



CLASSIFICAÇÃO DE IMAGEM ORBITAL PELO MÉTODO MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA EM QUIXERAMOBIM, CEARÁ, BRASIL

CLASSIFICATION ORBITAL IMAGE FOR MAXIMUM LIKELIHOOD METHOD IN QUIXERAMOBIM, CEARÁ, BRAZIL

CLASIFICACIÓN DE IMAGEN ORBITAL POR EL MÉTODO DE MÁXIMA VEROSIMILITUD EN QUIXERAMOBIM, CEARÁ, BRASIL

Felipe Gomes Brasileiro

Graduado em Engenharia Florestal pela Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Departamento de Ciências Ambientais, Seropédica/RJ
brasileiro.felipe@gmail.com

Carlos Magno Moreira de Oliveira

Mestrando do Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Departamento de Ciências Ambientais, Seropédica/RJ
cmagnoliveira@hotmail.com

Rafael de Ávila Rodrigues

Professor Doutor da Universidade Federal de Goiás – Campus Catalão
Unidade Acadêmica Especial Instituto de Geografia, Catalão/GO
rafael.avila.rodrigues@gmail.com

Rafael Coll Delgado

Professor Doutor da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Departamento de Ciências Ambientais, Seropédica/RJ
rafaelcolldelgado32@gmail.com

RESUMO

Este trabalho avaliou a eficiência do algoritmo Máxima Verossimilhança (MAXVER), do município de Quixeramobim, Ceará, Brasil, utilizando imagens do satélite Landsat 8 sensor OLI para o mapeamento do uso e cobertura do solo. Para a aferição como verdade de campo utilizou-se o GPS (GARMIN Etrex LEGEND Cx), amostrando as diferentes classes de uso e cobertura do solo. As classes amostradas em campo foram: área urbana, solo exposto, pastagem, caatinga e água. Os resultados encontrados mostraram que a classificação geral da imagem teve um valor razoável, indicando acurácia global de 57,50%, o que indica uma maior necessidade de coleta de dados de amostras para a área classificada. O índice Kappa, quando observado por classe, apresentou valores baixos para áreas de solo exposto e pastagem (14% e 30%), obtiveram baixíssimos índices Kappa mostrando que a amostragem foi inadequada para classificação da resposta espectral destas feições. As classes área urbana e água (50% e 54%) apresentaram valores medianos de Kappa para suas feições em relação a amostragem para a classificação de sua resposta espectral. No entanto, a classe caatinga foi a única que apresentou valor representativo de acordo com o índice Kappa (77%). Deve-se aumentar a amostragem em campo das feições, já que o Kappa Global foi muito baixo.

Palavras Chave: Geotecnologias, classificação de imagens, plataformas orbitais.

ABSTRACT

This study evaluated the effectiveness of supervised maximum likelihood algorithm (MAXVER) in the area covered by the municipality of Quixeramobim, Ceará, Brazil, using the Landsat 8 satellite images and geo tools for use mapping and land cover. To measure as ground truth we used the GPS (GARMIN ETrex LEGEND Cx), sampling the different classes of use and land cover. The classes sampled in the field were: urban area, exposed soil, grassland, savanna and water. The results showed that the overall rating of the image had a reasonable value, indicating an overall accuracy of 57.50%, which indicates a greater need for sample data collection for hazardous area. The Kappa when observed by class, showed low values for grassland soil and exposed areas (14% and 30%), very low kappa indices obtained showing that the sample was unsuitable for classification of the spectral response of these features. Classes urban area and water (50% and 54%) had median values of Kappa for his features with respect to sampling for the classification of their spectral response. However, the savanna class was the one that presented representative value according to the Kappa index (77%). For future studies, it is recommended to use sensors/orbital platforms that have a higher spatial resolution, temporal and spectral.

Keywords: Geotechnology, image classification, orbiting platforms.

RESUMEN

Este estudio evaluó la eficacia del algoritmo de máxima verosimilitud bajo supervisión (MAXVER), en zona ciudad de Quixeramobim, Ceará, Brasil, utilizando Landsat imágenes de satélite y geo herramientas 8 mapas y suelo cubren. Para medir cómo verdad utiliza el campo de GPS (GARMIN Etrex LEGEND Cx), muestreo de las diferentes clases de cobertura terrestre y uso. Las clases en el campo fueron: área urbana, suelo expuesto, pasto, sabana y el agua. Los resultados mostraron que la clasificación general de la imagen tenía un valor razonable, lo que indica que una precisión global de 57.50%, lo que indica una mayor necesidad de recolección de muestras para la zona. El índice Kappa, cuando observó por clase, presentó valores bajos para las áreas de suelo expuesto y pastos (14% y 30%), muy bajos índices de Kappa fueron obtenidos mostrando que el muestreo era insuficiente para la clasificación de la respuesta espectral de estas características. El área urbana y las clases de agua (50% y 54%) tenían valores de Kappa mediales para sus características en lo referente a muestreo para la clasificación de la respuesta espectral. Sin embargo, la clase de caatinga era el único que presentó valor representativo según el índice Kappa (77%). Para futuros estudios, se recomienda utilizar plataformas de sensores orbital que tienen una mayor resolución espacial, espectral y temporal.

Palabras clave: Geotecnologías, plataformas orbitales, clasificación de imágenes

1. INTRODUÇÃO

A vegetação é uma das componentes da paisagem mais prejudicada pela ação antrópica, dessa forma o conhecimento de sua distribuição espacial e dinâmica é de suma importância na tomada de decisões que visem à conservação do ambiente natural e o planejamento das ações humanas no espaço (ANDRADE et al., 2003). A baixa taxa de evaporação em ambientes urbanos que por sistemas de drenagem, retirada da vegetação e a pavimentação das superfícies, é o maior fator responsável pelo aumento das temperaturas do ar durante o dia (TAHA, 1997).

Com a evolução do sensoriamento remoto na obtenção de informações terrestres com alta precisão e baixo custo, possibilitaram que as ações humanas pudessem ser melhor monitoradas. A classificação é uma técnica de análise muito utilizada para o processamento de imagens de sensores remotos. A classificação supervisionada é realizada quando existem regiões da imagem em que o usuário dispõe de informações da

área de estudo, que é obtido por intensos trabalhos de campo (SCHOWENGERDT, 1997), que permitem a identificação dos tipos específicos de cobertura do solo.

Dentre os algoritmos de classificação existentes, os mais utilizados são o K-means, o paralelepípedo, ISODATA, ou Máxima Verossimilhança (MAXVER) e mínima distância (SUN et al., 2013). Os classificadores espectrais são categorizados em métodos paramétricos e não paramétricos. O MAXVER é um classificador paramétrico, que assume uma distribuição espacial de probabilidade, normalmente uma distribuição de Gauss, dos dados analisados, determinando os parâmetros como média e matriz de covariância com base nos dados de treinamento.

Segundo Eastman (1999), no classificador por MAXVER, a distribuição dos valores de refletância em uma área de treinamento é descrita por uma função de densidade de probabilidade, desenvolvida com bases na estatística Bayesiana. Este classificador avalia a probabilidade de um determinado pixel pertencer a uma categoria e classifica o pixel para a categoria a qual ele tem a maior probabilidade de associação.

A utilização de técnicas de Sensoriamento Remoto constitui uma poderosa ferramenta para realizar o planejamento de uma unidade ambiental. Os mapeamentos obtidos com auxílio de técnicas de Sensoriamento Remoto podem integrar toda a região de estudo, podendo ademais utilizar metodologias adaptadas às condições específicas de cada área. As informações obtidas através de imagens de sensoriamento remoto são de extremo valor para diversas e importantes aplicações, entre as quais destacam-se a avaliação de desflorestamentos e reflorestamentos, a análise de cobertura do solo, o suporte à previsão de safras, o monitoramento ambiental, entre outros. Atualmente grande parte da superfície terrestre encontra-se imageada, por satélites como o LANDSAT (americano) e o SPOT (francês) (CONCEIÇÃO, 2014).

De acordo com Strain e Engle (1993) as observações colhidas pelo satélite Landsat auxiliam na estimativa de safras agrícolas e no monitoramento de áreas florestais e de pastagens. Ainda auxiliam no levantamento de erosão e umidade do solo, na avaliação de secas, no mapeamento de planícies aluviais, em pesquisas de novas jazidas de petróleo e minérios, na diferenciação dos padrões de circulação das correntes oceânicas e em estudos dos habitats naturais da vida selvagem e problemas de poluição.

Estudos relacionados com morfometria aplicado a áreas de manejo de bacias hidrográficas e análises hidromorfológicas por meio do MDE (Modelo Digital de Elevação) estão sendo por inúmeros fatores citados constantemente no meio acadêmico, pois as rotinas geradas nos aplicativos computacionais dos softwares (ArcGIS, ERDAS IMAGINE, ENVI e outros), que disponham de tais funções e ferramentas tornam esses estudos mais práticos e confiáveis estatisticamente na obtenção de dados (SANO et al., 2005; COSTA et al., 2010; MEDEIROS et al., 2011; SILVA et al., 2014).

Trabalhos realizados por Silva et al. (2014) reforçam a importância do uso de técnicas de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto aplicado a análise da caracterização física de bacias hidrográficas.

Os usos de algumas bandas espectrais do sensor TM são importantes para caracterização dos índices de vegetação, temperatura da superfície e mudança da paisagem, o que diminui com isso, o volume analisado de dados, já que todas as informações que se referem a paisagem se resumem a um valor numérico (ANJOS et al., 2013).

Esse trabalho tem por objetivo, avaliar o uso do algoritmo de classificação MAXVER na cidade de Quixeramobim, situada na região Sertão Central do Ceará, a partir de informações coletadas em campo de diferentes feições de usos e cobertura do solo.

2. METODOLOGIA

2.1. Caracterização da área de estudo

A área de estudo compreende o município de Quixeramobim situado na Região Nordeste do Brasil (Figura 1) com área de aproximadamente 3.275,84 km². Quixeramobim localiza-se entre as coordenadas

5°11'57" de latitude Sul e 39°17'34" de longitude WGr. Apresenta uma população de 71.887 habitantes em 2010, já para o ano de 2014 a estimativa foi de 76.389 habitantes segundo o IBGE. O município fica localizado a 183 km de Fortaleza (em linha reta). A via de acesso, vindo da Capital do Estado, é a rodovia BR – 116 seguida da BR – 122 até o município de Quixadá onde se acessa a CE - 060 até o município de Quixeramobim.

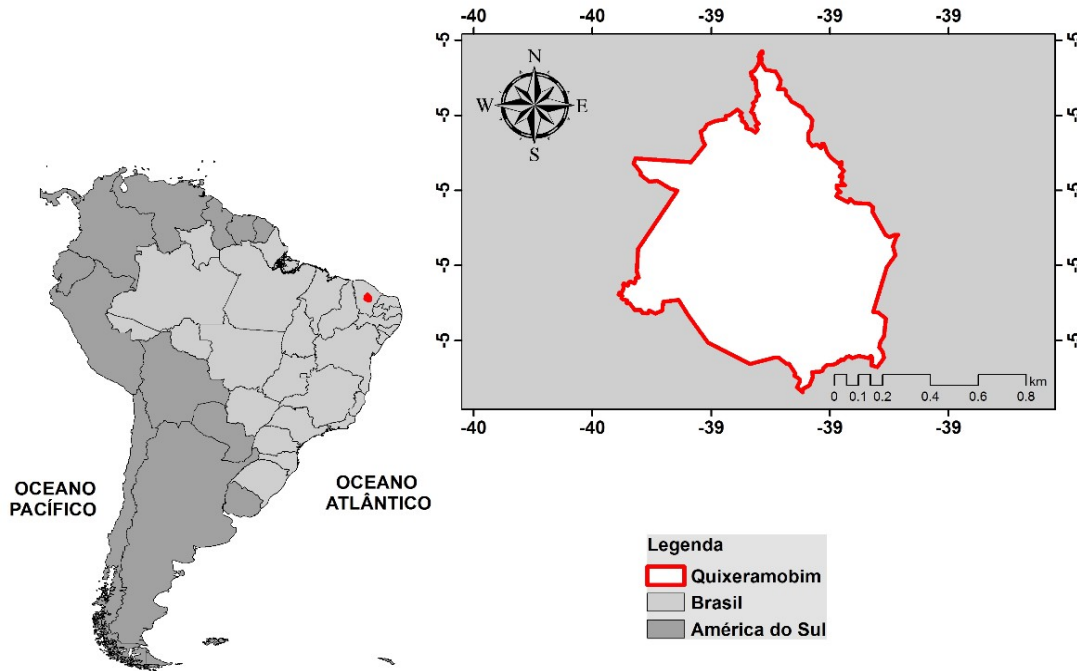


Figura 1. Localização geográfica da área de estudo.

A figura 2 ilustra a distribuição mensal de precipitação no município de Quixeramobim, de 1961-1990 por meio do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Observa-se que a menor ocorrência de chuvas no município foi registrada entre os meses de agosto a dezembro, com alturas pluviométricas entre 7,0 a 16,1mm, respectivamente, ao passo que o maior valor foi registrado em abril com total de 189,0mm, ressaltando uma alta variabilidade que pode ser observada no período seco e chuvoso. Destaca-se a precipitação anual do período analisado com média de 857,7mm.

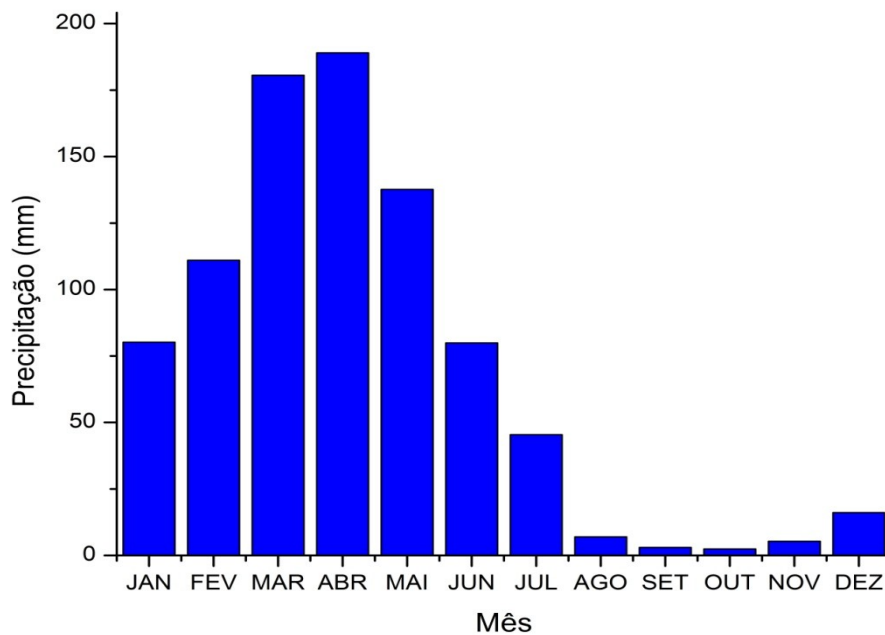


Figura 2: Distribuição da Precipitação Pluviométrica em Quixeramobim – CE
 Fonte: Normais Climatológicas INMET (1961-1990).

2.2. Técnicas de Sensoriamento Remoto Orbital

Para o estudo, utilizou-se uma imagem do satélite LANDSAT-8, obtida pelo sensor *Operacional Terra Imager* (OLI_TIRS), através do site <http://glovis.usgs.gov/> (USGS, 2014). As imagens obtidas por este sensor consistem de nove bandas multiespectrais com resolução espacial de 30 metros (bandas de 1 a 7 e 9) e uma banda pancromática com resolução espacial de 15 m (banda 8). Foram utilizadas duas cenas e para a junção das mesmas em uma única imagem aplicou-se no software ERDAS IMAGINE 2014 a ferramenta *Mosaic*. O tamanho aproximado de cada uma das cenas é de 170 km ao norte-sul por 183 km a leste - oeste, ambas correspondentes a setembro de 2014.

A identificação do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Quixeramobim - CE ocorreu a partir da interpretação de imagens obtidas pelo sensor *Operational Land Imager* (OLI) do satélite Landsat 8, disponibilizadas pelo site da *United States Geological Survey* (USGS). A sequência metodológica utilizada no estudo está apresentada na figura 3.

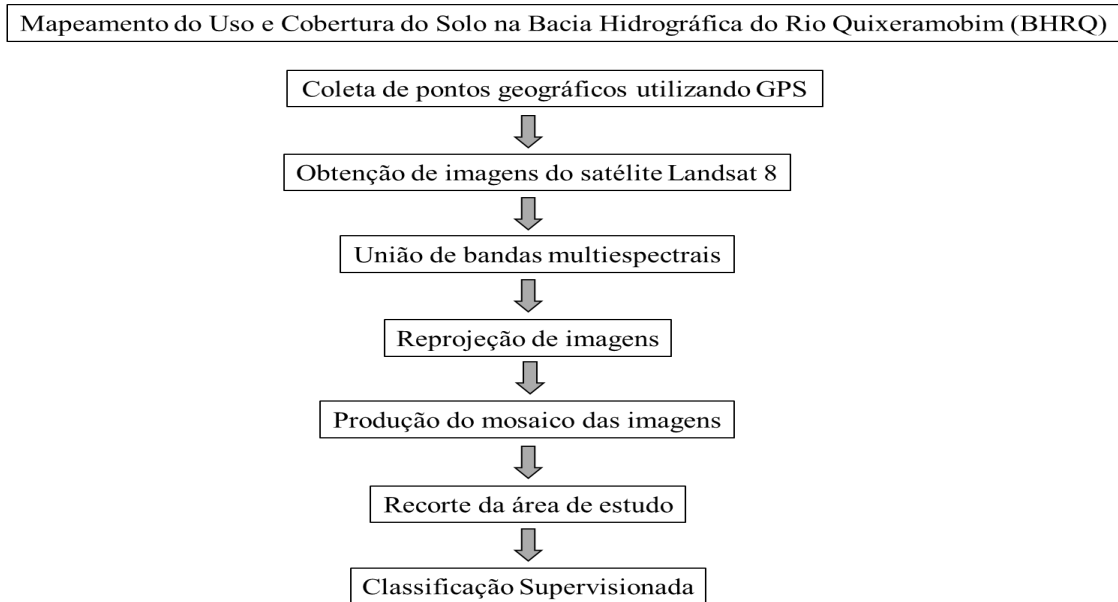


Figura 3: Etapas desenvolvidas para o uso e cobertura do solo na área de estudo por meio de imagem orbital Landsat-8 / OLI – TIRS.

A primeira etapa do trabalho consistiu na coleta de pontos geográficos com uso do receptor GPS e complementadas a partir de imagens de alta resolução (Google Earth), referentes as classes de estudo no município de Quixeramobim, Ceará tais como: área urbana, solo exposto, pastagem, caatinga e água.

A segunda etapa consistiu na busca por cenas do sensor OLI do satélite landsat 8, da área de abrangência da BHRQ, no serviço *web* do *United States Geological Survey* (USGS). Como a área de estudo se encontra entre duas cenas adjacentes (de órbita 217 e postos 63 e 64), buscou-se cenas geradas em datas próximas. As cenas escolhidas foram do mês de setembro de 2014. As cenas de órbita foi imageada no dia 22 de setembro de 2014.

A terceira etapa consistiu da união das bandas multiespectrais da plataforma Landsat-8. Foi realizado a união das bandas do sensor OLI (bandas 1 a 7 e 9); sendo a banda 1 (ultra-azul) que é útil para estudos costeiros e aerossol, a banda pancromática de resolução de 15 m (banda 8), a banda 9 (cirrus) útil para detecção de nuvens assim como, as faixas térmicas (bandas 10 e 11) pertencentes ao sensor ou instrumento TIRS, úteis no fornecimento de temperaturas de superfícies mais precisas com resolução espacial de coleta de dados de 100 m.

A quarta etapa consistiu da realização da reprojeção das imagens Landsat-8. Esse procedimento se faz necessário pois as imagens estão orientadas ao norte verdadeiro, tornando-se essencial reprojeta-las do seu atual sistema de projeção cartográfica para um novo sistema de projeção. Após esse procedimento que configura-se com outros procedimentos do Processamento Digital de Imagem (PDI), podemos espacializar corretamente as informações geográficas da área de estudo. Ou seja, sem a reprojeção, os pontos coletados em campo por GPS não seriam alocados em suas devidas classes. Ocorreria que em vez de trabalharmos com uma cena Landsat-8 na Projeção/Datum WGS1984 UTM Zone 24 S ao qual pertence a área de estudo, iríamos trabalhar com a mesma cena obtida do Landsat-8 na Projeção/Datum WGS1984 UTM Zone 24 N projetada fora da área de estudo da BHRQ.

A quinta etapa foi a produção dos mosaicos para cada uma das bandas espectrais e para a banda pancromática. Esta etapa teve como objetivo unir os dois recortes de cenas vizinhas dentro do espaço

geográfico, definindo a área de estudo no município de Quixeramobim, Ceará. Após a confecção do mosaico na etapa anterior, procedeu-se com o recorte da área do município delimitando-o e separando-o dos demais municípios circunvizinhos imageados na mesma cena.

A **sexta e última etapa** consistiu na classificação supervisionada que segundo Rosa (2007), refere-se à interpretação de imagens de sensoriamento remoto com auxílio de processos computacionais que em grande parte, seguem exclusivamente a detecção de assinaturas espectrais das classes de cobertura da terra. A classificação supervisionada seguiu etapas de definição de classes de uso e ocupação de solo, em seguida a definição de amostras de treinamento, e finalizando com a aplicação do algoritmo de classificação máximo verossimilhança (MAXVER).

2.3. Coleta de campo com uso do GPS (*Global Positioning System*)

Foram coletados 73 pontos coordenados no município cearense de Quixeramobim, amostrando as diferentes classes de uso e cobertura do solo nas imediações da BHRQ. As classes amostradas em campo foram área urbana, solo exposto, pastagem, caatinga e água (Tabela 1). Segundo Congalton (1992), a coleta de dados que representa a real situação de campo na época da obtenção da imagem, é uma parte essencial de qualquer projeto de classificação e mapeamento envolvendo dados obtidos por meio de sensoriamento remoto. Esses dados são usados para verificar a acurácia da classificação, bem como detectar distinção entre classes e aperfeiçoar o processo de refinamento da classificação.

O levantamento em Quixeramobim foi realizado através do GPS (GARMIN Etrex LEGEND Cx), e anotações em caderneta de campo correspondentes ao mês de Maio de 2013.

Tabela 1. Classes definidas para a área de estudo

Classe	Nº de Pontos (GPS)	Descrição
Área urbana	30	Área compreendida ao perímetro urbano
Solo exposto	18	Área anteriormente ocupada por um açude que foi soterrada para construção de residências
Pastagem	17	Pastagem composta por capim Mombaça
Caatinga	8	Vegetação nativa em estágio de sucessão primária
Água	Google Earth	Açude

2.4. Classificação Supervisionada

Para a avaliação da concordância entre a verdade de campo e o mapa temático, foi utilizado o índice Kappa (Equação 1) (MOREIRA, 2001). Os valores de Kappa variam de 0 a 1 (Tabela 2), onde valores próximos a 1 sugerem um processo de classificação altamente eficiente (LANDIS e KOCH, 1977).

Tabela 1. Nível de exatidão de uma classificação, conforme o valor de índice Kappa (LANDIS; KOCH, 1977)

Índice Kappa (K)	Qualidade
< 0	Péssimo
0 - 0,20	Ruim
0,20 - 0,40	Razoável
0,40 - 0,60	Moderado a Bom
0,60 - 0,80	Muito Bom
0,80 - 1,00	Excelente

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r (X_{i+} * X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (X_{i+} * X_{+i})} \quad (1)$$

em que,

K = índice de exatidão Kappa;

r = número de linhas da matriz;

X_{ii} = número de observações na linha i e coluna j;

X_{i+} e X_{+i} = totais marginais da linha i e coluna j, respectivamente;

N = número total de observações.

2.5. Regra de decisão do algoritmo

Sendo M_c o vetor das médias para cada classe c, V_c a matriz de covariância da classe c contemplando todas as bandas (k, ..., L) e x o vetor de medidas dos pixels desconhecidos (Equação 2).

$$\begin{bmatrix} VN_{ij1} \\ VN_{ij2} \\ \vdots \\ VN_{ijn} \end{bmatrix} = x$$

em que N é o n° de bandas

$$\cdot$$

Assinale x à classe c se e somente se:

$$P_c \geq P_i$$

em que,

i = 1, 2, 3, ..., m possíveis classes;

P_c = probabilidade de vetor x ser assinalado à classe c;

P_i = probabilidade do vetor x ser assinalado a qualquer outra classe.

A função de densidade de probabilidade é dada a seguir:

$$P_c = [-\log_e(\det(V_c))] - [0,5(X-M_c)^T(V_c)^{-1}(X-M_c)] \quad (2)$$

em que, $\det(V_c)$ é o determinante da matriz de covariância V_c . Portanto, para classificar o vetor x, a regra de decisão de máxima verossimilhança computa o valor P_c para cada classe e assinala o pixel à classe que possua o maior valor. A equação acima considera que as classes sejam equiprováveis no terreno. No entanto, em muitas aplicações de sensoriamento remoto existe uma alta probabilidade de se encontrar algumas classes

mais frequentemente que outras, por exemplo, residencial (20%), pântano (30%), floresta (10%), etc. Assim esperaria encontrar mais pixels sendo classificados como pântano porque ele é mais dominante no terreno. É possível incluir esta informação a priori no processo de decisão atribuindo pesos a cada classe c , de acordo com a sua apropriada probabilidade a priori, a_c . Assim, a equação torna-se: Assinale x à classe c se e somente se:

$$P_c(a_c) \geq P_i(a_c)$$

em que,

$i = 1, 2, 3, \dots, m$ possíveis classes.

$$P_c(a_c) = \log_e(a_c) - [0,5 \log_e(\det(V_c))] - [0,5(X - M_c)^T(V_c)^{-1}(X - M_c)]$$

Esta lei de decisão é idêntica à decisão da máxima verossimilhança, exceto que ela não assume que cada classe tem igual probabilidade. A probabilidade a priori tem sido usada com sucesso como um meio de incorporar os efeitos de deslocamento e outras características do terreno na melhoria da exatidão da classificação.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nas Tabelas 3 e 4 são apresentados os resultados da matriz de erros e índice Kappa da imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança. A matriz de erros (Tabela 3) mostra que as classes pastagem e caatinga em menor acerto, isto pode ser atribuído a confusão com a classe de solo exposto.

Tabela 3. Matriz de erros da imagem Landsat 8 classificada pelo algoritmo da máxima verossimilhança.

Classes	Referência	Classificado	Número	Precisão do Produtor	Precisão do
	Total	Total	Correto		Usuário
Área Urbana	2	4	2	100.00%	50.00%
Solo Exposto	51	116	37	72.55%	31.90%
Pastagem	8	16	5	62.50%	31.25%
Caatinga	172	95	89	51.74%	93.68%
Água	7	9	5	71.43%	55.56%
Total	240	240	138		

Acurácia Geral da Classificação = 58%

O índice Kappa (Tabela 4) estimado para imagem classificada utilizando o algoritmo da máxima verossimilhança apresentou um acerto de aproximadamente 30%, sendo este valor considerado razoável segundo Landis e Koch (1977).

Tabela 4. Resultados do índice Kappa da imagem Landsat 8 classificada pelo algoritmo da máxima verossimilhança.

Classes	Kappa/Classe
Área Urbana	0,4958
Solo Exposto	0,1352
Pastagem	0,2888
Caatinga	0,7771
Água	0,5422
Kappa Global	0,3035

O resultado representativo da classificação geral da imagem teve um valor razoável, indicando que uma acurácia global de 57,50% necessita de um maior número de amostras para classificação desta imagem. A baixa amostragem leva o algoritmo a alocar pixels em classes indevidas, aumentando a imprecisão da classificação (Figura 04).

O índice Kappa, quando observado por classe, apresentou valores baixos para áreas de solo exposto e pastagem (14% e 30%), obtiveram baixíssimos índices Kappa mostrando que a amostragem foi inadequada para classificação da resposta espectral destas feições. As classes área urbana e água (50% e 54%) apresentaram valores medianos de Kappa para suas feições em relação à amostragem para a classificação de sua resposta espectral. No entanto, a classe caatinga foi a única que apresentou valor representativo de acordo com o índice Kappa (77%).

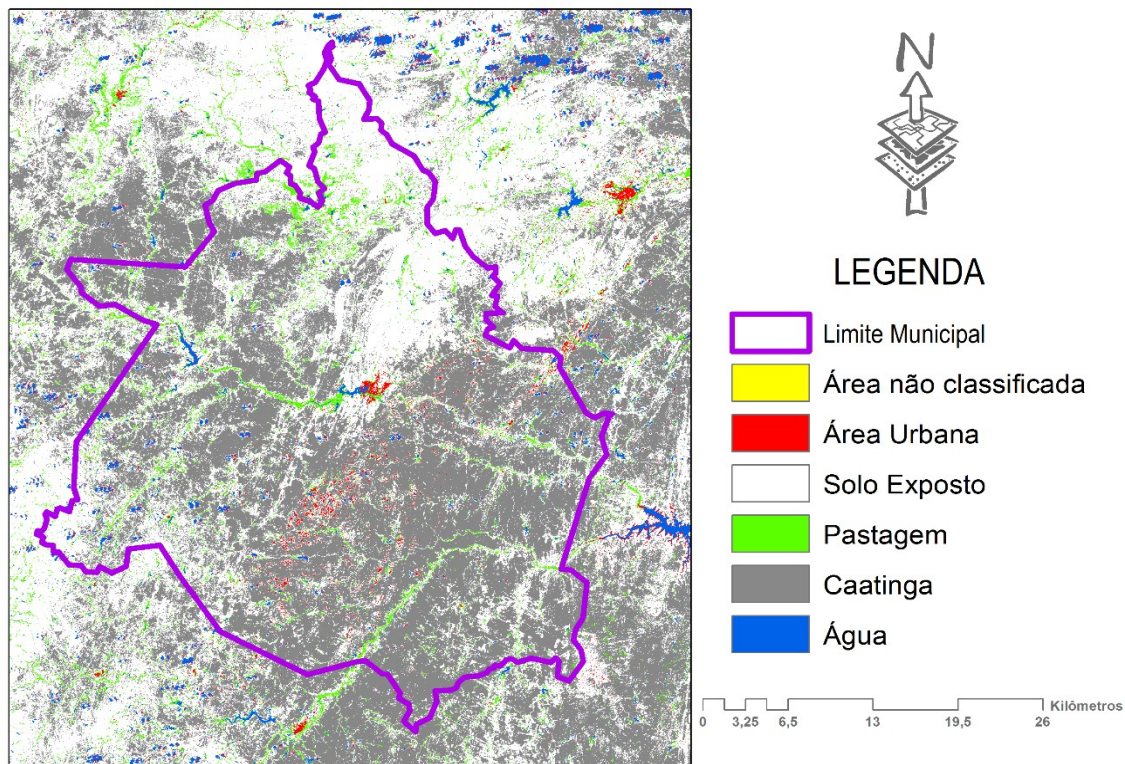


Figura 4. Imagem resultante da classificação supervisionada com o algoritmo Máxima Verossimilhança para o município de Quixeramobim, Ceará, Brasil.

De acordo com Almeida et al. (2011), o conhecimento de áreas classificadas como as áreas deste trabalho em Quixeramobim e a sua distribuição espacial, são primordiais para a compreensão da essência de sua relação com as formas de ocupação, tendo em vista que o grau de intensidade desses processos será responsável pela maior ou menor degradação do meio.

Em um estudo de classificação automática no Bioma Caatinga, os autores Souza et al. (2013) comentam que mapear áreas, ou seja, utilizar mapas do uso e cobertura da terra, são essenciais para estudos de gestão ambiental, em avaliação de biodiversidade e que poderá auxiliar na adoção de políticas públicas. Sua grande vantagem é que para o seu cálculo não se incluem somente os elementos da diagonal principal e sim todos os elementos da matriz de erro (Moreira, 2001).

4. CONCLUSÕES

O algoritmo máximo verossimilhança ou maximum likelihood mostrou-se inadequado para classificação de imagens orbitais a partir de informações coletadas em campo, assinalando os tipos de uso e

cobertura do solo para o município de Quixeramobim, Ceará, Brasil.

Mesmo utilizando boa resolução espacial e espectral da imagem em estudo, o baixo índice Kappa Global gerado pela acurácia demonstra que para aumentar a eficiência do classificador na área de estudo, deve-se aumentar a amostragem em campo das feições.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, A. S.; SANTOS, R. L.; CHAVES, J. M. Mapeamento de uso e ocupação do solo no Município de Jeremoabo-BA: uso do Algoritmo Máxima Verossimilhança (Maxver). Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, v. 15, p. 7255-7262.2011.

ANDRADE, A. C.; FRANCISCO, C.; ALMEIDA, C. M. Desempenho de classificadores paramétrico e não paramétrico na classificação da fisionomia vegetal. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 1, n. 66, 2014.

ANJOS, A. W.; DELGADO, R. C.; OLIVEIRA JUNIOR, J. F.; GOIS, G.; MORAES, N. O. Temperatura da superfície continental associada a eventos meteorológicos na cidade do Rio de Janeiro, RJ. **Enciclopédia Biosfera**, v. 9, p. 3692-3707, 2013.

CONCEIÇÃO, L. A. B. S. Diagnóstico Ambiental através do uso de técnicas de sensoriamento remoto como apoio para o planejamento de unidades administrativas: o caso de Osório, RS. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto. 2004.

COSTA, C. A. G., DOS SANTOS TEIXEIRA, A., DE ANDRADE, E. M., MACÍLIO, A., DE LUCENA, P., DE CASTRO, M. A. H. Análise da influência vegetacional na altimetria dos dados SRTM em bacias hidrográficas no semi-árido. **Revista Ciência Agronômica**, v. 41, n. 02, p. 222-230, 2010.

EASTMAN, J. R. **Idrisi for Windows**. Versão 2.0. Worcester, MA: Clark university, 1999.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (INMET). <http://www.inmet.gov.br/>. Acessado em: 30/10/2015.

LANDIS, J.; KOCH, G. G. The measurements of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v.33, n.3, p.159-179, 1977.

MEDEIROS, L. C., FERREIRA, N. C., FERREIRA, L. G. Avaliação de modelos digitais de elevação para delimitação automática de bacias hidrográficas. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 61, 2011.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos de Sensoriamento Remoto**. São José dos campos-SP: INPE, 2001.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. Viçosa, MG: UFV, 4ª edição, 2009, 320 p.

SANO, E. E., LIMA, J. E., SILVA, E. M., OLIVEIRA, E. C. Estimativa da variação na demanda de água para irrigação por pivô-central no Distrito Federal entre 1992 e 2002. **Engenharia Agrícola**, v. 25, n. 2, p. 508-515, 2005.

SILVA, G. C. M.; JUNIOR, N. P. C.; SILVA, F. M. Caracterização do uso da terra no município de Areia Branca-RN, por técnicas de sensoriamento remoto. **Geociências**, São Paulo, UNESP, v. 33, n. 2, p.314-329, 2014.

SOUSA, B. F. S.; dos Santos Teixeira, A.; de Andrade, E. M.; de Souza Braga, A. P. Avaliação de classificadores baseados em aprendizado de máquina para a classificação do uso e cobertura da terra no bioma Caatinga. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 2, n. 62, p. 385-399, 2013.

STRAIN, P.; ENGLE, F. **Imagens da Terra**. São Paulo: Klick, 1993.

SCHOWENGERDT, R. A. **Remote sensing, models and methods for image processing**, 2ed. San Diego, USA: Academic Press,



1997. 522p.

SUN, J., YANG, J., ZHANG, C., YUN, W., QU, J. Automatic remotely sensed image classification in a grid environment based on the maximum likelihood method. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 58 n.3, 573-581, 2013.

TAHA, H. Urban climates and heat islands: albedo, evapotranspiration, and anthropogenic heat. **Energy and Buildings**, n. 25, p. 99-103, 1997.