



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA AGROALIMENTAR
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO *STRICTO SENSU* EM SISTEMAS
AGROINDUSTRIAIS

Wosley Sidney Nogueira de Oliveira

**IDENTIFICAÇÃO DE POSSÍVEIS ÁREAS AFETADAS POR SAIS NO PERÍMETRO
IRRIGADO DE SÃO GONÇALO POR MEIO DO SENSORIAMENTO REMOTO**

Pombal - PB

2018

Wosley Sidney Nogueira de Oliveira

**IDENTIFICAÇÃO DE POSSÍVEIS ÁREAS AFETADAS POR SAIS NO PERÍMETRO
IRRIGADO DE SÃO GONÇALO POR MEIO DO SENSORIAMENTO REMOTO**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Sistemas Agroindustriais do Centro de Ciências e Tecnologia Agroalimentar da Universidade Federal de Campina Grande, Campus Pombal- PB, em cumprimento às exigências para obtenção do Título de Mestre (M.Sc.) em Sistemas Agroindustriais.

Orientadora: Adriana Silva Lima

Coorientadora: Rosinete Batista dos Santos Ribeiro

Área de Concentração: Ciência e Tecnologia Ambiental

Linha de Pesquisa: Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental

Pombal - PB

2018

Wosley Sidney Nogueira de Oliveira

**IDENTIFICAÇÃO DE POSSÍVEIS ÁREAS AFETADAS POR SAIS NO PERÍMETRO
IRRIGADO DE SÃO GONÇALO POR MEIO DO SENSORIAMENTO REMOTO**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Sistemas Agroindustriais do Centro de Ciências e Tecnologia Agroalimentar da Universidade Federal de Campina Grande, Campus Pombal- PB, em cumprimento às exigências para obtenção do Título de Mestre (M.Sc.) em Sistemas Agroindustriais.

Aprovado em: 22/02/2018

BANCA EXAMINADORA

Prof.^a D.Sc. Adriana Silva Lima - UFCG (Orientadora)

Prof.^a D.Sc. Rosinete Batista dos Santos Ribeiro - UFCG (Coorientadora)

Prof.^a D.Sc. Érica Cristine Medeiros Machado - UFCG (Examinador Interno)

Prof.^a D.Sc. Amaralina Celoto Guerrero - UFCG (Examinador Externo)

Pombal - PB, 22 de fevereiro de 2018.

*Dedico este trabalho a minha família,
professores e amigos que me
incentivaram a realizá-lo.*

AGRADECIMENTOS

Ao Programa de Pós-graduação em Sistemas Agroindustriais da Universidade Federal de Campina Grande (PPGSA/UFCG) pelo apoio intelectual para a realização dessa pesquisa.

A minha orientadora Prof.^a D.Sc. Adriana Silva Lima, profissional de grande sabedoria científica em conduzir pesquisas na área agrônômica. Uma mestre, uma líder.

A minha Coorientadora Prof.^a D.Sc. Rosinete Batista dos Santos Ribeiro, que me acompanha desde a graduação, pela disponibilidade em me auxiliar com o desenvolvimento da dissertação e vários outros projetos de pesquisa desenvolvidos, uma Mestre que muito me admira pelo conhecimento e humildade.

Aos meus avós paternos pelo apoio moral.

Aos meus pais, Henrique de Oliveira e Maria do Socorro Nogueira Oliveira, por todo o apoio e incentivo durante estes dois anos de trabalho.

Aos meus dois irmãos Wesley Nogueira e Ana Karen Nogueira, que mesmo separados pela distância sempre torcem por mim e acreditam no meu potencial.

Minha querida amiga e prima Analiane Nogueira de Andrade que sempre me apoiou na hora certa e usou da palavra para mostrar as felicidades que a vida pode nos proporcionar.

A minha companheira Lílian Kalyne Fernandes, por todo conselho e incentivo para prosseguir mesmo quando tudo parecia não ter saída.

Aos amigos Franceórgenes Fernandes Araújo de Oliveira, Geofábio Sucupira, Cássio Ferreira, Francisco Felipe Teodoro, Teodório, Irailda, Jucélio, Ramon Batista pela agradável convivência e pelos momentos de alegria e de descontração.

A todos os professores que me acompanharam durante a pós-graduação e que me repassaram seus conhecimentos.

Aos funcionários da UFCG, em especial a Normando Canuto por estar sempre pronto a cooperar.

A humanidade de hoje tem a habilidade de desenvolver-se de uma forma sustentável, entretanto é preciso garantir as necessidades do presente sem comprometer as habilidades das futuras gerações em encontrar suas próprias necessidades. (ONU, 1972).

RESUMO

Os perímetros irrigados implantados no Estado da Paraíba são considerados uma alternativa econômica bastante rentável, promove a geração de empregos e aumenta a disponibilidade de alimentos. Devido ao manejo inadequado do solo e da água, isso têm causado perdas na qualidade do solo desses perímetros, degradando-os principalmente por salinização. O sensoriamento remoto é uma alternativa tecnológica de baixo custo, boa frequência temporal e possui a capacidade de mapear áreas em processo de desertificação. Essa pesquisa têm por objetivo identificar possíveis áreas afetadas por sais no Perímetro Irrigado de São Gonçalo (PISG), Sousa- PB, por meio de técnicas de sensoriamento remoto. Para esse estudo foi utilizado imagens do satélite LANDSAT 8/OLI (média resolução espacial), órbita 216 / ponto 65 da data de 23/11/2016; imagem do software Google Earth Pro® da data de 29/02/2016 para servir como imagem auxiliar e registros fotográficos das áreas *in loco*. Realizou-se a técnica de classificação supervisionada, utilizando o SCP (semi- automatic plugin) no software QGIS (Quantum Gis). A aferição da qualidade da classificação se deu por meio da validação cruzada, utilizando de parâmetros estatísticos como a exatidão do produtor (EP), exatidão do usuário (EU), exatidão global (EG) e índice Kappa. A classe área supostamente salinizada (ASS) apresentou EP e EU de 89.15% e 88.88%, respectivamente. O índice Kappa resultou em um valor de 0.8684, a classe ASS foi classificada como sendo de qualidade excelente. A qualidade geral da classificação é avaliada tanto pela EG que apresentou um valor de 0.9350 como pelo índice Kappa geral com valor de 0.9252, sendo valores que representam uma classificação de qualidade excelente. A classe ASS apresentou os maiores valores mínimos e máximos de fator de refletância em todas as bandas da imagem, destacando a banda 6 de valores 0.47 e 0.67, respectivamente. O valor da área classificada como sendo da classe ASS foi de 1736.75 hectares, 31% da área total do PISG. As imagens analisadas possibilitaram discriminar áreas salinizadas e não salinizadas mediante as diferenças de tonalidade e de refletância. As imagens analisadas com o plugin SCP possibilitaram a realização de um mapa de classificação supervisionada, indicando a variabilidade espacial das áreas propícias ao processo de salinização. No entanto, recomenda-se a análise dos parâmetros físicos e químicos do solo dessas áreas para o aumento da confiabilidade na qualidade desse tipo de mapeamento.

Palavras-chave: Classificação supervisionada. Áreas salinizadas. SCP *plugin*. Landsat 8.

ABSTRACT

The irrigated perimeters implemented in the State of Paraíba are considered a cost-effective alternative quite profitable, promotes the generation of jobs and increases the availability of food. Due to inadequate management of soil and water, that have caused losses in soil quality of these perimeters, degrading them mainly by salinization. Remote sensing is an alternative low-cost technology, good temporal and frequency has the ability to map areas in process of desertification. This research aim to identify potential areas affected by salts in the irrigated perimeter of São Gonçalo (PISG), Sousa-PB, through remote sensing techniques. For this study we used LANDSAT satellite images 8/OLI (average spatial resolution), 216/orbit point 65 of 07/11/2016 date; image of the Google Earth Pro software® from date of 29/02/2016 to serve as auxiliary image and photographic records of the areas *on the spot*. The supervised classification technique, using the SCP (semi-automatic plugin) in software QGIS (Quantum Gis). The measurement of the quality of the classification took place by means of cross-validation, using statistical parameters such as the accuracy of the producer (EP), accuracy of the user (EU), global (EG) accuracy and Kappa index. The area class supposedly salinated (.ASS) presented EP and I of 89.15% and 88.88%, respectively. The Kappa index resulted in a value of .ASS class 0.8684 was classified as being of excellent quality. The overall quality of the classification is assessed both by EG who presented a 0.9350 value as the Kappa index 0.9252 valued General, being values that represent a rating of excellent quality. The class ASS presented the largest minimum and maximum values of reflectance factor in all the bands in the image, highlighting the band 6 0.47 values and 0.67, respectively. The value of the area classified as being of .ASS class was 1736.75 acres, 31% of the total area of the PISG. The images reviewed discriminate salinated areas and not allowed saline through the variations of shade and reflectance. The images analyzed with the SCP plugin enabled the creation of a map of supervised classification, indicating the spatial variability of the areas prone to salinization process. However, it is recommended that the analysis of the physical and chemical soil parameters of these areas for increased reliability in the quality of this type of mapping.

Keywords: Supervised classification. Salinized areas. SCP plugin. Landsat 8

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - ESQUEMA PARA AQUISIÇÃO DE IMAGENS POR SENSORIAMENTO REMOTO	22
FIGURA 2 - REPRESENTAÇÃO DO ESPECTRO ELETROMAGNÉTICO	23
FIGURA 3 - CLASSIFICAÇÃO DA METODOLOGIA UTILIZADA	35
FIGURA 4 - MAPA DE LOCALIZAÇÃO DO PERÍMETRO IRRIGADO DE SÃO GONÇALO, SOUSA - PB	36
FIGURA 5 - CORES DAS CLASSES DE COBERTURA E USO DA TERRA EM VALORES RGB, CMYK E MSV	39
FIGURA 6 - FLUXOGRAMA PARA EXECUÇÃO DO PROCESSO DE CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA	41
FIGURA 7 - INTERFACE DO <i>PLUGIN SCP</i> V.5 PARA REALIZAÇÃO DO PRÉ-PROCESSAMENTO DE IMAGENS	42
FIGURA 8 - PROCESSO DE RECORTES MÚLTIPLOS DAS IMAGENS <i>RASTER</i> PARA OS LIMITES DO PISG.....	43
FIGURA 9 - COMPOSIÇÃO COLORIDA R5G4B3 DO SATÉLITE LANDSAT 8 REALIZADA NO <i>PLUGIN SCP</i> PARA A CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....	44
FIGURA 10 - IMAGEM GOOGLE EARTH COMO AUXÍLIO NO PROCESSO DE CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA, UTILIZANDO O MODO AUTOMÁTICO DE CAPTURA DOS <i>PIXELS</i>	44
FIGURA 11 - MAPA DAS ÁREAS DE TREINAMENTO (<i>ROI's</i>) SELECIONADAS PARA A CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....	45
FIGURA 12 - CROQUI DOS PONTOS EXTRAÍDOS PARA NAVEGAÇÃO DAS ÁREAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS	46
FIGURA 13 - AMOSTRAS DAS ÁREAS DE TREINAMENTO E ÁREAS DE VALIDAÇÃO SELECIONADAS PARA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA E AVALIAÇÃO DO ERRO DAS IMAGENS CLASSIFICADAS	47
FIGURA 14 - IMAGEM DE SATÉLITE DE ALTA RESOLUÇÃO DO SOFTWARE GOOGLE EARTH PRO® DO PISG.....	48
FIGURA 15 - IMAGENS FOTOGRÁFICAS E DO LANDSAT 8 DAS ÁREAS ESCOLHIDAS COMO ÁREAS DE TREINAMENTO (<i>ROI's</i>) DAS CLASSES NO PISG NA DATA DE 22/09/2017. A) CP- CULTURAS PERMANENTES; B) SE- SOLO EXPOSTO; C) ASS- ÁREAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS; D) AC- ÁREA CAMPESTRE; E) AF- ÁREA FLORESTAL;.....	49
FIGURA 16 - MAPAS FINAIS DA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA PARA O ALGORITMO CLASSIFICADOR MAXVER	53

FIGURA 17- CARACTERÍSTICAS DAS DEZ ÁREAS DA CLASSE ÁREAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS - ASS SELECIONADAS, EM TRÊS IMAGENS DE SENSORES DIFERENTES UTILIZADAS PARA A CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....65

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA	30
GRÁFICO 2 - DADOS DE PRECIPITAÇÃO TOTAL, TEMPERATURA MÁXIMA MÉDIA E INSOLAÇÃO TOTAL PARA O ANO DE 2016 NO PISG.....	40
GRÁFICO 3 - PORCENTAGENS DE ÁREAS OCUPADAS EM HECTARES PARA AS CLASSES SELECIONADAS NO PISG NA DATA DE 22/09/2017.....	59
GRÁFICO 4 - ASSINATURAS ESPECTRAIS DAS ÁREAS DE TREINAMENTO AS CLASSES SELECIONADAS NO PISG NA DATA DE 22/09/2017.....	61
GRÁFICO 5 - ASSINATURAS ESPECTRAIS DAS DEZ ÁREAS DE TREINAMENTO DA CLASSE ASS ÁREAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS SELECIONADAS	63
GRÁFICO 6 - ASSINATURA ESPECTRAL MÉDIA DA CLASSE, ÁREAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS (ASS) SELECIONADAS	64

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 - CARACTERÍSTICAS DOS SENSORES TM E ETM+ ABORDO DO SATÉLITE LANDSAT 5 E 7	24
QUADRO 2 - CARACTERÍSTICAS DOS SENSORES OLI E TIRS ABORDO DO SATÉLITE LANDSAT 8	25
QUADRO 3 - QUALIDADE DA CLASSIFICAÇÃO ASSOCIADA AOS VALORES DA ESTATÍSTICA KAPPA.....	32
QUADRO 4 - CLASSES E SUBCLASSES SELECIONADAS PARA A CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....	38
QUADRO 5 - INFORMAÇÕES ACERCA DA ESTAÇÃO METEOROLÓGICA DE SÃO GONÇALO, SOUSA- PB.....	40
QUADRO 6 - COORDENADAS NO WGS 84/ UTM DAS REGIÕES DE INTERESSE (ROI) PARA AS ÁREAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS.....	46

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - MATRIZ DE ERROS DA VALIDAÇÃO CRUZADA UTILIZANDO O ALGORITMO MAXVER DAS ÁREAS ESCOLHIDAS COMO ÁREAS DE TREINAMENTO (ROI'S) DAS CLASSES NO PISG NA DATA DE 22/09/2017.....	54
TABELA 2 - RESULTADOS DE EXATIDÃO DO PRODUTOR E DO USUÁRIO PARA AS CLASSES SELECIONADAS NO PISG NA DATA DE 22/09/2017.....	55
TABELA 3 - VALORES INDIVIDUAIS DE ÍNDICE KAPPA PARA AS CLASSES SELECIONADAS NO PISG NA DATA DE 22/09/2017.....	56
TABELA 4 - VALOR DE EXATIDÃO GLOBAL E ÍNDICE KAPPA DA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....	57
TABELA 5 - ASSINATURAS ESPECTRAIS PARA AS CLASSES SELECIONADAS NO PISG NA DATA DE 22/09/2017, UTILIZANDO O ALGORITMO R.REPORT DO GRASS 7.0.2	60
TABELA 6 - VALORES MÍNIMOS E MÁXIMOS DE REFLETÂNCIA PARA A CLASSE ÁREAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS, ASS SELECIONADAS.....	64

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
2 OBJETIVO DA PESQUISA.....	19
2.1 Objetivo geral	19
2.2 Objetivos específicos.....	19
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	20
3.1 Áreas agrícolas afetadas por sais em clima semiárido	20
3.2 Fundamentos do sensoriamento remoto	21
3.3 Evolução dos satélites LANDSAT	23
3.4 Semi-automatic Classification Plugin (SCP)	26
3.5 Classificação de imagem digital	27
3.5.1 Classificação supervisionada	27
3.5.2 Algoritmo Classificador Máxima Verossimilhança (Maxver).....	28
3.5.3 Avaliação da qualidade da classificação.....	30
3.6 Sensoriamento remoto como ferramenta de avaliação de áreas degradadas	32
4 MATERIAL E MÉTODOS	34
4.1 Características gerais da pesquisa.....	34
4.2 Características da área de estudo	36
4.3 Definição das classes de cobertura do solo	37
4.4 Processamento digital de imagem.....	41
4.4.1 Pré- processamento das Imagens.....	42
4.4.2 Processamento das Imagens.....	43
4.4.3 Pós- processamento das Imagens.....	47
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	48
5.1 Fotointerpretação e interpretação <i>in situ</i> das classes de uso e ocupação do solo no PISG	48
5.2 Classificação supervisiona da Máxima Verossimilhança (MAXVER)	53
5.3 Assinaturas espectrais das classes de uso e ocupação do solo do PISG ..	60
5.4 Resposta espectral das áreas supostamente salinizadas	62
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES	69
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	71
APÊNDICE A - COMPOSIÇÃO COLORIDA R5G4B3 DO SATÉLITE LANDSAT 8 REALIZADA NO PLUGIN SCP PARA A CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA	84
APÊNDICE B - MAPA DAS ÁREAS DE TREINAMENTO (ROI'S) SELECIONADAS PARA A CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....	85

APÊNDICE C - AMOSTRAS DAS ÁREAS DE TREINAMENTO E ÁREAS DE VALIDAÇÃO SELECIONADAS PARA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA	86
APÊNDICE D - MAPA FINAL DA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA PARA O ALGORITMO CLASSIFICADOR MAXVER	87
APÊNDICE E - MAPA FINAL DA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA PARA O ALGORITMO CLASSIFICADOR MAXVER PARA A CLASSE ÁREAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS E CULTURAS PERMANENTES	88

1 INTRODUÇÃO

A implantação de perímetros irrigados para o desenvolvimento da agricultura paraibana tem sido significativo e considerada como uma alternativa econômica de alta rentabilidade, promovendo a geração de empregos e aumentando a disponibilidade de alimentos, principalmente com a prática da fruticultura orgânica, que traz importantes benefícios sociais e ambientais (SANTOS; SOUZA, 2012).

Mudanças nos padrões do agronegócio têm transformado a competitividade numa questão de sobrevivência para os fruticultores, com o mercado exigindo frutos de qualidade e baixo custo de produção (MARTINS; JESUS JUNIOR, 2011).

Em contrapartida com os fatores positivos, essas mudanças no modo de produção de alimentos têm apresentado problemas, causando a perda da qualidade do solo em perímetros irrigados, devido a ineficiência dos sistemas de drenagem utilizados, manejo inadequado do solo, irrigação mal administrada, uso de águas de baixa qualidade, e/ou, irrigação em excesso, provocando em muitos casos, a diminuição do rendimento das culturas e degradação dos solos pela salinização, compactação ou erosão (BRESLER, MCNEAL; CARTER, 1982; LIMA et al., 2001; PITMAN, LÄUCHLI, 2002; MAJOR; SALES, 2012; MEDEIROS; NASCIMENTO; GHEY, 2010; RIBEIRO, 2010).

Com a construção de pequenas barragens a montante mudando a vazão a jusante, ocasionado pela má gestão dos recursos hídricos nas bacias hidrográficas, tem feito com que os processos de salinização se agravassem em virtude da baixa qualidade das águas de alguns açudes e a ocorrência mais frequente de secas, acarreta problemas na qualidade das águas ou mesmo a suspensão da irrigação por falta dela, como ocorre nos perímetros de Moxotó (açude Poço da Cruz) e Custódia em Pernambuco, e Sumé, na Paraíba (RIBEIRO, 2010b).

Na região semiárida do nordeste brasileiro, mais precisamente no alto sertão paraibano, a incidência de insolação é muita alta nos meses secos, como também a alta temperatura e a baixa precipitação, na qual esse fenômeno favorecem para que os sais solúveis que se encontram na camada subsuperficial dos solos, ascendam para a superfície por capilaridade, onde a água se evapora e os sais se depositem, formando crostas de cor esbranquiçadas que produzem uma alta refletância (LOBO, 1992; HOLANDA et al., 2007).

A acumulação de sais solúveis no solo em áreas agrícolas é um grave problema ambiental que causa, dentre os vários problemas, o impedimento de crescimento de algumas espécies vegetais menos toleráveis aos sais solúveis; apresenta problemas de permeabilidade; desestrutura os agregados que podem causar assoreamentos em cursos d'água devido ao desprendimentos das partículas que são carregadas pela ação do vento e/ou da água (FLOWERS, 2004; MUNNS, 2005; DIAS; BLANCO, 2010;).

A caracterização da qualidade ambiental, como o diagnóstico ambiental, pode ser realizada com objetivos diferentes, um deles é servir de base para se tomar decisões que previna, controle e corrija problemas ambientais, desenvolvendo-se e aplicando-se técnicas, políticas ambientais e programas de gestão ambiental (ORLANDI et al., 2009).

A Lei nº 13.153, de 30 de julho de 2015, que institui a Política Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca, estabelece o cumprimento do poder público em:

Art. 5º Cumpre ao poder público:

- I - mapear e diagnosticar o estado dos processos de desertificação e degradação ambiental;
- XIII - mapear e diagnosticar as áreas sujeitas à salinização e à alcalinização dos solos;
- XIV - fomentar a recuperação de solos salinizados e alcalinizados.

A aplicação de novas tecnologias no campo pode ser obtida com o uso de ferramentas embasadas no geoprocessamento, no caso, com a utilização de técnicas como o sensoriamento remoto, que auxiliadas por um SIG (Sistema de Informações Geográficas) e analisadas em conjunto, podem promover a otimização da produção e a proteção ao meio ambiente (QUARTEZANI, 2012).

O aprimoramento e expansão das técnicas de sensoriamento remoto é de suma importância para a detecção de áreas degradadas, levando-se em consideração os avanços tecnológicos de equipamentos, *softwares* e sistemas sensores de satélites orbitais cada vez mais aprimorados, fazendo com que as geotecnologias sejam uma forma economicamente viável de diagnóstico ambiental para grandes e pequenas áreas (ARAÚJO; FREIRE, 2007; ALMEIDA, 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).

A identificação das áreas afetadas pelos sais/sódio com diferentes concentrações salinas é essencial para garantir uma gestão agrícola sustentável e seu sucesso pode ser aumentado se os fatores que afetam as características espectrais desses solos afetados são conhecidos (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; KANG et al., 2005).

As restrições sobre o uso dos dados de sensoriamento remoto para o mapeamento de áreas afetadas por sais 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 devido à salinização (METTERNICHT; ZINCK, 2003).

As técnicas de sensoriamento remoto estão se tornando cada vez mais utilizadas no monitoramento da vegetação e para o acompanhamento de fenômenos climáticos e ações antrópicas impactantes no meio ambiente. A disponibilidade gratuita e periódica de imagens de resoluções espaciais e espectrais consideráveis, distribuídas por órgãos governamentais, têm ajudado na difusão de novas metodologias para pesquisas científicas, principalmente nas áreas agrárias, ambientais e da Terra.

2 OBJETIVO DA PESQUISA

2.1 Objetivo geral

Identificar e estimar áreas do Perímetro Irrigado de São Gonçalo com possíveis problemas de sais por meio de técnicas de sensoriamento remoto.

2.2 Objetivos específicos

- ✓ Avaliar a capacidade de discriminação entre áreas salinizadas e não salinizadas;
- ✓ Definir as classes de uso e ocupação do solo a partir das feições entre a verdade terrestre e da imagem *raster*;
- ✓ Realizar o procedimento de classificação supervisionada utilizando o algoritmo classificador máxima verossimilhança (MAXVER);
- ✓ Avaliar a qualidade da classificação supervisionada realizada;
- ✓ Estimar o valor total de área classificada com possíveis problemas de sais;
- ✓ Gerar mapa temático da classificação supervisionada, destacando as possíveis áreas com problemas de sais.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 Áreas agrícolas afetadas por sais em clima semiárido

A região semiárida do Nordeste Brasileiro abrange uma área de aproximadamente 900 mil km², cerca de 10% do território brasileiro (SAMPAIO et al., 1995). A vegetação predominante é a do tipo Caatinga, com precipitações pluviométricas anuais que variam de 300 a 1000 mm, concentradas durante três a cinco meses do ano, sendo comuns períodos cíclicos de seca severa de duração variável (MENEZES; SALCEDO; ELLIOTT, 2002).

As atividades agrícolas na região semiárida na qual predomina a vegetação do tipo Caatinga, representam a base da economia para cerca de 20 milhões de habitantes e estão baseadas nos cultivos de subsistência, no estabelecimento de pastagens e na exploração de espécies nativas para fins extrativistas, todas elas, porém, de baixa produtividade (SAMPAIO et al., 1995; FRAGA; SALCEDO, 2004).

O processo de salinização e ou sodificação do solo em regiões sob clima árido e semiárido ocorre devido a causas naturais e antrópicas (FANNING; FANNING, 1989; BREEMEN; BUURMAN, 2002; BUOL et al., 2011), podendo ocorrer também sob clima úmido em superfícies geomórficas específicas da paisagem (BARBIÉRO et al., 2008; FURQUIM et al., 2008).

Richards (1995) estimou que cerca de 10% das áreas cultivadas ao redor do mundo sofrem com o processo de salinização, sendo que esse número vem aumentando anualmente e em ritmo acelerado, destacando a situação preocupante com os perímetros irrigados da região semiárida brasileira. Pois segundo Oliveira, (1997), no Brasil, a área total de solos salinizados seja superiores a 4.000.000 hectares.

Na região Nordeste, o manejo inadequado da irrigação tem afetado negativamente as características físicas, químicas e biológicas do solo, tornado-o degradado, principalmente no que tange aos perímetros irrigados, refletindo de maneira negativa no desenvolvimento da agricultura nessas localidades (LEÃO et al., 2007).

O processo de formação de solos salinos envolve uma concentração de sais solúveis como Na⁺, Ca²⁺, Mg²⁺ e K⁺ na solução do solo e que se acumula nos horizontes. Destaca-se que os cloretos e sulfatos de Na⁺, Ca²⁺, Mg²⁺ são os

principais sais encontrados, sendo que os carbonatos e nitratos são encontrados em menores quantidades (PEDROTTI, 2015).

A presença de altos teores de sais afetam a absorção de água pelas plantas e também causam distúrbios nutricionais como toxicidade e deficiências (USSLS, 1954; DIAS; BLANCO, 2010). A presença significativa de sódio (Na^+) trocável provoca a dispersão generalizada de coloides, e conseqüentemente afeta as propriedades físicas características, que reduzem ou inviabilizam a produtividade agrícola e aumentam o risco à erosão (BOHN et al., 1980; SUMNER et al., 1998). O processo de salinização do solo altera os atributos físicos e químicos e altera as propriedades biológicas do solo (PATHAK; RAO, 1998; YUAN et al., 2007), sendo os atributos microbiológicos mais sensíveis as alterações.

O excesso de sais solúveis e sódio trocável nos solos agricultáveis afetam o desenvolvimento vegetal, provocando redução na produtividade ou pode até levar a morte da cultura (CAVALCANTE et al., 2010; RIBEIRO et al., 2009; FARIAS, 2008). A redução da vegetação pode estar ligada ao grau de salinidade que se encontra o solo, levando em consideração que cada espécie vegetal possui um grau de tolerância à salinidade (FERREIRA et al., 2001).

Para garantir um desenvolvimento sustentável na produção agrícola em perímetros irrigados é de suma importância caracterizar e delimitar as áreas afetadas e susceptíveis ao processo de salinização, principalmente em regiões áridas e semiáridas, onde os fatores naturais como a alta evapotranspiração e a irregularidade da distribuição espacial e temporal das chuvas, seguido de ações antrópicas como o uso de drenagem deficiente e irrigação com água de poços, com altos teores de sais, ocasionam a acumulação dos sais solúveis e o incremento do sódio trocável na superfície e/ou na subsuperfície dos solos, necessitando-se assim, de recuperação (BARROS et al., 2004).

3.2 Fundamentos do sensoriamento remoto

O sensoriamento remoto tem como propósito, identificar e retirar dados sobre os objetos do mundo real de uma imagem digital através de técnicas computacionais, permitindo sua análise e manuseio (MASCARENHAS; VELASCO, 1984).

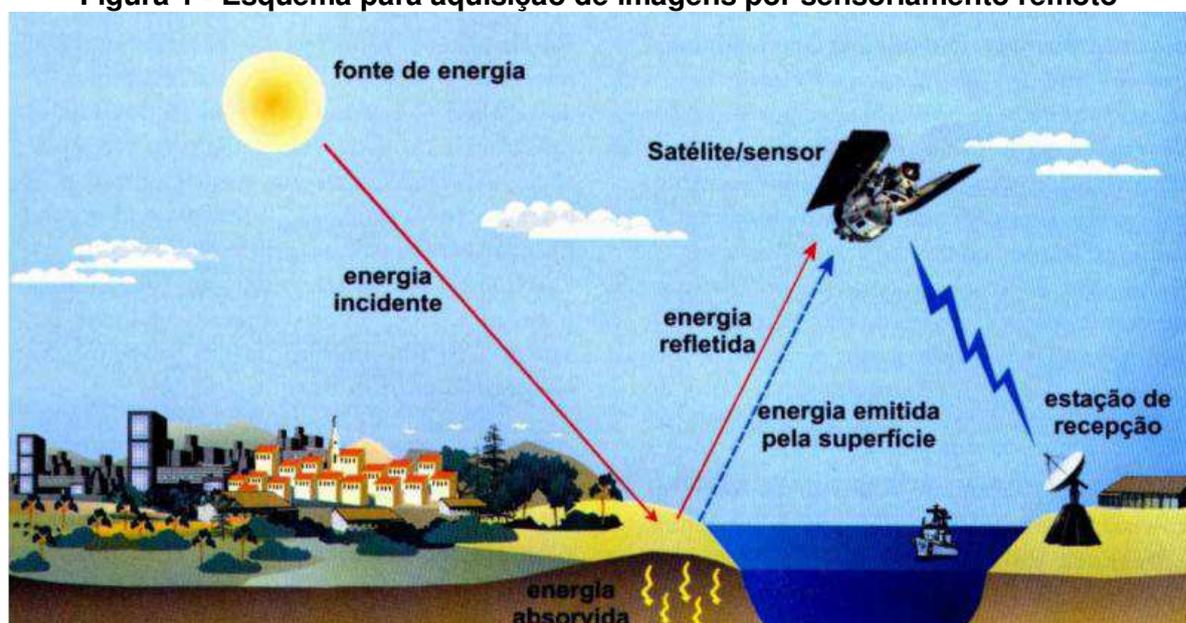
Os recursos naturais renováveis e não renováveis são estudados utilizando o sensoriamento remoto em três níveis de aquisição de dados, o terrestre, suborbital e o orbital, sendo que o orbital vem ganhando mais espaço, por várias razões, entre as quais, a evolução da nova geração de sensores de alta resolução geométrica, operando em faixas espectrais desde o visível até as micro-ondas (MOREIRA, 2005).

Segundo Florenzano (2007) sensoriamento remoto é um conjunto de técnicas que permite a obtenção de imagens e outros tipos de dados à distância, através da captação da energia refletida ou emitida pela superfície terrestre.

As lentes dos satélites são compostas por poderosos sensores que servem para captar informações oriundas da radiação solar refletida pela superfície do Planeta Terra em várias faixas de energia da onda eletromagnética (LIU, 2007).

A superfície terrestre recebe uma quantidade enorme de energia vinda do sol, ou seja, radiação solar do tipo eletromagnética, proporcionando a ocorrência de diversos fenômenos físicos, dentro os quais se destacam uma parte da qual é absorvida e outra parte refletida em direção a atmosfera, entre outros fenômenos como o aquecimento e à transmissão de energia (Figura 1) (FITZ, 2008).

Figura 1 - Esquema para aquisição de imagens por sensoriamento remoto

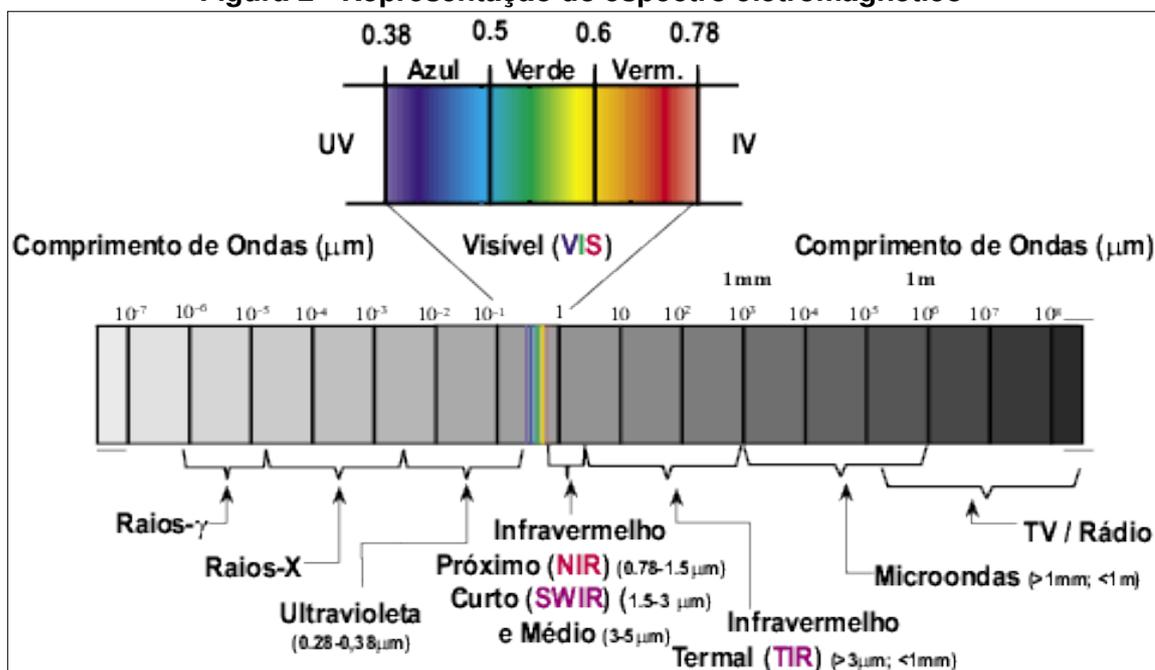


Fonte: Florenzano (2002).

A região do infravermelho está representada no espectro eletromagnético (Figura 2) nas faixas que vão entre os comprimentos de onda de $0,7 \mu\text{m}$ a 1 mm , e subdivide-se em infravermelho próximo, $0,78$ a $1,5 \mu\text{m}$; infravermelho curto, $1,5$ a 3

μm ; infravermelho médio, 3 a 5 μm e infravermelho distante (térmico), $>3,0$ a <1 mm, e a região do visível que compreende a faixa, entre 0,38 μm e 0,78 μm (FLORENZANO, 2011).

Figura 2 - Representação do espectro eletromagnético



Fonte: Mundogeo (2004).

3.3 Evolução dos satélites LANDSAT

Durante a missão Apollo nove, os dados multiespectrais foram analisados com mais desempenho, dando origem ao sucedido sistema de Sensoriamento Remoto orbital existente, o Programa ERTS (*Earth Resources Technology Satellite*), atual LANDSAT, sendo o primeiro satélite da série, o LANDSAT 1, lançado em 1972, a partir da modificação do satélite meteorológico NIMBUS, levando a bordo dois tipos de sensores: um sistema de varredura multiespectral, conhecido como MSS (*Multispectral Scanner Subsystem*) e um sistema de varredura composto de três câmeras de televisão, conhecido como RBV (*Return Beam Vidicon*) (NOVO, 2008).

Os sistemas sensores MSS e o TM (*Thematic Mapper*) estão a bordo do satélite LANDSAT 5 e possuem características quase semelhantes. O sensor MSS (bandas 4, 5, 6 e 7) registra a energia refletida por alvos da superfície terrestre em quatro faixas espectrais, constituído de seis detectores para cada faixa, permitindo obter imagens de seis linhas no terreno no mesmo momento (MOREIRA, 2005). O sensor TM (bandas 1 a 7) concebe melhoramentos em relação ao sensor MSS,

como por exemplo, resolução espacial mais fina; melhor discriminação espectral entre objetos da superfície terrestre, dentre outros aspectos (NOVO, 2008) e opera em sete faixas espectrais, compondo de três na região do visível, três na região do infravermelho e uma na região do termal (MOREIRA, 2011).

Para dar prosseguimento aos satélites LANDSAT 4 e 5, foi desenvolvido o satélite LANDSAT 7, construído com a cooperação entre a NASA (*National Aeronautics and Space Administration*), NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*) e USGS (*United States Geological Survey*), para ter uma vida útil de cinco anos, sendo lançado em 15/04/1999 e ativo normalmente até 31/05/2003. O satélite LANDSAT 7, possui basicamente as mesmas configurações do satélites Landsat 4 e 5, diferenciando apenas por possuir somente um único sensor, o *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM⁺), desenvolvido a partir do sensor TM, além do acréscimo de uma banda pancromática e um aumento de ganho na banda termal (Quadro 1) (USGS, 2017).

Quadro 1 - Características dos sensores TM e ETM+ abordo do satélite LANDSAT 5 e 7

Câmera	TM	ETM+
Resolução Espacial	30 metros (B1 a B5, e B7) - 120 metros (B6)	30 metros (B1 a B5; e B7) 60 metros (B6)- 15 metros (B8-PAN)
Inclinação	98,20°	98,30°
Bandas Espectrais (µm)	B1: 0,45 - 0,52 µm, (azul) B2: 0,52 - 0,60 µm, (verde) B3: 0,63 - 0,69 µm, (vermelho) B4: 0,76 - 0,90 µm, (infravermelho próximo) B5: 1,55 - 1,75 µm (infravermelho médio) B6: 10,4 - 12,5 µm (infravermelho termal) B7: 2,08 - 2,35 µm (infravermelho distante)	B1: 0,45 - 0,52 µm, (azul) B2: 0,53 - 0,61 µm (verde) B3: 0,63 - 0,69 µm (vermelho) B4: 0,78 - 0,90 µm, (infravermelho próximo) B5: 1,55 - 1,75 µm (infravermelho médio) B6: 10,4 - 12,5 µm (infravermelho termal) B7: 2,09 - 2,35 µm (infravermelho distante) B8: 0,52 - 0,90 µm (pancromático)
Largura de faixa imageada	185 x 185 km	185 x 185 km
Resolução radiométrica	8 bits	8 bits
Resolução Temporal	16 dias	16 dias

Fonte: Instituto Nacional de Pesquisa Espaciais (2016).

Dentre as várias aplicações dos dados do sensor ETM⁺, que estão sendo utilizadas pelos usuários, podemos destacar a determinação da qualidade das pastagens e de sua biomassa; determinação das condições dos solos; classificação do uso da terra; identificação de rochas inconsolidadas e solos; identificação de indicadores superficiais de mineralização; avaliação do impacto da seca e monitoramento de atividades de recuperação ambiental.

O satélite LANDSAT 8, lançado em 11/02/2013, é o mais recente e sua estrutura de gestão é composta de uma parceria entre a NASA e USGS, na qual, o objetivo da missão do envio foi fornecer imagens de alta qualidade de toda a massa de terra, além de, fornecer continuidade de dados do Landsat 4, 5 e 7 . O L8 tem uma vida útil de cinco anos e seus dados estão conectados e são transformados em produtos padrão 24 horas depois da aquisição (USGS, 2017).

O satélite LANDSAT 8 encontra-se a uma altitude de 705 km no Equador, numa órbita heliosincrona com inclinação de 98,2° (ligeiramente retrógrada), com passagem na linha do equador ocorrendo às 10:00 horas, com diferença de 15 minutos para mais ou para menos com um ciclo de repetição de faixa a cada 16 dias, carregando consigo uma carga de dois sensores: o OLI (*Operational Land Imager*) e o TIRS (*Thermal Infrared Sensor*), ambos possuem resolução radiométrica de 16 bits por pixel e avanços técnicos em relação aos satélites anteriores (USGS, 2016).

O sensor OLI coleta dados de imagem em nove bandas espectrais em uma faixa de 190 km de terra, com uma resolução espacial de 30 metros para todas as bandas, exceto para a banda Pancromática que é de 15 metros (Quadro 2) (USGS, 2016).

QUADRO 2- Características dos sensores OLI e TIRS a bordo do satélite LANDSAT 8

(continua)

Bandas Espectrais (µm)	Resolução Espectral (µm)	Resolução Espacial (m)
Bandas 1- Coastal aerosol	0.43 - 0.45	30
Banda 2- Blue	0.45 - 0.51	30
Banda 3- Green	0.53 - 0.59	30
Banda 4- Red	0.64 - 0.67	30

QUADRO 2- Características dos sensores OLI e TIRS abordo do satélite LANDSAT 8

(conclusão)

Bandas Espectrais (μm)	Resolução Espectral (μm)	Resolução Espacial (m)
Banda 5- Near Infrared (NIR)	0.85 - 0.88	30
Banda 6- SWIR 1	1.57 - 1.65	30
Banda 7- SWIR 2	2.11 - 2.29	30
Banda 8- Panchromatic	0.50 - 0.68	15
Banda 9- Cirrus	1.36 - 1.38	30
Banda 10- Thermal Infrared (TIRS) 1	10.60 - 11.19	100
Banda 11- Thermal Infrared (TIRS) 2	11.50 - 12.51	100

Fonte: USGS (2016).

Os sistemas de satélites da série LANDSAT e vários outros se enquadram na categoria de novos sensores de alta resolução geométrica e podem ser classificados didaticamente, referente a sua principal aplicação como: os satélites ambientais; os satélites de recursos naturais; e os satélites de aplicação híbrida (FITZ, 2008; NOVO, 2008).

3.4 Semi-automatic Classification Plugin (SCP)

O SCP (*Semi-Automatic Classification Plugin*) é um complemento gratuito e de código aberto utilizado no Qgis e foi desenvolvido por Luca Congedo (Doutor em Paisagem e Meio Ambiente na Universidade Sapienza de Roma) para classificação supervisionada semiautomática de imagens de sensoriamento remoto, permitindo o pré e o pós-processamento de imagens, cálculo *raster* e de forma rápida criar-se áreas de treinamento, as quais também podem ser salvas na forma de *shapefile*, calculando automaticamente as assinaturas espectrais e visualizadas em um gráfico de histograma.

Esse *plugin* possui funções para manipulação de imagens de diversos sensores/satélites como LANDSAT 1-3 (MSS); 4-5 (TM); 7 (ETM+) e 8 (OLI), além do SENTINEL, RAPIDEYE e QuickBird e conta com três algoritmos para a classificação supervisionada sendo *Minimum Distance* (Mínima Distância), *Maximum*

Likelihood (Máxima Verossimilhança) e *Spectral Angle Mapping algorithms* (mapeamento de ângulo espectral), além disso, fornece a pré- visualização da classificação.

3.5 Classificação de imagem digital

A classificação de imagens digitais são técnicas empregadas para associar cada *pixel* ou grupo de *pixels* de uma imagem a uma classe temática preestabelecida, visando a representação de um objeto do mundo real, obtendo como resultado, um mapa temático. Os métodos de classificação pode ser supervisionada ou não supervisionada, mas podendo ser utilizado um método híbrido, ou seja, os dois tipos de classificação, aplicando primeiramente a classificação não supervisionada e posteriormente, a classificação supervisionada (FLORENZANO, 2011).

O processo de classificação de imagens se tornou uma técnica de uso comum para o mapeamento da superfície terrestre, na qual, as classes desse mapeamento estão geralmente associadas a diferentes feições de cobertura da terra como culturas agrícolas, áreas urbanas, corpos d'água, áreas florestal, dentre outros.

3.5.1 Classificação supervisionada

A classificação supervisionada é fundamentada numa amostra espectralmente representativa da área de treinamento, delimitada pelo analista por meio de um cursor ou através de dados coletados em campo, e deixa ao algoritmo supervisionado escolhido, a tarefa de localizar todos os demais *pixels* pertencentes a essa área.

Como a definição das classes a serem mapeadas e as áreas que servirão como amostras de treinamento serão realizadas pelo analista, cabe ao mesmo ter o conhecimento prévio da área. Esse conhecimento pode ser teórico, ou seja, entendimento do comportamento espectral dos alvos, ou prático, adquiridos por meio de imagens de alta resolução, vistas ao campo, mapas (NOVO,1992. RICHARDS, 1986).

A classificação supervisionada é a técnica mais utilizada para análises quantitativas de dados de imagens de sensoriamento remoto, sendo necessário que o analista tenha conhecimento da área a ser classificada (Richards, 1986).

Seja qual for o algoritmo escolhido, a ordem essencial para o procedimento de classificação supervisionada envolve:

- a) determinar o número de classes de cobertura do solo que a imagem será dividida;
- b) escolher os pixels representativos das áreas de treinamento de cada uma das classes desejadas;
- c) utilizar dados de treinamento para estimar os parâmetros do algoritmo de classificação; estes parâmetros são as propriedades do modelo de probabilidade a ser usado para a partição da imagem no espaço multiespectral;
- d) associar todos os pixels da imagem a uma das classes definidas *a priori*, utilizando o classificador treinado;
- e) elaborar mapas temáticos e/ou resumos tabulares que sintetizem os resultados da classificação.

Dentre os métodos de classificação supervisionada os mais utilizados são o de máxima verossimilhança (MAXVER); método do paralelepípedo e o da distância mínima (MOREIRA, 2011).

3.5.2 Algoritmo Classificador Máxima Verossimilhança (Maxver)

O algoritmo de classificação supervisionada Máxima Verossimilhança (MAXVER) é um algoritmo paramétrico e muito difundido, o qual presume que os níveis de cinza de cada classe seguem uma distribuição normal, a partir dos parâmetros definidos e de uma amostra de *pixels* adquiridas *a priori* (LEITE; ROSA, 2012; SILVA *et al.*, 2011). Assume então que as respostas espectrais dos alvos presente dentro da área de estudo seguem uma curva de distribuição normal.

Este classificador avalia as probabilidades que um determinado *pixel* tem de pertencer às classes identificadas e o designa àquela cuja probabilidade seja a maior (SANTOS, 2005). Para que a classificação por máxima verossimilhança seja

mais próxima da realidade terrestre possível, é indispensável que o analista recolha um número razoavelmente elevado de *pixels* para cada conjunto de treinamento.

Para que se possam definir classes que sejam representativas, o método MAXVER deve ser aplicado quando o produtor tem um bom conhecimento da imagem a ser classificada (CRÓSTA, 1993). É de suma importância que nesse método, o conjunto de *pixels* selecionados na fase de treinamento sejam representativos de cada alvo na imagem e devem representar fielmente suas respectivas classes (MOREIRA, 2005).

Descrita por Richards e Jia (2006), a função discriminante é calculada para cada *pixel* como:

$$g_k(x) = \ln_p(C_k) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_k| - \frac{1}{2} (x - y_k)^t \Sigma_k^{-1} (x - y_k) \quad (1)$$

Em que:

- C_k = classe de cobertura da terra K ;
- x = assinatura espectral vetorial ou pixel de uma imagem;
- $p(C_k)$ = probabilidade da classe correta ser C_k ;
- Σ_k = determinante da matriz de covariância dos dados na classe C_k ;
- Σ_k^{-1} = inverso da matriz de covariância;
- y_k = assinatura espectral vetorial da classe k .

Portanto:

$$x \in C_k \iff g_k(x) > g_j(x) \forall K \neq j$$

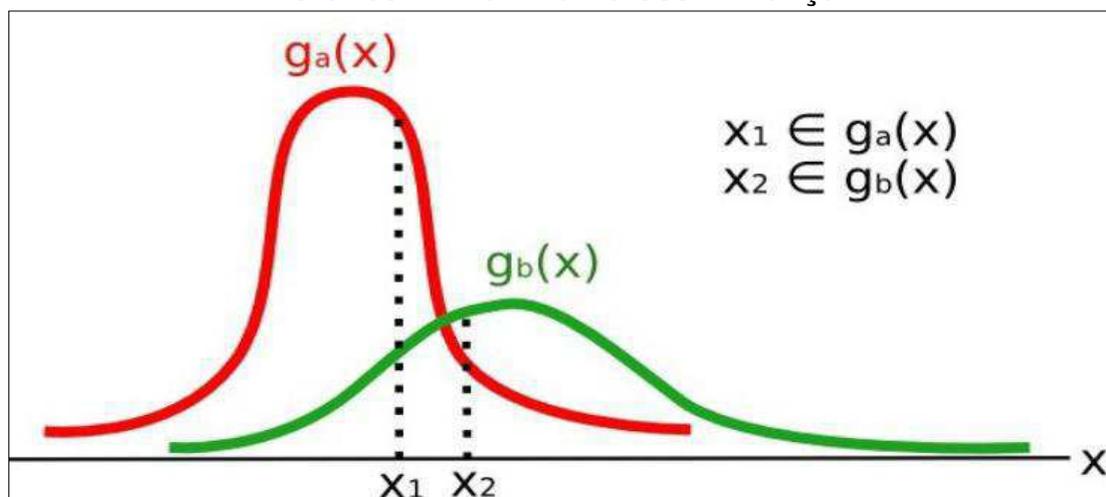
É possível definir um valor limite para excluir pixels abaixo deste valor na função discriminante (Gráfico 1). A condição da classificação muda, quando consideramos um limite T_i :

$$x \in C_k \iff g_k(x) > g_j(x) \forall K \neq j$$

and

$$g_k(x) > T_i$$

Gráfico 1 - Máxima Verossimilhança



Fonte: Richards e Jia (2006).

3.5.3 Avaliação da qualidade da classificação

A técnica baseada em matriz de confusão apresenta os dados referentes à distribuição de percentuais de *pixels* classificados de forma correta e incorreta (Smits *et al.*, 1999). Os valores da diagonal principal da matriz representam os pixels corretamente classificados, e os pixels fora desta diagonal, representam confusões entre classes. Os objetivos dessa técnica, segundo Hay (1988) citado por Dainese (2001) são:

- a) oferecer dados que permitam o ajuste das áreas das classes obtidas por algum tipo de classificação;
- b) cálculo de parâmetros de exatidão geral da classificação;
- c) identificação de erros específicos que afetem cada uma das categorias.

É possível extrair outras medidas descritivas que atuam como parâmetros complementares que atestam a eficiência e a deficiência da classificação, como a exatidão do produtor, a exatidão do usuário e a exatidão global (LILLESAND *et al.*, 2004; NÓBREGA, 2007).

A exatidão do usuário (EU) (Equação 1), indica a probabilidade que um pixel classificado na imagem, represente de fato, a mesma realidade terrestre, do mesmo modo, a exatidão do produtor (EP) (Equação 2) compreende a probabilidade de determinada classe ter sido corretamente classificada de acordo com os pontos de

referência (ROSENFELD et al., 1986; STORY; CONGALTON, 1986). A Exatidão Global (EG) (Equação 3) representa o total de acertos em relação ao total de amostras da imagem classificada. Os valores dessas três medidas são fornecidas automaticamente pelo *plugin* logo após o processo de validação.

$$EU = \frac{X_{ii}}{X_{i+}} \times 100 \quad (2)$$

$$EP = \frac{X_{ii}}{X_{+i}} \times 100 \quad (3)$$

$$EG = \frac{\sum X_i}{N} \times 100 \quad (4)$$

- X_{ii} = diagonal daquela linha; X_{i+} = marginal da linha; X_{+i} = marginal da coluna; X_i = elementos na diagonal; N = total de elementos amostrados.

O índice Kappa é o método mais apontado para avaliação das classificações temáticas, considerando que valores próximos ao número 1 indicam plena coincidência entre a verdade terrestre e o resultado da classificação, enquanto que, um valor próximo a 0 sugere que o resultado é meramente gerado ao acaso (Quadro 3) (MOREIRA, 2001).

$$\text{Índice Kappa} = \frac{[n \cdot \sum_{i=1}^r x_{ij} - \sum_{i=1}^r (x_i \cdot x_j)]}{[n^2 - \sum_{i=1}^r (x_i \cdot x_j)]} \quad (5)$$

- n = número de observações (pontos amostrais); r = número de linhas da matriz erro; x_{ij} = observação na linha i e coluna j ; x_i = total marginal da linha i ; x_j = total marginal da coluna j .

Quadro 3- Qualidade da classificação associada aos valores da estatística Kappa

Valor de Kappa	Qualidade do mapa temático
< zero	Péssima
Zero - 0,20	Ruim
0,20 - 0,40	Razoável
0,40 - 0,60	Boa
0,60 - 0,80	Muito Boa
0,80 - 1,0	Excelente

Fonte: Adaptada de Landis e Koch (1977) citado por MOREIRA (2001).

3.6 Sensoriamento remoto como ferramenta de avaliação de áreas degradadas

As geotecnologias é um o conjunto de tecnologias para coleta, processamento, análise e oferta de informações com referência geográfica, voltadas para análise e tomada de decisão e que são compostas por soluções em *hardware*, *software* e *peopleware* que, juntos, constituem poderosas ferramentas para tomada de decisões (ROSA, 2005).

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).

O uso do sensoriamento remoto a nível orbital se torna uma ferramenta eficaz para a obtenção de dados sobre a variabilidade espacial dos atributos mineralógicos dos solos e também por ser considerado uma técnica não- destrutiva das amostras.

No sensoriamento remoto, é necessário ter conhecimento prévio do comportamento espectral de um alvo, para então obter informações, a partir da interpretação de imagens orbitais e para a análise quantitativa (MELENDEZ-PASTOR et al., 2008).

A região NIR (*Near Infrared*) do espectro eletromagnético tem sido utilizada nas análises de solo para a determinação de condutividade elétrica, pH (Potencial Hidrogeniônico), carbono orgânico, Capacidade de Troca de Cátions (CTC),

umidade do solo, nitrogênio total e cátions trocáveis (DALAL; HENRY, 1986; MORRA et al., 1991; BEN DOR E BANIN, 1995; CHANG et al., 2001).

Através de um experimento simples de simulação de obtenção de dados espectrais em laboratório, no qual foram introduzidas em cilindros de PVC, amostras de solo retiradas de uma área degradada de um Perímetro irrigado, testando cinco diferentes doses de salinidade e três tipos de sais de Cloreto de Sódio (NaCl), cloreto de magnésio ($MgCl_2$) e Cloreto de cálcio ($CaCl_2$) em amostras de Solo Tratado (ST), com aplicação de gesso e lavagem, e Não Tratado (NT), na qual foi constatado que o sal que apresenta maior refletância no ST e NT foi o $CaCl_2$, seguido pelo $MgCl_2$ e NaCl (MOREIRA, 2014).

Com o objetivo de mapear os solos afetados por sais na região de Sousa- PB, Lima et al.(2001), utilizaram de imagens TM/LANDSAT - 5, de medidas superficiais de temperatura e de SIG (Sistema de Informações Geográficas), para concluir que os dados do TM/LANDSAT - 5, juntamente com os dados termométricos, mostraram adequados na identificação, na análise comparativa e no mapeamento de áreas de ocorrência de solos afetados por sais.

Caracterizações e comparações do comportamento espectral de diferentes classes de solo foram obtidas de sensores orbitais (LANDSAT e ASTER) e terrestres (IRIS), na qual foi verificado, que as classes de solos foram diferenciadas por textura, matéria orgânica e pelo ferro total para todos os sensores estudados, ressaltando que os sensores orbitais, apesar da menor resolução espectral, mantiveram as características das curvas de solo quanto à intensidade de refletância (GENÚ; DEMATTÊ, 2012).

Leite et al. (2003), utilizando as imagens do satélite LANDSAT ETM+, aplicou a técnica de classificação de imagens digitais e mapeou e quantificou áreas susceptíveis ao processo de desertificação do Médio Jaguaribe, Estado do Ceará, oferecendo informações para a tomada de decisões aos órgãos locais para o barramento do processo de desertificação.

Diante dos estudos já realizados, descritos nesse subtítulo, fica claro o poder do sensoriamento remoto para a realização de diversos estudos para análise, avaliação e monitoramento do meio ambiente, como também, servindo como técnica complementar para auxiliar no planejamento e execução de projetos ambientais de qualquer natureza.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Características gerais da pesquisa

A pesquisa científica é a exploração, é a inquisição e é o procedimento sistemático e intensivo que tem por objetivo descobrir, explicar e compreender os fatos que estão inseridos ou que compõem uma determinada realidade (BARROS; LEHFELD, 2007).

Não é possível realizar um pesquisa científica sem antes estabelecer em detalhes qual será a metodologia utilizada, o método escolhido e a técnica empregada para a coleta de dados e são definidos a partir dos objetivos do projeto.

A definição de método apresentado por Lüdke e André (1986) é:

[...] não existe um método que possa ser recomendado como o melhor e mais efetivo [...] a natureza dos problemas é que determina o método, isto é, a escolha do método se faz em função do tipo de problema estudado (LÜDKE; ANDRÉ, 1986).

O procedimento metodológico realizado teve início a partir de um levantamento bibliográfico, em que foram consultados materiais já publicados em diversos meios como revistas, livros, jornais, periódicos científicos nacionais e internacionais, teses, dissertações, monografias e *sites* internet.

A bibliografia estudada possibilitou entender melhor a relação do sistema solo-planta-água com as atividades antrópicas para produção de alimentos e a causa dos impactos ambientais nessa relação, como por exemplo, a salinização dos solos de perímetro irrigados, como também, despertar um olhar mais amplo na capacidade de utilizar as geotecnologias para estudos voltados para a avaliação e monitoramento do meio ambiente.

Como esse trabalho científico buscou obter resultados que possam ser quantificados para se utilizar de técnicas estatísticas como índices de exatidão; algoritmo de classificação supervisionada, tamanho das áreas e refletância de *pixels* para análise e mensuração, a abordagem se classifica como sendo quantitativa.

O estudo delimitou ao Perímetro Irrigado de São Gonçalo – PB (PISG) para analisar e interpretar os dados adquiridos do mundo físico para o mapeamento de possíveis áreas afetadas por sais, sem interagir ou envolver com o fenômeno estudado, buscando apenas desenvolver conhecimentos que possam ser utilizados

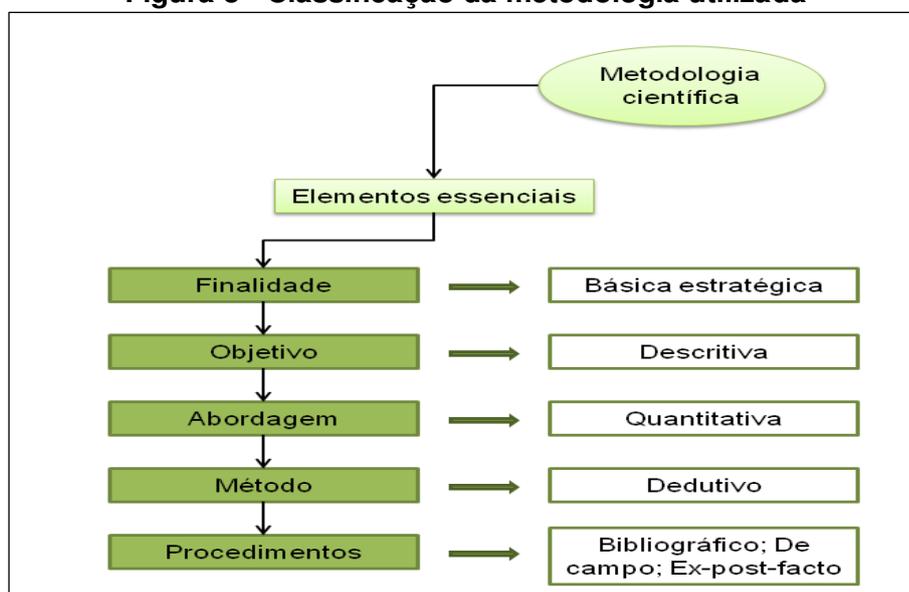
para a resolução do problema identificado no trabalho. Diante dessas características, esse estudo se classifica, quanto aos objetivos da pesquisa, como sendo de caráter descritivo, e quanto a finalidade, como básica estratégica.

O método científico busca o conhecimento da realidade por meio de evidências e provas para as ideias e conclusões, investigando o fenômeno analisado de maneira mais racional possível (CRUZ, 2010). Como essa pesquisa científica procura compreender o problema aqui analisado, estudado e comprovado por diversos autores na literatura, buscando explicar a ocorrência desse fenômeno particular, chegando a uma conclusão, esse estudo classifica, quanto ao método, como sendo dedutivo.

Quanto aos procedimentos, como elemento essencial para um trabalho de pesquisa científica, que diz respeito à forma como os dados são coletados, como a análise é verificada e como os dados dos resultados são interpretados, essa investigação é classificada como bibliográfica. No entanto, como foi necessário ir as áreas *in loco* para a observação e recolhimento de dados, que no caso foram as imagens fotográficas, é um procedimento de Campo; e *ex- post- facto* porque a pesquisa se deu após o fenômeno ocorrido e o pesquisador não tem o controle das variáveis analisadas.

Portanto, a classificação da metodologia estabelecida para a execução desse projeto de acordo com os elementos essenciais em cada tópico, é apresentada na Figura 3.

Figura 3 - Classificação da metodologia utilizada

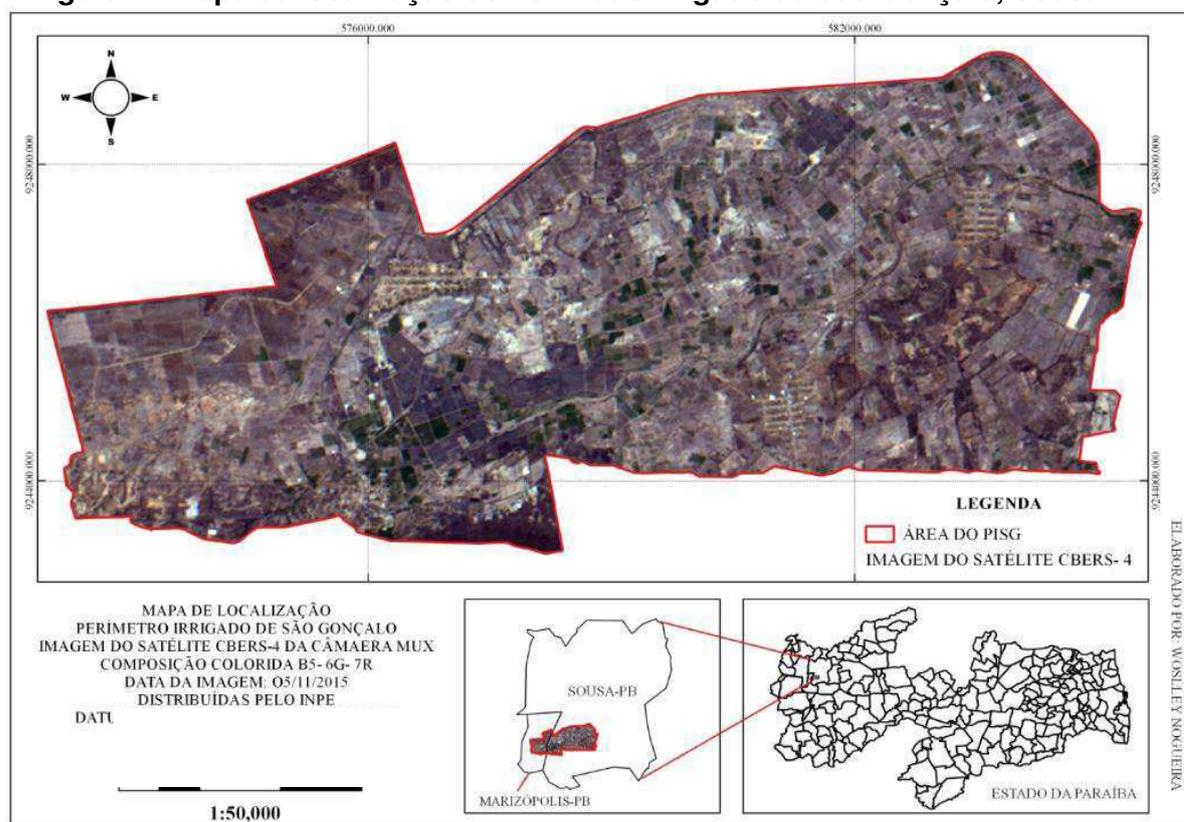


Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2 Características da área de estudo

A pesquisa foi realizada no Perímetro Irrigado de São Gonçalo- PB (PISG), localizado nos municípios paraibanos de Sousa e Marizópolis, no vale do Rio Piranhas, à margem da BR – 230, situado na mesorregião do Sertão semiárido paraibano, a 223 metros de altitude, coordenadas 06°45'39" S e 38°13'51" O, distanciando-se 440 km da capital paraibana, João Pessoa (IBGE, 2009) (Figura 4).

Figura 4 - Mapa de localização do Perímetro Irrigado de São Gonçalo, Sousa - PB



Fonte: Elaborado pelo autor.

O PISG iniciou sua operação em 1973 e seu suprimento hídrico é fornecido pelos açudes públicos de São Gonçalo, com capacidade de 44.600.000 m³ e Engenheiros Ávidos, com capacidade de 255.000.000 m³ (DNOCS, 2016).

O Perímetro Irrigado de São Gonçalo apresenta atualmente uma área total de 5.548 ha, com 2.402 ha de áreas irrigadas, a qual está dividida em 482 lotes, com área média de 4,27 ha. A região do perímetro está ligada aos principais centros populacionais e portos da Região Nordeste do país por estradas pavimentadas.

Há uma dominância de NEOSSOLOS FLÚVICOS, profundos, de textura média e argilosa, apresentando também os VERTISSOLOS, com textura argilosa, medianamente profunda e os argissolos vermelho-amarelo, com textura que varia de média a argilosa. Existe nesta região uma variação de relevo, de plano a suavemente ondulado, onde predominam coberturas sedimentares, representadas pelos aluviões. A vegetação natural é classificada como Contato Caatinga-Floresta Estacional e Formações Pioneiras com Influência Fluviomarina (BRAGA, 2009).

A temperatura média anual é de 27°C, com uma mínima de 22°C e uma máxima de 38°C. O período chuvoso, irregular, se estende geralmente de janeiro a maio com precipitação média em torno de 894 mm (DNOCS-PB, 2016).

4.3 Definição das classes de cobertura do solo

A escolha das classes de cobertura da terra foi realizada de acordo com o manual técnico de uso da terra- 3ª edição, disponibilizado pelo IBGE (2013), seguindo o "Sistema básico de classificação da cobertura e do uso da terra - SCUT", na qual, é um sistema multinível que defini as características intrínsecas de cada classe e divide o uso da terra em três níveis:

- Nível I (Classes)- que contém cinco itens (Áreas Antrópicas não Agrícolas; Áreas Antrópicas Agrícolas; Áreas de Vegetação Natural; Água e Outras Áreas).
- Nível II (Subclasses)- este nível contém doze itens (Áreas Urbanizadas; Áreas de Mineração; Culturas Temporárias; Culturas Permanentes; Pastagens; Silvicultura; Uso não Identificado; Área Florestal; Área Campestre; Águas Continentais; Águas Costeiras; Áreas Descobertas).
- Nível III (Unidades)- expressa o uso da terra propriamente dito. Contém 87 itens e necessita de dados de campos, entrevistas, inventários para se poder realizar sua classificação.

Para este estudo, escolheu trabalhar somente com os níveis I (classe) e II (subclasse). As classes e subclasses escolhidas são apresentadas no Quadro 4.

Quadro 4 - Classes e subclasses selecionadas para a classificação supervisionada

Nível I- Classes	Nível II- Subclasses
Áreas Antrópicas não Agrícolas	Áreas Urbanizadas
Áreas Antrópicas Agrícolas	Culturas Permanentes
Áreas de Vegetação Natural	Área Florestal Área Campestre
Outras Áreas	Solo Exposto Áreas Queimadas Solo Exposto não Definido Áreas Agrícolas Supostamente Salinizadas

Fonte: Adaptado do IBGE (2013).

Segundo o Manual Técnico de Uso da Terra (IBGE, 2013), as definições das classes escolhidas são:

- Áreas Urbanizadas (AU) - são as áreas que correspondem às sedes distritais e municipais, áreas de rodovias, complexos industriais e comerciais, etc. As áreas urbanizadas podem ser contínuas ou descontínuas.
- Culturas Permanentes (CP) - compreende o cultivo de plantas de ciclo vegetativo de longa duração, na qual inclui espécies frutíferas como coqueiros e bananeiras; espécies produtoras de fibras, etc.
- Área Florestal (AF) - áreas com formações arbóreas com porte superior a 5 metros, com fisionomias da Floresta Densa, Floresta Aberta, Floresta Estacional (perdem as folhas durante o período seco ou frio), etc. Exclui as áreas de reflorestamento e as áreas campestres.
- Área Campestre (AC) - áreas que se caracterizam por possuir um estrato predominantemente arbustivo e esparsamente distribuído, encontrada em diferentes regiões incluindo a Savana - Estépica (Caatinga).
- Outras áreas - essa classe refere tanto a ambientes naturais quanto a ambientes antrópicos, decorrentes da degradação causadas pelas atividades humanas. Nesse estudo, incluiu-se nessa classe as subclasses, Solo Exposto (SE); Solo Exposto Não Definido (SEND); Áreas Queimadas (AQ) e Áreas Supostamente Salinizadas (ASS).

A representação das classes do mapeamento foi realizada por meio da composição de cores relacionada ao nível II da legenda. Para tornar possível o uso

da legenda de cores em softwares em que o analista estiver trabalhando, a mesma utiliza um padrão internacional e referencia as informações em valores RGB, CMYK e MSV (Figura 5).

Figura 5 - Cores das classes de cobertura e uso da terra em valores RGB, CMYK e MSV

1 Áreas Antrópicas Não Agrícolas	Área Urbanizada		Mineração							
	1.1		1.2							
	C = 0 M = 34 Y = 25 K = 0	M = 344 S = 34 V = 100 B = 192	R = 255 G = 168 B = 192	C = 32 M = 46 Y = 20 K = 0	M = 273 S = 32 V = 80	R = 173 G = 137 B = 205				
2 Áreas Antrópicas Agrícolas	Lav. Temporária		Lav. Permanente		Pastagem		Silvicultura		Uso Não Identificado	
	2.1		2.2		2.3		2.4		2.5	
	C = 0 M = 0 Y = 100 K = 0	M = 60 S = 100 V = 100	R = 255 G = 255 B = 0	C = 0 M = 16 Y = 100 K = 0	M = 50 S = 100 V = 100	R = 255 G = 214 B = 0	C = 20 M = 48 Y = 100 K = 0	M = 41 S = 100 V = 80	R = 205 G = 137 B = 0	C = 20 M = 32 Y = 100 K = 0
3 Áreas de Vegetação Natural	Florestal		Campestre							
	3.1		3.2							
	C = 55 M = 34 Y = 100 K = 0	M = 79 S = 100 V = 66	R = 115 G = 168 B = 0	C = 16 M = 0 Y = 34 K = 0	M = 38 S = 34 V = 100	R = 214 G = 255 B = 168				
4 Água	Corpo d'água Continental		Corpo d'água Costeiro							
	4.1		4.2							
	C = 40 M = 24 Y = 10 K = 0	M = 208 S = 33 V = 90	R = 153 G = 194 B = 230	C = 8 M = 0 Y = 0 K = 0	M = 108 S = 8 V = 100	R = 153 G = 194 B = 230				
5 Outras Áreas	Área Descoberta									
	5.1									
	C = 0 M = 0 Y = 0 K = 30	M = 0 S = 0 V = 70	R = 178 G = 178 B = 178							

Fonte: IBGE (2013).

A classe "Água" não foi aplicada nesse estudo devido à três fatores:

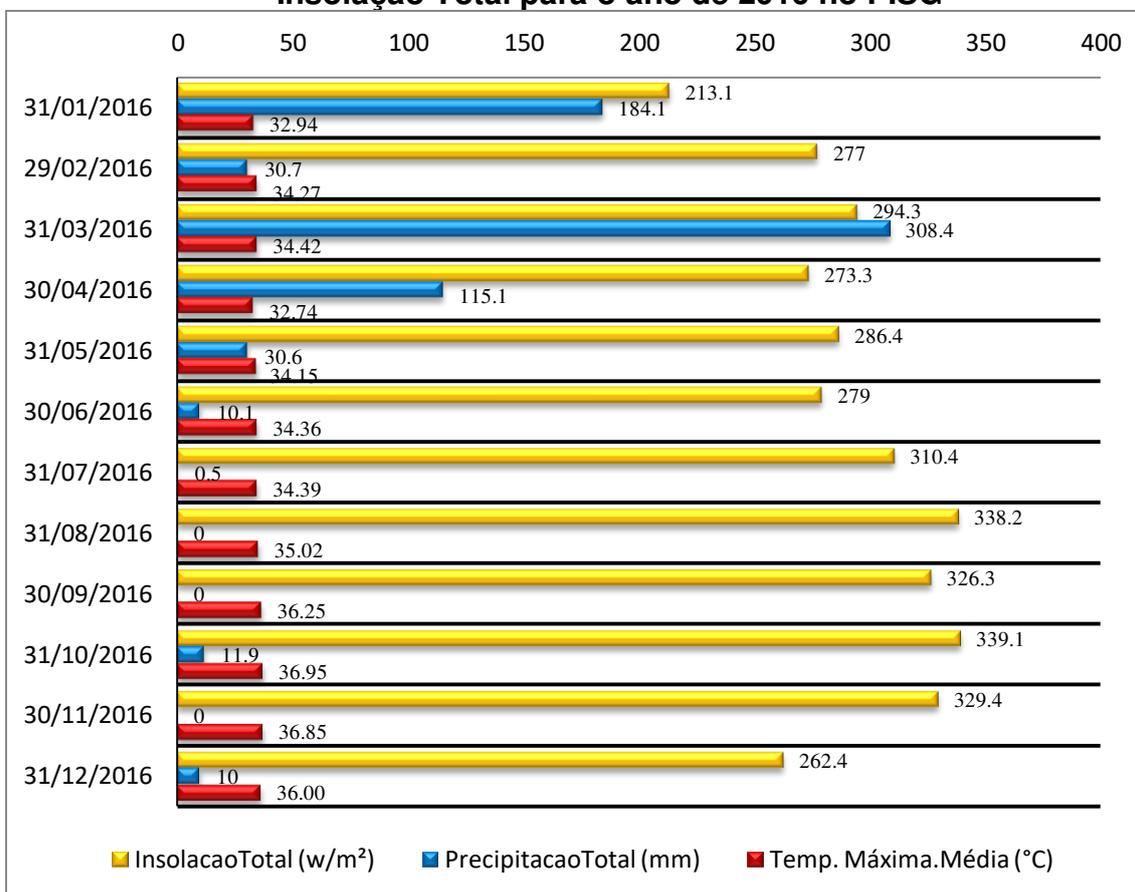
1. O sertão paraibano estar passando por um processo de estiagem que já duram 6 anos consecutivos (REDAÇÃO RBA, 2016);
2. Pelo fato do PISG em seus limites territoriais, possuírem apenas acumulações hídricas de pequenas dimensões, como por exemplo, tanques de carnicultura, barreiro (buraco escavado no chão) e pequenos açudes; e
3. O período das imagens utilizadas terem sido obtidas em um mês de baixa precipitação pluviométrica e altas temperaturas, pode ser comprovado por meio das informações de Insolação total, Precipitação total e Temperatura Max. média por meio de informações da Estação Meteorológica de São Gonçalo (Quadro 5 e Gráfico 2).

As demais classes de uso não foram contempladas devido a resolução espacial das imagens não detectar pequenas áreas presentes nas imagens analisadas.

Quadro 5 - Informações acerca da estação meteorológica de São Gonçalo, Sousa- PB

Estação: SÃO GONCALO - PB (OMM: 82689)
Latitude (graus) : -6.75
Longitude (graus) : -38.21
Altitude (metros): 233.06
Estação Operante
Início de operação: 08/10/1938
Período solicitado dos dados: 01/01/2016 a 31/12/2016
Os dados listados abaixo são os que encontram-se digitados no BDMEP
Hora UTC

Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia (2017).

Gráfico 2 - Dados de Precipitação Total, Temperatura Máxima Média e Insolação Total para o ano de 2016 no PISG

Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia (2017).

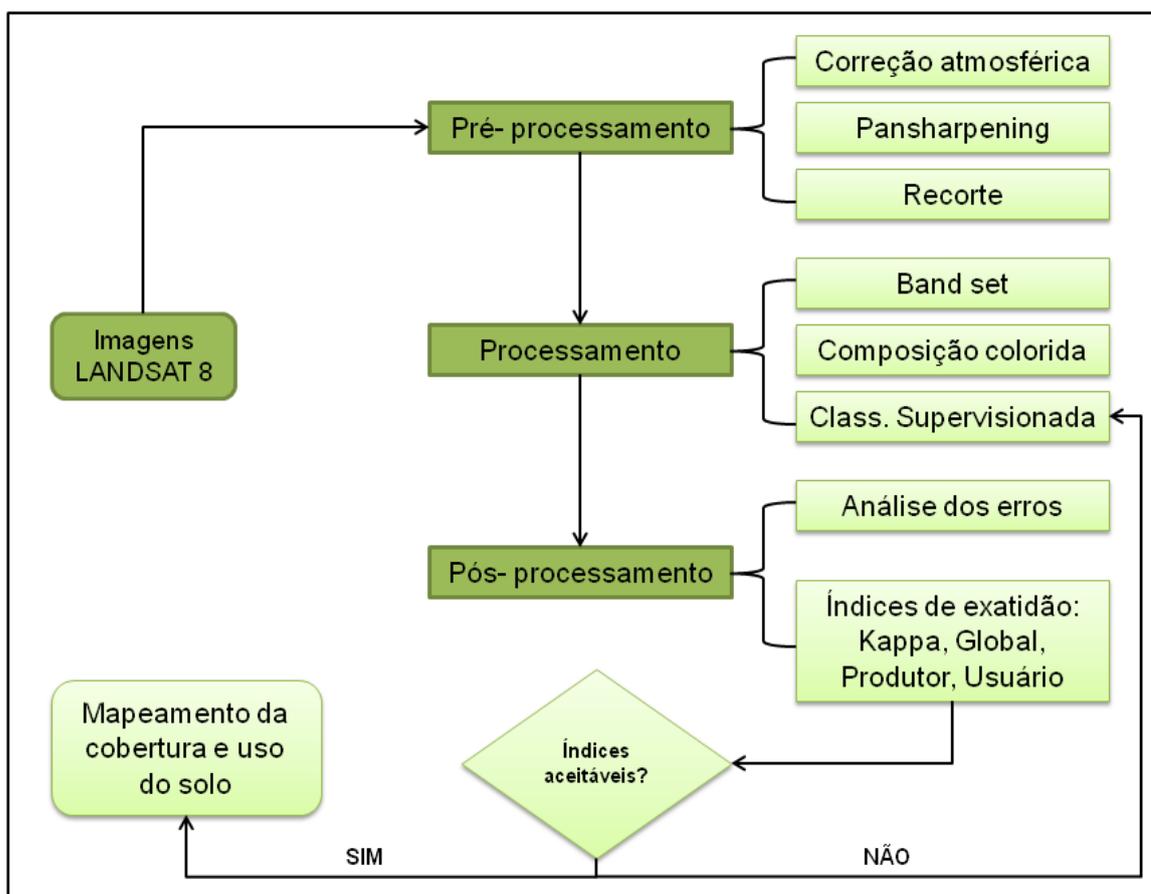
O nível III, com suas respectivas unidades não foram contempladas devido a resolução espacial das imagens não detectar pequenas áreas presentes nas imagens analisadas.

4.4 Processamento digital de imagem

As imagens LANDSAT 8 (OLI), órbita 216 / ponto 65 com data de passagem em 07/11/2016 às 12:41:46 hs, foram adquiridas através dos site do governo americano "https://earthexplorer.usgs.gov" e estão representadas no DATUM WGS 1984, projeção UTM (polar estereográfica para a Antártida), sendo necessário reprojeta- las para o sul. O processo de classificação supervisionada foi realizado no sistema operacional WINDOWS 10, utilizando- se do software QGIS 2.18.7 e do SCP Plugin V.5 (Semi- Automatic Classification Plugin), seguindo o tutorial do próprio plugin (CONGEDO, 2016).

O Processamento Digital de Imagem (PDI) no SCP Plugin para realização da classificação supervisionada foi realizado de acordo com o fluxograma a seguir (Figura 6).

Figura 6 - Fluxograma para execução do processo de classificação supervisionada



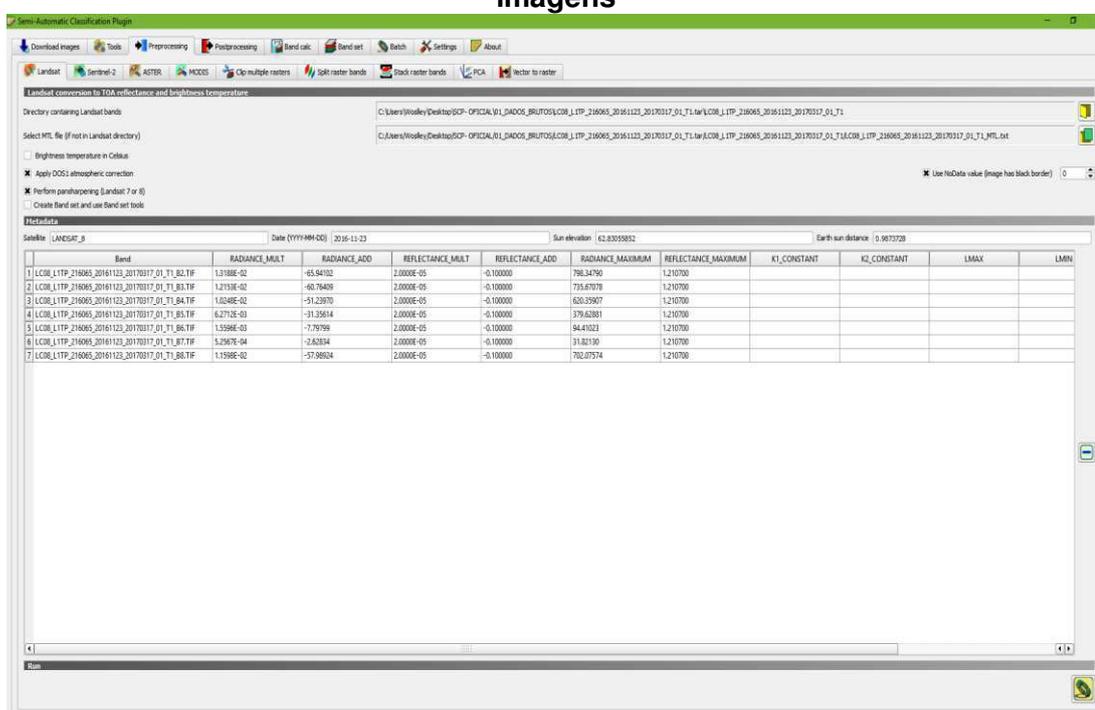
Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4.1 Pré- processamento das Imagens

Inicialmente foi necessário realizar a correção atmosférica das bandas do satélite LANDSAT 8 para a classificação semiautomática das imagens, portanto, com o plugin SCP aberto na aba "LANDSAT", foi escolhido o diretório onde continha as imagens originais para transformar os valores de níveis de cinza para valores de refletância no topo da atmosfera (TOA - Top of Atmosphere). Foi indispensável que o arquivo MTL que contém todas as informações das bandas em formato ANSI (American National Standards Institute), estivesse na mesma pasta das imagens originais para se proceder o processo de correção atmosférica.

Seguindo o processo foi utilizada a ferramenta "Perform pansharpning" que possui a função de fundir a banda 8 (pancromática) com as demais bandas, para assim, gerar imagens com resolução espacial de 15 metros sem perder a qualidade espectral das bandas. Após o processo, os novos rasters gerados que apareceram na aba "camadas" da interface do QGIS 2.18 e possuem a indicação PAN na frente do nome original do arquivo (Figura 7).

Figura 7 - Interface do plugin SCP v.5 para realização do pré-processamento de imagens

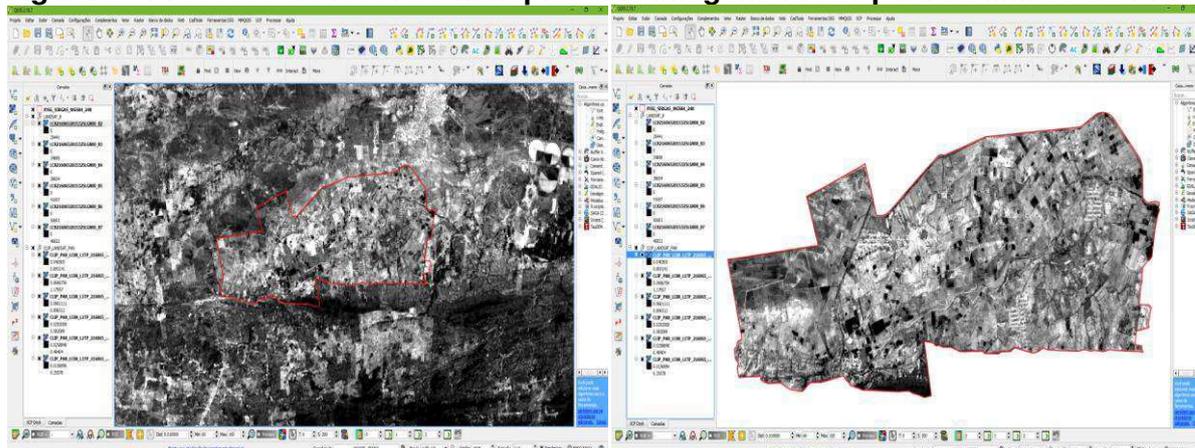


Fonte: Elaborado pelo autor.

Depois de realizar o processo de correção das imagens foi possível fazer o recorte múltiplo das imagens utilizando a ferramenta clip multiple raster. Primeiro, foi

escolhido as imagens corrigidas e selecionada a máscara (shapefile) de interesse para o recorte. Nesse estudo foi utilizado a camada máscara dos limites do Perímetro Irrigado de São Gonçalo. Os novos arquivos gerados apareceram na aba "Camadas" com a indicação "CLIP" antecedendo o nome original do arquivo (Figura 8).

Figura 8 - Processo de recortes múltiplos das imagens *raster* para os limites do PISG



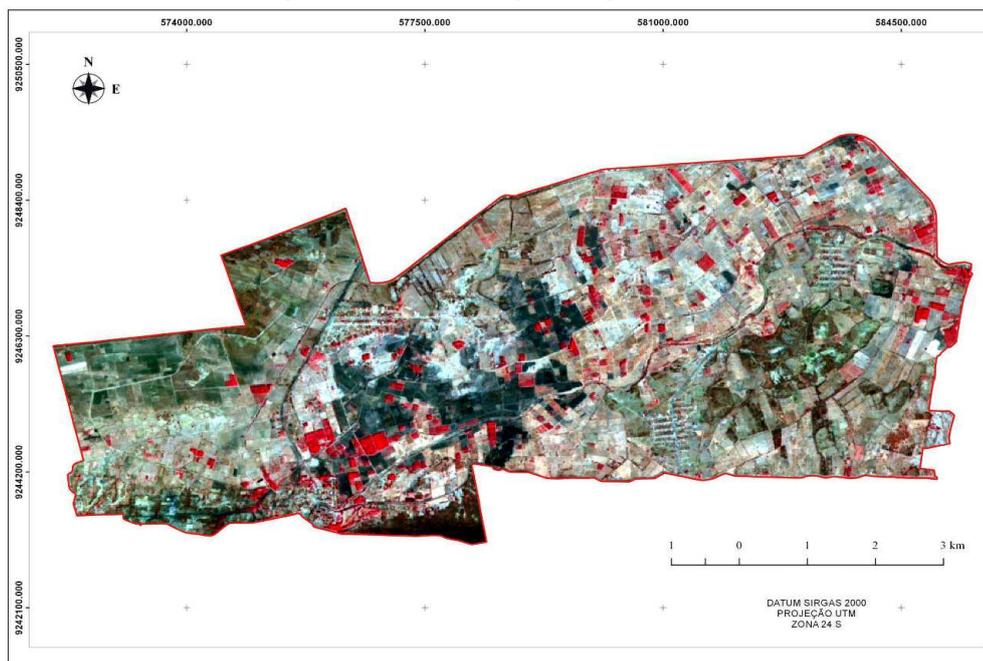
Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4.2 Processamento das Imagens

A primeira etapa do processamento das imagens consistiu em unir todas as bandas corrigidas e recortadas em uma imagem só, possibilitando compor uma imagem com diferentes combinações de bandas. Para esse processo, utilizou a ferramenta "BANDSET" do "SCP Plugin". Na composição colorida falsa-cor escolhida foram das bandas do espectro vermelho, verde e azul (R5G4B3), com essa composição, pode melhor visualizar todas as classes pretendidas, principalmente as áreas que supostamente estão em processo de salinização. Devido aos pixels exibirem uma cor de tonalidade branca abrangendo para o azul-claro mais intenso e as áreas que ainda mantém algum cultivo agrícola com culturas permanentes como coqueiros e bananeiras, por exemplo.

Para essa primeira etapa, necessitou definir as áreas de interesse para a seleção das amostras, isso é, registrar as Macroclasses (Nível I- Classes) e classes (Nível II- Subclasses). Portanto, criou um arquivo de treinamento pelo próprio plugin, na qual, constaram todas as áreas selecionadas e suas respectivas assinaturas espectrais. As ferramentas de seleção automática e manual foram utilizadas para a seleção das áreas de Interesse (ROI's) (Figura 9).

Figura 9 - Composição Colorida R5G4B3 do satélite LANDSAT 8 realizada no *plugin* SCP para a classificação supervisionada



Fonte: Elaborado pelo autor.

Selecionou dez amostras para cada classe, aplicando a ferramenta do plugin denominada merge, que permite criar amostras de áreas quantas forem necessárias, e que possui a função de unir as dez amostras em apenas uma, e calcula a média da assinatura espectral de todas as bandas.

Durante o processo de escolha das amostras para a classificação, foi possível utilizar imagens de maior resolução para auxiliar o processo, e nesse caso, utilizou uma imagem mais recente do Google Earth Pro® para a região escolhida, na data de 29/02/2016, por meio do plugin do software Qgis 2.18, denominado de "Open Layers Plugin" (Figura 10).

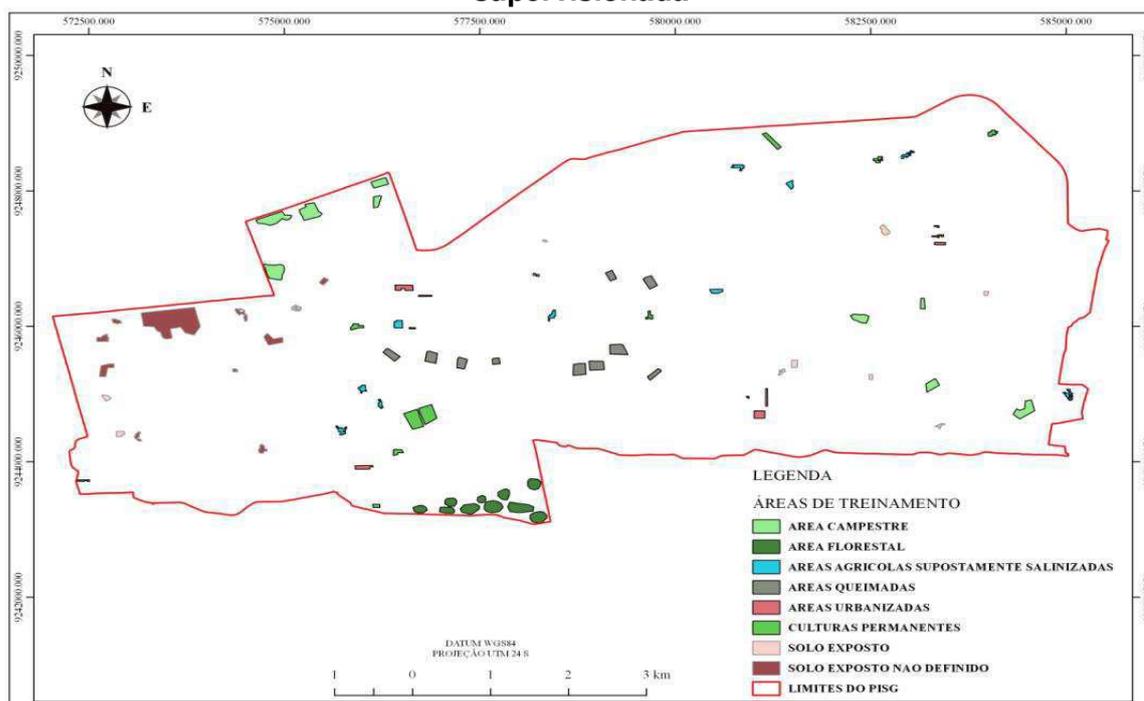
Figura 10 - Imagem Google Earth como auxílio no processo de Classificação Supervisionada, utilizando o modo automático de captura dos *pixels*



Fonte: Elaborado pelo autor.

Após o processo de mesclagem das áreas de treinamento, selecionou áreas e aplicou a ferramenta "Spectral Signature Plot", para gerar as assinaturas espectrais das respectivas áreas selecionadas em forma de gráfico com grids, em que o eixo X foi identificada com o valor central do comprimento de onda de cada banda do LANDSAT 8 e no Eixo Y, o valor de refletância (Figura 11).

Figura 11 - Mapa das Áreas de treinamento (ROI's) selecionadas para a classificação supervisionada

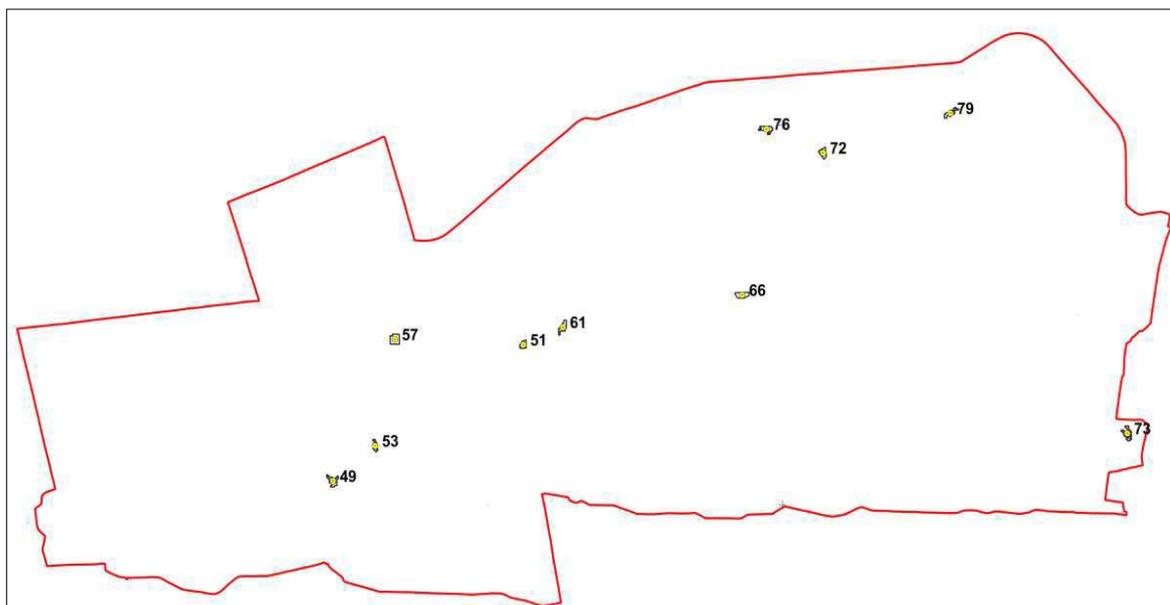


Fonte: Elaborado pelo autor.

Para que o processo de extração de coordenadas fosse realizado foi necessário gerar vetores em forma de polígonos das áreas selecionadas para representar a classe, utilizando a ferramenta *converter raster* para o vetor "poligonizar", foi localizado no menu "raster" do QGIS, na qual solicitou um arquivo *raster* de entrada, um nome para o *shapefile* e o diretório de salvamento do arquivo.

Para fins de navegação até as áreas de interesse, realizou o processo de extração do centroide dos polígonos da classe "áreas supostamente salinizadas" (Figura 12), com suas respectivas coordenadas geográficas no DATUM SIRGAS 2000, projeção UTM (Quadro 6) gerados por meio da ferramenta do próprio QGIS 2.18, denominada "centroides de polígonos".

Figura 12 - Croqui dos pontos extraídos para navegação das áreas supostamente salinizadas



Fonte: Elaborado pelo autor (2016).

Quadro 6- Coordenadas no WGS 84/ UTM das Regiões de Interesse (ROI) para as áreas supostamente salinizadas

C_ID	X (ESTE)	Y (NORTE)	ÁREA (ha)
49	575735.1316	9244463	0.8675
53	576227.8571	9244852	0.4798
57	576460.2167	9246030	1.1535
61	578427.6563	9246165	0.7299
66	580525.2244	9246521	0.8689
72	581473.6436	9248093	0.7011
73	585034.4595	9244990	0.8454
76	580810.5882	9248358	0.7752
79	582963.75	9248533	0.6387
51	577963.5785	9245971	0.5538

Fonte: Dados da pesquisa.

O classificador da Máxima Verossimilhança (MAXVER), foi escolhido por mostrar, de acordo com a literatura, uma técnica robusta e mais difundida em relação aos outros algoritmos utilizados em classificação supervisionada (IBGE, 2001). Para essa classificação, foi utilizado o algoritmo MAXVER com o limiar de aceitação de 100%, significando que todos os *pixels* anteriormente definidos para suas respectivas classes foram 100% classificados.

A quantificação do uso da terra constituiu em determinar as áreas das diferentes classes obtidas através da função de cálculo de áreas, sendo este efetuado a partir da contagem do número de *pixels* classificados em cada uma

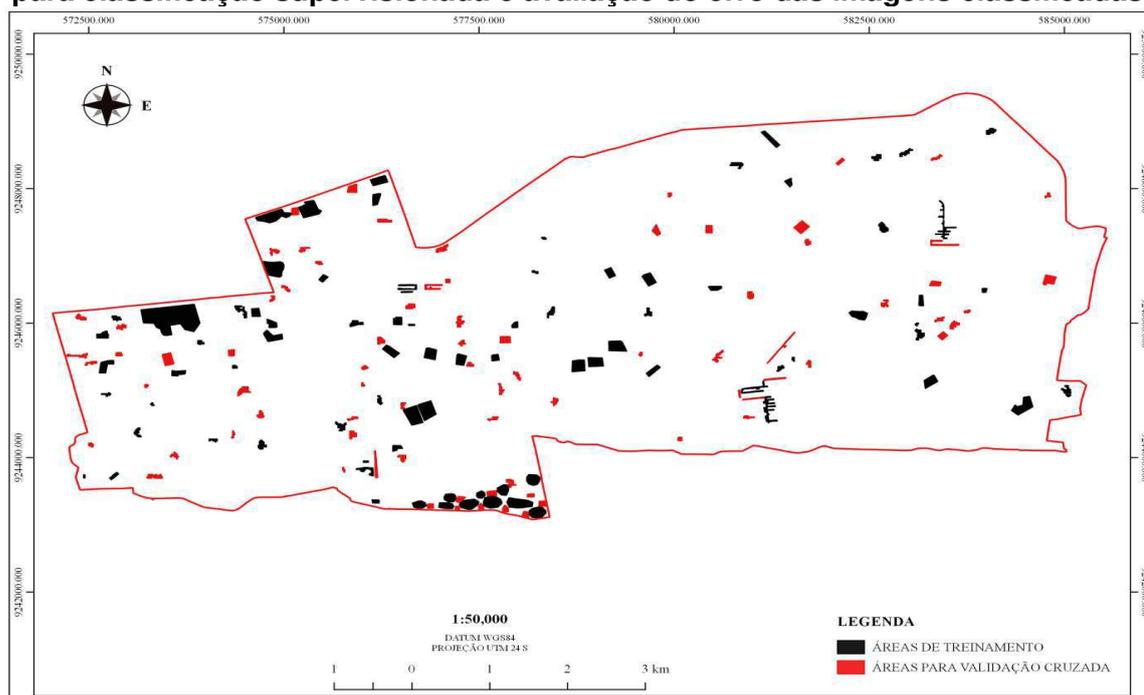
classes de uso da terra, considerando a resolução espacial de 15 m. A área total dessas classes foram calculadas por meio da ferramenta do provedor GRASS, software QGIS 2.18, denominado "r.report", a qual gera um relatório de estatísticas de área para *rasters* em formato "html".

4.4.3 Pós- processamento das Imagens

O pós-processamento de imagens serviu para avaliar a qualidade da classificação. Seguindo o mesmo esquema realizado para a criação de Áreas de Interesse (ROI's), criou um arquivo de extensão (".SCP") com as mesmas classes e subclasses na sequência, sendo que nesse processo foi preciso escolher áreas diferentes das utilizadas anteriormente mas que tinham as características espectrais semelhantes.

A ferramenta "accuracy" do *plugin* SCP comparou *pixel a pixel* a classificação com o resultado das áreas de validação. Esse algoritmo permitiu avaliar o erro das imagens classificadas por meio da validação cruzada, fornecendo a matriz de erros e o índice Kappa. Para isso, o *plugin* solicitou a entrada dos arquivos da imagem classificada e das áreas de validação (Figura 13).

Figura 13 - Amostras das áreas de treinamento e áreas de validação selecionadas para classificação supervisionada e avaliação do erro das imagens classificadas



Fonte: Elaborado pelo autor.

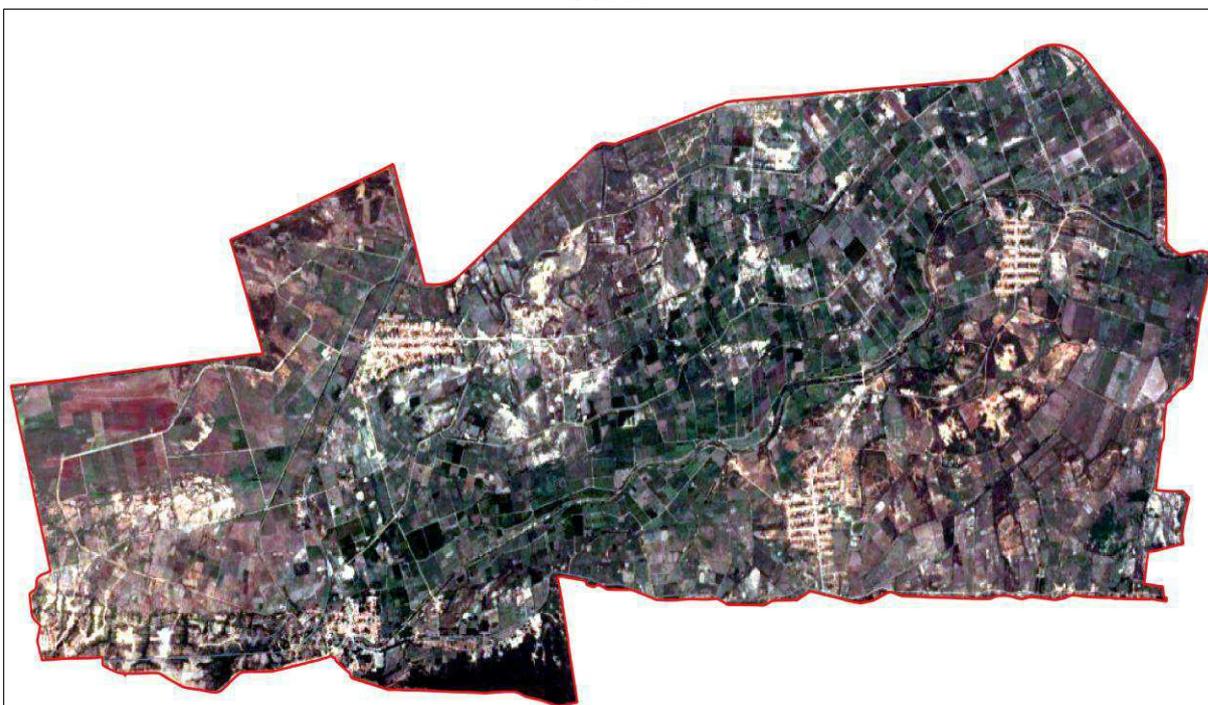
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Fotointerpretação e interpretação *in situ* das classes de uso e ocupação do solo no PISG

A imagem de composição colorida do LANDSAT 8, o uso das imagens do software Google Earth Pro® e visitas à campo, possibilitou a classificação de uso e ocupação do solo para o PISG, com isso, permitiu realizar uma comparação por meio da interpretação visual da realidade terrestre com as imagens obtidas. O software Google Earth Pro® tornou uma ferramenta bastante viável e eficaz para auxiliar tanto na escolha das áreas de treinamento como para analisar a qualidade da classificação.

Observando a imagem da Figura 14, pode distinguir algumas classes utilizadas nesse estudo, como as Áreas de Culturas Permanentes, representada pela cor verde com tonalidade escura; os três Núcleos Habitacionais I, II e III que foram bem discriminados na cor amarelo-escuro e em forma de malhas, incluídos na classe - Áreas Urbanizadas; as Áreas Supostamente Salinizadas foram caracterizadas por manchas de coloração branca e azul-claro.

Figura 14 - Imagem de satélite de alta resolução do software Google Earth Pro® do PISG



Fonte: Google Earth Pro® (2017).

Tanto a forma quanto a textura dos objetos da superfície terrestre devem ser interpretados pelo analista por meio das imagens, sendo imprescindível a coleta de informações em campo, para assim, ter uma classificação de melhor qualidade.

O planejamento das visitas à campo foi primordial para otimizar o tempo e diminuir os custos, já que o PISG possui muitas estradas vicinais. Por meio da imagem do software Google Earth Pro® e do LANDSAT 8, foi extraído as coordenadas geográficas e as rotas para chegar a cada área das classes escolhidas, utilizando um GPS GARMIN 62 para a navegação.

No método de classificação supervisionada foi necessário que o analista tivesse conhecimento prévio da área de estudo e dos objetos da superfície terrestre que se desejava classificar, com isso, as visitas à campo foram realizadas para se constatar a veracidade das classes previamente escolhidas e assim prosseguir, na criação das áreas de treinamento e extrair suas respectivas assinaturas espectrais.

Durante a visita a campo foi verificado que a classe Culturas Permanentes estava representada por um plantio de coqueiros; a área de Solo Exposto continha manchas desnudas de vegetação rala e seca, e de coloração com tonalidade mais escura quando comparada as Áreas Supostamente Salinizadas, muitos pedregulhos e uma grande quantidade de gado pastando, como observado por Ferreira (2015), esse fato acelera o processo de compactação e desertificação da área com o pisoteio excessivo (Figura 15 A, B e C).

Figura 15 - Imagens fotográficas e do LANDSAT 8 das áreas escolhidas como Áreas de Treinamento (ROI's) das classes no PISG na data de 22/09/2017 com suas respectivas coordenadas geográficas no DATUM WGS 84/UTM 24 S

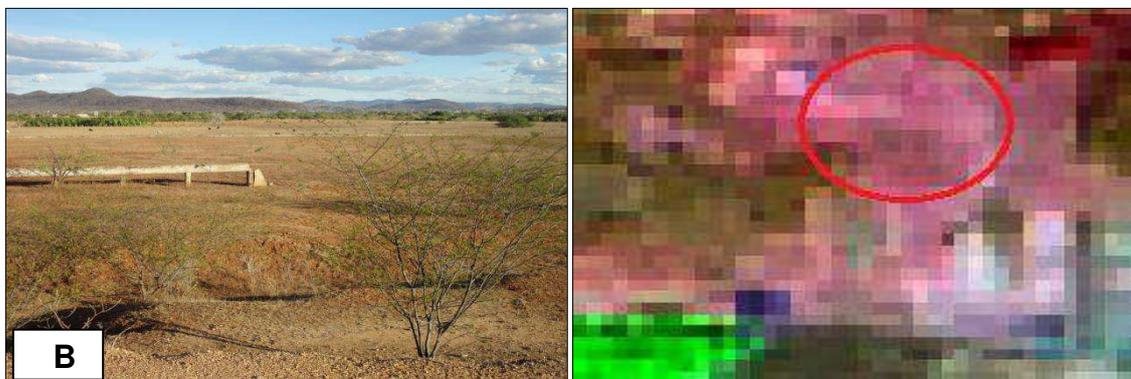
(continua)



(X: 576660.98; Y: 9244627.54)

Figura 16 - Imagens fotográficas e do LANDSAT 8 das áreas escolhidas como Áreas de Treinamento (ROI's) das classes no PISG na data de 22/09/2017 com suas respectivas coordenadas geográficas no DATUM WGS 84/UTM 24 S

(continuação)



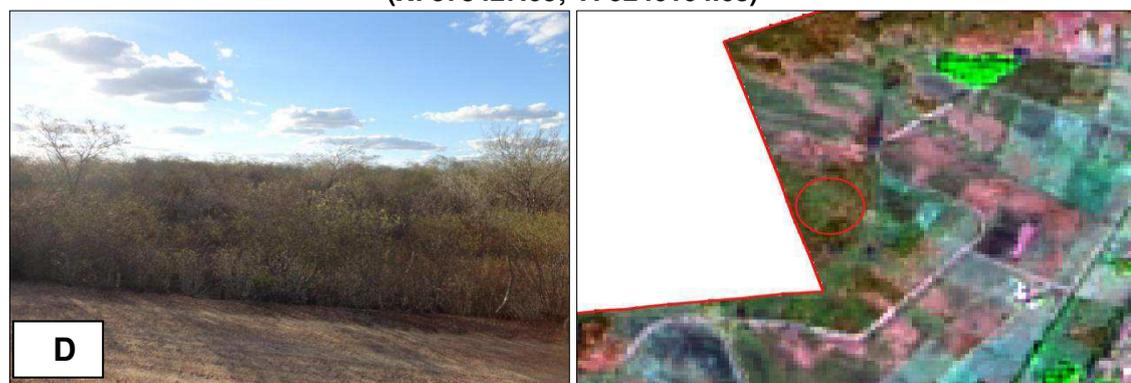
B

(X: 575151.25; Y: 9246267.50)



C

(X: 578427.65; Y: 9246164.68)



D

(X: 574878.75; Y: 9246811.73)



E

(X: 577670.31; Y: 9243337.09)

Figura 17 - Imagens fotográficas e do LANDSAT 8 das áreas escolhidas como Áreas de Treinamento (ROI's) das classes no PISG na data de 22/09/2017 com suas respectivas coordenadas geográficas no DATUM WGS 84/UTM 24 S

(conclusão)



F

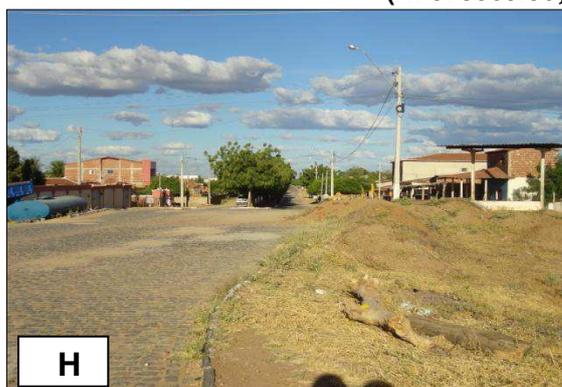
(X: 576879.82; Y: 9245544.64)



G



(X: 573569.86; Y: 9246078.57)



H



(X: 581168.70; Y: 9244948.63)

a) CP- Culturas Permanentes; b) SE- Solo Exposto; c) ASS- Áreas Supostamente Salinizadas; d) AC- Área Campestre; e) AF- Área Florestal; f) AQ- Áreas Queimadas; g) SEND- Solo Exposto não Definido; h) AU- Áreas Urbanizadas.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observou *in situ* que a Área Campestre contém espécies vegetais arbustivas típicas da Caatinga, possuem porte de aproximadamente cinco metros e está esparsamente distribuída sobre um tapete gramíneo- lenhoso. As áreas escolhidas para representarem essa classe, encontravam em processo de sucessão secundária, de acordo com a sucessão ecológica. Nessa mesma área, continha

espécies vegetais como a Jurema-preta (*Mimosa tenuiflora*) que são indicadoras de ambientes que foram perturbados (MAIA, 2004; ARAÚJO FILHO e CARVALHO, 1996). Geralmente essas espécies arbustivas da Caatinga aparecem em locais onde já houve a prática da agricultura e que, devido ao abandono da área e das condições ambientais serem favoráveis, se estabelecem e se propagam (Figura 15D) (CAVALCANTI, 2010).

A Área Florestal localiza-se na área com terreno de maior declividade, no extremo sul dos limites da área do PISG. A vegetação nessa área é composta por formações arbóreas com porte acima de cinco metros, sendo que no momento da visita, algumas espécies da vegetação, encontravam em processo de perda das folhas, comportamento típico da vegetação da Caatinga em períodos de estiagem (ALVES, 2007), mas que seu valor de refletância diferiu das demais classes (Figura 15 E).

O ano de 2015 foi marcado por vários incêndios no PISG, dizimando hectares de plantio de coqueiros, na qual, muitos estavam em Ponto de Murcha Permanente (PMP), por causa da falta de irrigação, fato provocado devido ao baixo volume de água do açude de São Gonçalo. Na imagem LANDSAT 8 de composição colorida R5G4B3, essas áreas refletem uma coloração escura em meio a áreas de Cultura Permanentes e Áreas Supostamente Salinizadas e ocupa uma dimensão significativa no território do PISG (Figura 15 F). Roza e Ribeiro (2013) utilizando-se da composição colorida R5G4B3 do satélite LANDSAT 5/ sensor TM para a realização de uma classificação supervisionada, verificaram que as áreas queimadas do Parque Estadual de Vila Velha- PR, estavam representadas em tons de roxo bem escuro.

Durante a escolha da área de treinamento da classe Solo Exposto não Definido verificou que essa área apresentava valor de baixa refletância comparado com a refletância da classe Solo Exposto, isso se justifica devido a coloração escura do solo, que possui um comportamento típico de objetos da superfície terrestre que absorvem mais energia do que refletem (Figura 15 G).

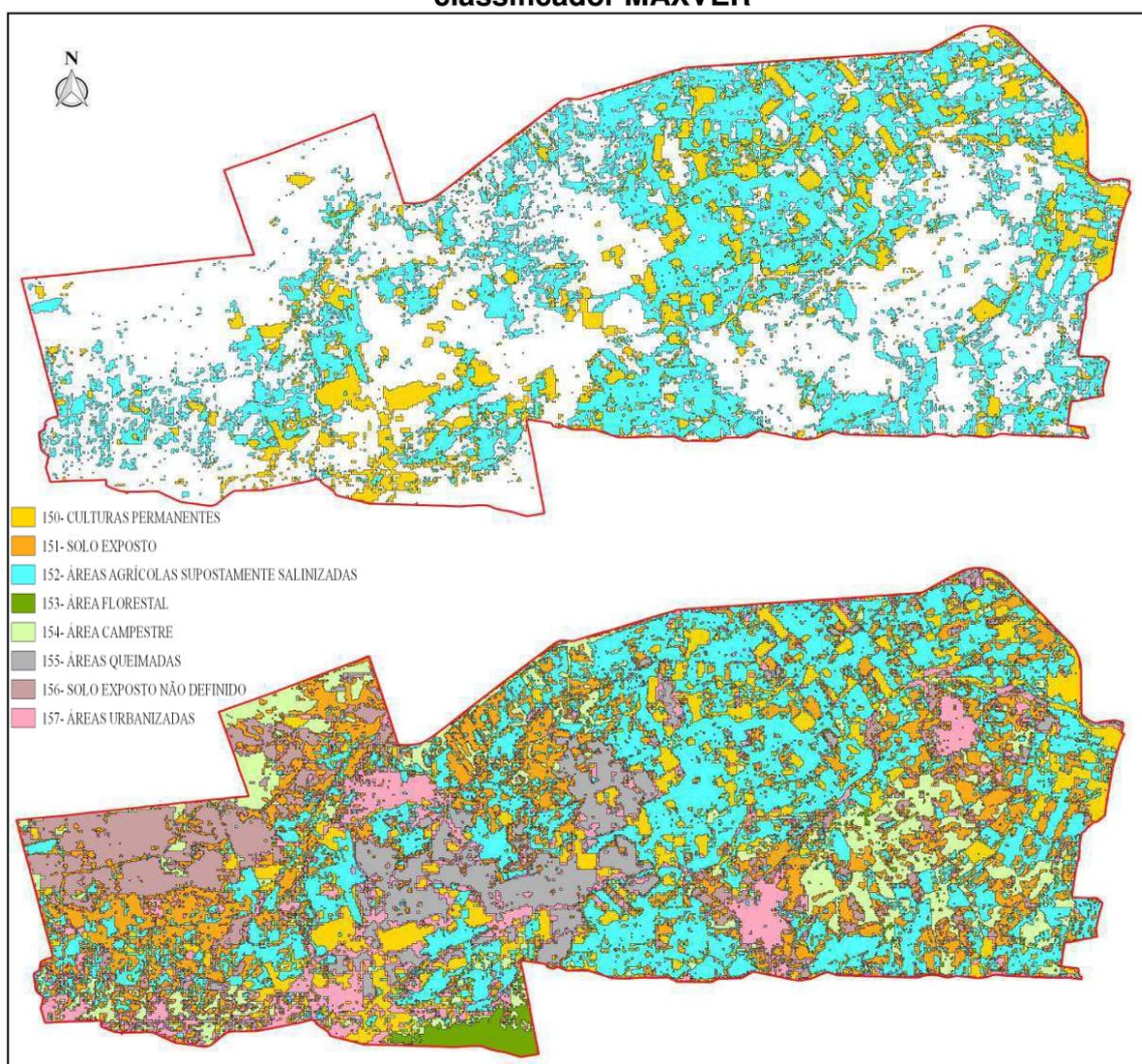
Portanto, a nomenclatura para as classes Culturas Permanentes, Área Florestal, Área Campestre e Áreas Urbanizadas foram enquadradas dentro da delimitação proposta no Manual Técnico da Terra. As demais classes como Áreas Queimadas, Solo Exposto, Solo Exposto não Definido e Áreas Agrícolas Supostamente Salinizadas não constam no SCUT, mas é possível adicioná-las na

classe Outras Áreas (Nível I) e nomeá-las de acordo com o que foi constatado nas visitas à campo, como também, através das imagens do LANDSAT 8 e do software Google Earth Pro® (Figura 15 H).

5.2 Classificação supervisionada da Máxima Verossimilhança (MAXVER)

Por meio do algoritmo classificador utilizado foram gerados dois mapas (Figura 16), na escala de 1:50.000, sendo um mapa com todas as classes escolhidas e o outro mapa somente com as áreas supostamente salinizadas e culturas permanentes, sendo que o segundo mapa pode ser considerado o de maior importância para o objetivo do trabalho.

Figura 16 - Mapas finais da classificação supervisionada para o algoritmo classificador MAXVER



Fonte: Elaborado pelo autor.

O resultado final do mapeamento das classes escolhidas, apresentado na figura 16, em que foi utilizado o algoritmo Máxima Verossimilhança. Para avaliar a qualidade da classificação desse algoritmo foi necessário analisar a matriz de erros gerada (Tabela 1).

Tabela 1 - Matriz de erros da validação cruzada utilizando o algoritmo MAXVER das áreas escolhidas como Áreas de Treinamento (ROI's) das classes no PISG na data de 22/09/2017

CLASSES	CP	SE	ASS	AF	AC	AQ	SEND	AU	Total
CP	311	0	0	1	9	0	0	2	323
SE	0	152	0	0	2	0	2	21	177
ASS	0	35	296	0	0	0	0	2	333
AF	0	0	0	263	1	0	0	0	264
AC	0	0	0	7	289	0	0	0	296
AQ	0	0	0	0	0	190	0	0	190
SEND	0	0	0	0	1	0	312	14	327
AU	0	4	36	1	1	0	0	187	229
Total	311	191	332	272	303	190	314	226	2139

CP- Culturas Permanentes; SE- Solo Exposto; ASS- Áreas Supostamente Salinizadas; AC- Área Campestre; AF- Área Florestal; AQ- Áreas Queimadas; SEND- Solo Exposto não Definido; AU- Áreas Urbanizadas.

Fonte: Dados da pesquisa.

Considerando os índices de exatidão do usuário e produtor (Tabela 2), verificou que 96.28% das áreas de Culturas Permanentes na imagem foram corretamente identificadas como Culturas Permanentes pelo classificador, ou seja, 96.28% dos pixels dessa classe foram corretamente assinalados à sua verdade de campo; e 100% da área classificada como Culturas Permanentes correspondeu realmente à classe Culturas Permanentes nas áreas de validação.

Tabela 2 - Resultados de exatidão do produtor e do usuário para as classes selecionadas no PISG na data de 22/09/2017

Classes	Exatidão do Produtor [%]	Exatidão do Usuário [%]
CP	100.0	96.2848
SE	79.5811	85.8757
ASS	89.1566	88.8888
AF	96.6911	99.6212
AC	95.3795	97.6351
AQ	100.0	100.0
SEND	99.3630	95.4128
AU	82.7433	81.6593

CP- Culturas Permanentes; SE- Solo Exposto; ASS- Áreas Supostamente Salinizadas; AC- Área Campestre; AF- Área Florestal; AQ- Áreas Queimadas; SEND- Solo Exposto não Definido; AU- Áreas Urbanizadas.

Fonte: Dados da pesquisa.

O mesmo caso aconteceu para a classe Áreas Queimadas, diferenciando apenas no valor de exatidão do usuário que atingiu os 100% de áreas corretamente classificadas como Áreas Queimadas pelo classificador.

Sabendo que o PISG possui três Núcleos Habitacionais, a vila de São Gonçalo e uma parte da cidade de Marizópolis e analisando a imagem classificada (Figura 18), é possível perceber que os pixels da classe Áreas Urbanizadas foram em sua maior parte agrupados de acordo com a realidade terrestre. A matriz de erros mostra que houve confusões com algumas classes, mas que os resultados da Exatidão do Produtor e Exatidão do Usuário foram satisfatórios, 82.74% e 81.65%, respectivamente. Salienta lembrar que as áreas urbanas do PISG são de pequenas dimensões; apresentam ruas não pavimentadas e residências com espécies arbóreo-arbustivos plantadas em quintais ou arredores.

Analisando a matriz de erros, com exceção da classe Áreas Queimadas, que foi classificada com 100% tanto exatidão do produtor quanto do usuário, todas as demais classes apresentaram alguma confusão em suas classificações, na qual isso pode ser explicado devido à semelhança espectral de algumas classes. Mello et al., (2012), aplicando o algoritmo classificador MaxVer nas imagens do satélite LANDSAT 5/TM para o Estado de Rondônia, mostrou que houve confusão entre as classes "capoeira", "floresta" e "extração", como também, entre "solo exposto", e "capoeira" e "afloramento rochoso".

Algumas áreas da classe Solo Exposto foram classificadas de maneira errônea, confundindo em maior parte com a classe Áreas Urbanizadas, e vice-versa, ocasionando em uma incerteza em relação ao total dessas áreas. Essas classes estão intrinsecamente ligadas por causa da semelhança espectral entre elas. Lucas et al., utilizando do satélite de sensor OLI/LANDSAT 8 e do método de classificação distância de Mahalanobis, verificou que houve confusões de *pixels* entre as classes “Urbano” e “Solo exposto”.

Em se tratando de vegetação típica da Caatinga, a classe Área Florestal e Área Campestre nos períodos secos, podem apresentar uma semelhança espectral parecidas, devido à perda das folhas, como também, algumas espécies que fazem parte de uma área estar inserida na outra, isso faz com que gere alguns erros na classificação. Contudo, obteve valores de qualidade satisfatória de classificação para as duas classes, tanto de exatidão do Produtor quanto de Usuário.

A classificação supervisionada da classe SEND, apresentou uma excelente exatidão do produtor e usuário, demonstrando que houve uma boa acurácia entre as áreas classificadas pelo algoritmo e as áreas classificadas para validação.

Além dos valores de exatidão do produtor e do usuário, o *plugin* SCP também gera os índices Kappa de cada classe e o índice Kappa geral (Tabela 3).

Tabela 3 - Valores individuais de índice Kappa para as classes selecionadas no PISG na data de 22/09/2017

Classes	Kappa hat	Qualidade
CP	0.9565	Excelente
SE	0.8449	Excelente
ASS	0.8684	Excelente
AF	0.9956	Excelente
AC	0.9724	Excelente
AQ	1.0	Excelente
SEND	0.9462	Excelente
AU	0.7949	Muito Boa

CP- Culturas Permanentes; SE- Solo Exposto; ASS- Áreas Supostamente Salinizadas; AC- Área Campestre; AF- Área Florestal; AQ- Áreas Queimadas; SEND- Solo Exposto não Definido; AU- Áreas Urbanizadas.

Fonte: Dados da pesquisa.

Com exceção da classe áreas urbanizadas, que de acordo com Landis & Kock (1997), A classe AQ foi a única que resultou em um valor Kappa 1 ou 100% de *pixels* classificados de acordo com a realidade terrestre, indicando que nenhum *pixel*

de sua classe confundiu com o de outra classe. Com a composição colorida da imagem LANDSAT 8 (R5G4B3), ficou perceptível localizar os pontos de amostragem, devido a cor escura emitida pela vegetação queimada.

Mesmo com poucos pixels confundidos por causa da semelhança espectral, as classes AF e AC, apresentaram valores de índice Kappa de aproximadamente 1. O mesmo aconteceu com as classes SE e AU, diferenciando-se apenas no índice Kappa que resultou em valores bem menores mas classificados como de qualidade excelente.

A classe AF possui resposta espectral bem definida, apresentando baixos erros. Nessa classe as áreas de sombra causadas pelo porte grande da vegetação, costumam confundir o algoritmo fazendo com que o mesmo gere confusões com outras classes.

O Método da Máxima Verossimilhança classificou corretamente 2000 pixels dos 2139, de acordo com a matriz de confusão apresentada na Tabela 4, resultando numa Exatidão Global de 0.9350 ou 93.5% e Índice Kappa geral de 0.9252. O valor do coeficiente Kappa obtido foi menor do que a Exatidão Global, tal fato é justificado pelo fato do índice Kappa considerar todas as células da matriz de erros.

A Exatidão Global da classificação supervisionada MAXVER, está dentro do patamar estabelecido por Jensen (1986) que é de 85%, de qualidade excelente. Esse cálculo é realizado pela razão entre as áreas corretamente classificadas e o total de áreas de referência (Tabela 4).

Tabela 4 - Valor de exatidão global e índice Kappa da classificação supervisionada

Método	Exatidão Global	Kappa	Qualidade de classificação
MAXVER	0.9350	0.9252	Excelente

Fonte: Dados da pesquisa.

Vale ressaltar que a classificação do algoritmo de MAXVER foi realizada utilizando um limiar de aceitação de 100%, o que significa dizer que os pixels que não alcançaram uma probabilidade de 100% de pertencer a uma determinada classe, pré-estabelecida pelas áreas de treinamento, foram então associados à classe de *pixels* classificados, como sendo de uma outra classe.

A variedade de assinaturas espectrais da área de estudo pode estar em consórcio com o número de classes determinadas, sendo fundamental detectar

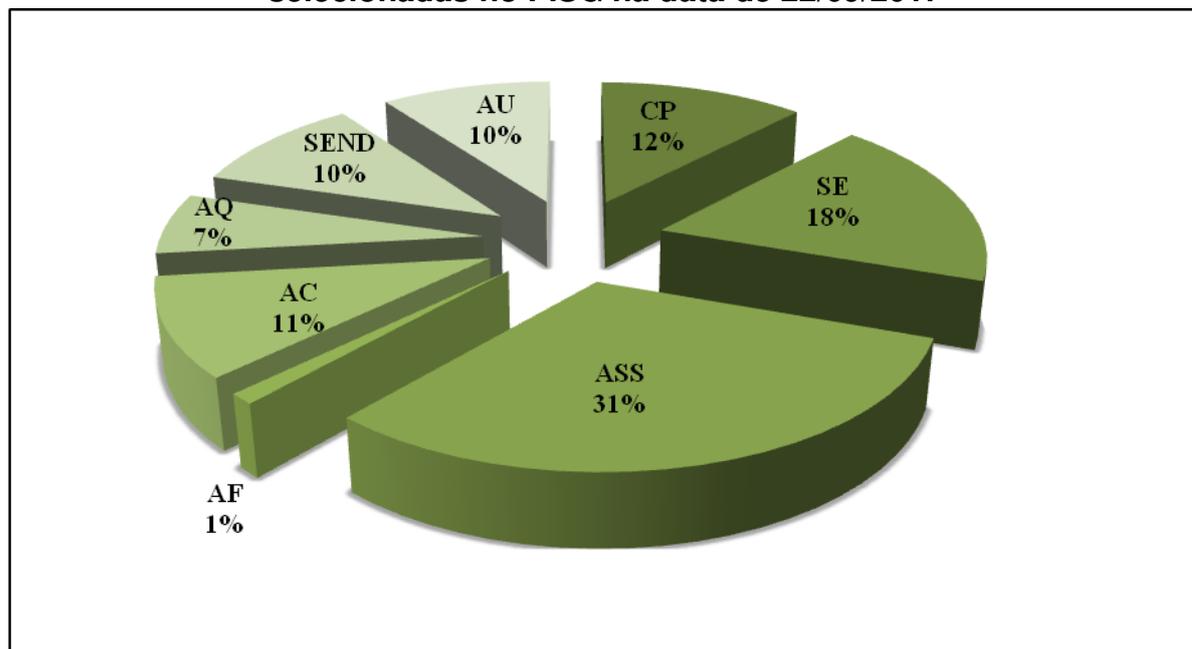
corretamente as possíveis fontes de confusão espectral, sendo que para diminuir essa confusão e para um melhor desempenho do algoritmo classificador, é requerido um treinamento mais elaborado do analista que executará a classificação, exigindo um trabalho mais aprimorado tanto na análise prévia dos dados quanto na análise após a execução do classificador.

Destaca Mello et al. (2012) em seu estudo, a importância que o processo de classificação considere as particularidades do funcionamento do algoritmo, como por exemplo, selecionando um número satisfatório de *pixels* nas amostras de treinamento, como também, escolhendo um número de classes adequado, para assim, possibilitar uma minimização nos erros de confusão.

A classificação supervisionada nos permite agrupar os *pixels* de uma imagem em classes pré-determinadas pelo analista, assim fica mais simples de entender a variabilidade e a localização de diferentes tipos de objetos da superfície terrestre do território analisado. Portanto, além do conhecimento dessa variabilidade, também deve ter conhecimento da dimensão de cada classe, quanto de tamanho de área ocupa cada classe em relação ao valor total de área de todo o PISG.

A classe ASS foi a que obteve maior valor de área dentre as classes estudadas, ocupando em torno de 31% do território do PISG, no total de 1736.75250 hectares de áreas propícias ao processo de salinização, se juntar com a área da classe SE que resultou em 1021.1175 ha (18.3%), esse valor aumenta para 49.3% de áreas desprovidas de proteção vegetal (Gráfico 3).

Gráfico 3 - Porcentagens de áreas ocupadas em hectares para as classes selecionadas no PISG na data de 22/09/2017



CP- Culturas Permanentes; SE- Solo Exposto; ASS- Áreas Supostamente Salinizadas; AC- Área Campestre; AF- Área Florestal; AQ- Áreas Queimadas; SEND- Solo Exposto não Definido; AU- Áreas Urbanizadas.

Fonte: Dados da pesquisa.

Essa informação se torna ainda mais relevante se somar as AQ, na qual a possibilidade das mesma estarem salinizadas é muito grande, mas que teve que ser separada devido a impossibilidade de avaliar essas áreas através dos valores de refletância característicos de solos salinizados. De acordo com CORDEIRO et al. (1988) cerca de 24% da área do PISG estavam afetadas por sais, isto sem considerar as áreas já abandonadas em virtudes de altos teores de sais e/ou sódio trocável. Segundo Lima et al. (2001) esse valor chegou a aproximadamente 40% da área.

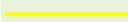
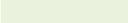
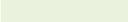
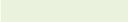
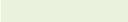
A salinização do solo nos lotes agrícolas do PISG é um problema antigo e que pouco tem sido feito tanto para interromper esse processo quanto para a aplicação de métodos de recuperação. Os baixos volumes registrados no açude de São Gonçalo durante esses anos de estiagem, fez com que os órgãos gestores, cessassem a irrigação nos lotes, com isso, muitos agricultores utilizaram de recursos próprios para furarem poços em suas áreas para continuarem a irrigação, no entanto, Ribeiro (2010) e Neto (2013) verificaram que muitas vezes a água desses poços contém valores elevados de sais em solução, causando o agravamento do problema.

5.3 Assinaturas espectrais das classes de uso e ocupação do solo do PISG

Através das técnicas de sensoriamento remoto, é possível obter informações do comportamento espectral dos alvos na superfície terrestre de maneira rápida e não destrutiva.

O SCP *Plugin* fornece automaticamente uma tabela com os valores médios em fator de refletância para cada banda da imagem composta (Tabela 5).

Tabela 5 - Assinaturas Espectrais para as classes selecionadas no PISG na data de 22/09/2017, utilizando o algoritmo r.report do GRASS 7.0.2

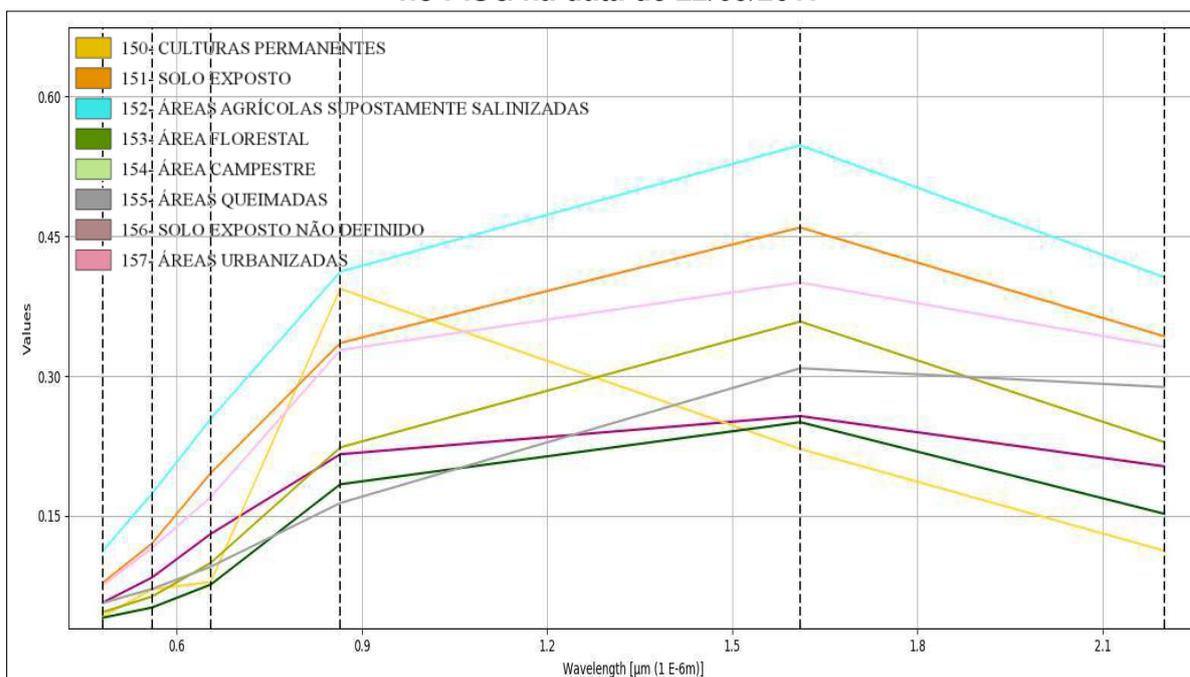
L8/ OLI	LEGEND A	B2	B3	B4	B5	B6	B7
Comprimento de onda (μ^{-6})		0.48	0.56	0.655	0.865	1.61	2.2
CP		0.04166	0.07091	0.07878	0.39364	0.22165	0.1123
SE		0.07788	0.12016	0.19562	0.33548	0.45949	0.34253
ASS		0.11172	0.17356	0.25383	0.41198	0.54775	0.40602
AF		0.04033	0.05135	0.07595	0.18372	0.25043	0.15198
AC		0.0463	0.06316	0.09927	0.22332	0.35846	0.22893
AQ		0.05626	0.07136	0.09519	0.16361	0.30836	0.28809
SEND		0.0566	0.08359	0.13034	0.21597	0.25698	0.20292
AU		0.07506	0.11518	0.16987	0.32784	0.40043	0.33122

CP- Culturas Permanentes; SE- Solo Exposto; ASS- Áreas Supostamente Salinizadas; AC- Área Campestre; AF- Área Florestal; AQ- Áreas Queimadas; SEND- Solo Exposto não Definido; AU- Áreas Urbanizadas.

Fonte: Dados da pesquisa.

Os grids com os valores de fator de refletância (eixo y) e com o valor central de comprimento de onda (eixo x) das bandas da imagem composta estão demonstrados no gráfico 4.

Gráfico 4 - Assinaturas espectrais das áreas de treinamento as classes selecionadas no PISG na data de 22/09/2017



CP- Culturas Permanentes; SE- Solo Exposto; ASS- Áreas Supostamente Salinizadas; AC- Área Campestre; AF- Área Florestal; AQ- Áreas Queimadas; SEND- Solo Exposto não Definido; AU- Áreas Urbanizadas.

Fonte: Dados da pesquisa.

Na análise das assinaturas espectrais extraídas, percebe-se que em todas as bandas, a classe ASS é a que apresenta maiores valores de refletância comparando com as outras classes. Isso indica que o comportamento espectral do solo dessas áreas possui características típicas de solos expostos e de regiões de clima semiárido, os quais, apresentam baixos teores de matéria orgânica e umidade, por exemplo, sendo que os principais atributos que afetam o comportamento espectral do solo são a umidade, textura, rugosidade superficial, matéria orgânica, óxidos de ferro e salinidade (JENSEN, 2009; BRITO, 2010).

A resposta espectral elevada na banda do infravermelho próximo (0,85-0,88 µm) e o baixo valor nas bandas do visível (0,45-0,67 µm) são típicos de várias espécies vegetais, como por exemplo, as culturas agrícolas. Esse fato é comprovado, ao analisarmos a tabela 11, na qual a classe CP apresentou baixos valores nos comprimentos de onda na faixa do visível. Figueiredo (2005) explica que isso acontece por causa da absorção da radiação pelos pigmentos da planta, sendo esse efeito responsável pela coloração verde da vegetação; e uma alta refletância no Near Infrared (NIR), devido à interferência da estrutura celular e foi decrescendo até a banda do SWIR II (2,11-2,29 µm), pelo fato de que nesse

comprimento de onda, a radiação solar incidente na vegetação é absorvida pelo conteúdo de água das folhas.

As classes SE e AU apresentaram valores muito próximos de refletância em todas as bandas, indicando que as mesmas possuem uma semelhança espectral. Na figura 18 constata que ambas possuem os menores valores de refletância na região do visível e maiores valores de refletância na banda do SWIR I (1.57-1.65 μm), diminuindo sua refletância na banda do SWIR II. De acordo com Bowker et al (1985) *apud* Sousa (2005), o aumento da refletância da região do azul ao infravermelho é um comportamento típico de alguns materiais encontrados em ambiente urbano.

Ao contrário do que aconteceu com a classe CP, na qual a resposta espectral apresentou valores de alta refletância na banda do NIR, as classes AF e AC resultaram em uma alta refletância na banda do SWIR I, portanto, essa comparação nos evidencia que há refletâncias distintas para cada classe estudada que contém espécies vegetais, sendo que a classe AC resultou em uma refletância mais alta do que na classe AF. Affonso (2005) constatou que o comportamento espectral de cada fisionomia está agregado à quantidade de vegetação; ao substrato dominante e na arquitetura do dossel.

Com exceção da classe CP, todas as demais classes tiveram um aumento gradativo de refletância até a banda SWIR I, diminuindo seus valores até a banda SWIR II. A classe SEND mostrou proximidade de valor na banda SWIR I com a classe AF, mas que na matriz de erros não houve nenhuma confusão entre essas duas classes. Esse tipo de comportamento espectral com o sensor OLI/LANDSAT 8, deve ser estudado mais profundamente, analisando isoladamente as características de cada classe estudada, não sendo o foco desse trabalho.

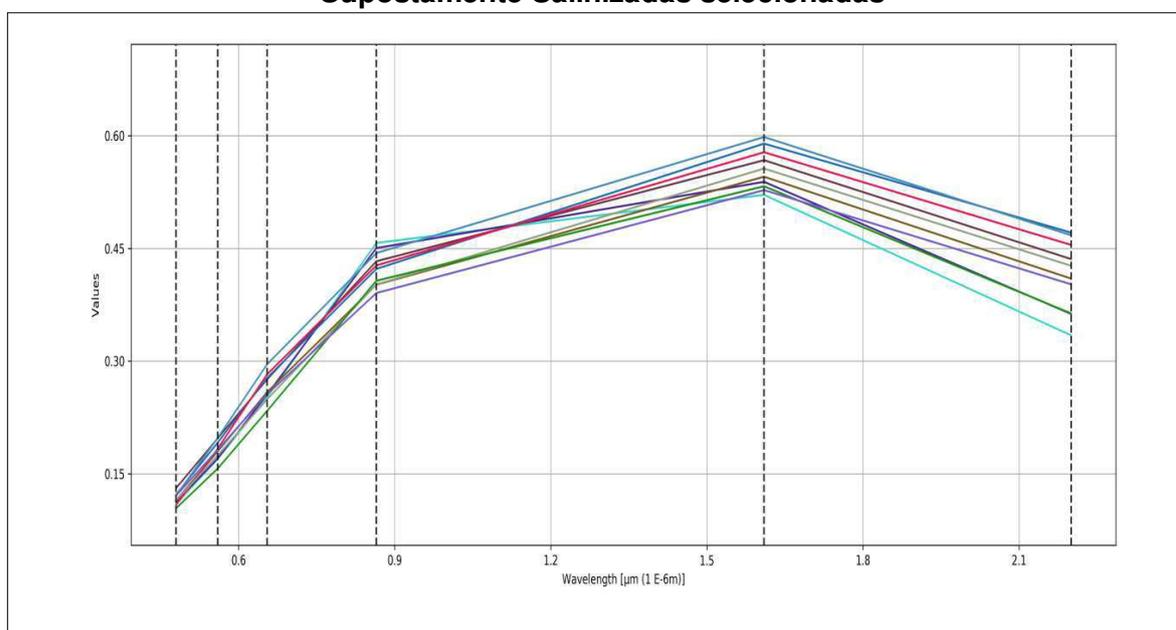
5.4 Resposta espectral das áreas supostamente salinizadas

Os solos que contêm elevados níveis de salinidade, na época seca, apresentam sua superfície coberta por eflorescências salinas, que originam uma crosta esbranquiçada, denominados de álcali brancos (USSL Staff, 1954). Estas áreas salinizadas contrastam com áreas visivelmente não afetadas, e em se tratando de refletância espectral, percebe diferenças tonais entre diferentes tipos de

coberturas que podem ser facilmente detectadas por sensores ópticos orbitais (LOBO, 1992).

No Gráfico 5, encontram as respostas espectrais das 10 áreas de treinamento utilizadas para classificar as áreas susceptíveis à salinização. Percebe que todas apresentam um comportamento espectral semelhante, com faixas de absorção nas bandas do visível e uma alta refletância na banda SWIR I, chegando a um alto valor médio de fator de refletância de aproximadamente 0.6.

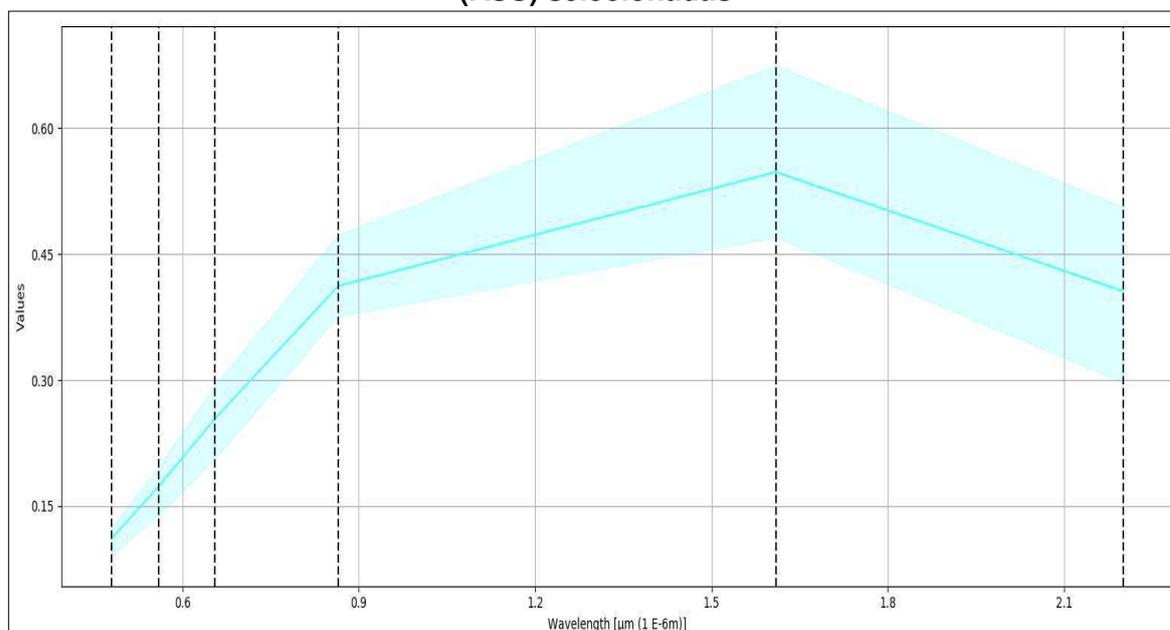
Gráfico 5 - Assinaturas espectrais das dez áreas de treinamento da classe ASS Áreas Supostamente Salinizadas selecionadas



Fonte: Dados da pesquisa.

Ao observarmos os valores do Gráfico 6 e da Tabela 6, verifica que os menores valores de diferença das refletâncias mínima e máxima (range), estão registrados nas bandas do visível, sendo esses valores de maior alcance nas bandas do SWIR I e SWIR II.

Gráfico 6 - Assinatura espectral média da classe, Áreas Supostamente Salinizadas (ASS) selecionadas



Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 6 - Valores mínimos e máximos de refletância para a classe Áreas Supostamente Salinizadas, ASS selecionadas

OLI	MÍNIMO	MÁXIMO
B2	0.09218	0.12480
B3	0.13932	0.19675
B4	0.20659	0.29342
B5	0.37607	0.47323
B6	0.47026	0.67477
B7	0.29778	0.50624

Fonte: Dados da pesquisa.

Essa variação de refletância pode ter ocorrido devido as amostras recolhidas para servir de áreas de treinamento possuir características intrínsecas, e que necessita de estudos de campo como recolhimento de amostras de solo para análise e aquisição de assinaturas espectrais utilizando de sensores terrestres para uma análise em mais bandas, dentre outros, isso para obter uma melhor compreensão dos dados adquiridos.

Como a imagem do LANDSAT 8 obtida ser de um mês que possui uma alta incidência solar e conseqüentemente uma alta evaporação, estabeleceu que esses

solos supostamente salinizados devem conter valores reduzidos de umidade, o que influencia muito nos valores de refletância, na qual, solos com baixa porcentagem de umidade, possuem valores de refletância mais elevados do que solos com alta porcentagem (JENSEN, 2009).

A Figura 17 apresenta três imagens de cada uma das dez áreas selecionadas para representar a classe áreas supostamente salinizadas para a classificação supervisionada, sendo a primeira imagem da área *in situ*; a segunda da imagem de composição colorida do LANDSAT 8/OLI e a terceira sendo da imagem do Google Earth Pro®.

Figura 17- Características das dez áreas da classe Áreas Supostamente Salinizadas - ASS selecionadas, em três imagens de sensores diferentes utilizadas para a classificação supervisionada

(continua)



Figura 17- Características das dez áreas da classe Áreas Supostamente Salinizadas - ASS selecionadas, em três imagens de sensores diferentes utilizadas para a classificação supervisionada

(continuação)

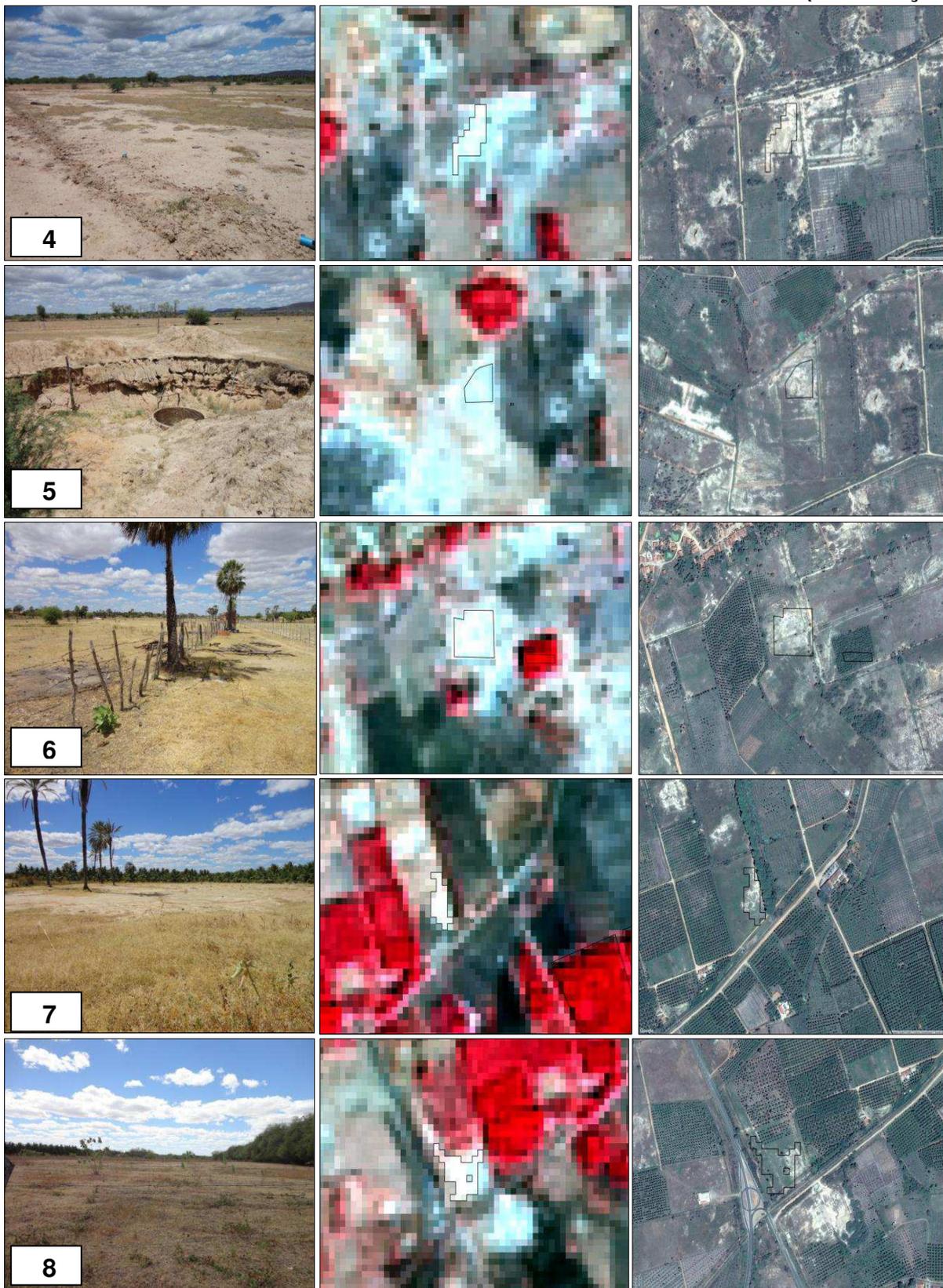


Figura 17- Características das dez áreas da classe Áreas Supostamente Salinizadas - ASS selecionadas, em três imagens de sensores diferentes utilizadas para a classificação supervisionada



Fonte: Elaborado pelo autor.

Todas as áreas apresentam as características físicas semelhantes, as áreas desprovidas de vegetação; tonalidades de branco- azulado e manchas brancas em meio a lotes agrícolas, sendo essas características um fator de importância para a escolha das áreas que representam essa classe. Silva et al. (2011) utilizaram dados de sensoriamento remoto para identificar áreas susceptível ao processo de desertificação do semiárido por meio dos registros espectrais dos solos, afirmando que esses solos apresentam alta refletividade, principalmente os arenosos.

Em todas as áreas visitadas da classe ASS escolhidas apresentaram manchas desnudas de vegetação rala seca e algumas espécies arbóreas indicadoras de salinidade, como a carnaúba, e muitas espécies de jurema-preta espaçadas, pode supor que esses fatores causam interferências nos valores de refletância, apresentando pequenas variações entre uma área e outra. De acordo com Lima et al. (2001), solos afetados por sais apresentam temperaturas mais elevadas do que os não afetados, isso se dá, pela existência ou não de cobertura vegetal no local, pelo fato de influenciar no processo de salinização e no controle da temperatura desses solos.

O que ficou bastante perceptível nessas áreas, foi a grande quantidade de esterco bovino, indicando que muitas delas estão sendo utilizadas para a criação de gado, sendo essa uma alternativa de renda encontrada pelos irrigantes que ficaram prejudicados com a estiagem e conseqüentemente, pela suspensão da irrigação nos seus lotes agrícolas.

O solo tem seu comportamento espectral influenciado por diversos atributos, sendo que os mais importantes são a umidade, textura, cor, Capacidade de Troca de Cátions (CTC), teor de óxidos de ferro e teor de matéria orgânica em condições de superfície. O teor de matéria orgânica no solo influencia nos valores de refletância, sendo que os solos que contém maiores teores de matéria orgânica absorvem mais energia solar do que refletem, assim como relatou Bowers e Hanks (1965).

O uso de imagens de satélite em conjunto ao trabalho de campo tem permitido analisar e monitorar o meio ambiente. Leal et al. (2013) verificou a aplicabilidade e a funcionalidade de um SIG para fins de monitoramento e auxílio no processo de recuperação da vegetação de Áreas de Preservação Permanente, bem como, Rocha et al. (2012) analisou o desmatamento no bioma Cerrado por meio de imagens dos satélites LANDSAT 5, LANDSAT 7 e CBERS 2, com vistas ao entendimento dos processos de transformação em curso neste bioma.

Com o mapeamento de solos salinizados, será possível acompanhar o processo de regeneração ou agravação do problema no PISG, principalmente no monitoramento de áreas em processo de desertificação, como também, servindo de material para tomada de decisão para fins de recuperação dessas áreas.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES

O SCP *plugin* demonstrou ser uma ferramenta rápida e eficaz para a execução da classificação supervisionada, realizando etapas sequenciais numa mesma interface, principalmente na extração de dados de refletância das classes.

As imagens do sensor OLI do satélite LANDSAT 8 de média resolução espacial, juntamente com as do Google Earth® e das visitas à campo, foram capazes de guiar o analista para a identificação das classes de uso e ocupação do solo e principalmente as áreas propícias ao processo de desertificação no PISG.

As assinaturas espectrais dos alvos; a composição falsa-cor do sensor OLI/LANDSAT8 e as visitas à campo, foram materiais importantes para a discriminação entre áreas salinizadas e não-salinizadas. As áreas escolhidas para servir de amostras para a classificação da classe ASS mostraram com valores de refletância superiores as das outras classes, como também, nas imagens do satélite escolhido, essas áreas apresentarem cores de tonalidade branca, típica de áreas que emitem um alto albedo e nas visitas ao campo, foi constatado que todas essas áreas não continham plantio e nem vegetação de qualquer porte.

Com a análise do mapa de classificação supervisionada gerado e nas visitas ao campo, foi possível perceber que o PISG apresenta em seu limite territorial uma grande parte de áreas desprovidas de cobertura vegetal, situação essa que causa o processo de degradação acelerada do solo, com o aparecimento de voçorocas, ravinas, crosta de salinização, terras improdutivas, dentre outros.

De acordo com a literatura, o PISG apresenta em seu limite territorial áreas afetadas por sais e como todos os índices Kappa e de exatidão da qualidade da classificação digital supervisionada pelo método MAXVER apresentaram com valores aceitáveis, a estimativa de áreas das classes selecionadas obtidas através desse processo pode ser considerada de boa confiabilidade, com a classe ASS apresentando um valor total de 31% de área ocupada nesse método.

A precisão do mapeamento da cobertura e uso da terra do PISG, utilizando a classificação automática supervisionada das imagens OLI/LANDSAT 8, pelo método de MAXVER foi considerada excelente, com índice Kappa de 0.9252 e exatidão global de 0.9350. Para obter um resultado aceitável com esse método, foi necessária a escolha de um número razoavelmente elevado de pixels para cada amostra de treinamento da classe.

O uso da matriz de erros para a validação da classificação supervisionada foi de fundamental importância para a análise quantitativa e permitiu avaliar a exatidão do mapeamento das classes de uso e ocupação do solo, destaque para a classe áreas supostamente salinizadas, na qual apresentou um índice de qualidade excelente.

Para melhorar a credibilidade do mapeamento da classe áreas supostamente salinizadas, é imprescindível prescrever o diagnóstico dessas áreas, devendo recolher amostras de solo e analisar os parâmetros que definam a qualidade e o nível de salinidade, como por exemplo, a condutividade elétrica, o pH, o PST (Percentual de Sódio Trocável) e a RAS (Razão de Adsorção de Sódio) que avalia a adsorção de sais no solo.

Para a construção de um mapa temático de classificação, é recomendável mapeamentos com imagem de satélites de alta ou altíssima resolução espacial (5 m x 5 m ou 0.5 m x 0.5 m, respectivamente) ou com fotografias aéreas, isso porque o maior empecilho para se construir um mapa de classificação de excelente qualidade é a dificuldade do analista de distinguir diferentes classes devido a imagem ser de média resolução espacial (30 m x 30 m), na qual também pode gerar muitas confusões (erros) entre classes, para isso são necessários de trabalhos de campo para complementar as informações para a classificação.

As ferramentas do Sensoriamento Remoto e do Processamento Digital de Imagem, foram de grande eficácia para a identificação das classes de cobertura e uso do solo do PISG, principalmente para as áreas com possíveis problemas de sais, fazendo com que esse trabalho sirva de material para planejamento de futuros estudos de pesquisa sobre salinidade na área.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AFFONSO, Adriana Gomes; VALERIANO, Dalton de Morrison; BATISTA, Getúlio Teixeira. Caracterização da vegetação no município de Marabá, no estado do Pará, através de dados e transformações espectrais (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada) do sensor ETM+ / Landsat 7. In: XII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** . Goiânia: Inpe, 2005. p. 1407 - 1414.

ALLEONI, L. R. F. Mello JWV & Rocha WSD (2009). Eletroquímica, adsorção e troca iônica no solo. In: Mello VF & Alleoni LRF (Eds.) Química e mineralogia do solo - Parte II: Aplicações. Viçosa. **Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, p. 69-130.

ALMEIDA, C. M. Aplicação dos sistemas de sensoriamento remoto por imagens e o planejamento urbano regional. **Arq. Urb.–Revista Eletrônica de Arquitetura e Urbanismo (USJT)**, v. 3, p. 98-123, 2010.

ALVES, J. J. A. **Geocologia da caatinga no semiárido do nordeste brasileiro**. Revista Climatologia e Estudos da Paisagem, v.2, p.58-71, 2007.

AMORIM, Isaac Lucena de; SAMPAIO, Everardo VSB; ARAÚJO, Elcida de Lima. Flora and structure of the tree and shrub vegetation of the caatinga at Seridó, Rio Grande do Norte State, Brazil. **Acta Botanica Brasilica**, v. 19, n. 3, p. 615-623, 2005.

ANDREW, M. E.; USTIN, S. L. The role of environmental context in mapping invasive plants with hyperspectral image data. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 12, p. 4301–4317, 2008. **Aplicação**. 4a. ed. Viçosa: Editora UFV, 2011. 422p .

ARAÚJO FILHO, J. A.; CARVALHO, F. C. Desenvolvimento sustentado da Caatinga. In: ALVAREZ V. H.; FONTES, L. E. F. FONTES, M. P. (Eds.). **O solo nos grandes domínios morfoclimáticos do Brasil e o desenvolvimento sustentado**. Viçosa, MG: SBCS, UFV, DPS. 1996, p. 125-133.

ARAÚJO, MARIA VALDIRENE; FREIRE, GEORGE SATANDER SÁ. Utilização de Geotecnologias: Diagnóstico Ambiental do Estuário do Rio Acaraú, Ceará, Como Estudo de Caso. **Pesquisas em Geociências**, v. 34, n. 2, p. 33-44, 2007.

BARBIERO, Laurent et al. Soil morphological control on saline and freshwater lake hydrogeochemistry in the Pantanal of Nhecolândia, Brazil. **Geoderma**, v. 148, n. 1, p. 91-106, 2008.

BARROS, Aidil Jesus da Silveira; LEHFELD, Neide Aparecida de Souza. **Fundamentos de metodologia científica**. 3. ed. São Paulo: Pearson, 2007.

BARROS, Maria de F. C. et al . Recuperação de solos afetados por sais pela aplicação de gesso de jazida e calcário no Nordeste do Brasil. **Rev. bras. eng. agríc. ambient.**, Campina Grande , v. 8, n. 1, p. 59-64, Apr. 2004.

BEN-DOR, E. BANIN, A. **Near-infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties**. Soil Sci. Soc. Am. J. 59, 364–372. 1995.

BOHN, Hinrich; MCNEAL, Brian; O'CONNOR, George. Soil Chemistry. **Soil Science**, v. 129, n. 6, p. 389, 1980.

BOWERS, S. A.; HANKS, R. J. Reflection of radiant energy from soils. **Soil Science**, v. 100, n. 2, p. 130–138, 1965.

BOWKER, D.E., Davis, R.E., Myrick, D.L., Stacy, K., Jones, W.T., **Spectral Reflectances of Natural Targets for Use in Remote Sensing Studies**, NASA Reference Publication 1139, 1985. 181 p.

BRAGA, Alexandra Chaves. **Mapeamento da evapotranspiração do perímetro irrigado São Gonçalo – PB por meio de sensoriamento remoto orbital**. 2009. 92 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Mestrado em Meteorologia, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2009.

BRASIL. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Manual técnico de uso da terra**. 3. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2013. 170 p.

BRESLER, E.; McNEAL, B. L.; CARTER, D. L. **Saline and sodic soils: Principles, dynamics and modeling**. Advanced series in Agricultural Sciences, 10. Springer-Verlag, New York, 1982. 236 p.

BREEMEN, N.; BUURMAN, P. **Soil formation**. 2nded. Dordrecht: Kluwer Academic, 2002.404p.

BRITO, Maria Tábata Larissa Alexandre de. **AVALIAÇÃO ESPACIAL DE ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO NO SEMIÁRIDO**. 2010. 20 f. Monografia - Curso de Engenheiro Florestal, Centro de Saúde e Tecnologia Rural, Universidade Federal de Campina Grande, Patos, 2010.

BSAIBES, A. et al. Albedo and LAI estimates from FORMOSAT-2 data for crop monitoring. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 4, p. 716–729, 2009.

BUOL, Stanley W. et al. **Soil genesis and classification**. John Wiley & Sons, 2011.

CAUÊ DE HOLANDA, Alan et al. Desenvolvimento inicial de espécies arbóreas em ambientes degradados por sais. **Revista de biologia e ciências da terra**, v. 7, n. 1, 2007.

CAVALCANTI, Nilton de Brito. **A jurema preta em solos degradados na caatinga**. 2010. Disponível em: <<http://fatosefotosdacaatinga.blogspot.com.br/2010/09/jurema-preta-em-solos-degradados-na.html>>. Acesso em: 24 fev. 2017.

CAVALCANTE, L. F.; CORDEIRO, J. C.; NASCIMENTO, J. A. M.; CAVALCANTE, I. H. L.; DIAS, T. G. Fontes e níveis da salinidade da água na formação de mudas de mamoeiro cv. Sunrise solo. **Semina: Ciências Agrárias**, v.31, p.1281-1290, 2010.

Chang, C. W., Laird, D. A., Mausbach, M. J., and Hurburgh, C. R. **Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties**. Soil Sci. Soc. Am. J. 65, 480– 490. 2001.

CONGEDO, Luca. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation: Release 5.0. 2.1. [http://dx. doi. org/10.13140/RG](http://dx.doi.org/10.13140/RG), v. 2, n. 29474.02242, p. 1, 2016.

CORDEIRO, G. G.; BARRETO, A. N.; CARVAJAL, A. C. N. Levantamento das condições de salinidade e sodicidade do Projeto de Irrigação de São Gonçalo (2a. parte). **EMBRAPA-CPATSA. Documentos**, 1988.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de Sensoriamento Remoto**. Campinas: IG/UNICAMP, 1993. 170 p.

CRUZ, Vilma Aparecida Gimenes da. **Metodologia da pesquisa científica: administração III**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010. 182 p.

DAINESE, R. C. **Sensoriamento Remoto e geoprocessamento aplicado ao estudo temporal do uso da terra e na comparação entre classificação não supervisionada e análise visual**. 2001. Dissertação (Mestrado em Agronomia – Energia na Agricultura) Faculdade de Ciências Agrônomas. Universidade Estadual Paulista, Botucatu: 2001.

DA SILVA NETO, Manoel Faustino et al. Análise do perfil agrícola do perímetro irrigado de São Gonçalo-PB. **Applied Research & Agrotechnology**, v. 5, n. 2, p. 155-172, 2012.

DALAL, R. C.; HENRY, R. J. Simultaneous determination of moisture, organic carbon, and total nitrogen by near infrared reflectance spectrophotometry1. **Soil Science Society of America Journal**, v. 50, n. 1, p. 120-123, 1986.

DE ARAUJO FILHO, J. A.; DE CARVALHO, F. C. Desenvolvimento sustentado da caatinga. In: RESENDE, M.; KER, J. C.; BAHIA FILHO, F. C. Desenvolvimento sustentado do cerrado. **O solo nos grandes domínios morfoclimáticos do Brasil e o desenvolvimento sustentado, Viçosa (Brasil), Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Solos**, p. 169-199, 1996.

DIÁRIO DO SERTÃO (Ed.). **Triste! incêndio que durou cinco horas destroi centenas de plantações de coco em Sousa**. 2015. Disponível em: <<http://www.diariodosertao.com.br/noticias/cidades/52728/triste-incendio-que-durou-cinco-horas-destroi-centenas-de-plantacoes-de-coco-em-sousa.html>>. Acesso em: 12 nov. 2016.

DIAS, N. D.; BLANCO, F. F. **Efeitos dos sais no solo e na planta**. In: GHEYI, H. R.; DIAS, N. S.; LACERDA, C. F. *Manejo da salinidade na agricultura: estudos*

básicos e aplicados. Fortaleza: Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia em Salinidade, p. 129-140, 2010.

DNOCS, DEPARTAMENTO NACIONAL DE OBRAS CONTRA AS SECAS. Disponível em: <<http://www.dnocs.gov.br/>>. Acesso em: 10 dez. 2016.

FANNING, D. S.; FANNING, M. C. B. Soil genesis, morphology, and classification. **Soil Science Society of America**, v. 37, p. 395, 1989.

FARIFTEH, J. et al. Spectral characteristics of salt-affected soils: A laboratory experiment. **Geoderma**, v. 145, n. 3-4, p. 196-206, 2008.

FARIAS, S. G. G. **Estresse osmótico na germinação, crescimento e nutrição mineral de glicirídia (*Gliricidia sepium* (Jacq.)).** 61f. (Dissertação – Mestrado). Universidade Federal de Campina Grande. Brasil, 2008.

FERREIRA CAVALCANTE, Lourival et al. Fontes e níveis da salinidade da água na formação de mudas de mamoeiro cv. Sunrise solo. **Semina: Ciências Agrárias**, v. 31, n. 1, 2010.

FERREIRA, Mirele Paula da Silva. **ALTERAÇÕES DE ATRIBUTOS DE SOLOS SUBMETIDOS AO POUSIO EM NÚCLEO DE DESERTIFICAÇÃO.** 2015. 29 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Agronomia, Departamento de Ciências do Solo, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2015.

FERREIRA, Raimundo Gonçalves; TÁVORA, Francisco José Alves Fernandes; HERNANDEZ, Fernando Felipe Ferreyra. Distribuição da matéria seca e composição química das raízes, caule e folhas de goiabeira submetida a estresse salino. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 36, n. 1, p. 79-88, 2001.

FIGUEIREDO, D. Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto. **Companhia Nacional de Abastecimento-CONAB**, p. 32, 2005.

FITZ, Paulo Roberto. **Geoprocessamento sem complicação.** Oficina de textos, 2008.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em sensoriamento remoto** /Tereza Gallotti Florenzano. 3 ed. ampl. e atual. São Paulo: Oficina de Textos, p. 71-79, 2011.

FLORENZANO, Teresa Gallotti. Imagens de satélite para estudos ambientais. In: **Imagens de satélite para estudos ambientais.** 2002.

FLORENZANO, Tereza Gallotti. **Iniciação em Sensoriamento Remoto: Imagens de satélites para estudos ambientais.** 2ª Ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. 101 p.

FLOWERS, T. J. Improving crop salt tolerance. **Journal of Experimental botany**, v. 55, n. 396, p. 307-319, 2004.

FURQUIM, Sheila Aparecida Correia et al. Mineralogy and genesis of smectites in an alkaline-saline environment of Pantanal wetland, Brazil. **Clays and Clay Minerals**, v. 56, n. 5, p. 579-595, 2008.

FRAGA, V.S.; SALCEDO, I.H. Declines of organic nutrient pools in tropical semi-arid soils under subsistence farming. **Soil Sci. Soc. Am. J.** 68:215-224. 2004.

GENÚ, A. M.; DEMATTÊ, J. A. M. **Espectrorradiometria de solos e comparação com sensores orbitais**. Bragantia, Campinas, v. 71, n. 1, p.82-89, 2012.

Graduação. Sistema Integrado de Bibliotecas. **Orientações para elaboração de trabalhos científicos**: projeto de pesquisa, teses, dissertações, monografias, relatório entre outros trabalhos acadêmicos, conforme a Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT). 2. ed. Belo Horizonte: PUC Minas, 2016. Disponível em: <www.pucminas.br/biblioteca>. Acesso em: 10 fev. 2018.

Hay, A.M. **The derivation of global estimates from a confusion matrix**. International Journal of Remote Sensing, v. 9, n. 8, p. 1395-1398, 1988.

HOLANDA, A.C.; SANTOS, R.V.; SOUTO, J.S; ALVES, A.R. Desenvolvimento inicial de espécies arbóreas em ambientes degradados por saís. **Revista de Biologia e Ciência da Terra**. 7:39-50. 2007.

IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Introdução ao processamento digital de imagens**. 9. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2001. 92 p.

IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual Técnico de Uso da Terra**. Rio de Janeiro, 2013.

IBGE, INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: IBGE, 2001.

IBGE, **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. Cidades. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/cidades>, 2009/2009>. Acesso: 12 fev. de 2016

INMET, Instituto Nacional de Meteorologia. **Banco de Dados Meteorológico para Ensino e Pesquisa - BDMEP**. Brasília. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>>. Acesso em 16 abril 2017.

JENSEN, J. R. **Introductory digital image processing**. Englewood Cliffs: Prentice - Hall, 1986. 51 p.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 604 p.

JENSEN, J. R. **Introductory Digital Image Processing. A remote sensing perspective**. 2^a ed., Prentice Hall Series in Geographic Information Science, Prentice-Hall Inc., Upper Saddle River, New Jersey. 316 p, 1996.

LANDIS, J. Richard; KOCH, Gary G. The measurement of observer agreement for categorical data. **biometrics**, p. 159-174, 1977.

LEAL, Josabeth Viana; TODT, Viviane; THUM, Adriane Brill. O uso de SIG para monitoramento de áreas degradadas- estudo de caso: APP do Arroio Gil, Triunfo-RS. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 5, n. 65/5, 2013.

LEÃO, A. B. *et al.* Variabilidade espacial de fósforo em solo do perímetro irrigado Engenheiro Arcoverde, PB. **Revista Ciência Agronômica**, v. 38, n. 01, p. 01-06, 2007.

LEITE, E. F.; ROSA, R. Análise do uso, ocupação e cobertura da terra da bacia hidrográfica do Rio Formiga, Tocantins. **Revista Eletrônica de Geografia**. v.4, n.12. 2012, p. 90-106.

LEITE, Francisco Roberto Bezerra; OLIVEIRA, Sonia Barreto Perdigão de; BARRETO, Manoel Messias Saraiva. DEGRADAÇÃO AMBIENTAL E SUSCEPTIBILIDADE AOS PROCESSOS DE DESERTIFICAÇÃO NA REGIÃO DO MÉDIO JAGUARIBE- CE. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11., 2003, Belo Horizonte. **Anais...** . Belo Horizonte: Inpe, 2003. p. 1315 - 1322.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote sensing and image interpretation**. 5. ed. New York: Wiley & Sons, 2004. 763 p.

LIMA, C. O.; BARBOSA, M. P.; LIMA, V. L. A.; SILVA, M. J. Uso de imagens TM/Landsat- 5 e termometria na identificação e mapeamento de solos afetados por sais na região de Sousa, PB. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 2, n. 5, p.361-363, fev. 2001.

LIU, W. T. S. E. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Editora Uniderp, Campo Grande, 2007. 881p.

LIU, William Tse Horng. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Oficina de Textos, 2015.

LOBO, F. L. L. **Caracterização espectral de solos afetados por sais da Ilha de Assunção, PE, com base nos dados do TM-LANDSAT-5**. Campina Grande, PB: UFPB. 1992. 84p.

LOBO, Francisca Lima Lessa. **COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE SOLOS AFETADOS POR SAIS DA ILHA DE ASSUNÇÃO-PE COM BASE NOS DADOS DO TM LANDSAT-5**. 1992. 84 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Irrigação e Drenagem, Coordenação de Pós-graduação em Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 1992.

LUCAS, Everton de Almeida; SCHÄFER, A.; BRANCO, V. T. A. Mapeamento do Uso e Ocupação do Solo na Bacia Hidrográfica do Rio Negro-RS Utilizando Imagens de Satélite do Sensor OLI/LANDSAT 8. In: **XXVI Congresso Brasileiro de Cartografia, V Congresso Brasileiro de Geoprocessamento e XXV Expositiva**. 2014.

LÜDKE, Menga; ANDRÉ, Marli Eliza Dalmazo A. de. **Pesquisa em educação: abordagens qualitativas**. São Paulo: EPU, 1986.

MAIA, Gerda Nickel. **Caatinga: árvores e arbustos e suas utilidades**. São Paulo: D&z Computação Gráfica e Editora, 2004. 415 p.

MAJOR, I.; SALES, J. C. **Mudanças Climáticas e Desenvolvimento Sustentável**. Disponível em <<http://www.fdr.com.br/mudancasclimaticas/index.php>>. Acesso em: 16 de jun. 2012.

MARTINS, C. R., JESUS JÚNIOR, L. A.; **Evolução da produção de coco no Brasil e o comércio internacional: panorama 2010** – Aracaju : Embrapa Tabuleiros Costeiros, 2011. 28 p. il.; color. (Documentos / Embrapa Tabuleiros Costeiros, ISSN 1517-1329; 164). Disponível em http://www.cpatc.embrapa.br/publicacoes_2011/doc_164.pdf. Acesso em: 09 de fev. de 2017.

MASCARENHAS N.D.A.; VELASCO, F.R.D. **Processamento Digital de Imagens**. 1984 4ª Escola de Computação IME/USP. São Paulo. PI(INPE)-3325-PRE/624 Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais . São José dos Campos, São Paulo.

MEDEIROS, J.F. de.,NASCIMENTO, I.B. do., GHEY, H.R. Manejo de solo-água-planta em áreas afetadas por sais. In: Manejo da salinidade na agricultura: **Estudos básicos e aplicados**. Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia em Salinidade. Fortaleza, CE. parte IV, cap 16, p.279-302.

MELLENDEZ-PASTOR, I. et al. Identifying optimal spectral bands to assess soil properties with VNIR radiometry in semi-arid soils. **Geoderma**, v. 147, n. 3–4, p. 126–132, 31 out. 2008.

MELLO, A. Y. I. DE.; ALVES, D. S.; LINHARES, C. A.; LIMA, F. B. Avaliação de técnicas de classificação digital de imagens landsat em diferentes padrões de cobertura da terra em Rondônia. **Revista Arvore**, v. 36, n. 3, p. 537–547, 2012.

MENDONÇA, Ricardo Abad Meireles de et al. **Uso das Geotecnologias para Gestão Ambiental: Experiências na Amazônia Meridional**. Cuiabá: Icv- Instituto Centro de Vida, 2011. 40 p.

MENEZES, R.S.C.; SALCEDO, I. H.; ELLIOTT, Edward T. Microclimate and nutrient dynamics in a silvopastoral system of semiarid northeastern Brazil. **Agroforestry Systems**, Holanda, v. 56, n. 1, p. 27-38, 2002.

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

MOREIRA, Luís Clênio Jário. **Uso do sensoriamento remoto para avaliar o processo de salinização no perímetro irrigado de Morada Nova - CE**. 2014. 133 f. Tese (Doutorado) - Curso de Doutorado em Engenharia Agrícola, Centro de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2014.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2001. 250 p.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 2. ed. Viçosa: UFV, 2005. 307 p.

MORRA, M. J.; HALL, M. H.; FREEBORN, L. L. Carbon and nitrogen analysis of soil fractions using near-infrared reflectance spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, v. 55, n. 1, p. 288-291, 1991.

MUNDOGEO. **Sensoriamento Remoto Hiperespectral**. 2004. Disponível em: <<http://mundogeo.com/blog/2004/08/23/sensoriamento-remoto-hiperespectral/>>. Acesso em: 09 dez. 2016.

MUNNS, R. Genes and Salt Tolerance: Bringing Them Together. **New Phytologist**, v.167, p.645–663, 2005.

NETO, Manoel Faustino da Silva. **A PROBLEMÁTICA DA SALINIZAÇÃO DO SOLO NO PERÍMETRO IRRIGADO DE SÃO GONÇALO - PB**. 2013. 70 f. Tese (Doutorado) - Curso de Geografia, Programa de Pós- Graduação em Geografia, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2013.

NÓBREGA, R. A. A.; O'HARA, C. G.; VIJAYARAJ, V.; OLSON, G.; KIM, S. QUINTANILHA, J. A.; BARROS, M. T. L. **Extracting and classifying bare soil erosion risk areas in a urban basin using object-oriented technologies, high resolution imagery and elevation data**. In: Geographic Information Systems and Water Resources IV AWRA Spring Specialty Conference. Texas, 2006.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 3 ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2008. 363 p.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. São Paulo: Edgar Blücher, 1992, 2a. ed., 308 p.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações**. São Paulo: Edgard Blücher, 1992. 308 p.

OLIVEIRA, F. S. DE et al. Identificação de conflito de uso da terra em áreas de preservação permanente no entorno do parque nacional do Caparaó, Estado de Minas Gerais. **Revista Árvore**, v. 32, n. 5, p. 899–908, 2008.

OLIVEIRA, M. Gênese, classificação e extensão de solos afetados por sais. In: GHEYI, H.R.; QUEIROZ, J.E.; MEDEIROS, J.F. de (Ed.). **Manejo e controle da salinidade na agricultura irrigada**. Campina Grande: UFPB; SBEA. p.1-35, 1997.

ONU. Declaração da Conferência das Nações Unidas sobre o Meio Ambiente Humano – 1972. **Declaração de Estocolmo**, p. 13, 1972.

ORLANDI, A. S. Castro, A. C. SOUZA, C. R. SCHIEL, D. FAGIONATO-RUFFINO, S. SANTOS, S. A. M. BONGIORNO, V. F. Ensino de Ciências por Investigação. p. 160, 2009.

PATHAK, H.; RAO, D. L. N. Carbon and nitrogen mineralization from added organic matter in saline and alkali soils. **Soil Biology and Biochemistry**, v. 30, n. 6, p. 695-702, 1998.

PEDROTTI, Alceu et al. Causas e consequências do processo de salinização dos solos. **Revista Eletrônica em Gestão, Educação e Tecnologia Ambiental**, v. 19, n. 2, p. 1308-1324, 2015.

PITMAN, Michael G.; LÄUCHLI, André. Global impact of salinity and agricultural ecosystems. In: **Salinity: environment-plants-molecules**. Springer, Dordrecht, 2002. p. 3-20.

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS. Pró-Reitoria de QUARTEZANI, Waylson Zancanella. **Geoestatística, simulação estocástica e sensoriamento remoto na estimativa de produção do café conilon**. 2012. ix, 82 f. Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônomicas de Botucatu, 2012. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/11449/101714>>.

QUARTEZANI, Waylson Zancanella. **GEOESTATÍSTICA, SIMULAÇÃO ESTOCÁSTICA E SENSORIAMENTO REMOTO NA ESTIMATIVA DE PRODUÇÃO DO CAFÉ CONILON**. 2012. 41 f. Tese (Doutorado) - Curso de Agronomia (energia na Agricultura), Faculdade de Ciências Agrônomicas da Unesp – Campus de Botucatu, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Botucatu, 2012.

KANG, Q. RONG, Y. XIANGJUM, L. XIAOLIAN, D. Application of spectral angle mapping model to rapid assessment of soil salinization in arid area. In: **Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. IGARSS'05. Proceedings. 2005 IEEE International**. IEEE, 2005. p. 2355-2357.

REDAÇÃO RBA (Brasil). **Depois de 5 anos consecutivos de seca, Nordeste está à beira do colapso**. 2016. Disponível em: <<http://www.redebrasilatual.com.br/ambiente/2016/11/depois-de-5-anos-de-seca-consecutiva-nordeste-esta-a-beira-do-colapso-3763.html>>. Acesso em: 17 jan. 2017.

RIBEIRO, M. R.; et al. Química dos solos salinos e sódicos. In: MELO, V. F.; ALLEONI, L. R. F. (ed.). Química e mineralogia do solo. Parte II – Aplicações. Viçosa: **Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**. p. 449-484, 2009.

RIBEIRO, R. M. **Origem e Classificação de Solos Afetados por Sais**. In: GHEYI, R. H; DIAS, S. N ; LACERDA, F. C. (Org.). Manejo da salinidade na agricultura: Estudos básicos e aplicados. Fortaleza: INCTSal, 2010, v. 1, p. 12-19.

RIBEIRO, R. M. **Manejo do solo e da água em perímetros irrigados da região Nordeste do Brasil**. In: PRADO, B. R.; TURETTA, D. P. A.; ANDRADE, G. A. (Org.).

Manejo e Conservação do Solo e da Água no Contexto das Mudanças Ambientais. 1ª ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2010, v. , p. 171-180.

RICHADS, J. A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. Berlin: Springer- Verlarg, 1986. 281 p.

RICHARDS, J. A.; JIA, X. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. Fourth Edition. New York: Springer Verlag, 2006. 431p.

RICHARDS, L. A. Diagnosis and Improvement of. **Saline and Alkali Soils. Handbook**, v. 60, 1954.

RICHARDS, R. A. Improving crop production on salt-affected soils: by breeding or management?. **Experimental Agriculture**, v. 31, n. 4, p. 395-408, 1995.

ROCHA, Genival Fernandes et al. Detecção de desmatamentos no bioma Cerrado entre 2002 e 2009: padrões, tendências e impactos. **Revista Brasileira de Cartografia**, 2012.

ROSA, F. S. Geotecnologias na Geografia Aplicada. **Revista do Departamento de Geografia**, n. 16, p. 81-90, 2005.

ROSENFELD, G. H.; FITZPATRICK-LINS, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 52, n. 1979, p. 223–227, 1986.

ROZA, W. S. S. DA; RIBEIRO, S. R. A. Detecção e estimativa de área queimada entre o limite do Parque Estadual de Vila Velha – PR e sua zona de amortecimento mediante sensoriamento remoto. **Sociedade e Território**, v. 25, n. 1, p. 102–118, 2013.

SAMPAIO, E.V.S.B.; SALCEDO, I.H.; SILVA, F.B.R. **Fertilidade dos solos do semiárido do Nordeste**. In: PEREIRA, J.R.; FARIA, C.M.B. (eds.), Fertilizantes: insumo básico para a agricultura e combate à fome. CPATSA-EMBRAPA/SBCS, Petrolina, Brasil, pp. 51-71. 1995.

SAMPAIO, Everardo VSB. **Pesquisa botânica nordestina: progresso e perspectivas**. SBB- Seção Regional de Pernambuco, 1996.

SANTOS, C. O.; SOUZA, R. M.; AGRICULTURA ORGÂNICA EM SERGIPE: ALTERNATIVA À SUSTENTABILIDADE?.**REV. GEONORTE**, Edição Especial, V.3, N.4, p. 449-462, 2012.

SANTOS, Rosângela Leal. **O uso de processamento digital de imagens do sensor Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) na identificação de horizontes coesos em solos dos tabuleiros costeiros da Bahia**. 2005. Tese (Doutorado em Engenharia de Transportes) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3138/tde-16042017-085312/>>. Acesso em: 06 fev. 2018.

SILVA, A. F.; BARBOSA, A. P.; ZIMBACK, C. R. L.; LANDIM, P. M. B.. **Classificadores de imagens por técnicas de sensoriamento remoto e geoestatística..** Anais do II Simpósio de Geoestatística Aplicada em Ciências Agrárias, 2011 p. 1 - 5 .

SILVA, H. P.; RIBEIRO, M. R.; GALINDO, I. C. L.; SILVA, H. D. B.; MELO, A. L. Utilização de técnicas de sensoriamento remoto na identificação de áreas sob risco de desertificação no Estado de Pernambuco. In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15., 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 9144-9151.

Sousa, R.C.A.; Kux H.J.H. Comportamento Espectral e Alvos Urbanos: simulação com as bandas espectrais do satélite CBERS. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 12. (SBSR), 16-21 abr. 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 10991106.

Smits, P. C.; Dellepiane, S. G.; Schowengerdt, R. A. Quality assessment of image classification algorithms for land-cover mapping: a review and a proposal for a cost based approach. **International Journal of Remote Sensing**, v.20, n.8, p.1461-86, 1999.

STORY, M.; CONGALTON, R. G. Accuracy assessment: a user's perspective. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 52, n. 3, p. 397-399, 1986.

SUA PESQUISA (Ed.). **Características da caatinga, tipos de vegetação, regiões, árvores típicas, foto, animais da caatinga.** Disponível em: <<https://www.suapesquisa.com/geografia/vegetacao/caatinga.htm>>. Acesso em: 15 fev. 2018.

SUMNER, M. E. et al. Sodicity, dispersion, and environmental quality. **Sodic Soils-Distribution, Properties, Management and Environmental Consequences".** Oxford University Press, New York, p. 149-172, 1998.

UNITED STATES SALINITY LABORATORY STAFF. Diagnosis and improvement of saline and alkali soils. **USDA Agriculture Handbook**, n. 60., U.S. Government Printing Office, Washington, DC. 1954.

USGS - Geological Survey / Serviço de Levantamento Geológico Americano. **Aquisição de imagens orbitais digitais gratuitas do satélite Landsat-8: data de passagem 23/11/2016 BRA.** 2016. Disponível em <<http://landsat.usgs.gov>>. Acesso em: 22 jan. 2017.

USGS - Geological Survey / Serviço de Levantamento Geológico Americano. **Aquisição de imagens orbitais digitais gratuitas do satélite Landsat-8.** EUA. Disponível em <<http://landsat.usgs.gov>>. Acesso em: 22 set. 2015.

USGS, GEOLOGICAL SURVEY UNITED STATES. **Landsat Collections.** Disponível em: <<https://landsat.usgs.gov/landsat-collections>>. Acesso em: 15 out. 2016.

VAN BREEMEN, Nico; BUURMAN, Peter. **Soil formation**. 2. ed. New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow: Kluwer Academic Publishers, 2003. 419 p.

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.

YUAN, Bing-Cheng et al. Microbial biomass and activity in salt affected soils under arid conditions. **Applied Soil Ecology**, v. 35, n. 2, p. 319-328, 2007.

APÊNDICE

APÊNDICE A - Composição colorida R5G4B3 do satélite LANDSAT 8 realizada no *plugin* SCP para a classificação supervisionada

APÊNDICE B - Mapa das áreas de treinamento (ROI's) selecionadas para a classificação supervisionada

APÊNDICE C - Amostras das áreas de treinamento e áreas de validação selecionadas para classificação supervisionada

APÊNDICE D - Mapa final da classificação supervisionada para o algoritmo classificador MAXVER

APÊNDICE E - Mapa final da classificação supervisionada para o algoritmo classificador MAXVER para a classe áreas supostamente salinizadas e culturas permanentes

574000.000

577500.000

581000.000

584500.000

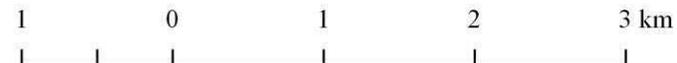
9250500.000

9248400.000

9246300.000

9244200.000

9242100.000



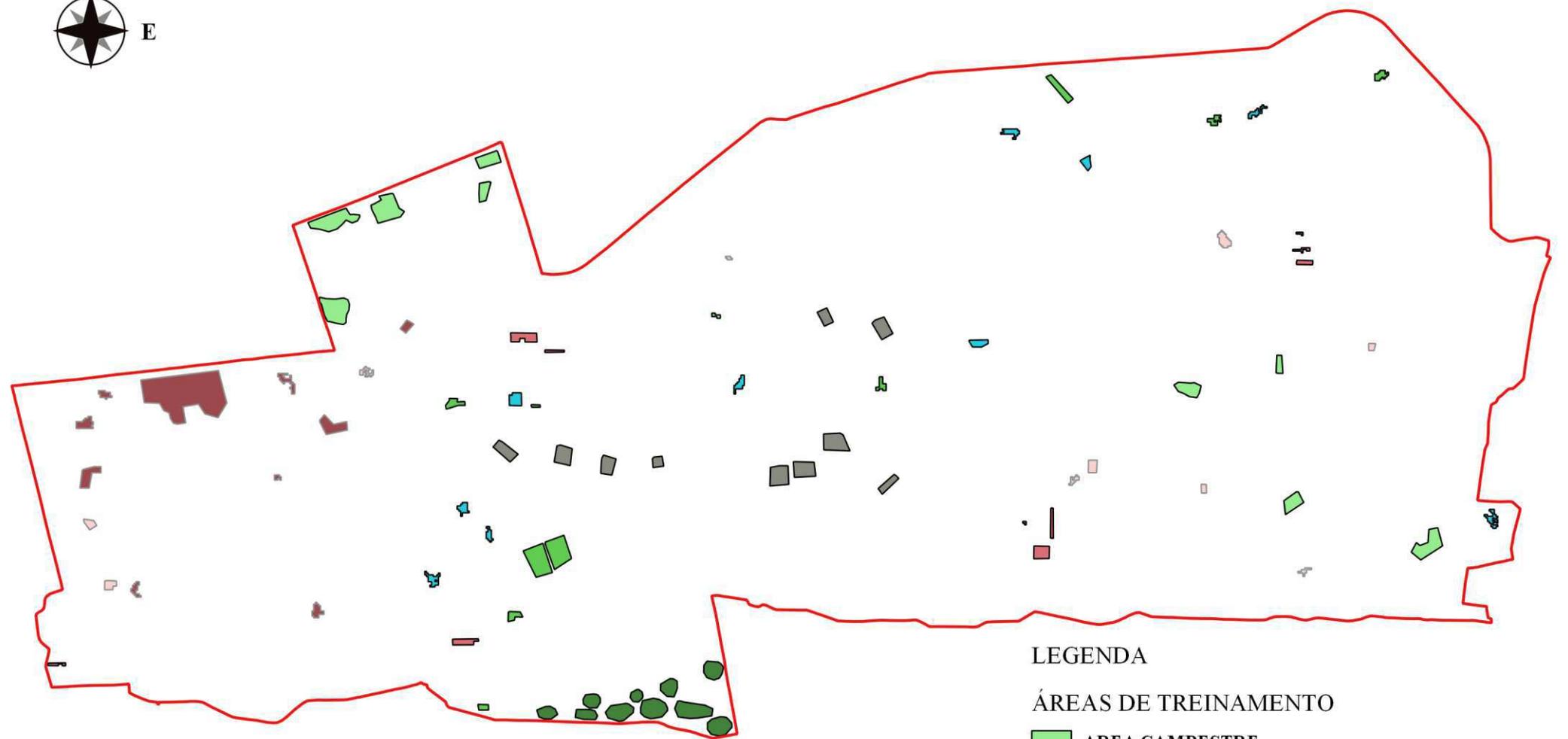
1:50,000

DATUM SIRGAS 2000
PROJEÇÃO UTM
ZONA 24 S

A

572500.000 575000.000 577500.000 580000.000 582500.000 585000.000

9250000.000
9248000.000
9246000.000
9244000.000
9242000.000



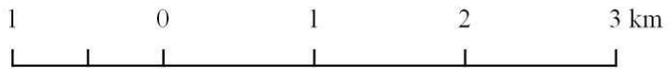
LEGENDA

ÁREAS DE TREINAMENTO

-  **AREA CAMPESTRE**
-  **AREA FLORESTAL**
-  **AREAS AGRICOLAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS**
-  **AREAS QUEIMADAS**
-  **AREAS URBANIZADAS**
-  **CULTURAS PERMANENTES**
-  **SOLO EXPOSTO**
-  **SOLO EXPOSTO NAO DEFINIDO**
-  **LIMITES DO PISG**

1:50,000

DATUM WGS84
PROJEÇÃO UTM 24 S



B

572500.000 575000.000 577500.000 580000.000 582500.000 585000.000

9250000.000
9248000.000
9246000.000
9244000.000
9242000.000



1:50,000

DATUM WGS84
PROJEÇÃO UTM 24 S



LEGENDA

- ÁREAS DE TREINAMENTO
- ÁREAS PARA VALIDAÇÃO CRUZADA

C

572500.000 575000.000 577500.000 580000.000 582500.000 585000.000

9250000.000

9248000.000

9246000.000

9244000.000

9242000.000

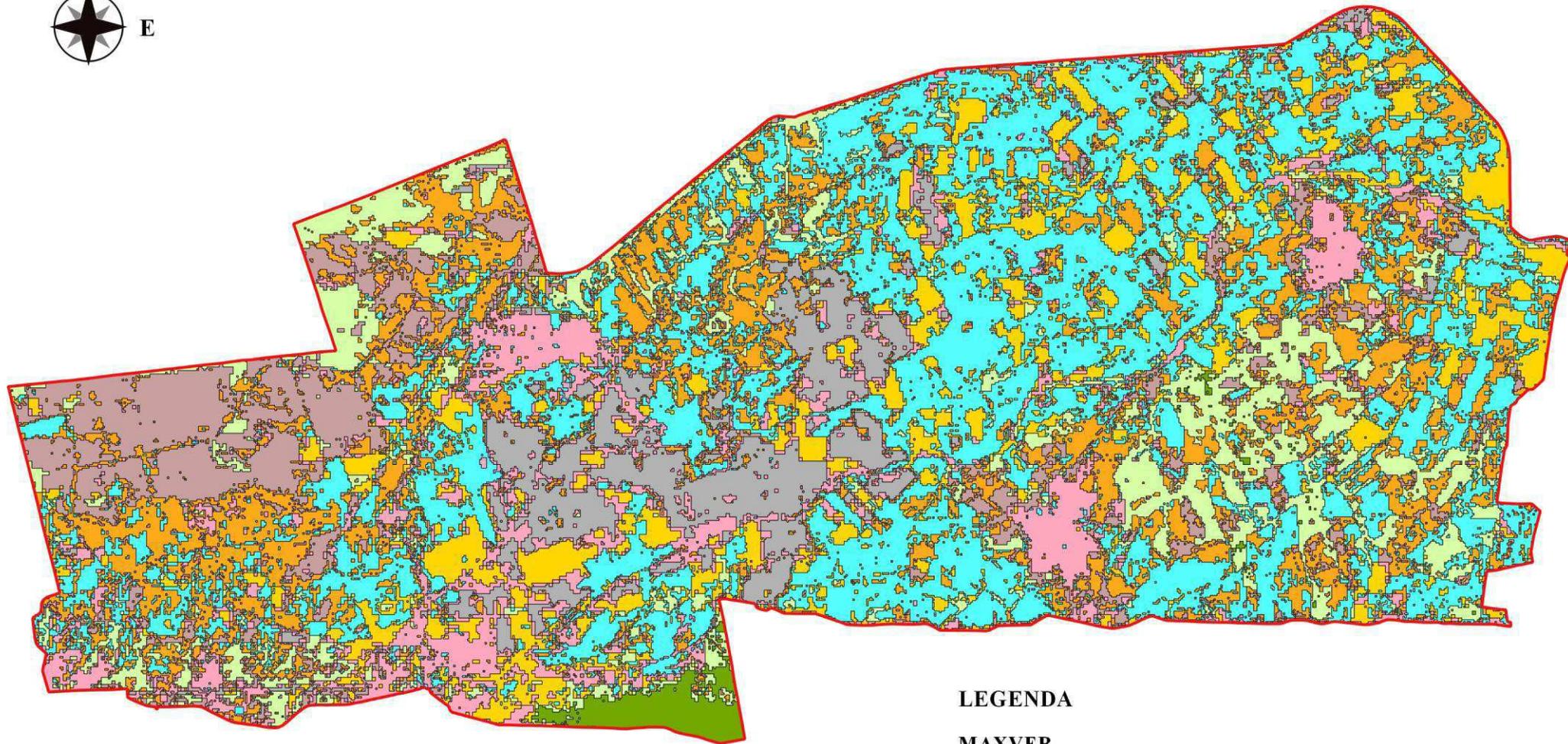
9250000.000

9248000.000

9246000.000

9244000.000

9242000.000



LEGENDA

MAXVER

-  150- CULTURAS PERMANENTES
-  151- SOLO EXPOSTO
-  152- ÁREAS AGRÍCOLAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS
-  153- ÁREA FLORESTAL
-  154- ÁREA CAMPESTRE
-  155- ÁREAS QUEIMADAS
-  156- SOLO EXPOSTO NÃO DEFINIDO
-  157- ÁREAS URBANIZADAS

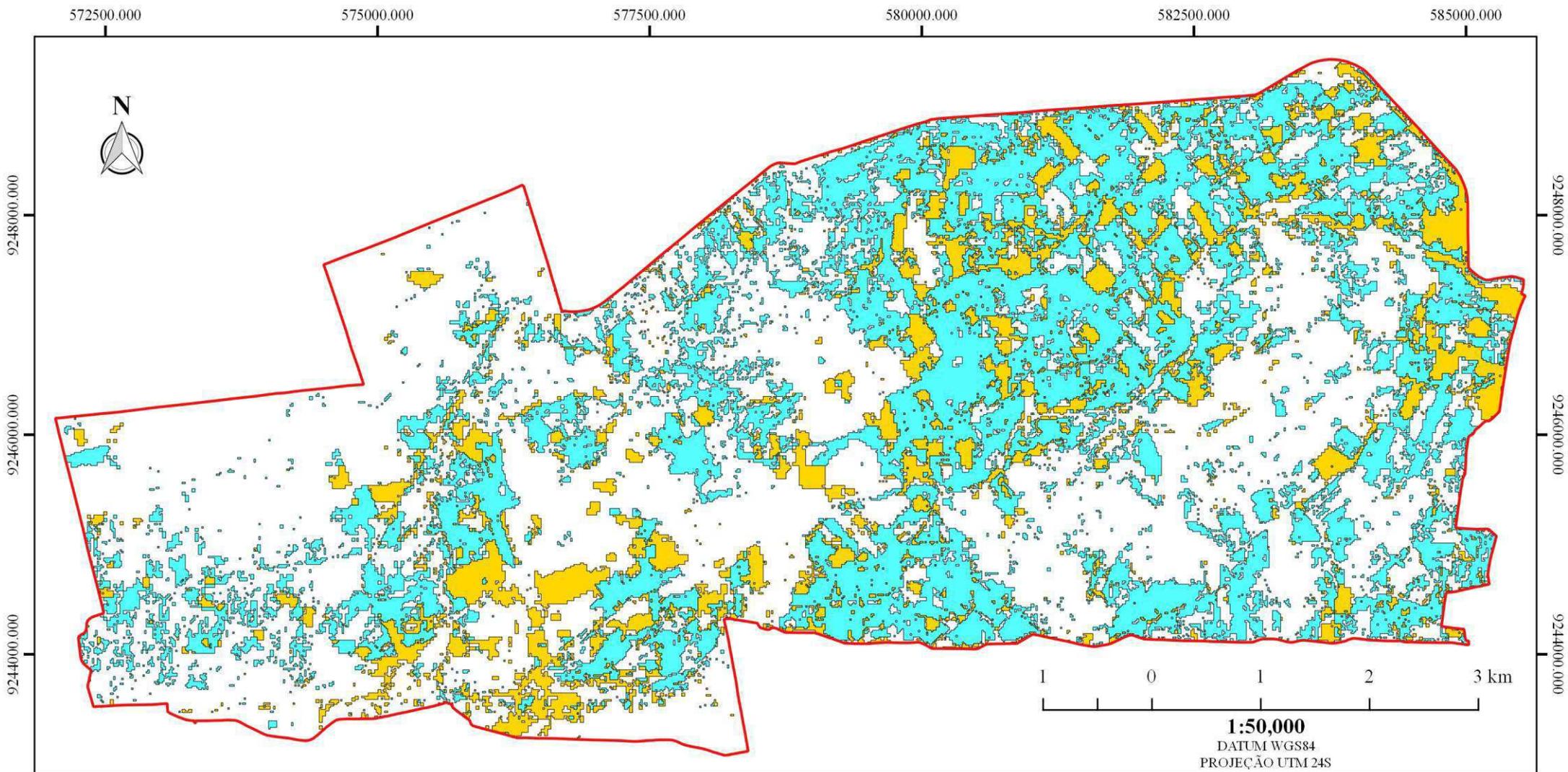
D

CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA
IMAGEM LANDSAT 8
DATA DE AQUISIÇÃO: 07/11/2016
Fonte: <https://earthexplorer.usgs.gov/>

1:50,000

DATUM WGS84
PROJEÇÃO UTM 24 S





CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA

IMAGEM LANDSAT 8
DATA DE AQUISIÇÃO: 07/11/2016
Fonte: <https://earthexplorer.usgs.gov/>

LEGENDA

MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

- CULTURAS PERMANENTES
- ÁREAS AGRÍCOLAS SUPOSTAMENTE SALINIZADAS

