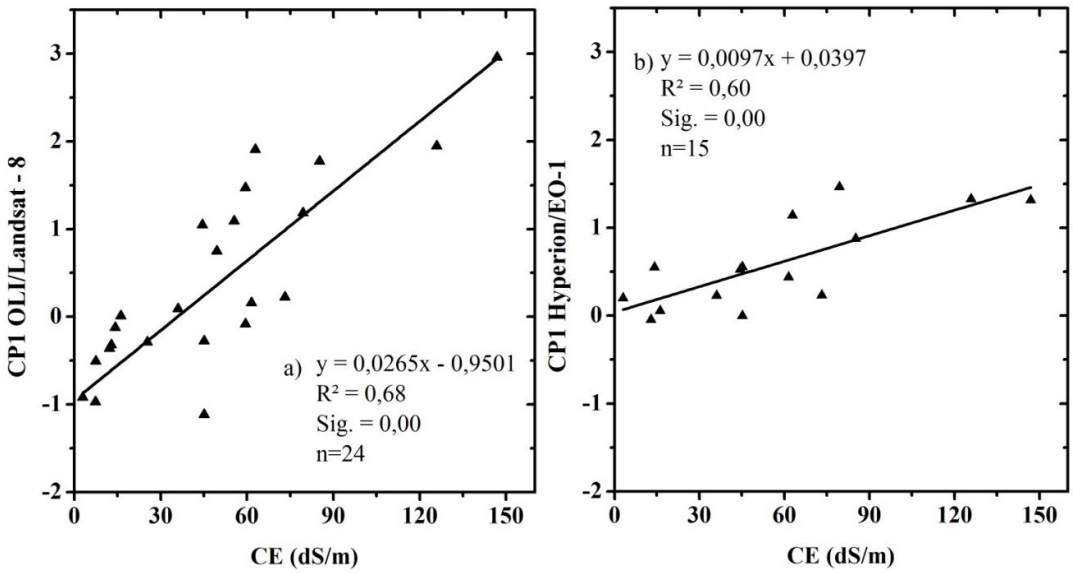
4.3.5 Análise por componentes principais (ACP) de dados do OLI/Landsat-8 e Hyperion/EO-1 na discriminação de áreas salinizadas

Análises por componentes principais das áreas expostas nas datas de aquisições das imagens mostraram que as três primeiras componentes (CP1, CP2 e CP3) representaram 98,41% e 99,77% da variância total acumulada dos dados do OLI/Landsat-8 e Hyperion/EO-1, respectivamente. Como mostrado na Tabela 4.4 e na Figura 4.7a, o brilho do solo, representado pela primeira componente (CP1), teve correlação significativa (r = +0,83) com a condutividade elétrica, usando dados do OLI. Os autovetores analisados indicam que a segunda e terceira componentes são respectivamente, vegetação verde e solo úmido (baixa reflectância no NIR e SWIR). O fato de existir uma relação significativa entre CP3 e CE (r = - 0,55) também foi observado por Jian-Li *et al.*, (2011). Usando imagens ETM+/Landsat-7 em uma abordagem com árvore de decisão, estes autores observaram que a CP3 foi a melhor variável utilizada quando se deseja separar solos expostos severamente salinizados de outras superfícies. Já Mehrjardi *et al*. (2014), usando imagens ETM+ para caracterizar a variação espacial da salinidade do solo em uma região irrigada no Irã, observaram que a

segunda componente estava relacionada a superfícies úmidas. Ambos os autores obtiveram componentes 2 e 3 com significados diferentes do presente trabalho.

Também houve uma forte correlação entre CP1 e condutividade elétrica com dados do sensor Hyperion (Figura 4.7b). O menor coeficiente de determinação obtido com dados desse sensor em relação ao OLI pode ser explicado pelo fato do uso de um número menor de pontos amostrais em função de uma menor cobertura espacial da área de estudo. Além disso, a baixa relação sinal/ruído do Hyperion nas regiões do SWIR pode causar certa confusão espectral quando se usa esse sensor para estudo de solos salinos.

Figura 4.7 – Relações entre escores da PC1 e condutividade elétrica (dS/m) dos solos salinizados obtidas de dados (a) OLI/Landsat-8 e (b) Hyperion/EO-1.



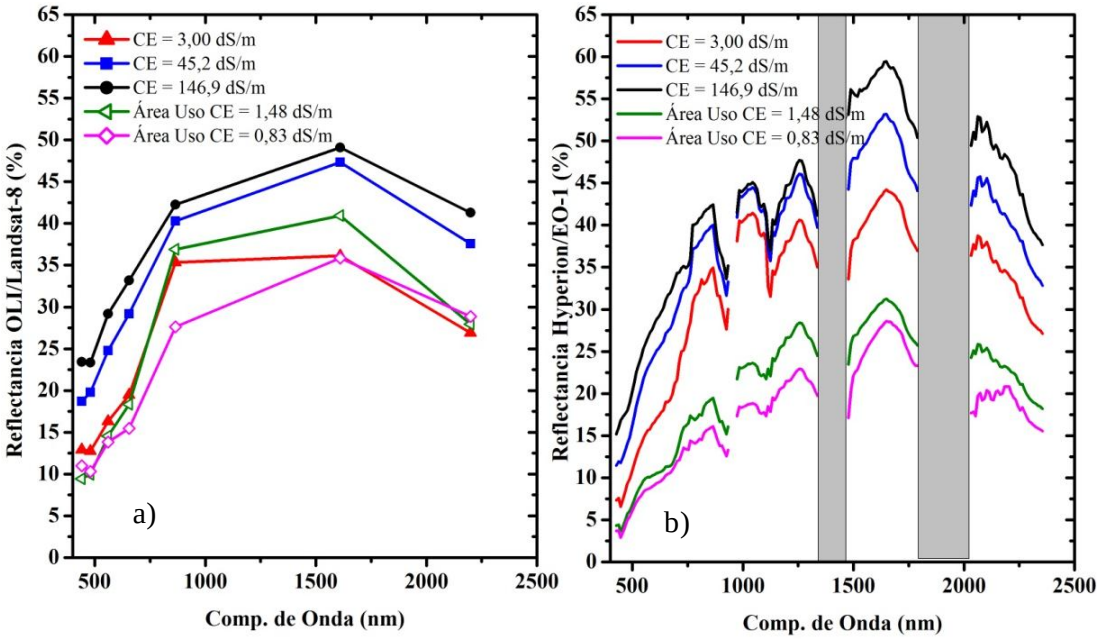
Fonte: Próprio autor.

Nas Figuras 4.8a e 4.8b podem ser observados os espectros de reflectância de cinco pontos amostrais (3 áreas expostas salinizadas e 2 áreas expostas não salinizadas que estão em uso) no ano de 2013 para os dados do OLI e Hyperion. Por se tratar de dois sensores com diferentes resoluções espectrais, o efeito comparativo na magnitude de reflectância dos pontos não pode ser considerado. Além disso, as imagens foram adquiridas em datas e condições atmosféricas diferentes. No entanto, a resposta espectral dos pontos tem a mesma dinâmica, tanto nos dados do OLI (Figura 4.8a) como nos dados do Hyperion (Figura 4.8b). Uma reflectância superior dos pontos com maior concentração salina em relação aos demais pode ser observada em todas as regiões

espectrais nas duas fontes de dados. Também pode ser identificada na região do visível uma melhor sensibilidade na separação dos solos salinizados de solos não salinizados nos espectros do OLI. Isso fica evidente quando se compara o perfil do ponto de menor condutividade elétrica (3 dS/m) com os perfis dos pontos de solos em uso ao longo de todas as regiões espectrais. Esses comportamentos espectrais são coerentes com os obtidos por Bouaziz *et al*. (2011) com dados multiespectrais usando o sensor MODIS/Terra.

Na análise de dados do Hyperion, foram removidas as faixas de absorção atmosférica por vapor d'água em torno de 1400 e 1900 nm e algumas bandas ruidosas próximas a 940 nm. Todas as demais bandas restantes apresentaram boas distinções entre as diferentes categorias de solos expostos afetados pelo sal (sem uso agrícola) e aqueles com uso agrícola, com melhores evidências de separabilidade nas regiões do visível e SWIR. Uma forte banda de absorção foi identificada em aproximadamente 1200 nm nos espectros das áreas salinizadas. No entanto, a correlação entre a profundidade máxima de absorção dessa banda com a condutividade elétrica do solo, feita para o presente trabalho (resultado não mostrado), foi muito baixa (r = - 0,13) impossibilitando seu uso. Farifteh *et al*. (2008) e Weng *et al*. (2008b), analisando espectros de solos salinos, também identificaram a presença desta feição. Em ambos os trabalhos os autores afirmam que essa banda está relacionada com vibrações de grupos aniônicos presentes em minerais hidratados.

Figura 4.8 – Exemplos das respostas espectrais de pixels de solos expostos salinizados (sem uso agrícola) e não-salinizados (com uso agrícola), obtidas do (a) OLI/Landsat–8 e (b) Hyperion/EO-1.

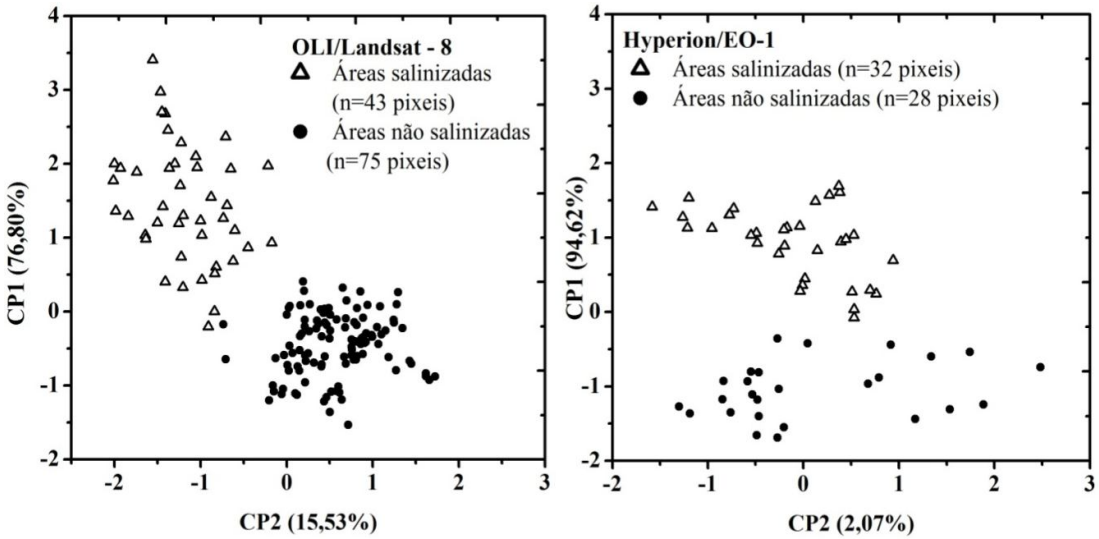


Fonte: Próprio autor.

Em geral, como sugerido por Metternicht; Zinck (2003), a reflectância em ambos os gráficos aumenta do solo exposto não salinizado para os solos salinizados ou com maiores valores de CE.

Foi possível identificar as diferenças do comportamento espectral das superfícies analisadas com as duas fontes de dados (multi ou hiperespectral), como observado nas Figuras 4.9a e 4.9b. No entanto, em qualquer situação, o potencial de aplicação dos dados hiperespectrais em relação aos dados multiespectrais é maior. Isso ocorre em função das imagens hiperespectrais possuírem maior quantidade e qualidade das informações em relação aos dados multiespectrais, principalmente quando se pretende fazer discriminações mais complexas como, por exemplo, diferenciar classes de solos com variadas concentrações salinas (DUTKIEWICZ *et al*., 2009). O consenso de que os ganhos em resolução espectral e espacial melhoram a precisão das estimativas quando são utilizadas imagens de satélite para estudo de solos salinos é comum em boa parte dos trabalhos feitos recentemente (DUTKIEWICZ *et al*., 2009; ALLBED *et al*., 2014).

Figura 4.9 – Escores CP1 x CP2 de todos os pixels usados para compor as médias dos pontos amostrais de solos salinizados e não salinizados (usados na agricultura) com dados do (a) OLI/Landsat–8 e (b) Hyperion/EO-1.



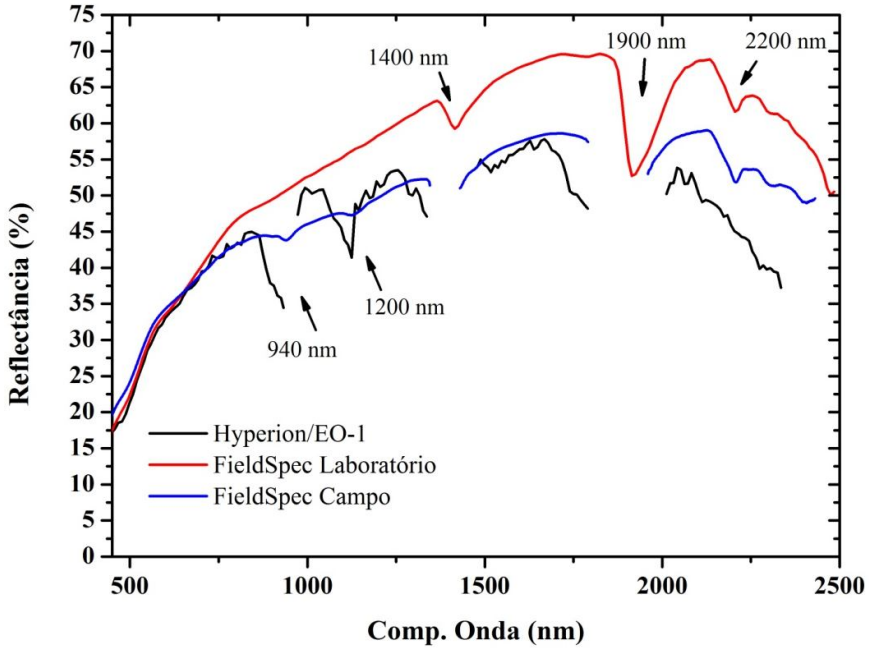
Fonte: Próprio autor.

Entretanto, o bom resultado dos sensores hiperespectrais está muito condicionado à capacidade de funcionamento do sensor já que a qualidade dos dados de sensoriamento remoto digital está diretamente relacionada ao nível de ruído do sistema em relação à intensidade do sinal. Especificamente para o Hyperion, a relação sinal-ruído é muito baixa o que dificulta o seu desempenho em relação aos sensores aerotransportados ou espectrorradiômetros portáteis. Mesmo assim, seus dados têm bom potencial de aplicação se o ruído for controlado (KRUSE *et al*., 2003; DATT *et al*., 2003). Apesar disso, essa relação pode ter diminuído ainda mais em aplicações recentes pelo fato de esse sensor ter sido lançado em 2000 com previsão de apenas um ano (com objetivo de dois) de vida útil (FOLKMAN, 2000), o que pode estar comprometendo a qualidade dos resultados.

No caso de aplicações feitas em solos expostos salinizados, o potencial de aplicação desse sensor (ou de outros sensores hiperespectrais) pode estar mais ligado a variações de reflectância já que, dada as limitações dos sensores e para esse tipo de superfície, as características de absorção são bem limitadas (WENG *et al*., 2008a; MOREIRA *et al*., 2014). Isso pode ser verificado na Figura 4.10, que mostra os espectros do mesmo ponto amostral com elevada condutividade elétrica, obtidos a partir do Hyperion, medido em campo e laboratório com o espectrômetro FieldSpec Pro FR 3.

A falta de dados de algumas regiões próximas a 1400 e 1900 nm do Hyperion está associado à interferência atmosférica. Essa ausência também pode ser observada nos dados do FieldSpec em campo, e isso ocorre por que os detectores dessas regiões nesse sensor não foram projetados para medições em condições de campo.

Figura 4.10 – Espectros de um mesmo ponto amostral (solo exposto com CE = 125,86 dS/m) obtidos do Hyperion e do FieldSpec Pro FR 3 em condições de campo e laboratório.



Fonte: Próprio autor.

4.4 Conclusões

O uso do modelo linear de mistura espectral, de índices de salinidade e de dados espectro/temporais de áreas de solos expostos podem auxiliar na identificação de áreas salinizadas.

A estratégia adotada de verificar ao longo da série temporal o comportamento espectral de solos expostos salinizados e não salinizados foi eficiente para separar essas duas superfícies mostrando que, ao longo do tempo, os solos salinizados foram radiometricamente mais estáveis ou com menor variabilidade espectral, o que foi consistente com as medidas de CE. Já os solos expostos não salinizados que, normalmente, são usados com plantio de arroz apresentaram uma grande variabilidade

espectral ao longo do tempo. A atividade agrícola desenvolvida nessas áreas é um dos fatores responsáveis pelos maiores valores de NDVI e de desvio-padrão encontrados.

Através da análise por componentes principais foi possível separar solos expostos com altas concentrações salinas, em que geralmente o brilho aumenta com a CE, daqueles não salinizados, usando dados multiespectrais ou hiperespectrais.

Na impossibilidade de detecção de bandas de absorção fora das faixas de absorção atmosférica por vapor d'água usando dados hiperespectrais, o brilho do solo é a chave para detectar solos salinos.

No entanto, se o objetivo for classificar áreas salinizadas com diferentes concentrações salinas, o potencial das imagens hiperespectrais é maior por fornecer uma maior quantidade de informações com melhor qualidade. Isso fica mais evidente à medida que as diferenças na concentração salina das áreas são menores. Tais vantagens podem ser reduzidas quando se trabalha com o sensor Hyperion pelo fato de sua baixa relação sinal-ruído, que interfere na qualidade radiométrica das imagens geradas. Mesmo assim, sensores multiespectrais foram e ainda são os preferidos para o mapeamento e monitoramento da salinidade do solo devido a fácil disponibilidade de imagens, além de sua capacidade de obter dados com maior faixa de cobertura no terreno. Futuros sensores hiperespectrais com melhor cobertura espacial (p.ex., largura de faixa de 145 km) e alta relação sinal/ruído, como o HyspIRI e o EnMAP, que serão lançados em um futuro próximo, deverão representar excelentes alternativas para fins de mapeamento.

Além das invetigações feitas nas áreas expostas salinizadas, mais estudos são necessários usando as diferentes coberturas vegetais (espécies tolerantes à salinidade) como indicadoras de solo salinizado. Por ser uma área agrícola de importância econômica local, uma investigação com mais detalhes do impacto da salinização na produção do arroz é de extrema relevância.

4.5 Referências

ABBAS, A.; KHAN, S.; HUSSAIN, N.; HANJRA, M.A.; AKBAR, S. Characterizing soil salinity in irrigated agriculture using a remote sensing approach. **Physics and Chemistry of the Earth**, v. 55-57, p. 43-52, 2013.

ACOSTA, J.A.; FAZ, A.; JANSEN, B.; KALBITZ, K.; MARTÍNEZ-MARTÍNEZ, S. Assessment of salinity status in intensively cultivated soils under semiarid climate, Murcia, SE Spain. **Journal of Arid Environments**, v. 75, n°.11, p. 1056-1066, nov.

2011.

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 Sens.**, v. 6, n°. 2, p. 1137-1157; jan. 2014.

ANDRADE, L.L. DE. **Estimativa de temperatura e emissividade com imagens do sensor Hss (hyperspectral scanner system) e suas relações com materiais urbanos**. 2011. 110 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, São José dos Campos-SP, 2011.

ANDREW,M., USTIN, S. The role of environmental context in mapping invasive plants with hyperspectral image data. **Remote Sensing of Environment**, v.112, n°. 12, p.4301–4317, dez. 2008.

BIOUCAS-DIAS, J., FIGUEIREDO, M. Alternating direction algorithms for constrained sparse regression: application to hyperspectral unmixing. *In*: IEEE GRSS WORKSHOP ON HYPERSPECTRAL IMAGE AND SIGNAL PROCESSING: EVOLUTION IN REMOTE SENSING (WHISPERS'10), 2010, Reykjavik, Iceland., fev. 2010.

BLOISE, P. L. C.; GUIMARÃES, R. F.; MARTINS, E. S.; CARVALHO, A. P. F.; CARVALHO JUNIOR, O. A. Análise de mistura espectral de imagens ASTER no Campo de Instrução Militar de Formosa. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11, Belo Horizonte - MG. **Anais...** XI SBSR. São José dos Campos: INPE, 2003, p. 2311-2318.

BOARDMAN, J.W.; KRUSE, F.A. Automated spectral analysis: A geologic example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada. *In*: PROCEEDINGS, ERIM TENTH THEMATIC CONFERENCE ON GEOLOGIC REMOTE SENSING, Environmetal Research Institute of Michigan, **Proceedings …** Ann Arbor-MI, 1994, p. 407 - 418.

BOUAZIZ, M.; MATSCHULLAT, J.; GLOAGUEN, R. Improved remote sensing detection of soil salinity from a semi-arid climate in Northeast Brazil. **Comptes Rend. Geosci**., Paris, v. 343, p.795–803, nov. - dez. 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 f. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, São José dos Campos-SP, 2011.

DATT, B.; MCVICAR, T.R.; VAN NIEL, T.G.; JUPP, D.L.B.; PEARLMAN, J.S. Preprocessing EO-1 Hyperion Hyperspectral Data to Support the Application of Agricultural Indexes. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n°. 6, jun. 2003.

DEHAAN, R.; TAYLOR, G.R. Field-Derived Spectra of Salinized Soils and Vegetation as Indicators of Irrigation Induced Soil Salinization. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n°.3, p. 406-417, 2002.

DEMATTÊ, J.A.M.; CAMPOS, R.C.; ALVES, M.C.; FIORIO, P.R.; NANNI, M.R. Visible-NIR Reflectance: A New Approach on Soil Evaluation. **Geoderma,** v. 121, n°. 1-2, p. 95-112, jul. 2004.

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**, v.134 n°. 1–2, p.217–230, set. 2006.

DUTKIEWICZ, A.; LEWIS, E.; OSTENDORF, B. Evaluation and comparison of hyperspectral imagery for mapping surface symptoms of dryland salinity. **International Journal of Remote Sensing**, v. 30 n°.3, p. 693 – 719, 2009.

ELNAGGAR, A.A.; NOLLER, J.S. Application of remote-sensing data and decision-tree analysis to mapping salt-affected soils over large areas. **Remote Sens.**, v. 2, n°. 1, p. 151-165, dez. 2010.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION (FAO). **Crops and drops: making the best use of water for agriculture**, Rome, 2002, 28 p.

FARIFTEH, J., VAN DER MEER, F., VAN DER MEIJDE, M., ATZBERGER, C. Spectral characteristics of salt-affected soils: a laboratory experiment. **Geoderma,** v. 145, p. 196–206, jun. 2008.

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 of Arid Environments**, v. 65, n°4, p. 644-667, jun. 2006.

FOLKMAN, M.; PEARLMAN, J.; LIAO, L.; JARECKE, P. **EO-1/Hyperion hyperspectral imager design, development, characterization, and calibration**. 2000. 12 f. Disponível em: <http://eo1.gsfc.nasa.gov/new/validationReport/Technology/TRW_EO1%20Papers_Presentations/07.pdf>. Acessado em: 21 mai. 2014.

GALVÃO, L. S.; FORMAGGIO, A. R.; TISOT, D. A. Discrimination of sugarcane varieties in southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. **Remote Sensing of Environment**, v. 94, n. 4, p. 523-534, fev. 2005.

GAO, F; HUANG, Q; SUN, X; YAN, Z. Study on Dynamic Changes of the Soil Salinization in the Upper Stream of the Tarim River Based On RS and GIS. **Procedia Environmental Sciences**, v. 11, part. C, p. 1135 – 1141, 2011.

GOODENOUGH, D. G.; DYK, A.; NIEMANN, O.; PEARLMAN, J. S.; CHEN, H.; HAN, T.; MURDOCH, M.; WEST, C. Processing Hyperion and ALI for forest classification. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 6, p. 1321-1331, 2003.

JIAN-LI, D.; MAN-CHUN, W.; TIYIP, T. Study on soil salinization information in arid region using remote sensing technique. **Agricultural Sciences in China**, v. 10, n° 3, p.

404-411, 2011.

KHAN, N.M., RASTOSKUEV, V.V., SHALINA, E., SATO, Y. Mapping salt-affected soil using remote sensing indicators. A simple approach with the use of GIS Idrisi. *In*: 22ND ASIAN CONFERENCE ON REMOTE SENSING, 5-9 Nov. 2001, Singapore. **Proceedings…** Centre for Remote Imaing Sensing and Processing (CRISP), Singapore, 2001, p. 1-5.

KRUSE, F.A.; BOARDMAN, J.W.; HUNTINGTON, J.F. Comparison of Airborne Hyperspectral Data and EO-1 Hyperion for Mineral Mapping. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n°. 6, jun. 2003.

LINN, R.M. de. **Avaliação dos Modelos de Mistura MESMA e SMA Aplicados aos Dados Hiperespectrais HYperion/EO-1 Adquiridos na Planície Costeira do Rio Grande do Sul**. 2007. 156 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2007.

LIU, A.X.; LIU, Z.J.; WANG, C.Y.; NIU, Z.; YAN, D.M. Monitoring of desertification in central Asia and western China using long term NOAA-AVHRR NDVI time-series data. *In*: GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 21-25 jul. 2003, v. 4, p. 2278-2280.

MARTÍNEZ, B.; GILABERT, M.A. Vegetation dynamics from NDVI time series analysis using the wavelet transform. **Remote Sensing of Environment**. v. 113, n°. 9, p. 1823–1842, set. 2009.

MASHIMBYE, Z. E. **Remote sensing of salt-affected soils**. 2013. 174 f. Tese. (Doctor of Philosophy), Faculty of AgriSciences at Stellenbosch University - South Africa, 2013.

MEHRJARDI, R.T; MINASNY, B.; SARMADIAN, F.; MALONE, B.P. Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. **Geoderma**, v. 213, p. 15-28, jan. 2014.

METTERNICHT, G.I.; ZINCK, J.A. Remote sensing of soil salinity: potentials and Constraints. **Remote Sensing of Environment**, v.85, p. 1-20, abr. 2003.

MOREIRA, L.C.J.; TEIXEIRA, A.S.; GALVÃO, L.S. Laboratory Salinization of Brazilian Alluvial Soils and the Spectral Effects of Gypsum. **Remote Sens.**, v. 6, n°. 4, p. 2647-2663, mar. 2014.

NAUMANN, J.C.; YOUNG, D.R.; ANDERSON, J.E. Spatial variations in salinity stress across a coastal landscape using vegetation indices derived from hyperspectral imagery. **Plant Ecol.**, v. 202, p. 285-297, 2009.

NOROOZI, A.A.; HOMAEE, 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. **Environ. Sci.**, v. 9, p. 59-74, 2012.

ODEH, I.O.; ONUS, A. Spatial analysis of soil salinity and soil structural stability in a semiarid region of New South Wales, Australia. **Environ. Manag**., v. 42, p. 265–278, 2008.

PRINCE, S. D. Satellite remote sensing of primary production: comparison of results for Sahelian grasslands 1981-1988. **Int. J. Remote Sensing**, v.12, p.1301-1311, 1991.

QING, K., YU, R., LI, X., DENG, X. Application of spectral angle mapping model to rapid assessment of soil salinization in arid area. *In*: INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS), 2005, v. 4, p. 2355–2357.

RICHARDS, L.A. **Diagnosis and Improvement of Saline and Saline and Alkali Soils**. (Agricultural Handbook n°. 60), US Department of Agricultural, US Government printing office, Washington, DC, v. 78, ago. 1954.

SAMPAIO, A.S. da. Abordagem metodológica baseada nos dados multitemporais MODIS EVI/NDVI para classificação da cobertura vegetal na região do parque nacional da chapada dos veadeiros/GO. 2007. 73 f. Dissertação (Mestrado em geografia) Universidade de Brasília – UNB, Brasília, 2007.

SETIA, R.; LEWIS, M.; MARSCHNER, P.; RAJA SEGARAN, R.; SUMMERS, D.; CHITTLEBOROUGH, D. Severity of Salinity Accurately Detected and Classified on a Paddock Scale with High Resolution Multispectral Satellite Imagery. **Land Degradation & Developmen**., v. 24, n°. 4, p. 375-384, jun. 2011.

SPIES, B.; WOODGATE, P. **Salinity Mapping Methods in the Australian Context**. Department of the Environment and Heritage, Canberra, 2005. Disponível em: <http://lwa.gov.au/files/products/national-dryland-salinity program/er040732/er040732.pdf >. Acesso em: 24 fev. 2013.

USGS - United States Geological Survey. USA. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php>. Acesso em: setembro de 2013.

USGS - United States Geological Survey. USA. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/CDR_ECV.php>. Acesso em: março de 2014.

WANG, F.; CHEN, X.; LUO, G.; DING, J.; CHEN, X. Detecting soil salinity with arid fraction integrated index and salinity index in feature space using Landsat TM imagery. **J. Arid Land**, Xinjiang, v. 5, p. 340 – 353, set. 2013.

WEISS, E.; MARSH, S.E.; PFIRMAN, E.S. Application of NOAA-AVHRR NDVI time-series data to assess changes in Saudi Arabia's rangelands. **Int. J. Remote Sensing**, v. 22, n°6, p. 1005-1027, 2001.

WENG, Y.; GONG, P.; ZHU, Z. Reflectance spectroscopy for the assessment of soil salt content in soils of the Yellow River Delta of China. **Int. J. Remote Sens**. v. 29, p. 5511-5531, 2008a.

WENG, Y.; GONG, P.; ZHU, Z. Soil Salt Content Estimation in the Yel-low River Delta with Satellite Hyperspectral Data. **Canadian Journal of Remote Sensing,** v. 34, n°. 3, p. 259-270, 2008b.

CAPÍTULO V

Avaliação do potencial dos índices de vegetação multiespectrais e hiperespectrais obtidos de imagens orbitais em detectar estresse salino na cultura do arroz

Resumo: O estresse salino na cultura do arroz afeta negativamente seu crescimento e desenvolvimento promovendo a queda da produtividade da cultura. Por sua vez, a reflectância espectral de dosséis de arroz varia de acordo com diferentes níveis de salinidade. O objetivo desse trabalho foi avaliar o desempenho de índices de vegetação multiespectrais e hiperespectrais para caracterizar o processo de salinização do solo a partir de informações espectrais de dosséis de arroz. O trabalho foi realizado usando de talhões de arroz da variedade PUITÁ na mesma fase fenológica no segundo semestre de 2013. Com um GPS, pontos amostrais foram marcados em campo e em seguida foi medida a condutividade elétrica (CE) do solo e o Índice Relativo de Clorofila (IRC). Foram utilizados 5 índices de vegetação obtidos de uma imagem do OLI/Landsat-8 (n = 31 pontos amostrais) e 20 índices obtidos de uma imagem do Hyperion/EO-1 (n = 16 pontos amostrais). Regressões lineares foram usadas para descrever a relação entre os índices e CE. Informações espectrais do vermelho (R) vs infravermelho próximo (NIR) de todos os pixels usados na composição das amostras foram plotadas para avaliar as diferenças dos dosséis com CE do solo acima e abaixo de 3,00 dS/m. Os índices multiespectrais de melhor desempenho foram usados para avaliar a evolução de dosséis com e sem estresse salino. Também foram usados dados de produtividade por talhão para avaliar o impacto da salinização nessa variável. Para os dados de campo houve uma relação negativa entre a CE e IRC. Espectros extraídos das imagens indicaram que a reflectância no vermelho teve um leve aumento em dosséis sob estresse em função da redução da clorofila. Já no infravermelho próximo (NIR) e infravermelho médio (SWIR), houve uma redução da reflectância com o aumento da CE do solo. Contudo, é na região do NIR que as diferenças foram mais significantes separando bem pixels sob estresse salino (CE > 3,00 dS/m) de pixels sob condições normais (CE < 3,00 dS/m) para dados do OLI e Hyperion. Dos índices multiespectrais avaliados, o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e o *Enhanced Vegetation Index* (EVI) apresentaram os melhores resultados com R^2 iguais a 0,68 e 0,70, respectivamente. Os índices hiperespectrais mais promissores foram o *Salinity and Water Stress Index* (SWSI1) (R^2=0,70) e *Índice do Estresse Salino para Arroz* (IESA) (R^2=0,59) que são combinações de regiões relacionadas à clorofila com regiões de absorção de água e/ou estresse hídrico. Devido o estresse salino reduzir a quantidade de biomassa nos dosséis, todos os índices ligados ao pigmento clorofila apresentaram bons resultados, independente da resolução espectral do sensor. A evolução do NDVI e do EVI indicou que o estresse salino diminuiu consideravelmente o vigor da cultura em todas as fases fenológicas, o que pode reduzir a produtividade, no entanto, não foi possível identificar a relação negativa com CE em função da grande variabilidade espacial da salinização e a escala de medida de produtividade.

5.1 Introdução

A salinização do solo é um dos problemas mais relevantes relacionados à agricultura irrigada em regiões áridas e semiáridas (METTERNICHT; ZINCK, 2003).

Ela tem causado decréscimo de produtividade devido alterações das propriedades físicas e químicas do solo, retardando o crescimento e o desenvolvimento das plantas. A consequência imediata é o abandono de áreas produtivas, que nos casos mais severos de degradação marca o início do processo de desertificação (D'ODORICO *et al*., 2013).

Especificamente para cultura do arroz, o aumento da componente osmótica do solo causada pelo excesso de sais na solução restringe a capacidade de absorção de água das plantas, diminui a transpiração pelo fechamento dos estômatos e, portanto, reduz a assimilação da radiação fotossinteticamente ativa. Isso tem como consequência uma menor produção de fitomassa em função da redução do perfilhamento e altura da planta, além de aumentar consideravelmente o número de panículas estéreis causando queda de produtividade da cultura (EHRLER, 1960; ZENG *et al*., 2001; MELO *et al.*; 2006; SINGH *et al*, 2007; FRAGA *et al*., 2010).

A identificação e o monitoramento das áreas afetadas pelo sal são essenciais nas decisões visando a melhorar a gestão do campo agrícola, especialmente as práticas de agricultura de precisão (ZHANG *et al*., 2012). Técnicas convencionais para mapeamento de determinados problemas relacionados aos solos são caras, demoradas e requerem amostragem intensiva para caracterizar a variabilidade espacial (NANNI; DEMATTÊ, 2006). Nesse sentido, o sensoriamento remoto (SR) pode ser usado já que é um método rápido, preciso e simples, que pode ser usado para obter informações sobre atributos biofísicos e bioquímicos de plantas e/ou dosséis sob estresse (PASQUINI, 2003; ROBERTS *et al*., 2011; MARIOTTO *et al*., 2013).

Vários estudos têm sugerido que a reflectância das culturas agrícolas pode ser usada na quantificação indireta da salinização do solo usando índices de vegetação para caracterizar esse processo. Dentre os índices mais usados, o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e o *Normalized Difference Water Index* (NDWI) têm apresentado bons resultados (SONG *et al.*, 2011; ZHANG *et al*., 2012; HAMZEH *et al.*, 2013). No entanto, o NDVI pode apresentar certas limitações em dosséis com elevada biomassa sob estresse em função de sua saturação. Nesse caso, o *Enhanced Vegetation Index* (EVI) tem grande potencial de aplicação, superando o NDVI (HUETE *et al.*, 2002; LOBELL *et al*., 2010).

A maioria dos trabalhos tem se concentrado no uso de dados hiperespectrais, o que torna possível a obtenção de uma maior quantidade de índices de vegetação, além de permitir o posicionamento de algumas bandas estreitas ligadas a certas características biofísicas das culturas agrícolas (CHAN; PAELINCKX, 2008). No entanto, dados

multiespectrais também têm um bom potencial de uso, já que é possível obter alguns dos índices de vegetação de melhores resultados na caracterização do estresse salino, como por exemplo, NDVI, NDWI e EVI (MARIOTTO *et al*., 2013). Além disso, a facilidade de adquirir imagens multiespectrais, a resolução temporal, que no caso de culturas agrícolas é relevante, e a capacidade de cobrir grandes áreas são vantagens que devem ser consideradas.

Desta forma, através de índices de vegetação e de medidas de campo, o presente trabalho investigou o potencial de imagens multiespectrais (OLI/Landsat-8) e hiperespectrais (Hyperion/EO-1) na identificação e caracterização do processo de salinização do solo. A relação foi avaliada por diversos índices obtidos de dosséis de arroz na mesma fase fenológica (floração) e sob diferentes níveis de salinidade. Os índices com melhores resultados foram usados para mostrar a evolução dos dosséis com e sem estresse. Ainda foi avaliado o efeito da salinidade na produtividade da cultura e o histórico de produtividade do perímetro.

5.2 Material e Métodos

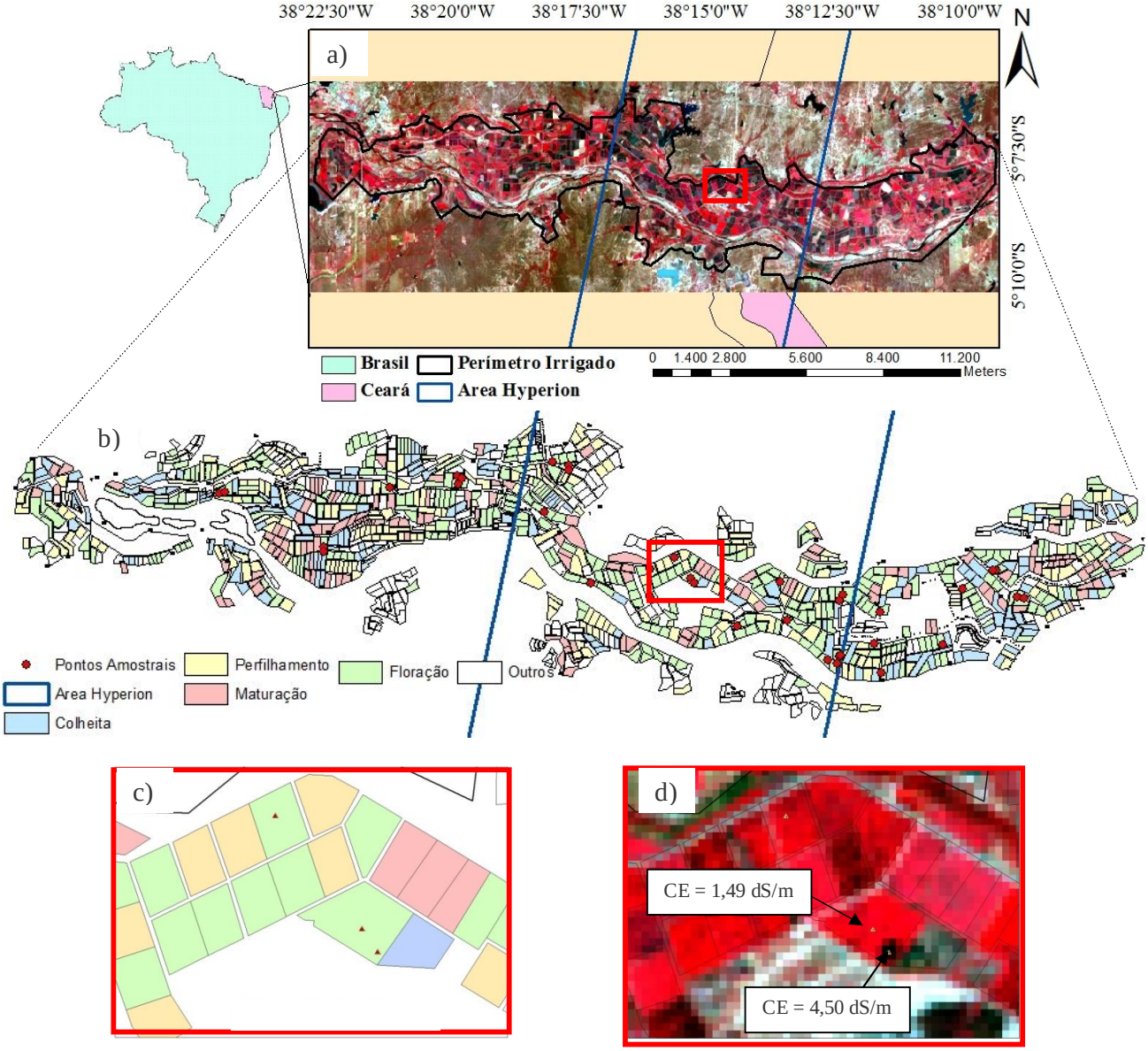
5.2.1 Descrição da área de estudo e da cultura estudada

A área de estudo abrange o distrito de irrigação Morada Nova que está localizado nos municípios de Morada Nova e Limoeiro do Norte – CE (Figura 5.1a). Desde sua implantação, em 1969, o distrito irrigado de Morada Nova apresenta diversos problemas de salinização em função da elevada concentração original de sais, das péssimas condições de drenagem do solo, da má manutenção do sistema de irrigação/drenagem e do uso excessivo da água (ascensão do lençol freático) (PEREIRA *et al*., 1983).

A principal fonte econômica do distrito de irrigação é o plantio de arroz. De acordo com os dados fornecidos pela Associação dos Usuários do Distrito de Irrigação do Perímetro Irrigado de Morada Nova (AUDIPIMN), no ano de 2013, aproximadamente 5.000 ha foram cultivados, sendo 70% com arroz, 14% com pastagem nativa, 9% com capim paulistinha, 4% com feijão e 3% com sorgo. Ainda segundo a AUDIPIMN, 98% do arroz plantado na área foi da variedade “PUITÁ INTA-CL”. Essa é uma variedade de alto vigor, alta capacidade de perfilhamento, porte baixo, com ciclo

médio de 125 dias e produtividade variando de 7400 a 8900 kg/ha (SEMENTES LANNES, 2014).

Figura 5.1 – a) Localização da Área de estudo (distrito de irrigação Morada Nova) no Estado do Ceará. A composição colorida, datada de 30 de outubro de 2013, inclui as bandas 5, 4 e 3 do sensor multiespectral OLI/Landsat-8 em vermelho, verde e azul, respectivamente. A área do imageamento hiperespectral feito com o sensor Hyperion/EO-1 é indicada por linhas azuis. b) Mapa das fases fenológicas do arroz no dia 30/10/2013 (adaptação de COUNCE *et al*., 2002) e distribuição espacial dos pontos amostrais. c) Ampliação de uma área mostrando as fases fenológicas de alguns talhões; e d) Ampliação da composição RGB mostrando as diferenças espectrais proporcionadas pela variação das fases fenológicas de alguns talhões e variabilidade espacial da salinização dentro dos talhões.



Fonte: Próprio autor.

Normalmente o cultivo de arroz na área é feito em dois períodos ao ano. No primeiro semestre, o ciclo vai de fevereiro a julho e, no segundo semestre, de julho a dezembro, com alta variabilidade das datas de plantio e colheita já que os produtores não seguem um calendário agrícola. De acordo com a data de plantio e informações georreferenciadas dos talhões fornecidos pela AUDIPIMN, foi gerado um mapa do perímetro irrigado com as fases fenológicas atuais do arroz para dia 30 de outubro de 2013 (Figura 5.1b), com objetivo de selecionar talhões para a visita em campo. As fases fenológicas foram estabelecidas segundo adaptação a partir de Counce *et al.* (2002), com arroz em perfilhamento de 30 a 55 DAP, floração de 55 a 87 DAP, maturação fisiológica de 87 a 115 DAP, colheita de 115 a 125 DAP e outras (classe designada para os talhões sem informação ou com plantio de outras culturas).

5.2.2 Seleção dos pontos amostrais e coleta de dados de campo

Para investigar o efeito da salinidade do solo no vigor da cultura de arroz foram selecionados talhões amostrais com a variedade Puitá INTA-CL, plantados nos dias 10 e 11 de agosto de 2013, procurando manter entre eles uma diferença mínima de idade fisiológica, garantindo que as diferenças espectrais apresentadas entre os talhões amostrais não fossem em função da fase fenológica da cultura.

O processo de salinização em áreas agrícolas irrigadas se dá com grande variabilidade espacial (SOUZA *et al.*, 2008). Na seleção das amostras, foram identificados talhões com e sem problemas de salinidade por meio de medidas de condutividade elétrica feitas em campo e nessas duas situações tentou-se manter a máxima uniformidade na escolha das áreas. Portanto, o tamanho de cada área considerada e o número de medidas feitas para representar cada ponto amostral foi bastante variável e em função da presença ou não do problema de salinidade dentro do talhão. Nos talhões onde não foram identificados problemas de salinidade, a dimensão das áreas medidas foi equivalente ao tamanho de 5 a 10 pixels de uma imagem com resolução espacial de 30 m e foram realizadas aproximadamente 15 medições de CE e IRC. Já nos que apresentaram estresse salino (Figura 5.1d) com redução de biomassa, o tamanho da área foi equivalente a no máximo 5 pixels de uma imagem com 30 m de resolução em função das manchas salinas terem pequenas dimensões (grande variabilidade espacial), onde foram feitas no máximo 10 medidas de CE e IRC.

As medidas de campo foram obtidas quando o arroz estava com 80 a 87 DAP (fase de floração) onde a cultura atinge valores máximos de NDVI e índice de área foliar (CARLESSO *et al.*, 1998; WANG *et al.*, 2014). Foram feitas medidas de condutividade elétrica (CE) do solo com um condutivímetro marca "*Wet sensor HH2 Moisture Meter (At Delta–T Devices, Cambridge, England)*" e medidas de Índice Relativo de Clorofila (IRC) com um clorofilômetro digital modelo SPAD 502 da marca "*Minolta*". Esse clorofilômetro é um aparelho portátil que mede, de modo não destrutivo e instantâneo, a transmitância de luz através da folha, no comprimento de onda com pico em 650 nm, região de alta absorbância pelas moléculas de clorofila, e com pico em 940 nm, na qual a absorbância pela folha é baixa, servindo como um fator de correção para o teor de água ou espessura da folha (MINOLTA, 1989). As medidas são processadas e, no visor do clorofilômetro, é mostrado um valor denominado pela empresa fabricante do aparelho como SPAD (Soil Plant Analysis Development). No Brasil, este valor tem sido denominado como medida indireta de clorofila ou índice relativo de clorofila - IRC (VILLAS BÔAS, 2001). A relação entre essas duas variáveis foi plotada para analisar o comportamento dos dosséis de arroz sob estresse quanto à concentração de clorofila. Para cada área onde foram realizadas as medidas um ponto foi marcado com GPS modelo 7211 da marca "*Garmin*" com precisão de 10 m.

5.2.3 Análise dos dados

Na avaliação do comportamento da reflectância e dos índices de vegetação multiespectrais (OLI/Landast-8) e hiperespectrais (Hyperion/EO-1) do arroz sob estresse salino, foram usados os espectros obtidos a partir dos pixels correspondentes às áreas em que foram realizadas as medidas de campo e na análise foi considerado o espectro médio, assim como a média de CE das várias coletas feitas como as medidas representativas de cada ponto amostral. Foram usados 31 pontos amostrais da imagem OLI/Landast-8 e 16 pontos amostrais da imagem Hyperion/EO-1, como pode ser verificado na distribuição espacial da Figura 5.1b. Para avaliar as diferenças da reflectância dos dosséis de arroz sob estresse salino foram plotados espectros das duas imagens considerando pontos com distintas condutividades elétricas.

O processo de seleção e aquisição das imagens OLI/Landsat-8 e Hyperion/EO-1 foi realizado através do visualizador USGS - Global Visualization Viewer (http://earthexplorer.usgs.gov/). O processamento das imagens multiespectrais foi

iniciado com a conversão dos níveis de cinza para radiância das bandas do sensor, feitas seguindo procedimento do USGS (2013), com auxílio dos coeficientes de calibração fornecidos (arquivos metadados anexo à imagem). Em seguida foi obtida a reflectância de superfície usando o aplicativo *Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes* (FLAASH) para o cálculo do vapor d'água e correção atmosférica de outros gases com o software ENVI 5.0.

A imagem Hyperion/EO-1 foi adquirida no nível de processamento "Level 1Gst", com ângulo de visada fora do nadir (-20°) em 242 bandas espectrais (196 radiometricamente calibradas) na faixa de 400 a 2400 nm com 30 metros de resolução espacial. O pré-processamento envolveu uso de um algoritmo para minimizar os efeitos de *striping* da imagem (GOODENOUGH *et al.*, 2003), 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 e utilização da técnica *Minimum Noise Fraction* (MNF) sobre diferentes intervalos espectrais para a suavização do ruído e remoção de artefatos decorrentes da correção atmosférica (GALVÃO *et al.*, 2005). Em seguida foi feita uma correção geométrica da imagem usando como base em 28 pontos de controles retirados do OLI/Landsat-8 com erro de 0,11 pixels.

As imagens usadas na avaliação dos índices de vegetação foram a OLI/Landsat-8 de 30 de outubro de 2013 (80 DAP) (Path 216 e row 64) e a Hyperion/EO-1 em 01 de novembro de 2013 (82 DAP) (Path 216 e row 63), pelo fato de uma maior proximidade entre datas de aquisição e os pontos amostrais selecionados para o estudo estarem com o arroz na fase de floração com máximo NDVI (WANG *et al.*, 2014). Ainda foram usadas outras 5 imagens (Tabela 5.1) do sensor multiespectral para avaliar a dinâmica de desenvolvimento dos dosséis sob estresse e dos dosséis normais.

Tabela 5.1 – Características das imagens usadas nesse estudo

Sensor/Satélite	**Resolução espacial (m)**	**n° bandas espectrais usadas**	**Ângulo de visada**	**Datas de aquisição**
Hyperion/EO-1	30	152	-20°	01/11/2013
OLI/Landsat	30	7	0°	27/08, 12 e 28/09, 14 e 30/10 e 15/11/2013

Na análise foram considerados 5 índices de vegetação multiespectrais e 19 índices hiperespectrais citados na literatura (Tabela 5.2). Um vigésimo índice hiperespectral denominado "*Índice do Estresse Salino para Arroz*" (IESA) foi proposto

nesse estudo, buscando através de um processo iterativo (rotina feita em Matlab, Anexo B) o melhor posicionamento de bandas do Hyperion para descrever a relação entre a razão da diferença normalizada e estresse salino dos dosséis de arroz.

Dentre os índices de vegetação usados na análise (Tabela 5.2), o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), *Simple Ratio* (SR), *Enhanced Vegetation Index* (EVI), *Red Edge Normalized Difference Vegetation Index* ($NDVI_{705}$), *Vogelmann Red Edge Index* (VOG1) e *Red-Edge Position* (REP), *Transformed Chlorophyll Absorption in Reflectance Index* (TICARI) e *Anthocyanin Reflectance Index* (ARI) estão relacionados aos pigmentos (clorofila, carotenoides, antocianina, etc.); o *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI), *Improved Soil Adjusted Vegetation Índex* (MSAVI) e *Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index* (OSAVI) estão relacionados ao efeito da reflectância de fundo do solo; o *Photochemical reflectance index* (PRI) e *Photochemical Reflectance Index 2* (PRI2) estão relacionados com a eficiência de uso da luz e aos pigmentos xantofilas; o *Moisture Stress Index* (MSI), *Normalized Difference Infrared Index* (NDII), *Water Band Index* (WBI), *Leaf Water Vegetation Índex* (LWVI-2), *Normalized Difference Water Index* (NDWI) e *Disease-Water Stress Index 1* (DSWI-1) estão associados com o teor de água das folhas/dossel; o *Salinity and Water Stress Index 1* (SWSI 1) e o *Índice do Estresse Salino para Arroz* (IESA) estão relacionados tanto ao pigmento clorofila quanto ao teor de água do dossel.

Tabela 5.2 – Índices de vegetação multiespectrais e hiperespectrais usados

	Índice	Equação	Referência
Multiespectral (OLI/Landsat -8)	NDVI	(ρNIR-ρR)/(ρNIR+ρR)	Rouse *et al.* (1973)
	SR	ρNIR/ ρR	Rouse *et al.* (1973)
	EVI	2.5*[(ρNIR−ρR)/(ρNIR+6*ρR−7.5*ρAzul+1)]	Huete *et al.* (2002)
	SAVI	(1+0,5)*(ρNIR-ρR)/(ρNIR+ρR+0,5)	Huete, (1988)
	NDWI	(ρNIR−ρSWIR)/(ρNIR+ρSWIR)	Gao, (1996)
Hiperespectral (Hyperion/EO-1)	NDVI	(ρ864-ρ671)/(ρ864+ρ671)	Rouse *et al.* (1973)
	$NDVI_{(705)}$	(ρ750-ρ705)/(ρ750+ρ705)	Gitelson; Merzlyak, (1994)
	SR	ρ864/ρ671	Rouse *et al.* (1973)
	VOG1	ρ742/ρ722	Vogelmann *et al.* (1993)
	REP	700 + 40*{[(ρ670 + ρ780)/2 - ρ700]/(ρ740 - ρ700)}	Clevers *et al.* (2002)
	EVI	2.5*[(ρ864−ρ671)/(ρ864+6*ρ671−7.5*ρ467+1)]	Huete *et al.* (2002)
	TCARI	3*[(ρ700-ρ670)-0.2*(ρ700-ρ550)*(ρ700/ρ670)]	Haboudane *et al.* (2002)
	ARI	(1/ρ550)-(1/ρ700)	Gitelson *et al.* (2001)
	MSAVI	$\frac{1}{2}[2\rho800 + 1-\sqrt{(2\rho800+1)^2 - 8(\rho800-\rho670)}]$	Qi *et al.* (1994)
	OSAVI	(1 + 0,16)(ρ800-ρ670)/(ρ800 + ρ670 + 0,16)	Rondeaux *et al.* (1996)
	PRI	(ρ531-ρ570)/(ρ531+ρ570)	Gamon *et al.* (1992)
	PRI2	(ρ570-ρ539)/(ρ570+ρ539)	Filella *et al.* (1996)
	MSI	(ρ1599/ρ819)	Hunt; Rock, (1989)
	NDII	(ρ819-ρ1649)/(ρ819+ρ1649)	Jackson *et al.* (2004)
	WBI	ρ905/ρ973	Penuelas *et al.* (1997)
	LWVI-2	(ρ1094−ρ1205)/(ρ1094+ρ1205)	Galvão *et al.* (2005)
	NDWI	(ρ854−ρ1245)/(ρ854+ρ1245)	Gao, (1996)
	DSWI-1	ρ800/ρ1660	Apan *et al.* (2004)
	SWSI 1	$(\rho_{803} - \rho_{681})/\sqrt{(\rho_{905} + \rho_{972})}$	Hamzeh *et al.* (2013)
	IESA	$(\rho_j - \rho_i)/(\rho_j + \rho_i)$	Este estudo

ρ = reflectância da banda; NIR = Infravermelho próximo; R = Vermelho; SWIR = Infravermelho médio; Os comprimentos de ondas nos índices hiperespectrais são os centros das bandas do Hyperion mais próximas das formulações originais dos índices.

Foi ainda avaliada a evolução do NDVI e do EVI obtidos de imagens OLI/Landsat-8 dos dosséis com e sem estresse salino, ao longo do ciclo fenológico do arroz. Foi também plotada a relação entre condutividade elétrica dos pontos amostrais e a produtividade dos talhões onde esses pontos estavam inclusos e feita uma analogia da série temporal de produtividade do arroz no perímetro irrigado para identificar possíveis tendências do comportamento dessa variável.

5.3 Resultados e discussão

5.3.1 Dados obtidos em campo

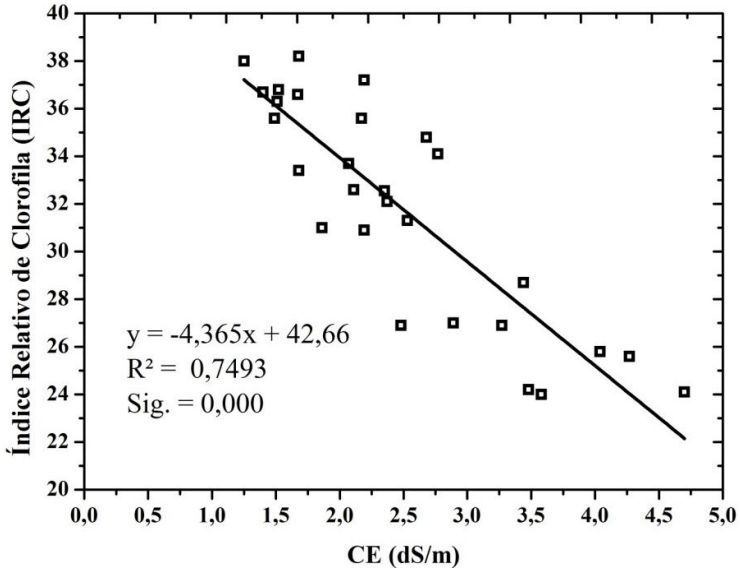
Na Tabela 5.3 é apresentado o resumo estatístico das informações de condutividade elétrica (CE) e índice relativo de clorofila (IRC) obtidos de 31 e 16 pontos amostrais selecionados para análise e que compõem o conjunto amostral OLI/Landsat-8 e o subconjunto amostral Hyperion/EO-1, respectivamente. Essas medidas estatísticas indicam que em parte do perímetro irrigado a salinidade do solo atinge níveis danosos à produção do arroz. Segundo Ayers; Wescot, (1985) e Grattan *et al.* (2002), o limite crítico de condutividade elétrica do solo para causar tais danos pode variar entre 1,9 e 3,0 dS/m. O coeficiente de variação mostra dispersão da variável CE bem superior à do IRC. Foi observada uma leve relação linear negativa entre essas duas variáveis (Figura 5.2) e, portanto, isso pode ser um indicativo de que o estresse salino tem influência direta na redução da concentração total de clorofila, como afirmaram Lima *el al.*, (2004).

Tabela 5.3 – Medidas estatísticas da CE e IRC (Campo).

Estatística descritiva	Área OLI/Landsat – 8		Área Hyperion/EO-1	
	CE (dS/m)	IRC*	CE (dS/m)	IRC*
Mínimo	1,17	24,00	1,49	24,00
Máximo	4,70	38,20	4,70	38,20
Média	2,43	31,68	2,74	31,10
Mediana	2,19	32,33	2,61	31,15
Desvio Padrão	0,94	4,53	0,91	4,64
Coef. Variação (%)	38,52	14,29	33,35	14,92
Perc. 25%	1,68	27,43	2,16	26,98
Perc. 75%	3,00	35,60	3,31	35,00
N	31	31	16	16

*Índice Relativo de Clorofila

Figura 5.2 – Relação entre CE e IRC, medidas dos pontos amostrais (condições de campo).



Fonte: Próprio autor.

5.3.2 Características espectrais do arroz sob estresse salino com dados OLI/Landsat-8 e Hyperion/EO-1

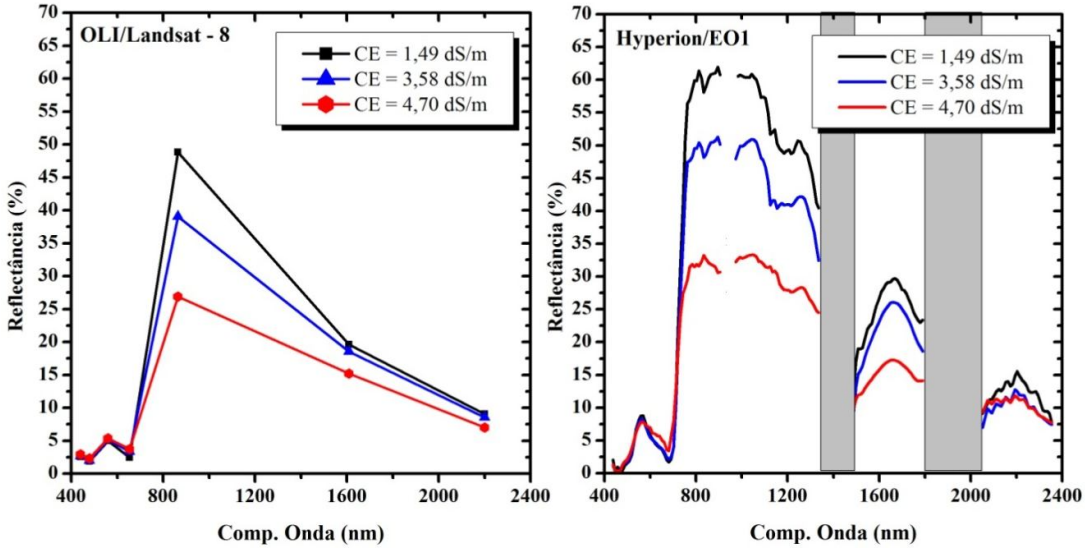
As Figuras 5.3a e 5.3b mostram os espectros de reflectância de três pontos amostrais (dosséis de mesma data de plantio) com diferentes níveis de salinidade do solo, obtidos de imagens OLI/Landsat-8 (dia 30/10/2013 – 80 DAP) e Hyperion/EO-1 (dia 01/11/2013 – 82 DAP), respectivamente. As regiões espectrais com forte influência de absorção atmosféricas próximas a 1400 e 1900 nm, além de uma região próxima a 900 nm (932 – 972 nm), sem informações nos espectros do Hyperion, foram omitidas. Os pontos analisados apresentaram comportamento similar para as duas fontes de dados no que se refere às alterações espectrais ocorridas no arroz, provocadas pelas variações da salinidade. Com o aumento da condutividade elétrica do solo, houve uma redução significativa da reflectância nas regiões do NIR, SWIR1, SWIR2 e leve redução da absorção na região do vermelho. Isso pode ser comprovado pelas altas correlações negativas entre CE e reflectância no NIR, SWIR1, SWIR2 e uma baixa correlação positiva na região do vermelho (Figura 5.4).

Ainda no correlograma da Figura 5.4 pode ser verificado que houve uma melhor identificação desse processo (maiores correlações) com os dados do Hyperion/EO-1 em relação aos do OLI/Landsat-8 nas regiões do verde, NIR, SWIR1, SWIR2. No vermelho

e na faixa igual ou inferior ao azul, a reflectância foi maior nas áreas de estresse salino com dados do OLI/Landsat-8 apresentando correlações positivas. Já com os dados do Hyperion esse comportamento não pode ser observado com a mesma intensidade.

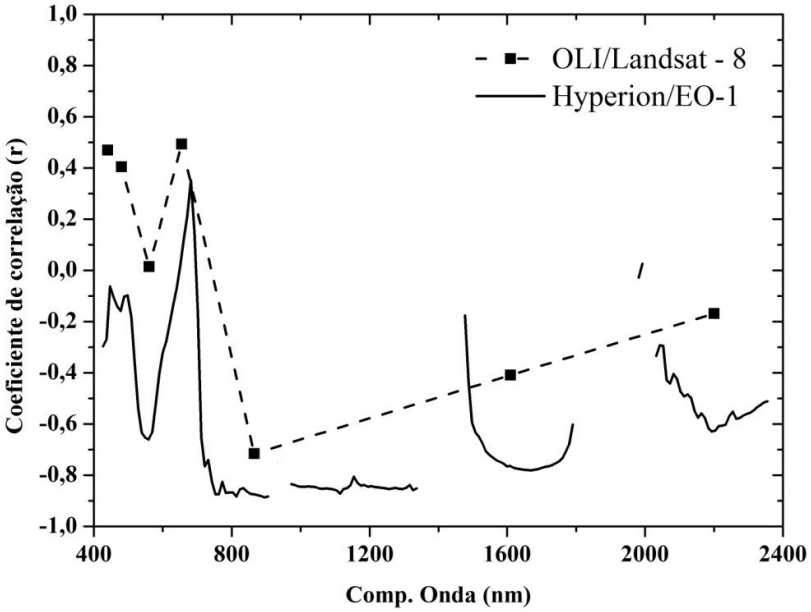
Apesar da proximidade das datas de aquisição das duas imagens, podem ser identificadas diferenças significantes na reflectância originada das duas fontes de dados. Ao longo de todas as regiões espectrais a reflectância obtida com OLI/Landsat - 8 é inferior a obtida com Hyperion. Essa redução é mais acentuada nos espectros dos pontos amostrais de menores CE, ficando mais evidente na região do infravermelho próximo com aproximadamente 10% de diferença. Além de serem obtidas em datas e horários distintos (diferentes condições atmosféricas), isso pode ser explicado pelo fato da imagem OLI/Landsat-8 ser obtida ao Nadir e a imagem Hyperion no off-nadir (ângulo de visada -20°) na direção de retroespalhamento, o que resultou em aumento da reflectância devido à predominância de componentes do dossel iluminados para o sensor (GALVÃO *et al.*, 2009; GALVÃO *et al.*, 2013).

Figura 5.3 – Perfis espectrais de três dosséis (mesma data de plantio) com diferentes condutividades elétricas do solo. a) Espectros do OLI/Landsat-8 e b) Espectros do Hyperion/EO-1.



Fonte: Próprio autor.

Figura 5.4 – Coeficiente de correlação entre condutividade elétrica do solo e reflectância do dossel para todas as bandas do OLI e Hyperion.

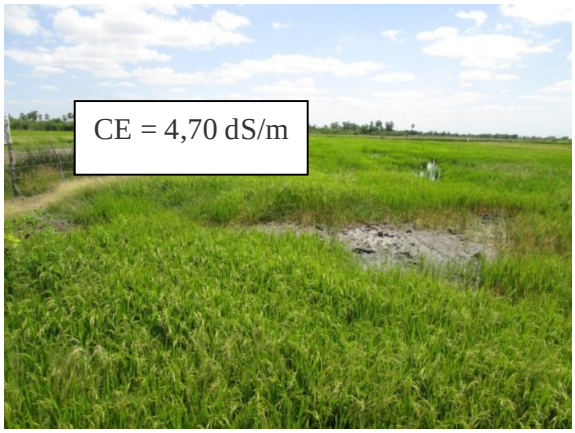


Fonte: Próprio autor.

A diminuição no teor de clorofila em função do aumento da salinidade do solo explica o comportamento da reflectância na faixa espectral VNIR (Figura 5.4). Também houve redução da reflectância nas regiões do SWIR1 e SWIR2 com o aumento da concentração salina. Esse comportamento não era esperado já que o estresse salino tende a reduzir o conteúdo de água das folhas e, portanto, produzir um aumento da reflectância no SWIR, como observado por Song *et a*l. (2011) e Zhang *et al*. (2012) estudando em laboratório a reflectância de folhas de arroz e algodão, respectivamente.

No entanto, as relações que valem para folhas isoladas não são necessariamente válidas para dosséis. No caso especifico dos dosséis de arroz analisados nesse trabalho, a menor reflectância no NIR, SWIR1, SWIR2 pode ser atribuída basicamente à redução da biomassa no pixel causada pelo estresse salino. Essa redução de biomassa também contribui para o rebaixamento da curva espectral no SWIR devido ao efeito do substrato (Figura 5.5) tendo implicações no comportamento de alguns índices de vegetação. A diminuição da biomassa em áreas de arroz irrigado se dá pela redução na estatura das plantas, morte dos perfilhos e falhas no estande, que são comportamentos típicos do estresse por salinidade (CARMONA *et al*., 2009; CARMONA, 2011).

Figura 5.5 – Dossel de arroz sob estresse salino (Condutividade elétrica do solo = 4,70 dS/m).

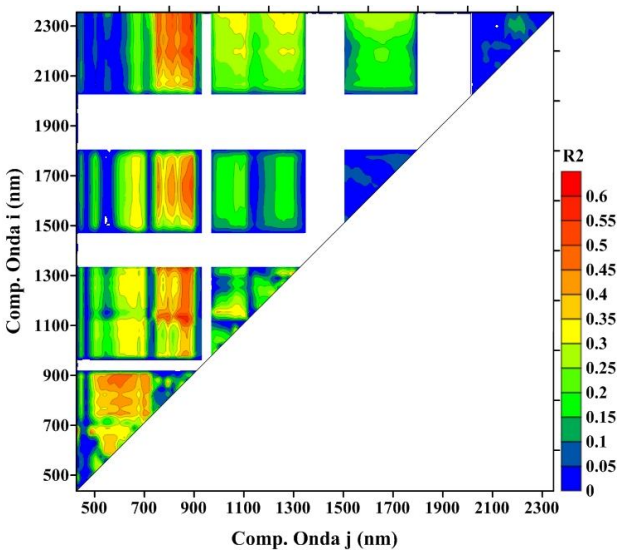


Fonte: Próprio autor.

5.3.3 Definição do Índice do Estresse Salino para Arroz (IESA) - Dados do Hyperion

A Figura 5.6 apresenta o coeficiente de determinação para todas as combinações de bandas (razão da diferença normalizada com dados do Hyperion) entre os espectros do arroz e a condutividade elétrica do solo. São omitidos dos resultados os valores em torno da região de absorção de vapor de água na atmosfera. Os maiores valores de coeficientes de determinação estão na combinação do NIR (eixo j) e SWIR2 (eixo i). A razão normalizada com melhor resultado foi entre 894 nm (banda j - NIR) e 2345 nm (banda i – SWIR2) apresentando coeficiente de determinação de 0,5852. Bons resultados também foram observados nas combinações do VNIR onde estão inseridos os comprimentos de ondas referentes ao NDVI, SR, VOG1, REP, TCARI, ARI, MSAVI, OSAVI e EVI.

Figura 5.6 - Coeficiente de determinação (R^2) entre a razão por diferença normalizada para todas as bandas do Hyperion e condutividade elétrica do solo. O *i* e *j* representam o *i*-ésimo e *j*-ésimo comprimentos de ondas usados para compor todos os possíveis IESAs.



Fonte: Próprio autor.

5.3.4 Relação entre Índices de vegetação Multiespectrais, Hiperespectrais e Salinidade do Solo

Os resultados estatísticos da relação entre os índices de vegetação e a salinidade do solo para dados multiespectrais e hiperespectrais são apresentados na Tabela 5.4. Alguns são mostrados na Figura 5.7. Independente da fonte de dados (multi- ou hiperespectral) e do tamanho amostral, os índices relacionados ao pigmento clorofila (NDVI, SR, VOG1, EVI) apresentaram boas correlações com a salinidade do solo com valores de R^2 variando de 0,41 a 0,70 e de 0,31 a 0,51 para os índices multiespectrais e hiperespectrais, respectivamente. Os índices de vegetação ligados ao teor de clorofila estão relacionados com o crescimento das plantas, quantidade de biomassa e área foliar, que, especificamente para a cultura do arroz, são fatores bastante sensíveis à salinidade do solo, tendo reduções significativas com o aumento do estresse salino (ZHANG *et al.*, 2011; ALI *et al.*, 2013).

Em relação aos índices que são baseados em clorofila e consideram o substrato, houve uma boa correlação (R^2 = 0,68) do SAVI (dados OLI/Landsat-8) e correlações

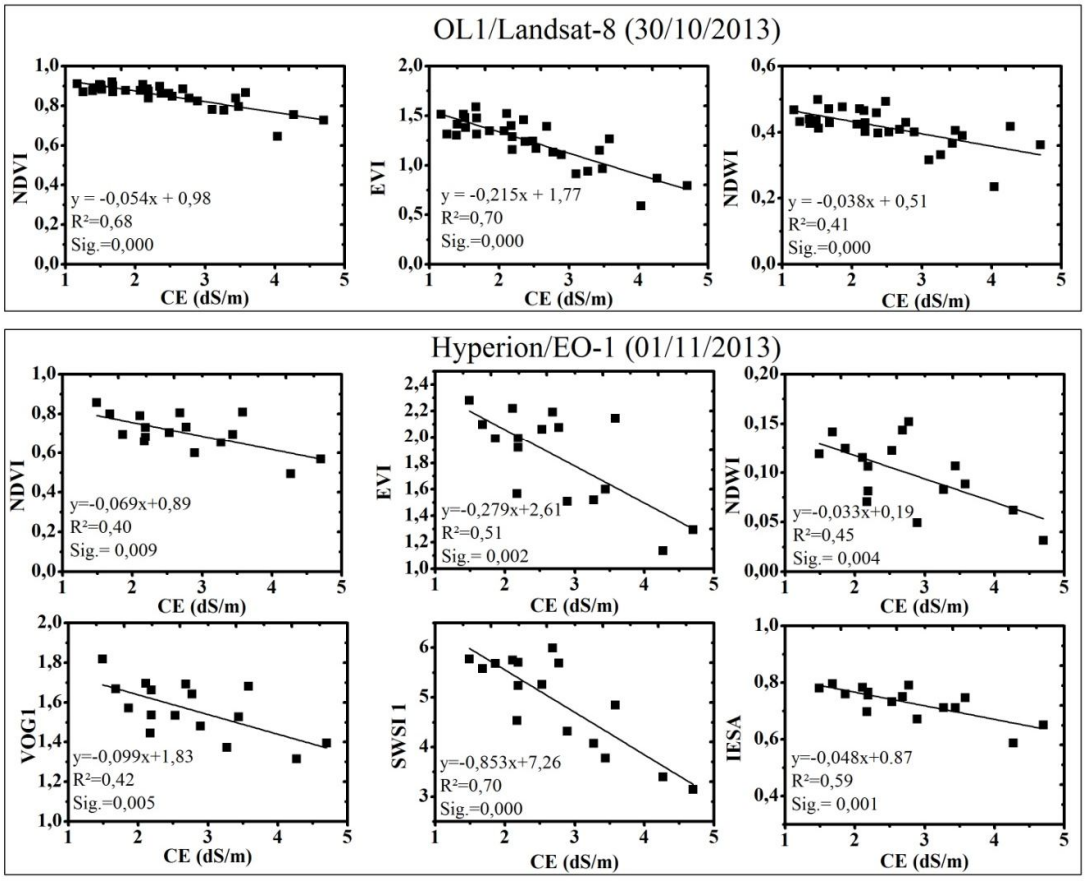
moderadas do MSAVI e OSAVI (dados Hyperion/EO-1) com R^2 de 0,34 e 0,35, respectivamente. No entanto, para as amostras usadas nesse trabalho, os resultados desses índices não foram superiores ao NDVI e EVI. Em geral os índices ajustados ao solo minimizam a influência do substrato melhorando a sensibilidade da reflectância em baixa cobertura do dossel e baixa concentração de clorofila, produzindo resultados superiores ao dos NDVI (QI *et al*., 1994).

Os índices relacionados ao conteúdo de água do dossel apresentaram resultados moderados com R^2 de 0,41 para NDWI com dados multiespectrais e R^2 de 0,32; 0,33; 0,31; 0,26 e 0,45 para MSI, NDII, WBI, LWVI-2 e NDWI, respectivamente, para dados hiperespectrais. Pelo fato desses índices serem bastante sensíveis a alterações no teor de água de dosséis agrícolas, esperava-se melhores desempenhos deles em relação aos índices que consideram apenas o pigmento clorofila (p. ex., NDVI, EVI, VOG1, etc.), já que um dos principais efeitos da salinidade do solo na vegetação é a redução do teor de água e do potencial hídrico nas folhas (SIMS *et al*., 2003; GALVÃO *et al*., 2005; PATEL *et al.*, 2009). Como já argumentado anteriormente, a explicação para esse fato é que elevadas concentrações salinas causam uma considerada redução da biomassa do dossel na cultura do arroz que influência a reflectância (CARMONA *et al*., 2009; CARMONA, 2011).

Tabela 5.4 - Resultados estatísticos da análise por regressão linear entre os índices de vegetação e salinidade do solo (CE) para o conjunto dados do OLI/Landsat-8 (n = 31) e Hyperion/EO-1 (n =16).

	Índice	Equação	R^2	Sig.
Multiespectral (OLI/Landsat -8)	NDVI	y = -0,054x + 0,98	0,68	0,000
	SR	y = -4,103x + 24,17	0,65	0,000
	EVI	y = -0,215x + 1,77	0,70	0,000
	SAVI	y = -0,082x + 1,46	0,68	0,000
	NDWI	y = -0,038x + 0,51	0,41	0,000
Hiperespectral (Hyperion/EO-1)	NDVI	y = -0,055x + 1,02	0,40	0,009
	$NDVI_{(705)}$	y = -0,069x + 0,89	0,43	0,006
	SR	y = -8,851x + 43,72	0,31	0,026
	VOG1	y = -0,099x + 1,83	0,42	0,006
	REP	y = -0,956x + 725,07	0,15	0,144
	EVI	y = -0,279x + 2,61	0,51	0,002
	TCARI	y = -4,681x + 30,66	0,41	0,008
	ARI	y = 0,018x – 0,07	0,25	0,049
	MSAVI	y = -0,030x + 1,01	0,34	0,018
	OSAVI	y = -0,060x + 1,17	0,35	0,017
	PRI	y = 0,006x – 0,16	0,03	0,506
	PRI2	y = 0,006x + 0,02	0,06	0,373
	MSI	y = -0,042x + 0,34	0,32	0,022
	NDII	y = -0,040x + 0,45	0,33	0,019
	WBI	y = -0,052x + 1,15	0,31	0,025
	LWVI-2	y = -0,010x + 0,12	0,26	0,041
	NDWI	y = -0,033x + 0,19	0,45	0,004
	DSWI-1	y = -0,201x + 2,60	0,39	0,009
	SWSI 1	y = -0,853x + 7,26	0,70	0,000
	IESA	y = -0,048x + 0,87	0,59	0,001

Figura 5.7 – Relação entre condutividade elétrica do solo e índices de vegetação multiespectrais (*n* = 31 pontos amostrais) e hiperespectrais (*n* = 16 pontos amostrais). Nessa figura são mostrados apenas os índices mais relevantes para a discussão.



Fonte: Próprio autor.

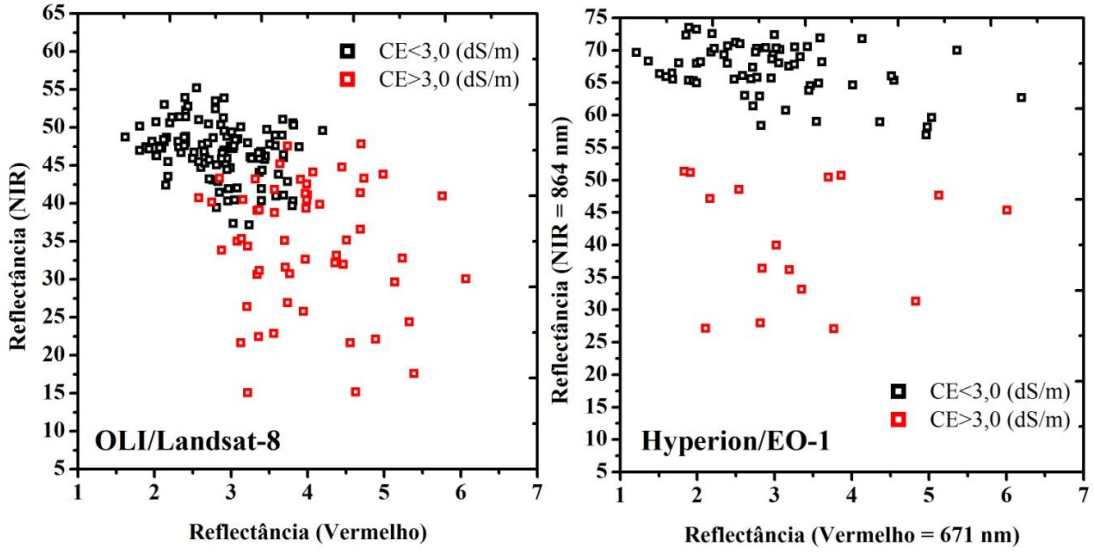
Dentre os índices hiperespectrais, os piores resultados foram do PRI (R^2 = 0,03) e PRI2 (R^2 = 0,06) que usam apenas bandas relacionadas com pigmentos (xantofilas) entre 450 e 600 nm. Os melhores resultados foram dos índices SWSI 1 (R^2 = 0,70) e IESA (R^2 = 0,59) (desenvolvido neste trabalho) que são combinações de regiões relacionadas a presença e vigor da vegetação (NIR) com regiões de absorção de água e/ou estresse hídrico, indicando que a salinidade do solo provoca consideradas alterações na reflectância dos dosséis de arroz nessas duas regiões espectrais. Resultados semelhantes foram obtidos por Hamzeh *et al*. (2013), que usaram índices hiperespectrais de vegetação para avaliar o efeito do estresse salino em dosséis de cana de açúcar.

A quantidade de índices de vegetação de bandas largas calculados a partir de imagens multiespectrais (p. ex., OLI) é bem limitada em relação ao número de índices hiperespectrais de bandas estreitas (p. ex., Hyperion). Além disso, vários estudos têm demonstrado que os dados hiperespectrais fornecem melhorias significativas na qualidade das informações espectrais quando comparados aos de bandas largas (THENKABAIL *et al*., 2004; BLACKBURN; FERWERDA, 2008; COLOMBO *et al*., 2011; MARIOTTO *et al*., 2013).

No entanto, os índices de vegetação obtidos do OLI neste trabalho, exceto o NDWI, produziram R^2 superiores aos dos índices obtidos do Hyperion. Uma explicação para esse comportamento pode ser o fato do estresse salino reduzir significativamente a quantidade de biomassa dos dosséis e, portanto a concentração de clorofila, o que pode ser bem identificado com dados multiespectrais. Nesse caso, a largura das faixas espectrais no vermelho e principalmente no NIR não tem muita influência no cálculo dos índices para expressar essa relação. Outra importante justificativa pode está ligada a baixa relação sinal/ruído do Hyperion em relação ao OLI, e isso certamente causa implicações negativas na hora do cômputo dos índices. Uma possibilidade de testar esta hipótese é reamostrar as bandas do Hyperion para a resolução espectral do sensor multiespectral. A maior correlação do NDWI obtido com os dados do Hyperion em relação aos do OLI pode ser atribuída ao posicionamento da banda estreita em 1245 nm que é ligada ao teor de água das folhas (SONG *et al*., 2011).

Como já mencionado anteriormente, a condutividade elétrica no solo (ou salinidade) para causar danos à cultura do arroz e reduzir significativamente a quantidade de biomassa do dossel é de aproximadamente 3,0 dS/m. Para verificar o comportamento das áreas acima e abaixo desse limite crítico foram produzidas as Figuras 5.8a e 5.8b (OLI e Hyperion, respectivamente) a partir da reflectância nas regiões do vermelho e do NIR dos pixels usados para calcular as médias dos pontos amostrais. Essas figuras ainda deixam claro que os bons resultados obtidos com os índices ligados ao pigmento clorofila podem ser atribuídos basicamente à região do NIR que teve forte relação com o estresse salino (Figuras 5.3a; 5.3b e 5.4). Isso ainda explica o fato do EVI ter produzido melhores resultados em relação ao NDVI, já que o primeiro índice tem forte dependência do NIR e o segundo apresenta uma maior dependência na banda do vermelho, ficando mais evidente com os índices obtidos a partir dos dados hiperespectrais (MOURA *et al*., 2012).

Figura 5.8 – Reflectância no vermelho vs infravermelho próximo para todos os pixels com 3,0 dS/m > CE < 3,0 dS/m que compõem os pontos amostrais. a) Dados do OLI/Landsat-8 (*n* = 186 pixels) e b) dados do Hyperion/EO-1 (*n* = 78 pixels).



Fonte: Próprio autor.

5.3.5 Evolução do NDVI e EVI obtidos do OLI no ciclo do arroz sob estresse salino

As Figuras 5.9a e 5.9b apresentam respectivamente a evolução do NDVI e EVI de dosséis de arroz com baixa e elevada condutividade elétrica do solo. Esses pontos foram escolhidos por apresentarem valores extremos de CE e serem os únicos a estarem livres da cobertura de nuvens em todas as imagens usadas durante o ciclo de desenvolvimento da cultura. Além de serem os índices que melhor explicaram a relação entre a salinidade do solo e o vigor do arroz, eles também têm vantagem sobre os demais pelo fato de serem obtidos de dados multiespectrais, o que torna possível o acompanhamento das fases fenologias da cultura. Esses índices foram obtidos de seis imagens do OLI (resolução temporal = 16 dias) até o 96º dia após plantio (DAP) onde a cultura já está na fase de maturação fisiológica com reduções significativas do teor de clorofila do dossel, o que pode ser identificado pela mudança de inclinação da curva (positivo para negativo) dos dois índices a partir do 80º DAP.

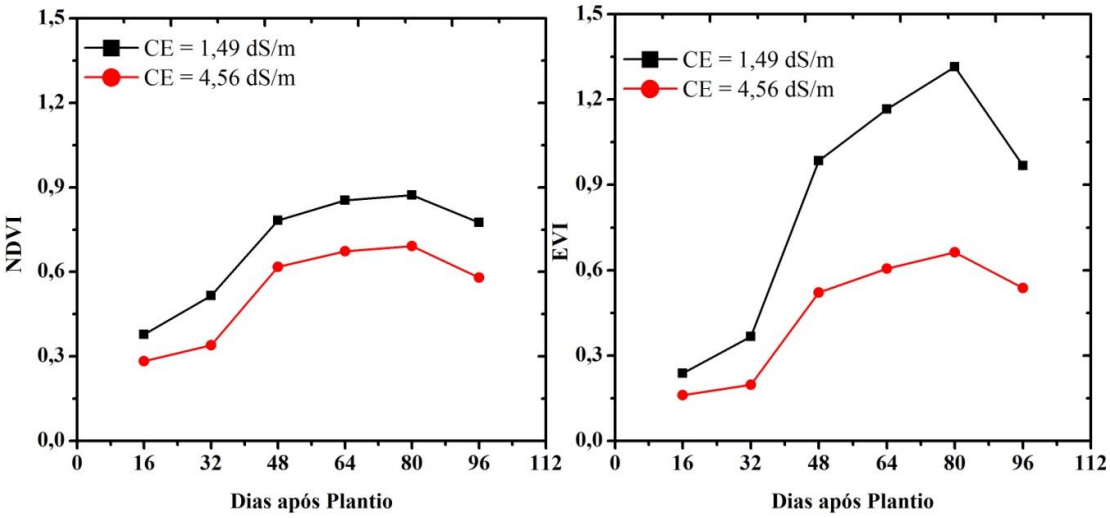
Ambos os índices mostraram sensibilidade às variações correspondentes às fases de desenvolvimento dos dosséis normais e sob estresse salino. O NDVI e EVI obtidos de dosséis sob estresse foram inferiores aos dos dosséis sob condições normais em todas

as fases de desenvolvimento da cultura, fato esperado já que a salinidade do solo afeta negativamente o desenvolvimento dessa cultura (FRAGA *et al*., 2010).

O EVI mostrou-se mais eficiente para separar os dosséis sob estresse no período entre 48 a 80 DAP. Para o arroz de ciclo médio (colheita aproximadamente 125 DAP), esse período corresponde às fases que vão do perfilhamento à floração, onde a cobertura do solo é máxima com os maiores valores de índice de área foliar (CARLESSO *et al*., 1998). Ainda nessas fases, as variações do EVI dos dosséis em condições normais foram maiores que as variações do NDVI e isso pode ser atribuído à saturação desse índice em função da máxima biomassa (HUETE *et al*., 2002).

A maior inclinação das curvas (32 a 48 DAP) corresponde ao período de perfilhamento. Esse comportamento pode ser identificado com os dois índices de vegetação obtidos dos dosséis sob as duas condições de salinidade. O rápido acúmulo de biomassa nessa época reduz significativamente as influências de fundo (solo e lâmina de água) mudando consideravelmente o comportamento dos índices de vegetação (CARLESSO *et al*., 1998; KOPPE *et al*., 2013; WANG *et al*., 2014).

Figura 5.9 – Evolução do NDVI (a) e do EVI (b) de dosséis com mesma idade fisiológica (data de plantio = 11/08/2013) sob estresse salino (cada ponto é uma média de 5 pixels) e condições normais (média de 10 pixels) durante o ciclo de desenvolvimento do arroz. Esses índices foram obtidos a partir de 6 imagens do sensor OLI.



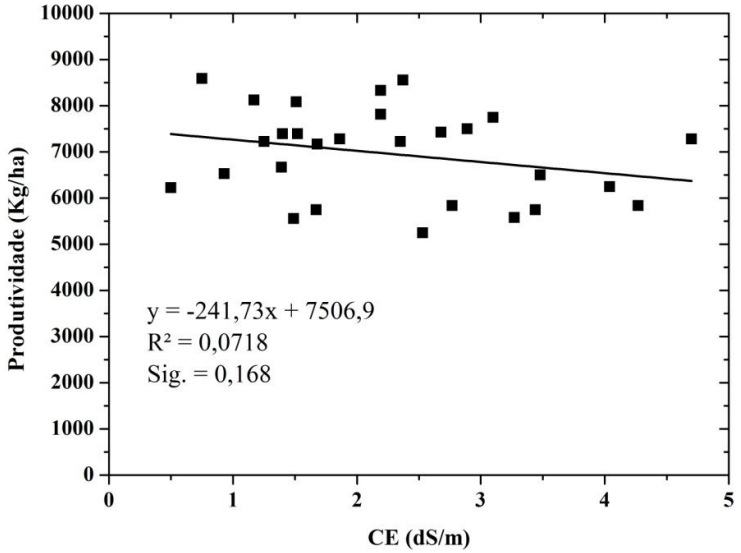
Fonte: Próprio autor.

5.3.6 Efeito da salinidade na produtividade do arroz

A redução de produtividade do arroz em função da salinidade do solo está associada a uma série de características, tais como redução do perfilhamento, morte de perfilhos, redução da estatura, menor quantidade de panículas, menos espiguetas por panículas e maior esterilidade das espiguetas, originadas a partir do estresse salino (RODRIGUES *et al*, 2005; MELO *et al*., 2006; CASTILLO *et al*., 2007; SINGH *et al*, 2007; FRAGA *et al*., 2010).

Em função de uma baixa tendência negativa (r = - 0,2680 e R^2 = 0,0718) entre produtividade do arroz e condutividade elétrica do solo, mostrada na Figura 5.10, não houve significância para a relação. Os estudos relatados anteriormente avaliam as variáveis relacionadas à produtividade da planta individualmente. No entanto, o processo de salinização em áreas produtivas ocorre com grande variabilidade espacial. A produtividade medida nesse trabalho foi a do talhão como um todo e eles não estavam completamente sob estresse salino. Os talhões que apresentaram problemas de salinidade normalmente eram pequenas manchas (correspondente a no máximo 5 pixels de uma imagem 30 x 30 m) com alta condutividade elétrica. No restante, a salinidade era baixa (Figura 5.1d) não sendo suficiente para causar danos à planta, compensando a produtividade.

Figura 5.10 – Relações entre produtividade do arroz (kg/ha) e condutividade elétrica do solo (dS/m) medidas em áreas identificadas dentro dos talhões.

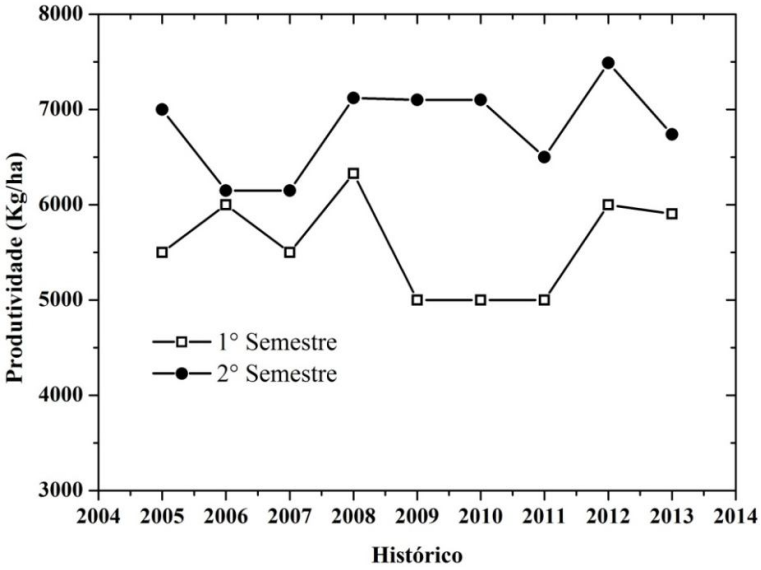


Fonte: Próprio autor.

Além da grande variabilidade espacial desse processo nos talhões sob estresse impossibilitar o registro de redução do rendimento da cultura, recentemente alguns produtores do perímetro irrigado têm adotado práticas agrícolas que visam minimizar os efeitos da salinização na produção. Atividades como limpeza de coletores melhorando a drenagem dos talhões, preparo do solo com o pranchão (implemento agrícola de uniformização) melhorando a distribuição da água dentro do talhão e correção química do solo salinizado com produtos tais como gesso e solo-s, têm reduzido os efeitos da salinização na produção do arroz. No entanto, essas ações de manejo aumentam consideravelmente o custo de produção comprometendo a sustentabilidade agrícola a médio e longo prazo.

Esse fato pode ser comprovado pelo histórico de produtividade média do perímetro irrigado apresentado na Figura 5.11. O primeiro e o segundo semestre são analisados separadamente pelo fato de as precipitações da região, concentradas nos primeiros meses do ano, reduzir significativamente a produtividade média da cultura. Ainda nesta mesma figura, não pode ser verificada uma redução da produtividade no primeiro nem no segundo semestre dos últimos anos, muito embora, esta tendência possa está influenciada pelo abandono dos lotes improdutivos contribuindo diretamente para um aumento da média de produtividade do perímetro irrigado.

Figura 5.11 - Série histórica (2005 a 2013) da produtividade média do arroz do Perímetro Irrigado Morada Nova (1º ciclo corresponde ao 1º semestre e 2º ciclo ao 2º semestre do ano).



Fonte: AUDIPIMN, (2014).

5.4 Conclusões

Com ambos os sensores (OLI e Hyperion) podem ser identificadas alterações da reflectância dos dosséis de arroz com diferentes concentrações salinas do solo.

O estresse salino reduziu a quantidade de biomassa no pixel e isso foi facilmente identificado pelos sensores OLI e Hyperion, portanto, a largura das bandas espectrais não foi um fator limitante para uma boa resposta dos índices de vegetação. Muito embora com maior resolução espectral o nível de informações é de melhor qualidade. Nesse caso, há um grande potencial no uso de índices hiperespectrais para representar esse processo já que um maior número de índices com bandas específicas posicionadas podem ser utilizados.

Nas duas fontes de dados os índices ligados ao pigmento clorofila (exp. NDVI, EVI, etc) apresentaram correlações significantes e podem ser usados para detectar o estresse da salinidade do solo no arroz. No caso dos índices hiperespectrais, a associação de regiões ligadas à clorofila com regiões referentes ao teor de água no dossel melhoraram as estimativas.

A análise evolutiva feita com NDVI e EVI indica que o estresse salino diminui consideravelmente o vigor da cultura em todas as fases fenológicas o que pode reduzir a produtividade. No entanto, a grande variabilidade espacial do processo de salinização associado a medidas corretivas dos produtores, além da limitada escala de produtividade medida no perímetro, impossibilitaram a comprovação de tal fato.

Para trabalhos futuros usando sensores com esse nível de resolução espacial recomenda-se caracterizar a variabilidade do processo de salinização dentro de cada talhão com identificação e análise de vários pontos amostrais.

A grande variabilidade do processo de salinização dentro dos talhões também sugere que sensores de melhor resolução espacial produzam melhores resultados.

5.5 Referências

ALI, S.; GAUTAM, R.K.; MAHAJAN, R.; KRISHNAMURTHY, S.L.; SHARMA, S.K.; SINGH, R.K.; ISMAIL, A.M. Stress indices and selectable traits in SALTOL QTL introgressed rice genotypes for reproductive stage tolerance to sodicity and salinity stresses. **Field Crops Research**, v. 154, p.65-73, dez. 2013.

APAN, A., HELD, A., PHINN, S., MARKLEY, J. Detection of sugarcane ‘orange rust’ disease using EO-1 Hyperion hyperspectal imagery. **International Journal of**

Remote Sensing, v. 25, n°. 2, p.489–498, 2004.

AYERS, R.S.; WESTCOT, D.W. **Water quality for agriculture**. Rome: FAO, 1985. 174p.

BLACKBURN, G.A.; FERWERDA, J.G. Retrieval of chlorophyll concentration from leaf reflectance spectra using wavelet analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, p. 1614–1632, abr. 2008.

CARLESSO, R.; HERNANDEZ, M.G.R.; RIGHES, A.A.; JADOSKI, S.O. Índice de área foliar e altura de plantas de arroz submetidas a diferentes práticas de manejo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.2, n°.3 p. 268-272, 1998.

CARMONA, F.C. **Salinidade da água e do solo e sua influência sobre arroz irrigado**. 2011. 132 f. Tese (Doutorado em ciências do solo). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2011.

CARMONA, F.C.; ANGHINONI, I.; MEURER, E.J.; HOLZSCHUH, M.J.; FRAGA, T.I. Estabelecimento do arroz irrigado e absorção de cátions em função do manejo da adubação potássica e do nível de salinidade no solo. **Revista Brasileira Ciência do Solo**. v. 33, n°.2, p. 371-383, 2009.

CASTILLO, E.G.; TUONG, T.P.; ISMAIL, A.M.; INUBUSHI, K. Response to Salinity in Rice: Comparative Effects of Osmotic and Ionic Stresses. **Plant Production Science**, v. 10, n°. 2, p. 159-170, 2007.

CHAN, J. CHEUNG-WAI.; PAELINCKX, D. Evaluation of random forest and adaboost tree-based ensemble classification and spectral band selection for ecotope mapping using airborne hyperspectral imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, p. 2999-3011, jun. 2008.

CLEVERS, J.G.P.W., DE JONG, S.M., EPEMA, G.F., VAN DER MEER, F., BAKKER, W.H., SKIDMORE, A., SCHOLTE, K.H. Derivation of the red edge index using MERIS standard band setting. **International Journal of Remote Sensing**, v. 23, n°. 16, p. 3169-3184, 2002.

COLOMBO, R., BUSETTO, L., MERONI, M., ROSSINI, M.; PANIGADA, C. Optical remote sensing of vegetation water content. *In*: P.S. Thenkabail, G. J. Lyon, & A. Huete (Eds.), **Hyperspectral remote sensing of vegetation**. Boca Raton, London, New York: CRC Press-Taylor and Francis Group., 2011, p. 227.

COUNCE, P.A.; KEISLING, T.C.; MITCHELL, A.L., An uniform and adaptative system for expressing rice development. **Crop Science**, Madison, v.40, p.436-443, 2000.

D'ODORICO, P.; BHATTACHAN, A.; DAVIS, K.F.; RAVI, S.; RUNYAN, C.W. Global desertification: Drivers and feedbacks. **Adv. Water Resour.**, v. 51, p. 326–344, jan. 2013.

EHRLER, W. Some effects of salinity on rice. **Bot. Gazette**, v. 122, p. 102-104, 1960.

FILELLA, I., AMARO, T., ARAUS, J.L., PENUELAS, J. Relationship between photosynthetic radiation-use efficiency of barley canopies and the photochemical reflectance index (PRI). **Physiol. Plant**., v. 96, p. 211-216, 1996.

FRAGA, T.I.; CARMONA, F.C.; ANGHINONI, I.; GENRO JUNIOR, S.A.; MARCOLIN, E. Flooded rice yield as affected by levels of water salinity in different stages of its cycle. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.34, n°.1, p. 163-173, 2010.

GALVAO, L.S.; ROBERTS, D.A.; FORMAGGIO, A.R.; NUMATA, I.; BREUNIG, F.M. View angle effects on the discrimination of soybean varieties and on the relationships between vegetation indices and yield using off-nadir Hyperion data. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, p. 846-856, 2009.

GALVÃO, L.S.; FORMAGGIO, A.R.; TISOT, D.A. Discrimination of sugarcane varieties in southeastern Brazil with EO-1 hyperion data. **Remote Sensing of Environment**, v. 94, p. 523–534, 2005.

GALVÃO, L.S.; BREUNIG, F.M.; SANTOS, J.R. DOS.; MOURA, Y.M. View-illumination effects on hyperspectral vegetation indices in the Amazonian tropical forest. **ITC Journal**, v. 21, p. 291-300, 2013.

GAMON, J.A., PENUELAS, J., FIELD, C.B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency. **Remote Sensing of Environment**, v. 41, p. 35-44, 1992.

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

GITELSON, A.; MERZLYAK, M.N. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of Aesculus Hippocastanum L. and Acer Platanoides. Leaves spectal features and relation to chlorophyll estimation. **J. Plant Physiol**, v. 143, p. 286–292, 1994.

GITELSON, A.A.; MERZLYAK, M.N.; CHIVKUNOVA, O.B. Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves. **Photochem. Photobiol**. v. 74, p. 38–45, 2001.

GOODENOUGH, D. G.; DYK, A.; NIEMANN, O.; PEARLMAN, J. S.; CHEN, H.; HAN, T.; MURDOCH, M.; WEST, C. Processing Hyperion and ALI for forest classification. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 6, p. 1321-1331, 2003.

GRATTAN, S.R.; ZENG, L.; SHANNON, M.C.; ROBERTS, S.R. Rice is more sensitive to salinity than previously thought. **California Agriculture**, Oakland, v.56, p. 189-195, 2002.

HABOUDANE, D.; MILLER, J.R.; TREMBLAY, N.; ZARCO-TEJADA, P.J.; DEXTRAZE, L. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. **Remote Sensing of Environment**, v. 81, p. 416–426, 2002.

HAMZEH, S.; NASERI, A.A.; ALAVI PANAH, S.K.; MOJARADI, B.; BARTHOLOMEUS, H.M.; CLEVERS, J.G.P.W.; BEHZAD, M. Estimating salinity stress in sugarcane fields with spaceborne hyperspectral vegetation indices. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 21, p. 282–290, 2013.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, p. 295-309, 1988.

HUETE, A. R.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E. P.; GAO, X.; FERREIRA, L. G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v.83, n°1-2, p. 195−213, 2002.

HUNT JR., E.R.M., ROCK, B.N. Detection of changes in leaf water content using near- and middle-infrared reflectances. **Remote Sensing of Environment,** v. 30, p. 43-54, 1989.

JACKSON, T.J.; CHEN, D.; COSH, M.; LI, F.; ANDERSON, M.; WALTHALL, C.; DORIASWAMY, P.; HUNT, E.R. Vegetation water content mapping using landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. **Remote Sensing of Environment**, v. 92, p. 475-482, set. 2004.

KOPPE, W.; GNYP, M.L.; HUTT, C.; YAO, Y.; MIAO, Y.; CHEN, X.; BARETH, G. Rice monitoring with multi-temporal and dual-polarimetric TerraSAR-X data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 21, p. 568-576, abr. 2013.

LOBELL, D.B.; LESCHB, S.M.; CORWINC, D.L.; ULMERD, M.G.; ANDERSONE, K.A.; POTTSF, D.J.; DOOLITTLEG, J.A.; MATOSH, M.R.; BALTES, M.J. Regional-Scale Assessment of Soil Salinity in the Red River Valley Using Multi-Year MODIS EVI and NDVI. **Journal of Environmental Quality**, v. 39, n°.1, p. 35-41, jan. 2010.

LIMA, M.G.S.; LOPES, N.F.; BACARIN, M.A., MENDES, C.R. Efeito do estresse salino sobre a concentração de pigmentos e prolina em folhas de arroz. **Bragantia [online]**, vol.63, n.3, pp. 335-340, 2004. ISSN 1678-4499.

MARIOTTO, I.; THENKABAIL, P.S; HUETE, A.; SLONECKER, E.T.; PLATONOV, A. Hyperspectral versus multispectral crop-productivity modeling and type discrimination for the HyspIRI mission. **Remote Sensing of Environment,** v. 139, p. 291-305, dez. 2013.

MELO, P.C.S.; ANUNCIAÇÃO FILHO, C.J.; OLIVEIRA, F.J.; BASTOS, G.Q.; TABOSA, J.N.; SANTOS, V.F.; MELO, M.R.C.S. Seleção de genótipos de arroz tolerantes a salinidade na fase de germinação. **Ciência Rural**, v.36, p.58-64, 2006.

METTERNICHT, G.I.; ZINCK, J.A. Remote sensing of soil salinity: potentials and Constraints. **Remote Sensing of Environment**, v.85, p. 1-20, abr. 2003.

MINOLTA, CAMERA Co. Ltd. **Manual for chlorophyll meter SPAD-502**. Minolta Radiometric Instruments Div., Osaka, 1989. 22p.

MOURA, Y.M.; GALVÃO, L.S.; SANTOS, J.R.; ROBERTS, D.A.; BREUNIG, F.M. Use of MISR/Terra data to study intra- and inter-annual EVI variations in the dry season of tropical forest. **Remote Sensing of Environment**, v. 127, p. 260-270, dez. 2012.

NANNI, M. R. D.; DEMATTÊ, J.A.M. Spectral Reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. **Soil Science Society of America Journal**, v. 70, n°. 2, p. 393-407, mai. 2006.

PASQUINI, C. Near Infrared Spectroscopy: fundamentals, practical aspects and analytical applications. **J. Braz. Chem. Soc.**, v.14, n.2, p. 198-219, 2003.

PATEL, A.D.; BHENSDADIA, H.; PANDEY, A.N. Effect of salinisation of soil on growth, water status and general nutrient accumulation in seedlings of Delonix regia (Fabaceae). **Acta Ecologica Sinica**, v. 29, p. 109-115, jul. 2009.

PENUELAS, J.; PINOL, J.; OGAYA, R.; FILELLA, I. Estimation of plant water concentration by the reflectance water indexWI (R900/R970). **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, n°. 13, p. 2869−2875, 1997.

PEREIRA, O.J.; MATIAS FILHO, J.; MONTEIRO, M.L.; VIANA, E.Q. Qualidade da água de irrigação dos perímetros irrigados do vale do Curu e Morada Nova. (de outubro de 1978 a outubro de 1980). **Ciência Agronômica**, Fortaleza, v. 14, p. 69-89, dez. 1983.

QI, J.; CHEHBOUNI, A.; HUETE, A.R.; KERR, Y.H.; SOROOSHIAN, S. A modified soil adjusted vegetation index. **Remote Sensing of Environment**, v. 48, p.119-126, mai. 1994.

ROBERTS, D.A.; ROTH, K.L.; PERROY, R.L. Hyperspectral vegetation indices. *In:* THENKABAIL, P. S.; LYON, J. G.; HUETE, A. (EDS.). **Hyperspectral Remote Sensing of Vegetation**. Chapter 14, pp. 309−327. Boca Raton, Florida: CRC Press, Taylor and Francis Group, 2011.

RODRIGUES, L.N.; FERNANDES, P.D.; GHEYI, H.R.; NERY, A.R.; CORREIA, K.G. Produção de arroz em condições de salinidade a partir de mudas formadas com e sem estresse salino. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 9, p. 95-100, 2005.

RONDEAUX, G.; STEVEN, M.; BARET, F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. **Remote Sensing of Environment,** v. 55, p. 95-107, fev. 1996.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring

vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, 3, 1973, Washington, DC. **Proceedings...** Washington, DC: NASA, 1973. p. 309-317.

SEMENTES LANNES. Disponível em: http://www.sementeslannes.com.br/puita-inta-cl/. Acesso em: 08/05/2014.

SIMS, A.A.; GAMON, J.A. Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. **Remote Sensing of Environment**, v. 84, n°. 4, p.526-537, abr. 2003.

SINGH, M.P.; SINGH, D.K. & RAI, M. Assessment of growth, physiological and biochemical parameters and activities of antioxidative enzymes in salinity tolerant and sensitive basmati rice varieties. **J. Agron. Crop Sci**., v.193, n°. 6, p. 398-412, ago. 2007.

SONG, S.; GONG, W.; ZHU, B.; HUANG, X. Wavelength selection and spectral discrimination for paddy rice, with laboratory measurements of hyperspectral leaf reflectance. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 66, n°.5, p. 672-682, set. 2011.

SOUZA, E.R.; MONTENEGRO, A.A.A.; MONTENEGRO, S.M.G.L.; SANTOS, T.E.M.; ANDRADE, T.S.; PEDROSA, E.R. Variabilidade espacial das frações granulométricas e da salinidade em um Neossolo Flúvico do Semiárido. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.38, n°.3, p. 698-704, 2008.

THENKABAIL, P.S.; ENCLONA, E. A.; ASHTON, M. S.; VAN DER MEER, V. Accuracy assessments of hyperspectral waveband performance for vegetation analysis applications. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, p. 354-376, jun. 2004.

USGS - U.S. United States Geological Survey. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php>. Acesso em Setembro de 2013.

VOGELMANN, J. E.; ROCK, B. N.; MOSS, D. M. Red edge spectral measurements from sugar maple leaves. **International Journal of Remote Sensing**, v. 14, n°. 8, p. 1563-1575, 1993.

VILLAS BÔAS, R.L. Doses de nitrogênio para o pimentão aplicadas de forma convencional e através da fertirrigação. Botucatu, Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (Tese de Livre Docência), 2001. 123p.

WANG, L.; ZHANG, F.C.; JING, Y.S.; JIANG, X.D.; YANG, S.B.; HAN, X.M. Multi-Temporal Detection of Rice Phenological Stages Using Canopy Spectrum. **Rice Science**, v. 21, n°.2, p. 108-115, mar. 2014.

ZENG, L.; SHANNON, M. C.; LESH, S. M. Timing of salinity stress affects rice growth and yield components. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 48, p. 191-206, 2001.

ZHANG, L.; ZHOU, Z.; ZHANG, G.; MENG, Y.; CHEN, B.; WANG, Y. Monitoring the leaf water content and specific leaf weight of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) in saline soil using leaf spectral reflectance. **Europ. J. Agronomy**, v. 41, p. 103-117, ago. 2012.

ZHANG, T.T., ZENG, S.S., YUGAO, OUYANG, Z., LI, B., FANG, G., ZHAO, B. Using hyperspectral vegetation indices as a proxy to monitor soil salinity. **Ecological Indicators,** v. 11, p. 1552-1562, 2011.

CAPÍTULO VI

Considerações Finais

O presente estudo investigou o potencial de aplicação de dados de sensoriamento remoto para caracterizar, identificar e avaliar a salinização do solo nas áreas irrigadas do perímetro de irrigação de Morada Nova (CE). O estudo abordou a possibilidade da detecção direta de solos expostos salinizados e da detecção indireta dos efeitos de salinidade sobre cultivos de arroz. Para tal finalidade, a investigação se baseou em dados de Espectroscopia de Reflectância de laboratório (FieldSpec) e de sensoriamento remoto multiespectral (TM/Landsat-5 e OLI/Landsat-8) e hiperespectral (Hyperion/EO-1).

A caracterização espectral do solo com diferentes níveis de salinização, feita em laboratório, mostrou que as feições espectrais mais importantes para identificação da presença e diferenciação das concentrações dos principais sais foram coincidentes com faixas de forte absorção por vapor d'água da atmosfera em torno de 1400 e 1900 nm. Portanto, mesmo após a correção atmosférica das imagens do Hyperion, as feições de NaCl não puderam ser medidas pixel-a-pixel. Em campo, a detecção destas feições com espectrômetros requer o uso de fontes artificiais de iluminação (p.ex., lâmpadas de tungstênio).

Os resultados do presente trabalho indicam que a discriminação de solos expostos salinizados pode ser feita não através das bandas de absorção, mas alternativamente pelas diferenças de brilho dos pixels medidas por sensores orbitais hiperespectrais ou multiespectrais. Essa abordagem foi otimizada quando se utilizou um modelo de mistura espectral para identificar áreas expostas de solos e, subsequentemente, por séries temporais históricas de índices de vegetação (p.ex., NDVI) calculadas de dados TM/Landsat-5 para averiguar o histórico de uso agrícola do solo. Áreas de solo exposto salinizadas inibem o crescimento da vegetação, reduzindo os valores de NDVI que passam a ter baixa variabilidade com o tempo. Áreas não-salinizadas mostram maior variabilidade de NDVI devido à alternância do uso agrícola do solo, que pode estar preparado para o plantio (solo exposto) ou cultivado com culturas agrícolas na época de aquisição das imagens. Ainda em relação ao brilho, índices de salinidade ou escores componentes principais, que indiretamente refletem

este atributo, podem ser calculados a partir das imagens e usados na produção de mapas de solos expostos com diferentes níveis de salinização.

Se as bandas de absorção dos sais não podem ser adequadamente medidas por sensores imageadores hiperespectrais sobre áreas de solo exposto, o contrário ocorre para os cultivos agrícolas de arroz sob efeito de estresse salino na área de estudo. De forma indireta, a salinização do solo pode ser estudada verificando as variações nas bandas de absorção dos dosséis vegetais presentes na área. No caso do presente estudo, houve tendência da redução na profundidade da banda de absorção centrada em 677 nm com a condutividade elétrica do solo, em função da redução na concentração de clorofila do dossel causada pelo estresse salino. A detecção de culturas de arroz sob estresse salino também é possível verificando o comportamento da profundidade da banda de absorção de água das folhas posicionada próxima a 1200 nm. Com o aumento do estresse, observou-se redução de absorção dessa banda.

Portanto, quanto maior é a salinidade, menor é a profundidade das bandas de absorção de clorofila e água dos cultivos de arroz. As restrições sofridas pelo arroz em solo com variados níveis de salinidade também provocaram redução na quantidade de biomassa e isso foi detectado pela diminuição da reflectância no infravermelho próximo. Tais observações puderam ser verificadas com dados do sensor OLI/Landsat-8 e Hyperion/EO-1, o que permite analogias através de diversos índices de vegetação obtidos de sensores com diferentes resoluções espectrais, usando essas duas regiões do espectro.

É importante ressaltar que a abordagem que utiliza variações na profundidade das bandas de absorção dos cultivos agrícolas para detectar efeitos de salinização requer o uso de dados hiperespectrais. Um aspecto crítico destas abordagem, usando culturas agrícolas como indicadoras de salinização do solo e que ainda carece de uma solução, é a detecção de marcadores fenológicos na imagem para que a resposta espectral das plantas seja analisada em função dos potenciais efeitos dos sais e não seja afetada pelos diferentes estágios de crescimento.

ANEXO A - TABELA COM OS VALORES MÉDIOS DOS ATRIBUTOS QUÍMICOS PARA AMOSTRAS NÃO-TRATADAS (NTG) E TRATADAS (TG) COM GESSO EM FUNÇÃO DA CONCENTRAÇÃO DE SAIS, EXPRESSA POR VALORES DE CONDUTIVIDADE ELÉTRICA (EC) MEDIDOS DIRETAMENTE NO EXTRATO DE SATURAÇÃO DO SOLO. PARA O CÁLCULO DAS MÉDIAS FINAIS E DO COEFICIENTE DE VARIAÇÃO (CV), UM TOTAL DE 75 AMOSTRAS (CINCO REPETIÇÕES X TRÊS SAIS X CINCO CONCENTRAÇÕES SALINAS) FOI USADO EM CADA CONJUNTO DE DADOS (NTG E TG). - EXPERIMENTO DO CAPÍTULO II

Atributo	Salinizado com:	Condutividade elétrica (dS/m) do solo										Médias Finais		CV (%)		Valor de P	
		CE1		CE2		CE3		CE4		CE5							
		NTG	TG	NTG	TG	NTG	TG	NTG	TG	NTG	TG	NTG	TG	NTG	TG	NTG	TG
CE (dS/m)	NaCl	6,2	6,9	18,6	34,5	35,7	40,7	49,6	64,9	112,8	138,9	41,7	55,6	87,6	91,9	0.00**	0.00**
	MgCl	5,6	4,8	19,3	16,9	38,3	24,6	76,3	49,3	98,8	97,8	47,7	39,7	76,8	86,8	0.00**	0.00**
	CaCl	4,6	5,2	15,0	15,5	32,0	29,6	76,3	51,2	101,9	103,8	39,2	40,8	86,2	90,7	0.00**	0.00**
Ca^{2+} ($mmol/dm^3$)	NaCl	165,4	843,9	208,6	910,0	156,0	933,7	174,7	820,6	167,5	868,0	174,5	875,2	16,6	10,9	0.29NS	0.33NS
	MgCl	153,8	790,4	178,6	922,6	212,6	777,0	289,7	844,8	322,4	700,1	231,4	806,9	20,6	15,0	0.00**	0.04*
	CaCl	142,8	791,4	211,1	819,4	251,9	920,7	444,1	1015,0	628,7	1613,9	335,7	1032,0	68,9	36,2	0.00**	0.00**
Mg^{2+} ($mmol/dm^3$)	NaCl	115,2	38,2	127,8	39,2	108,3	41,1	114,0	43,3	103,4	62,5	113,7	44,9	12,3	76,1	0.59NS	0.82NS
	MgCl	109,8	89,2	154,5	163,0	189,7	209,3	208,5	234,3	235,7	239,5	179,7	187,0	71,1	31,8	0.00**	0.00**
	CaCl	106,2	87,6	109,4	131,6	154,4	163,1	203,6	164,3	248,1	210,7	164,4	151,5	38,7	44,9	0.00**	0.04*
Na^{+} ($mmol/dm^3$)	NaCl	60,7	20,7	132,7	76,8	269,5	141,3	322,4	245,4	1101,3	486,5	377,3	194,1	139,9	93,4	0.00**	0.00**
	MgCl	58,7	20,5	49,2	40,7	53,3	25,3	170,0	16,1	38,7	19,7	74,0	23,1	172,7	43,7	0.49NS	0.60NS
	CaCl	73,7	20,5	101,7	40,7	66,4	25,3	55,9	16,1	69,9	19,7	73,5	24,4	48,7	45,0	0.35NS	0.00**

ANEXO B – ROTINA ESCRITA EM MATLAB PARA ENCONTRAR A MELHOR RELAÇÃO NORMALIZADA ENTRE BANDAS ESPECTRAIS NA COMPOSIÇÃO DOS ÍNDICES (USADA NOS CAPÍTULOS III E V).

Parte I:

```
clear all
clc
%abertura dos dados trabalhados
load 'espectro.txt'
load 'solo.txt'
%trabalhando os dados
y = solo(:,8);
x = espectro';
[tm,amostra] = size(x);
razaob=zeros(23325,61);
for s=2:amostra
  cont =0;
  for i=1:tm
  for j=(i+1):tm
    cont = cont+1;
    razaob(cont,(1:2))= [x(i,1),x(j,1)];
    razaob(cont,(s+1))= (x(j,s)-x(i,s))/(x(j,s)+x(i,s));
  end
  end
end
```

Parte II:

```
%limpar tela
clear all
clc
%carregar os dados gerados anteriormente
load dados_razaoB.mat
%numero de comprimentos
tm = length(razaob);
%dados para MQ
beta = zeros(tm,2);
r2 = zeros (tm,3);
acc =0;
for i=1:tm
   xt = razaob(i,(3:end));
   tm2 = length(xt);
   yt = y;
   Xt = [ones(tm2,1), xt'];
   betaTemp = inv(Xt'*Xt)*Xt'*yt;
   yt2 = Xt*betaTemp;
   beta(i,:) = betaTemp;
   ytm = mean(yt); yt2m = mean(yt2);
   SQtot = sum((yt-ytm).^2); SQexp = sum((yt2-yt2m).^2);
   r2(i,:) = [razaob(i,1),razaob(i,2),(SQexp/SQtot)];
   if (r2(i,3)>0.60  )
      acc = acc +1;
      melhorr2(acc,:) = r2(i,:);
   end
end
```