

Identificação de possíveis áreas salinizadas no perímetro irrigado de São Gonçalo utilizando o sensoriamento remoto

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 tem 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 tem 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.

Identification possible salinated areas in the irrigated perimeter of São Gonçalo using remote sensing

The irrigated perimeters implanted in the State of Paraíba are considered a very profitable economic alternative, , promotes the generation of jobs and increases the availability of food. Due to inadequate management of soil and water, it has caused losses in soil quality of these perimeters, degrading them mainly by salinization. Remote sensing is a low-cost technological alternative, good temporal frequency and has the capacity to map areas in the process of desertification. This research aims 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 points 65 of 07/11/2016 date; image of the Google Earth Pro® 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 was given through crossvalidation, using statistical parameters such as the accuracy of the producer (EP), accuracy of the user (EU), global (EG) 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 value General, being values that represent a rating of excelente 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.

Topic: **Tecnologia, Modelagem e Geoprocessamento**

Received: **10/04/2018**

Reviewed anonymously in the process of blind peer.

Approved: **24/05/2018**

Wosley Sidney Nogueira de Oliveira
Universidade Federal de Campina Grande, Brasil
<http://lattes.cnpq.br/0754264082365950>
wosley_ambiental@outlook.com

Adriana Silva Lima
Universidade Federal de Campina Grande, Brasil
<http://lattes.cnpq.br/8424540525517635>
adrianasilvalima@gmail.com

Rosinete Batista dos Santos Ribeiro
Universidade Federal de Campina Grande, Brasil
<http://lattes.cnpq.br/6959420179094553>
rosinetes@yahoo.com.br



DOI: 10.6008/CBPC2179-6858.2018.004.0029

Referencing this:

OLIVEIRA, W. S. N.; LIMA, A. S.; RIBEIRO, R. B. S.. Identificação de possíveis áreas salinizadas no perímetro irrigado de São Gonçalo utilizando o sensoriamento remoto. *Revista Ibero Americana de Ciências Ambientais*, v.9, n.4, p.362-378, 2018. DOI: <http://doi.org/10.6008/CBPC2179-6858.2018.004.0029>

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 et al., 2012).

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 et al., 1982; LIMA et al., 2001; PITMAN et al., 2002; MEDEIROS et al., 2010; RIBEIRO, 2010).

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 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 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).

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 et al., 2008; KANG et al., 2005). O objetivo desse trabalho foi identificar e estimar áreas do Perímetro Irrigado de São Gonçalo com possíveis problemas de sais por meio do sensoriamento remoto, utilizando a técnica de classificação supervisionada.

METODOLOGIA

Caracterização 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 1).

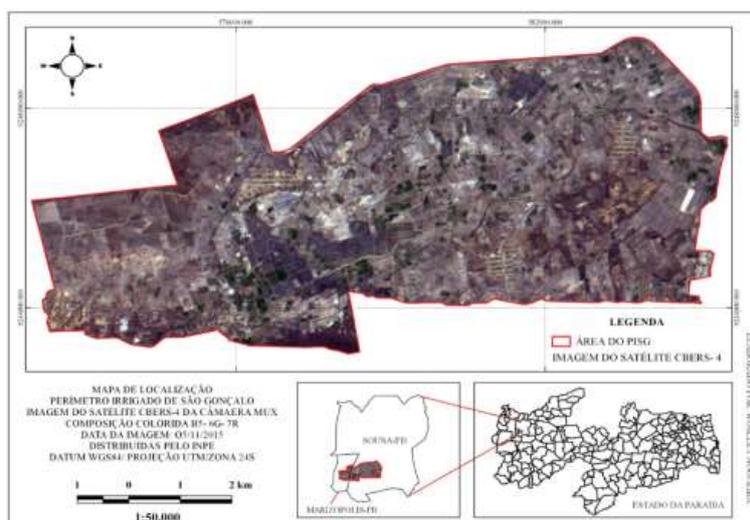


Figura 1: Mapa de localização do Perímetro Irrigado de São Gonçalo, Sousa - PB. **Fonte:** Oliveira (2018).

O Perímetro Irrigado de São Gonçalo apresenta atualmente uma área total de 5.548ha, com 2.402ha de áreas irrigadas, a qual está dividida em 482 lotes, com área média de 4,27ha. 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 Fluvio-marinha (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.

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

Quadro 1: 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).

A classe ‘Água’ não foi aplicada nesse estudo devido à três fatores: O sertão paraibano estar passando por um processo de estiagem que já duram 6 anos consecutivos (REDAÇÃO RBA, 2016); Pelo fato do PISG em seus limites territoriais, possuírem apenas acumulações hídricas de pequenas dimensões, como por exemplo, tanques de carcinicultura, barreiro (buraco escavado no chão) e pequenos açudes; e 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.

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

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.

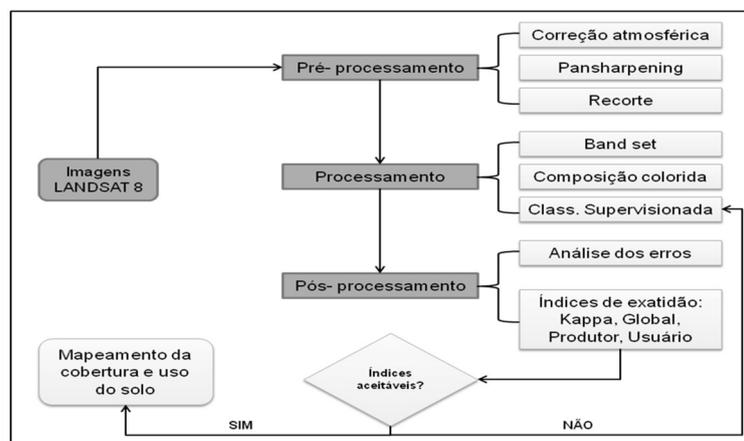


Figura 2: Fluxograma para execução do processo de classificação supervisionada. Fonte: Oliveira (2018).

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).

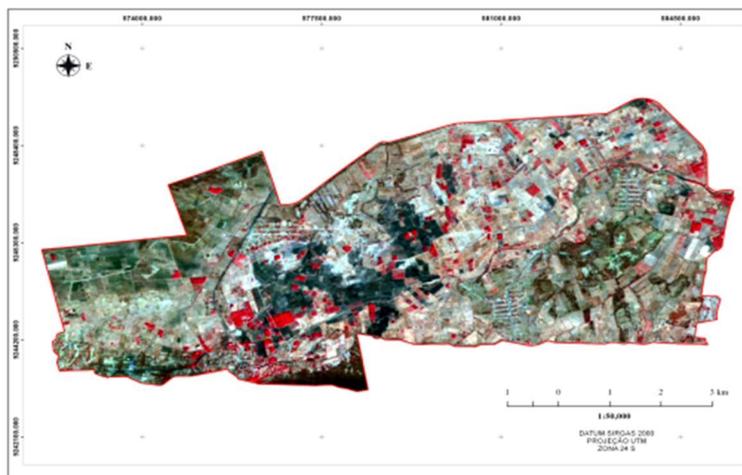


Figura 4: Composição Colorida R5G4B3 do satélite LANDSAT 8 realizada no *plugin* SCP para a classificação supervisionada.

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 5).



Figura 5: Imagem Google Earth como auxílio no processo de Classificação Supervisionada, utilizando o modo automático de captura dos *pixels*.

Após o processo de mesclagem das áreas de treinamento (Figura 6), 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.

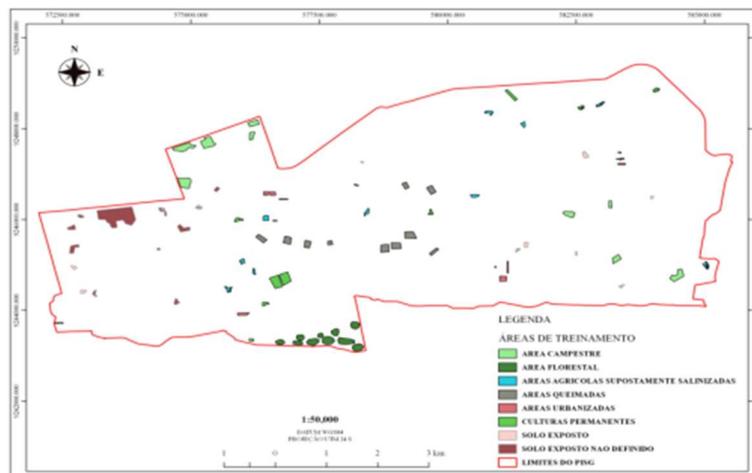


Figura 6: Mapa das Áreas de treinamento (ROI's) selecionadas para a classificação supervisionada.

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', com suas respectivas coordenadas geográficas no DATUM SIRGAS 2000, projeção UTM (Quadro 2) gerados por meio da ferramenta do próprio QGIS 2.18, denominada 'centroides de polígonos'.

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.

Quadro 2: 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

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 das 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 (*Geographic Resources Analysis Support System*), software QGIS 2.18, denominado "r.report", a qual gera um relatório de estatísticas de área para *rasters* em formato 'html'.

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 (Figura 7). 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.

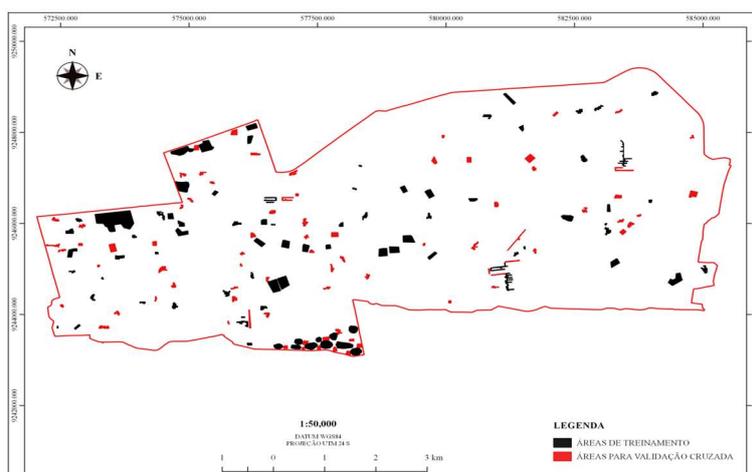


Figura 7: Amostras das áreas de treinamento e áreas de validação selecionadas para classificação supervisionada e avaliação do erro das imagens classificadas.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Classificação supervisionada da máxima verossimilhança (MAXVER)

Por meio do algoritmo classificador utilizado foram gerados dois mapas (Figura 7), 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. O resultado final do mapeamento das classes escolhidas, apresentado na figura 8, 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).

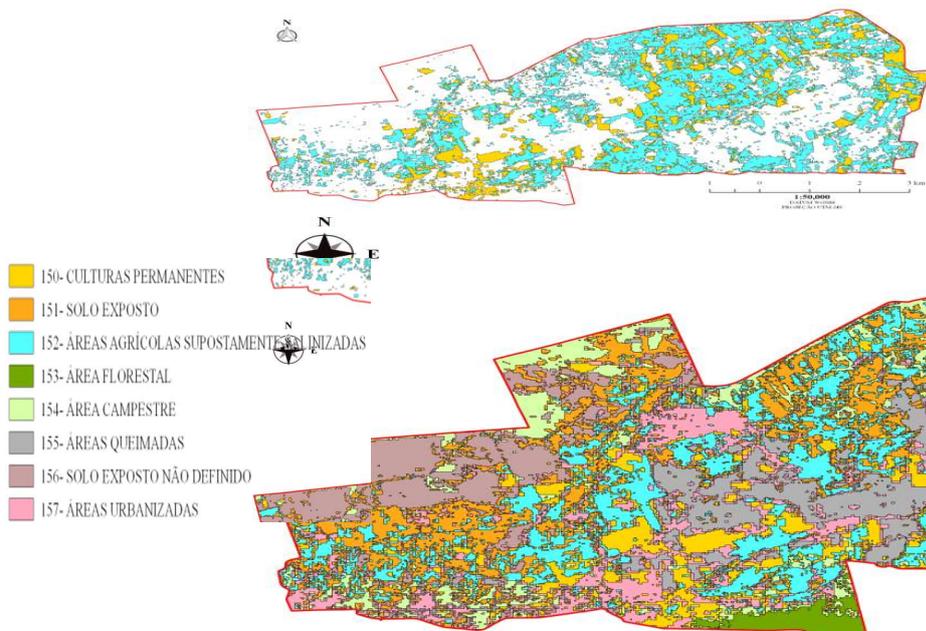


Figura 8: Modelo de mapas finais da classificação supervisionada para o algoritmo classificador MAXVER.

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. 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.

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.

Tabela 1: 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.

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 'aflorentamento 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 2: 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.

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

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 1021.1175ha (18.3%), esse valor aumenta para 49.3% de áreas desprovidas de proteção vegetal (Figura 9).

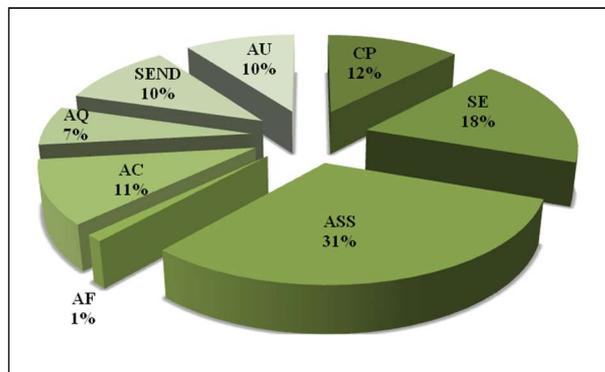


Figura 9: Porcentagens de áreas ocupadas em hectares para as classes selecionadas no PISG na data de 22/09/2017. CP- Culturas Permanentes; SE- Solo Exposto; ASS- Áreas Supostamente Salinizadas; AC- Área Campestre; AF- Área Florestal; AQ- Áreas Queimadas; SEND- Solo Exposto não Definido; AU- Áreas Urbanizadas.

Essa informação se torna ainda mais relevante se somar as AQ, na qual a possibilidade de as 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.

Resposta espectral das áreas supostamente salinizadas

Os solos que contém elevados níveis de salinidade, na época seca, apresentam sua superfície coberta por eflorescências salinas, que originam uma crosta esbranquiçada, denominados de álcali brancos (USSLS, 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).

Na Figura 8, 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. Ao observarmos os valores da tabela 5, 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.

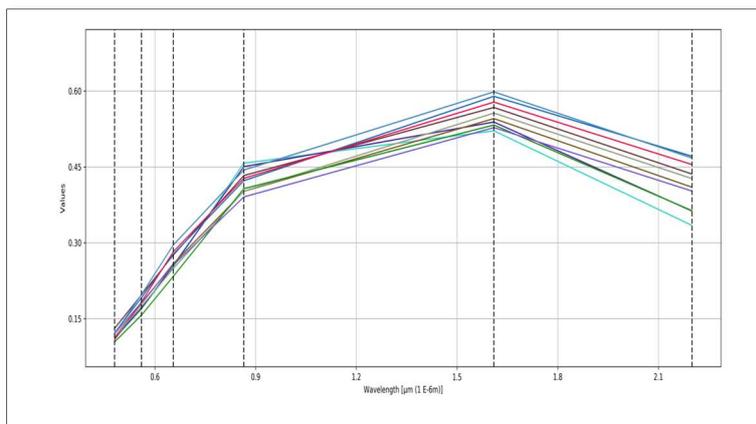


Figura 8: Assinaturas espectrais das dez áreas de treinamento da classe ASS Áreas Supostamente Salinizadas selecionadas.

Tabela 5: 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

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 10 apresenta como exemplo, três imagens de cada uma das 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®.

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.

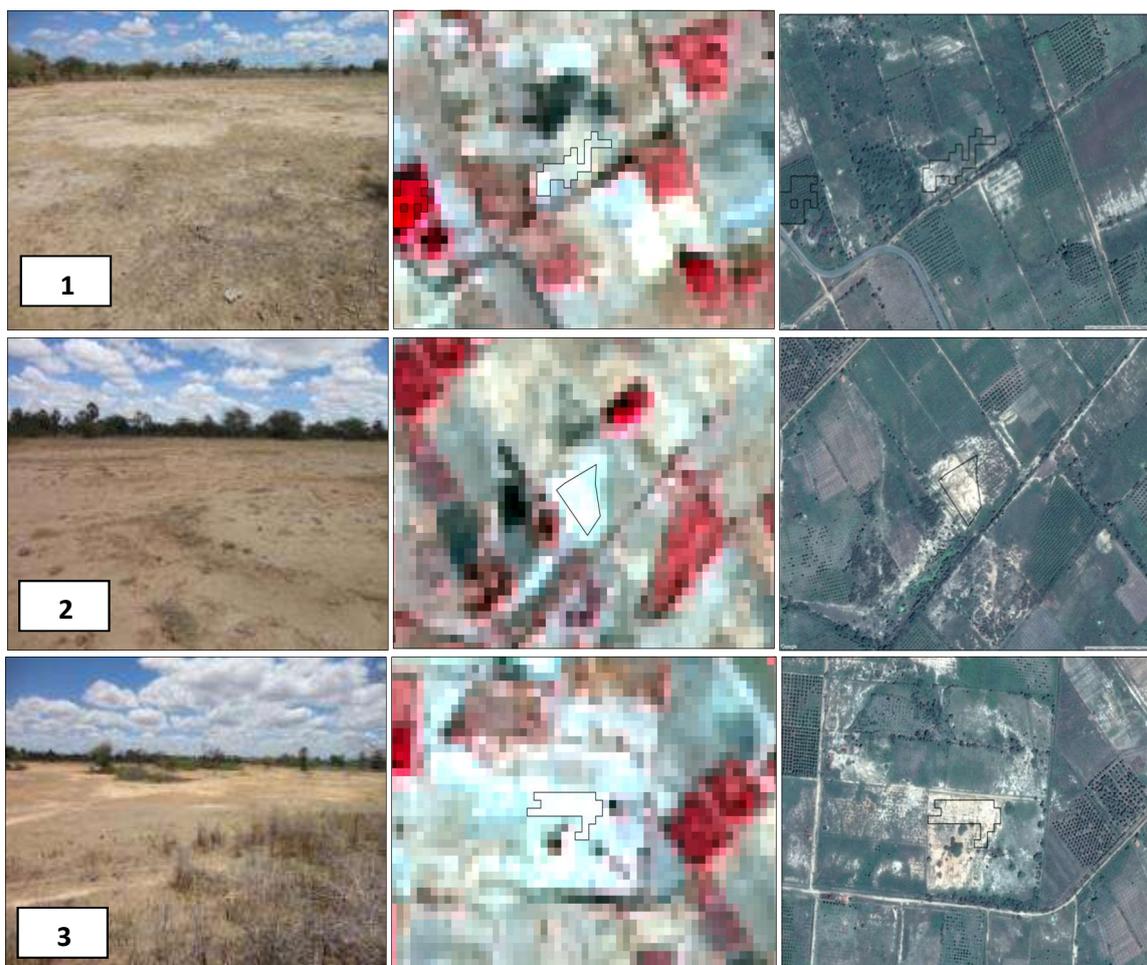


Figura 10: Características das áreas da classe Áreas Supostamente Salinizadas - ASS selecionadas, em três imagens de sensores diferentes utilizadas para a classificação supervisionada.

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 et al. (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.

CONCLUSÕES

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

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.

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

BRAGA, A. C.. **Mapeamento da evapotranspiração do perímetro irrigado São Gonçalo/PB por meio de sensoriamento remoto orbital**. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) - Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2009.

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

CONGEDO, L.. **Semi-Automatic Classification Plugin Documentation**: Release 5.0. 2.1. 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**. EMBRAPA-CPATSA, 1988.

FARIFTEH, J.; VAN DER MEER, F.; VAN DER MEIJDE, M.; ATZBERGER, C.. Spectral characteristics of salt-affected soils: A laboratory experiment. **Geoderma**, v.145, n.3–4, p.196–206, 2008.

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

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Cidades**. 2009.

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

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

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

KANG, Q. R.; XIANGJUM, Y.; XIAOLIAN, D.. Application of spectral angle mapping model to rapid assessment of soil salinization in arid area. In: GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, IGARSS'05. **Anais. IEEE**, 2005. p.2355-2357.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G.. The measurement of observer agreement for categorical data. **biometrics**, v.33, n.1, p.159-174, 1977.

LEAL, J. V.; TODT, V.; THUM, A. B.. 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, p.967-983, 2013.

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, 2001.

LOBO, F. L. L.. **Comportamento espectral de solos afetados por sais da ilha de Assunção-PE com base nos dados do tm landsat-5**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 1992.

LUCAS, E. A.; 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: CONGRESSO BRASILEIRO DE CARTOGRAFIA, 26; CONGRESSO BRASILEIRO DE GEOPROCESSAMENTO, 5; EXPOCART, 25. **Anais**. 2014.

MEDEIROS, J. F.; NASCIMENTO, I. B.; GHEY, H. R.. Manejo de solo-água-plantas em áreas afetadas por sais. In: MEDEIROS, J. F.; NASCIMENTO, I. B.; GHEY, H. R.. **Manejo da salinidade na agricultura**: Estudos básicos e aplicados. Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia em Salinidade. Fortaleza, 2010. p.279-302.

MELLO, A. Y. I.; 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 Árvore**, v.36, n.3, p.537-547, 2012.

NETO, M. F. S.. **A problemática da salinização do solo no perímetro irrigado de São Gonçalo/PB**. Tese (Doutorado em

Geografia) - Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2013.

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**. 2009.

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

QUARTEZANI, W. Z.. **Geoestatística, simulação estocástica e sensoriamento remoto na estimativa de produção do café conilon**. Tese (Doutorado em energia na Agricultura) - Universidade Estadual Paulista 'Júlio de Mesquita Filho', Botucatu, 2012.

REDAÇÃO RBA (Brasil).. **Depois de 5 anos consecutivos de seca, Nordeste está à beira do colapso**. 2016.

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

ROCHA, G. F.; FERREIRA, L. G.; FERREIRA, N. C.; FERREIRA, M. E.. Detecção de desmatamentos no bioma Cerrado entre 2002 e 2009: padrões, tendências e impactos. **Revista Brasileira de Cartografia**, n.63/03, p.341-349, 2012.

SANTOS, C. O.; SOUZA, R. M.. Agricultura orgânica em Sergipe: alternativa à sustentabilidade?. **Rev. Geonorte**, v.3, n.4, p.449-462, 2012.

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. **Anais**. São José dos Campos: INPE, 2011. p.9144-9151.

USSLS. United States Salinity Laboratory Staff. **Diagnosis and improvement of saline and alkali soils**. Washington: USDA Agriculture Handbook, 1954.

A CBPC – Companhia Brasileira de Produção Científica (CNPJ: 11.221.422/0001-03) detém os direitos materiais desta publicação. Os direitos referem-se à publicação do trabalho em qualquer parte do mundo, incluindo os direitos às renovações, expansões e disseminações da contribuição, bem como outros direitos subsidiários. Todos os trabalhos publicados eletronicamente poderão posteriormente ser publicados em coletâneas impressas sob coordenação da **Sustenere Publishing**, da Companhia Brasileira de Produção Científica e seus parceiros autorizados. Os (as) autores (as) preservam os direitos autorais, mas não têm permissão para a publicação da contribuição em outro meio, impresso ou digital, em português ou em tradução.