

ANÁLISE DIGITAL DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO DO SISTEMA CBERS UTILIZANDO CLASSIFICADORES FUZZY C- MÉDIAS PARA APLICAÇÕES AMBIENTAIS

Trabalho de Conclusão de Curso

Engenharia da Computação

George Arthur Silva
Orientador: Prof. Wellington Pinheiro dos Santos



UNIVERSIDADE
DE PERNAMBUCO

George Arthur Silva

**ANÁLISE DIGITAL DE IMAGENS DE
SENSORIAMENTO REMOTO DO
SISTEMA CBERS UTILIZANDO
CLASSIFICADORES FUZZY C-
MÉDIAS PARA APLICAÇÕES
AMBIENTAIS**

Monografia apresentada como requisito parcial para obtenção do diploma de Bacharel em Engenharia da Computação pela Escola Politécnica de Pernambuco – Universidade de Pernambuco.

Recife, dezembro de 2008.

*Dedico este trabalho aos meus pais, a minha
madrinha, e especialmente a Gabriela.*

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, pelo sopro divino, o qual me trouxe a vida e deu a possibilidade de lutar pelos meus objetivos. Agradeço também aos meus pais e a minha madrinha, que muito contribuíram com esta etapa de minha vida. Agradeço de uma forma bastante especial a grande amiga Gabriela pela amizade incondicional, o carinho e a presença ao meu lado, onde me deu forças e incentivo mesmo quando ninguém acreditava que eu ia conseguir. Sem Gabriela muitas dessas conquistas não teriam sido materializadas. Agradeço também a Victor (*vitoca*) pela ajuda na revisão, a Rubens (*peitinho*) pelas dúvidas que tirou com o Spring e a todos que, de alguma forma, contribuíram em toda a minha vida acadêmica na Poli. Serei sempre grato e lembrarei eternamente de vocês, pois amigos são dádivas que conquistamos em nossas vidas.

Agradeço imensamente ao Prof. Wellington Pinheiro, pela paciência, pela dedicação, pela amizade e por tudo que contribuiu para a brilhante orientação que recebi. Muito Obrigado, professor!

Gostaria de agradecer aos professores do DSC por passarem não apenas o conhecimento, mas também lições de vida, ética, para que sejamos não apenas profissionais, mas cidadãos e tenhamos esses valores preciosos que nossa sociedade tanto carece. Gostaria de agradecer a amizade, o companheirismo e o diálogo que proporcionou ter uma relação de amizade com alguns dos mestres que contribuíram para a minha formação. Saibam que sou imensamente grato a vocês.

Obrigado a toda a sociedade, por ter me dado a oportunidade de cursar uma graduação em uma universidade pública de qualidade.

Por fim, gostaria de dizer que essa conquista tem um pouco de cada um de vocês.

Resumo

Este trabalho tem por finalidade fazer um estudo comparativo entre a versão clássica do algoritmo de classificação *Fuzzy C-Médias* e a versão Objeto-Dado do mesmo, quanto ao seu uso na classificação de imagens de Sensoriamento Remoto. A finalidade é tentar destacar qual versão do algoritmo melhor se destaca na tarefa de identificação de objetos (tais como: rios, pastagens, solo, etc.) presentes nas imagens que foram capturadas pelo sensor *CCD* do satélite *CBERS – 2B*. Nessas imagens são usadas as duas versões do algoritmo *Fuzzy C-Médias* para efetuar uma comparação entre os diferentes índices *RMSE* que são gerados após cada execução do algoritmo na imagem com um determinado valor para o fator de fuzzyficação. Através da análise dos diversos valores de *RMSE*, espera-se encontrar qual dos dois algoritmos possui um melhor desempenho em uma determinada situação. Para o estudo foram usadas imagens do município de Lago Grande, um grande produtor de vinho do estado de Pernambuco. Essas imagens são quantizadas pela versão clássica do *Fuzzy C-Médias* com algumas diferenças nos fatores de fuzzyficação. O mesmo é feito na versão Objeto-Dado do algoritmo. Após isso, são comparados os valores com a finalidade de destacar a versão que gerou o melhor resultado em comparação com a outra. Para avaliar os resultados foi usado o índice *RMSE* como estimador da distorção de quantização. Os resultados obtidos mostraram que o desempenho dos algoritmos depende do ajuste do expoente de fuzzyficação e do tipo de imagem que é utilizada.

Abstract

The main goal of this work is a comparative study between two versions of Fuzzy C-Medias algorithm, the classical version and the Object-Data version on Remote Sensing image processing. The objective is to show which algorithm is better to identify objects in the images (as rivers, cultures, houses, etc.) that are captured through the CCD sensor of the CBERS – 2B satellite. Both versions of C-Means are used on these images to do a comparison between the different RMSE index built after the execution of the algorithm in the image with a value of fuzziness factor. The different values of RMSE show what algorithm has the best performance. To this study images from Lagoa Grande (a big wine producer from Pernambuco) are used. These images are processed with the classical version of C-Means and with different fuzzyness values, after that, the images will be processed with the Object-Data version of C-Means and the results will be compared. The results show that the performance of these algorithms depends of the fuzzyness exponent adjustment and the kind of image used.

Sumário

Resumo	i
Abstract	ii
Sumário	iii
Índice de Figuras	v
Capítulo 1 Introdução	7
1.1 Características dos Sistemas baseados em Sensores	8
1.2 Definição	10
1.3 Influência da Atmosfera	11
1.4 Características do Comportamento do Espectro dos Principais Objetos	12
1.5 Tipos de dados	13
1.6 Programa CBERS	14
1.7 Câmeras Imageadoras do CBERS – 2B	15
1.8 Aplicações do Sensoriamento de Imagens	15
Capítulo 2 Classificação Não-Supervisionada <i>Fuzzy C-Médias</i>	18
2.1 Algoritmo Fuzzy C-Médias	19
2.2 Problemas com o Fuzzy C-Médias	22
2.3 Estratégia Objeto-Dado	22
2.4 Estratégia de Dados-Relacionais	23

Capítulo 3 Estudo de Caso: Análise das imagens da região de Lagoa Grande - PE	26
3.1 Materiais e Métodos	26
3.2 Área Imageada	26
3.3 Métodos de Classificação	32
3.4 Conclusão	41
Capitulo 4	42
Conclusões e Trabalhos Futuros	42
4.1 Conclusões Gerais	42
4.2 Dificuldades encontradas	42
4.3 Sugestões de Trabalhos Futuros	43
Bibliografia	44

Índice de Figuras

Figura 1.	Nuances da reflexão da Radiação Eletromagnética em um objeto [2] ...	7
Figura 2.	Sistema baseado em Sensor [1].....	9
Figura 3.	Níveis de coleta de dados dos sensores [28].....	10
Figura 4.	Reflexão especular e reflexão difusa [8].....	13
Figura 5.	Áreas de colheita de cana com fogo e com fogo [10].....	17
Figura 6.	Imagem de pontos de desmatamento (destaques em ciano) [11].....	17
Figura 7.	Classificação de pessoas quanto à altura [17].....	19
Figura 8.	Visão geral da área imageada.....	27
Figura 9.	Visão mais detalhada da área imageada.....	28
Figura 10.	Banda Pancromática (banda 1) do sensor CCD.....	28
Figura 11.	Banda Azul (banda 2) do sensor CCD.....	29
Figura 12.	Banda Verde (banda 3) do sensor CCD.....	29
Figura 13.	Banda Vermelha (banda 4) do sensor CCD.....	29
Figura 14.	Banda Infravermelha Próxima (banda 5) do sensor CCD.....	30
Figura 15.	Composição R3 G4 B2.....	30
Figura 16.	Composição R4 G3 B2.....	31
Figura 17.	Composição R2 G3 B4.....	31
Figura 18.	<i>Fuzzy C-Médias</i> , com o expoente $m = 0,5$	33
Figura 19.	<i>Fuzzy C-Médias</i> , com o expoente $m = 1,5$	34

Figura 20.	<i>Fuzzy C-Médias</i> , com o expoente $m = 2,0$	35
Figura 21.	<i>Fuzzy C-Médias</i> , com expoente $m = 4,0$	35
Figura 22.	<i>Fuzzy C-Médias</i> , com expoente $m = 6,0$	36
Figura 23.	<i>Fuzzy C-Médias</i> , com $p = 2,0$	37
Figura 24.	<i>Fuzzy C-Médias</i> , com $p = 4,0$	38
Figura 25.	<i>Fuzzy C-Médias</i> , com $p = 6,0$	38

Capítulo 1

Introdução

De acordo com a Lei da Conservação da Energia, quando a Radiação Eletromagnética incide sobre uma superfície, parte dela é absorvida, parte é refletida e parte é refratada. As proporções que cada interação irá sofrer dependem de fatores ambientais e diversos de um determinado objeto de estudo [1]. Um exemplo clássico seria analisar a quantidade de energia de uma planta que foi submetida a situações anormais, tais como: desequilíbrio nutricional ou algum efeito climático adverso. Podem existir algumas perturbações nessa análise que foram geradas por essas condições anormais, o que não reflete o real estado do objeto em estudo.

Objetos semelhantes possuem comportamentos similares diante da incidência da Radiação Eletromagnética, assim, com o conhecimento do comportamento espectral da radiação emitida e/ou refletida, podemos identificar, com base nas semelhanças do comportamento espectral, objetos diferentes na superfície terrestre [1]. A Figura 1 apresenta a idéia da medição da radiação eletromagnética de um objeto com base no comprimento de onda.

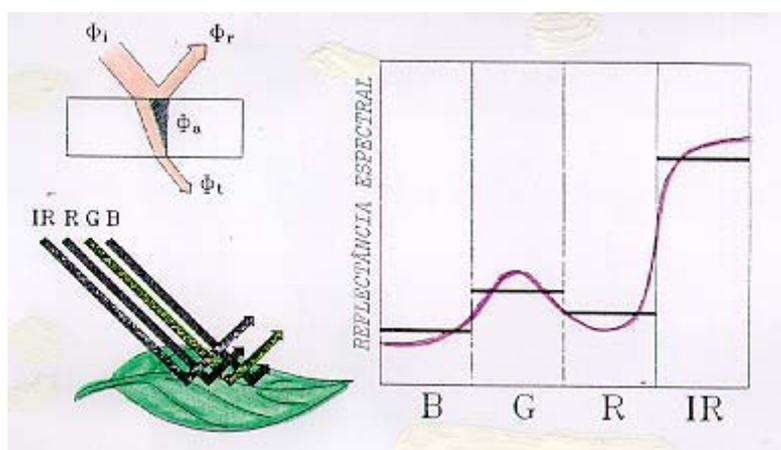


Figura 1. Nuances da reflexão da Radiação Eletromagnética em um objeto [2]

Para mensurar os níveis e a quantificação da radiação existentes nesses objetos, se faz necessário o uso de alguns processos. Esses processos se diferenciam em alguns pontos como: abrangência da medição e a forma com que ela é feita. Assim sendo, existem processos que utilizam o contato direto com o objeto a ser analisado. Através desse contato, são feitas medições, como por exemplo, se forem usados termômetros para mensurar a temperatura do concreto, tem-se, então, um contato direto entre o termômetro e o objeto a ser verificado, o concreto. Esses métodos onde se tem um contato direto entre o objeto a ser pesquisado e o sensor, tem uma melhor acuidade, comparando-se com uma forma de medição não direta, mas em compensação, é bastante limitado em termos de superfície, ou seja, caso seja necessária a medição de uma grande área, pode haver dificuldades neste processo. Então deve ser aplicado um método mais abrangente.

Para tentar sanar a dificuldade gerada pela pouca abrangência, foi desenvolvida uma técnica que não utiliza o contato com a superfície para efetuar medições, nesta outra técnica são usados instrumentos (sensores) que fazem a medição da energia refletida ou emitida pelos objetos sem a necessidade de tocá-los. Esse procedimento é denominado Sensoriamento Remoto ou Detecção Remota.

1.1 Características dos Sistemas baseados em Sensores

Um sistema que tem por base de funcionamento um sensor pode ser descrito como um sistema formado por:

- a) Coletor – componente óptico que tem a finalidade de captar o fluxo de energia e concentrá-lo no detector;
- b) Detector – componente feito de um material cujas propriedades elétricas variam ao absorver o fluxo de um sinal elétrico;
- c) Processador ou Amplificador – componente responsável pela amplificação do sinal gerado pelo detector. Também é função do processador a digitalização do sinal produzido pelo detector.

A Figura 2 mostra o esquema de um sistema baseado em sensor.

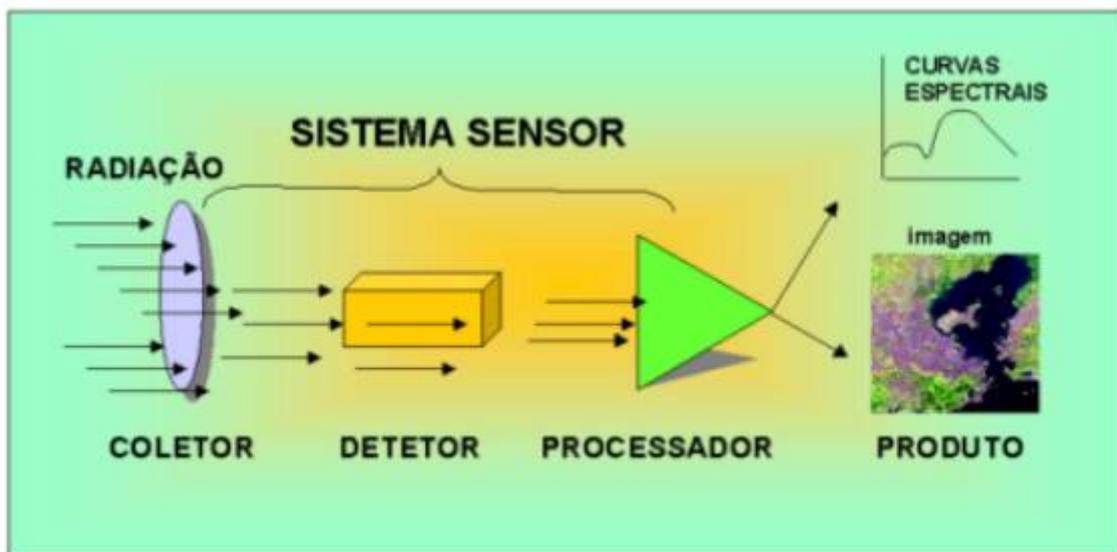


Figura 2. Sistema baseado em Sensor [1]

A Figura 2 mostra um sistema que pode se comportar tanto como um sistema imageador, quanto como um sistema não-imageador. Os sistemas imageadores fornecem como produto uma imagem da área em estudo e os sensores não-imageadores fornecem resultados em termos de gráficos ou números [2].

Os sistemas sensores podem ser mantidos no nível orbital, acoplados a satélites ou no nível sub-orbital, acoplados a aeronaves ou mantidos ao nível do solo, conforme a Figura 3.

No nível do solo, são usados radiômetros ou espectroradiômetros para obter as medições. No nível das aeronaves, as medições são efetuadas através dos sistemas sensores de varredura óptico-eletrônico, radar ou sistemas fotográficos, já no nível orbital, a obtenção dos dados é feita através de sistemas sensores que são acoplados a bordo de satélites artificiais. O sensoriamento neste nível permite um melhor monitoramento dos recursos naturais para grandes áreas da superfície terrestre [2].

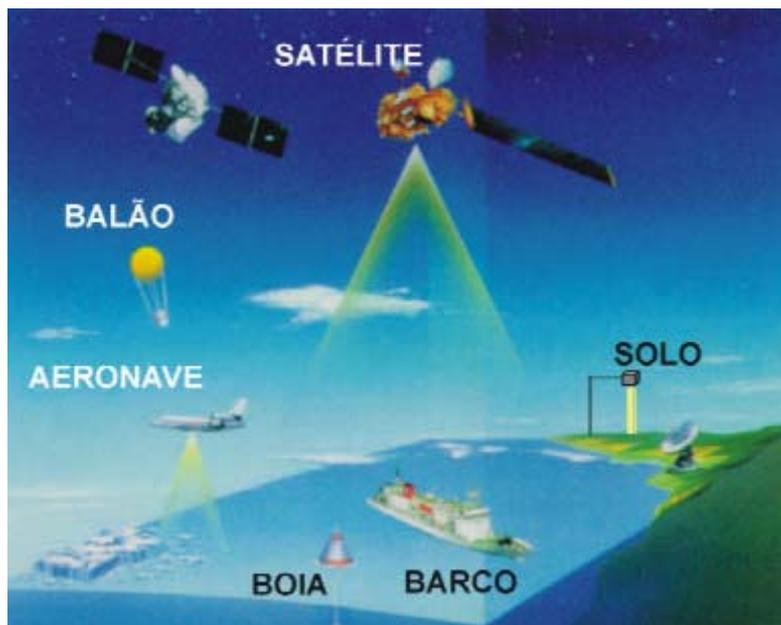


Figura 3. Níveis de coleta de dados dos sensores [28]

1.2 Definição

Define-se Sensoriamento Remoto (SR) como as atividades que possuem a finalidade de extrair informações dos objetos da superfície terrestre sem ter contato com eles. Ela se baseia na captura da energia refletida ou emitida pelos objetos na superfície terrestre; esta é a base de todo o processo de sensoriamento remoto [2]. Quando se fala em energia, refere-se à Radiação Eletromagnética (REM); é ela que funciona como o meio basilar de todo o processo [3]. Graças ao fato de a REM poder se propagar no vácuo, podemos ter elementos de sensoriamento no nível orbital (conforme explicação anterior). Duas características da REM são importantes para entender o Sensoriamento Remoto, elas são comprimento de onda e a frequência. O comprimento de onda é a duração de um ciclo de onda e pode ser medido como a distância entre cristas sucessivas; é medido basicamente em metros (m) ou em seus submúltiplos. A frequência refere-se ao número de ciclos de uma onda que passa por um ponto fixo em uma unidade de tempo, é medida em hertz (Hz), o que equivale a um ciclo por segundo [4].

Assim, ocorre uma proporção inversa entre eles, ou seja, quanto maior é o comprimento de uma onda, menos será a sua frequência e vice-versa.

A luz visível é uma onda eletromagnética que os olhos humanos (nossos “sensores remotos”) conseguem captar é uma pequena faixa visível de todo o espectro da REM. Então grande parte do espectro da Radiação Eletromagnética fica invisível aos olhos humanos, mas pode ser detectada com outros dispositivos de sensoriamento remoto. A Lei de Stefan-Boltzmann, também conhecida como Lei de Stefan, estabelece que a energia total radiada por unidade de área superficial de um corpo em uma unidade de tempo é proporcional à quarta parte de sua temperatura molecular [5]. Com base nesse princípio, aplicando o SR, podemos estimar a temperatura de vários objetos na Terra por meio de um satélite de Sensoriamento Remoto.

Outra lei importante para o processo de sensoriamento com base na REM é a Lei de Wien ou Lei do deslocamento de Wien. Esta lei afirma que existe uma relação inversa entre o comprimento de onda que produz um pico de emissão de um corpo e a sua temperatura, ou seja, quanto maior um corpo, menor é o comprimento de onda que ele emite [6].

1.3 Influência da Atmosfera

Atenuação atmosférica é o nome que se dá à influência da atmosfera nos dados do Sensoriamento Remoto, essa influência é devido à forma diferenciada com que a atmosfera terrestre se comporta diante dos diversos comprimentos de onda. De toda a REM que o sol emite somente 50% dela chega à superfície terrestre, principalmente devido à ação do ozônio e dos gases ionizados presentes na atmosfera [2].

Nessa interação entre a REM e a atmosfera, esta funciona como uma cortina que, dependendo do seu tecido, pode atenuar drasticamente a passagem da radiação [2].

Com base em [2], mais de 50% da energia solar está concentrada no espectro de 0,3 a 0,7 μm , ou seja, grande parte dessa energia atinge a superfície terrestre, mas grande parte de outras faixas de frequência de energia são quase totalmente absorvidas, principalmente pelo Ozônio, que protege a Terra contra os

efeitos nocivos dos raios ultravioletas. Essa característica contribui para a formação das Janelas Atmosféricas, que são as faixas de comprimento de onda onde a radiação é menos absorvida.

Assim, pode-se notar que os comprimentos de onda menores são mais afetados pela atmosfera terrestre, fazendo com que pouca radiação ultravioleta atinja a superfície o que é de fundamental importância para os seres vivos.

Esse comportamento do espectro é de fundamental importância para o êxito na escolha de uma determinada região do espectro a qual servirá para a aquisição de dados de SR.

1.4 Características do Comportamento do Espectro dos Principais Objetos

Como já citado, cada objeto possui um tipo de comportamento frente ao contato com a radiação eletromagnética, as principais características são:

- A vegetação sadia absorve uma alta quantidade de energia do espectro visível, essa radiação é capturada pela clorofila que a utiliza para fazer a fotossíntese.
- O comportamento do espectro das rochas é resultante dos espectros individuais dos minerais que a compõem.
- O comportamento dos espectros dos solos é dado pelas bandas de absorção dos seus componentes. Os principais fatores do comportamento espectral são: a constituição mineral, a matéria orgânica e a granulometria deste.
- A água possui comportamento diferente em cada um dos seus em três estados, cada estado possui um comportamento totalmente diferente do outro.
- As nuvens apresentam em torno de 70% de refletância em todo o espectro óptico.

A Figura 4 ilustra a reflexão difusa e especular.

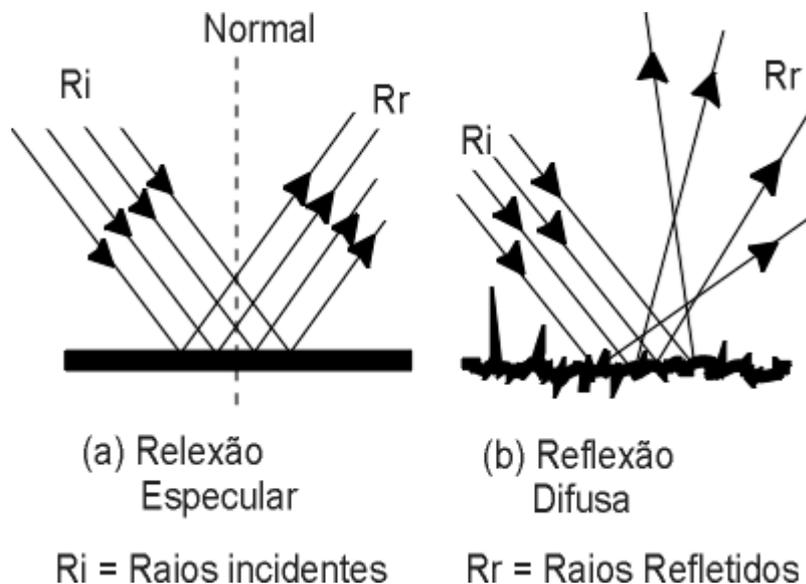


Figura 4. Reflexão especular e reflexão difusa [8]

Ao incidir sobre objetos irregulares, a reflexão é difusa, ou seja, é distribuída em várias direções. Já em uma superfície lisa, a reflexão ocorre de forma semelhante como se a luz incidisse sobre um espelho.

Nestes casos temos absorção da energia incidida (parte é absorvida e parte é refletida) e o sensoriamento é baseado na captura dessa energia refletida. Existem casos em que o objeto emite radiação e essa radiação é captada pelos sensores que constituem o início do processo de sensoriamento remoto.

1.5 Tipos de dados

Os tipos dos dados adquiridos com o Sensoriamento Remoto variam sob alguns aspectos, tais como: tipo de informação necessária ao sensor, o tamanho e a dinâmica dos objetos estudados bem como o tipo do sensor aplicado no estudo. De acordo com essa afirmação, podemos ter informações espectrais, que são obtidas através de espectrômetros; informações sobre a intensidade da radiação

eletromagnética, que são obtidas através de difusômetros ou radiômetros; e as informações espaciais, que são obtidas com os imageadores.

No caso dos imageadores, eles podem produzir imagens em diferentes regiões do espectro eletromagnético, tais como: microondas, região termal, região visível, dentre outras. As imagens possuem também vários canais diferentes de resolução espectral, podendo também trabalhar com sistemas pancromáticos que contemplam toda a radiação do espectro visível [3].

Os espectrômetros detectam e medem o conteúdo espectral de um campo magnético. Essa característica é de fundamental importância no estudo dos solos, pois permite que se tenha a composição química destes.

Os radiômetros nos dão informações sobre o campo eletromagnético de uma ampla região espectral.

Neste trabalho é usado um sensor imageador do tipo CCD (*charge-coupled device*). Este sensor é formado por um circuito integrado que contém uma matriz de capacitores conectados onde cada capacitor pode transferir carga para o capacitor vizinho [7].

1.6 Programa CBERS

O programa CBERS (*China-Brazil Earth Resources Satellite*) é uma cooperação técnica entre o Brasil e a China, com a finalidade de construção de satélites de sensoriamento remoto [9]. A primeira fase do programa foi composta do lançamento de dois satélites, o CBERS – 1 e CBERS – 2 em 1999 e 2003 respectivamente. Dados os avanços científicos obtidos com esse programa, ambos os governos resolveram ampliar o programa de modo a lançar mais satélites (CBERS – 2B, CBERS – 3 e CBERS – 4). O CBERS – 2B, que é o nosso objeto de estudo, foi lançado em 2007, o CBERS – 3 e 4 serão lançados em 2009 e 2011 respectivamente.

A órbita do CBERS – 2B é heliossíncrona (em sincronismo com o Sol, para que as condições de iluminação da superfície terrestre sejam constantes) a uma

altitude de 778 km, e faz aproximadamente 14 revoluções por dia. Nessa órbita, o satélite cruza sempre as mesmas áreas nas mesmas horas, dando a possibilidade de termos as mesmas condições de iluminação, facilitando a comparação entre as imagens. A cobertura da Terra é feita em 26 dias, então podemos ter imagens com o sensor CCD que possui campo de visada de 113 Km [9].

1.7 Câmeras Imageadoras do CBERS – 2B

O satélite [12] é equipado com três câmeras imageadoras:

- CCD (*Couple Charged Device*) com cinco faixas espectrais (5 bandas), fornecendo imagens de 113 km de largura com resolução de 20 m, permitindo que a Terra seja toda imageada em 26 dias.

- WFI (*Wide Field Manager*), um imageador de visada larga com duas faixas espectrais, gerando imagens de 120 km de largura com resolução de 80 m, permitindo que a Terra seja completamente imageada em 5 dias.

- HRC (*High Resolution Camera*), câmera que opera numa faixa espectral que vai do visível até parte do infravermelho próximo, produz imagens de 27 km de largura e 2,7 m de resolução, levando cerca de 130 dias para o completo imageamento da Terra.

Na Tabela 1, são apresentadas as características do sensor de imageamento CCD do CBERS – 2B.

1.8 Aplicações do Sensoriamento de Imagens

O Sensoriamento Remoto é utilizado em várias áreas como ferramenta de aquisição de dados, permitindo informações conforme citados nos projetos, descritos abaixo.

O projeto Canasat [10], voltado para o mapeamento do cultivo da cana-de-açúcar no estado de São Paulo, gerando mapas temáticos com a distribuição

espacial dos canais e características dos mesmos tais como: localização, área cultivada e evolução no cultivo da cana.

Tabela 1. Características do sensor de imageamento CCD CBERS – 2B

Bandas espectrais	0,51 - 0,73 μm (pan) 0,45 - 0,52 μm (azul) 0,52 - 0,59 μm (verde) 0,63 - 0,69 μm (vermelho) 0,77 - 0,89 μm (infravermelho próximo)
Campo de Visada	8,3°
Resolução espacial	20 x 20 m
Largura da faixa imageada	113 km
Capacidade de apontamento do espelho	$\pm 32^\circ$
Resolução temporal	26 dias com visada vertical
Frequência da portadora de RF	8103 MHz e 8321 MHz
Taxa de dados da imagem	2 x 53 Mbit/s
Potência Efetiva Isotrópica Irradiada	43 dBm

A Figura 5 é uma imagem coletada pelo projeto Canasat.

O DETER (Detecção do Desmatamento em Tempo Real) [11]. É um levantamento mensal feito pelo INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) com a finalidade de monitorar as áreas de desmatamento por degradação florestal. Na Figura 6 está uma imagem de sensoriamento remoto do programa DETER da região de São Felix do Xingu - PA. As áreas circuladas são áreas de desmatamento.

Outras aplicações também podem ser citadas, tais como: base para confecção de mapas cartográficos, planejamento viário, projetos de expansão urbana, coibir plantação de drogas, dentre outras [13].

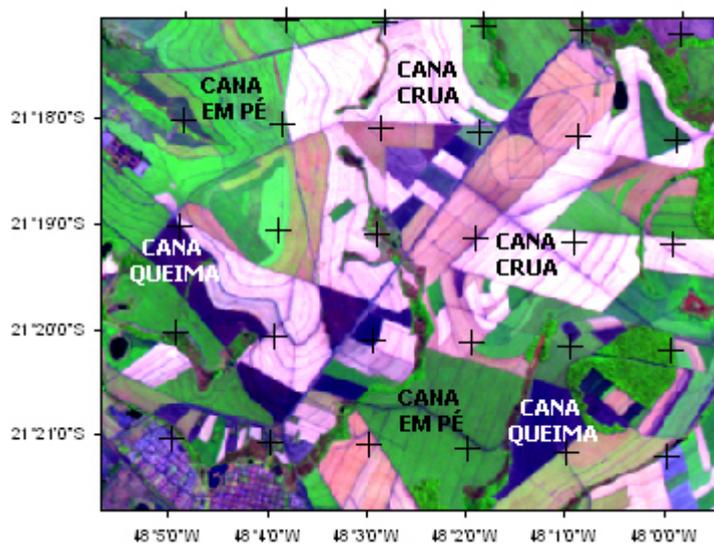


Figura 5. Áreas de colheita de cana com fogo e com fogo [10]

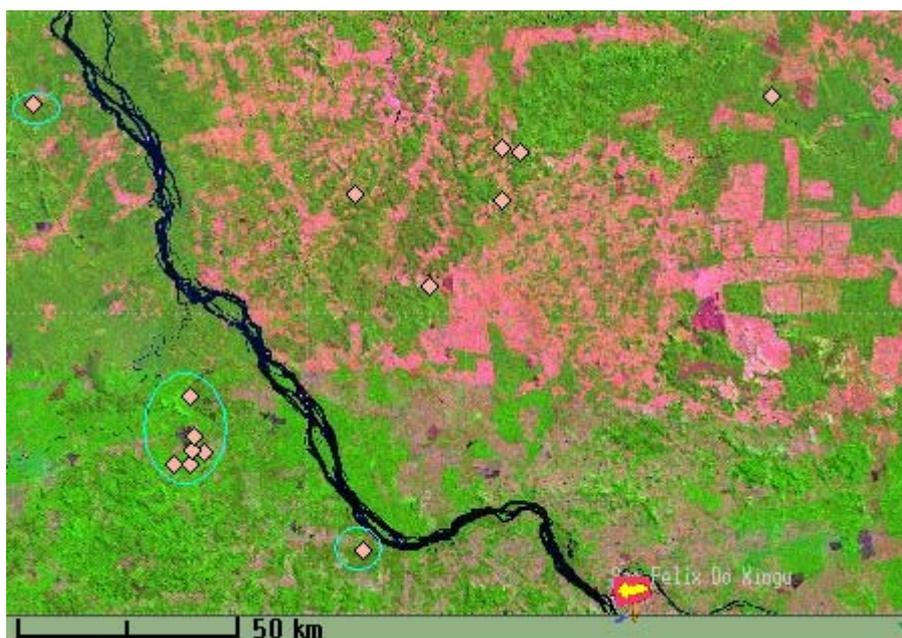


Figura 6. Imagem de pontos de desmatamento (destaques em ciano) [11]

Capítulo 2

Classificação Não-Supervisionada

Fuzzy C-Médias

Os algoritmos de classificação não-supervisionados usam propriedades estatísticas para estabelecer conjuntos de dados que se agrupam naturalmente. Por essa razão são chamados de algoritmos de *clustering* [14]. A classificação é denominada não-supervisionada, por não necessitar de um treinamento baseado em padrões, como no aprendizado supervisionado.

Os agrupamentos ou *clusters* são feitos de acordo com a quantidade de classes ou grupos em que uma determinada base de dados deverá ser classificada, a partir dos agrupamentos. O objetivo é selecionar objetos semelhantes e colocá-los em uma mesma classe ou grupo, de modo que, ao final do processo de classificação, existam grupos onde apenas objetos semelhantes estejam neles [17].

Uma das ferramentas utilizadas para auxiliar a classificação é a Lógica *Fuzzy*, ou Lógica Difusa, que é uma generalização da lógica booleana onde são admitidos valores intermediários entre o verdadeiro e o falso, constituindo-se como o “talvez” [16]. Assim, uma característica de uma imagem pode ter graus de pertinência diferentes em mais de um agrupamento, o que irá decidir o grupo o qual ela irá pertencer é grupo o qual essa característica possuir o grau de pertinência maior. Um exemplo disso é a tarefa de classificar indivíduos em: alto e baixo. A depender da altura, existirão pessoas que não serão altas nem baixas, ou seja, os medianos. A Figura 7 abaixo ilustra o exemplo dado.

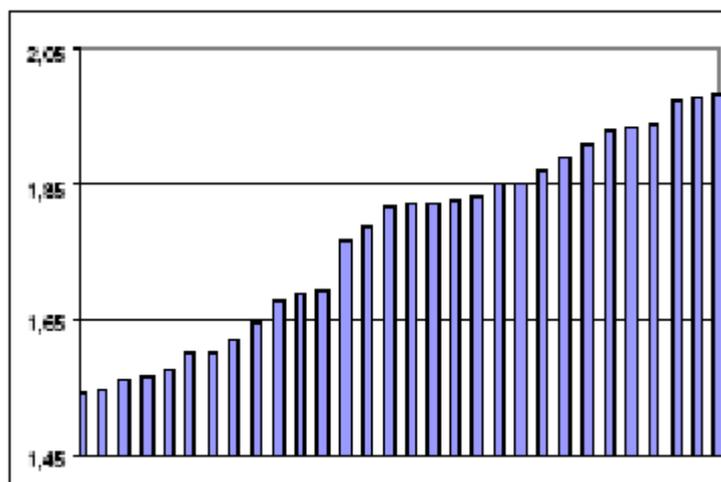


Figura 7. Classificação de pessoas quanto à altura [17]

Com base na Figura 7, é importante notar que pessoas abaixo de 1,65m são consideradas baixas, pessoas acima de 1,85m são altas. Obviamente, existem pessoas com altura intermediária entre esses dois limiares, então elas podem ser classificadas de acordo com o grau de pertinência que elas têm às duas classes, podendo até mesmo, caso isso seja previamente definido, serem classificadas em outra classe, a classe dos medianos, por exemplo.

2.1 Algoritmo Fuzzy C-Médias

O algoritmo *Fuzzy C-Médias* tem a finalidade de classificar objetos semelhantes em classes. Foi proposto por Dunn [18], em 1973, e depois foi melhorado por Bezdeck [19], em 1981. Trata-se de um algoritmo semelhante ao K-Médias [21], mas com a vantagem de não ser tão rígido quanto ele, pois trabalha com lógica *fuzzy*. O *fuzzy c-médias* usa uma tabela de pertinência que indica, para cada distância, a sua pertinência em cada um dos grupos.

Passos do algoritmo:

4.1 Inicializar tabela de pertinência considerando que a soma de todas as pertinências deve ser igual a 1

4.1 Calcular os centróides dos clusters com base na fórmula:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m x_{ik}}{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m} \quad (1)$$

4.1 Calcular a tabela de pertinência a partir dos centróides e valores das instâncias:

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\frac{1}{|x_k - v_i|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{1}{|x_k - v_j|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (2)$$

4.1 Recalcular a função objetivo:

$$J = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{ik}^m |x_k - v_i|^2 \quad (3)$$

4.1 Caso não sejam atingidas as condições de parada (número de iterações do algoritmo ou resultado da função objetivo abaixo de um limiar), o algoritmo é repetido a partir do passo 2 e assim continua até atingir algum critério de parada.

onde:

c – número de agrupamentos (*clusters*)

n – quantidade de dados a serem agrupados

m – fator de fuzzyficação

x_k – vetor de dados de índice k

v_i – centróide do grupo i

μ_{ik} – valor da pertinência do dado i ao grupo

A finalidade do algoritmo é minimizar a função objetivo (3). Essa minimização é feita através de um processo iterativo onde os centróides, que são os centros dos *clusters* definidos no início do algoritmo, vão sendo ajustados de modo a formar os *clusters* e definir quais dados pertencem a um determinado agrupamento. Essa pertinência de um ponto a um agrupamento é dada em função das distâncias euclidianas desse ponto aos centróides dos agrupamentos. Como o algoritmo é um algoritmo baseado em lógica *fuzzy*, a pertinência de um determinado ponto a um *cluster* é dada por pertinência, ou seja, após serem computadas as distâncias euclidianas do ponto aos centróides, avalia-se o grau de pertinência deste determinado ponto aos *clusters* usando funções de pertinência. Esse grau de pertinência é dado pela equação (2), que expressa a função de pertinência, onde o grau de pertinência de um dado a um determinado *cluster* é igual à divisão de sua distância a este *cluster* pelo somatório das distâncias a todos os *clusters*. Assim, é formado o grau de pertinência entre um elemento e o conjunto de *clusters* que irá classificá-lo.

O processo de classificação é um processo iterativo, ou seja, ele vai sendo ajustado à medida que o algoritmo é executado e termina após atingir um critério de parada, que pode ser, por exemplo, o fato de não existirem mais ajustes significativos na posição dos centróides, uma quantidade máxima de iterações ou

até mesmo o fato de a função objetivo (3) atingir um valor limiar de tolerância previamente definido pelo usuário [24].

2.2 Problemas com o Fuzzy C-Médias

Mesmo sendo uma forma robusta de minimização da função objetivo, a distância euclidiana que essa função possui pode gerar *outliers* que podem interferir no processo de classificação, pois geram ruído no processo de ajuste dos centróides [24]. Diversas propostas surgiram no sentido de otimizar o processo de classificação. Basicamente as melhorias consistem na experimentação de outras funções de distância em substituição à distância euclidiana na função objetivo, dado que as interferências são geradas por esse cálculo. Podem ser usadas algumas alternativas à distância euclidiana, como a distância de Mahalanobis [22], que difere da distância euclidiana por levar em conta as correlações do conjunto de dados; outras formas de modificação seriam a aplicação da Estratégia Objeto-Dado ou da Estratégia Dado Relacional [24].

2.3 Estratégia Objeto-Dado

Essa estratégia de modificação do algoritmo C-Médias, descrita em [24], opera apenas na matriz de dados X e consiste em, ao invés de ser aplicada a distância euclidiana ao quadrado, a mesma ser substituída por:

$$\sum_{j=1}^s \left| x_{jk} - v_{ji} \right|^p \quad (4)$$

Então, com base nessa modificação, a nova função objetivo ficará da seguinte forma:

$$\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^s U_{ik}^m \left| x_{jk} - v_{ji} \right|^p, m > 1 \quad (5)$$

Para $p = 2$ temos a versão original do *Fuzzy C-Médias*. Assim, a estratégia de modificação do algoritmo original que foi descrita pode ser resumida na otimização da função objetivo (3) em relação às variáveis U ou v (matriz de partição e centróides) de acordo com a necessidade e os dados de entrada. Então, caso a otimização seja baseada na matriz U a modificação ocorrerá na aplicação da equação (6) na equação (2), caso seja relacionado com a variável v , o algoritmo utilizará a equação (7), que descreve a otimização independente de cada centróide com todos os elementos a serem classificados.

$$d_{ik} = \sum_{j=1}^s \left| x_{jk} - v_{ji} \right|^p \quad (6)$$

$$f_{ji}(v_{ji}) = U_{ik}^m \left| x_{jk} - v_{ji} \right|^p \quad (7)$$

Essa abordagem apresenta um problema de elevado custo computacional, pois de acordo com a quantidade de elementos a serem classificados, resulta um grande número de funções independentes para serem calculadas.

Logo, uma alternativa é a utilização da otimização baseada na matriz de pertinência U onde a cada iteração do algoritmo, os valores da matriz de pertinência são comparados com os valores anteriores, de modo a mensurar o erro associado à correção. Quanto esse erro atinge um limiar definido, o algoritmo termina a execução.

2.4 Estratégia de Dados-Relacionais

Essa outra estratégia, também descrita em [24], é baseada no *Fuzzy C-Médias Relacional Não-Euclidiano (NERFCM)*, que apresenta similaridades com o *Fuzzy C-Médias Relacional (RFCM)*. A versão RFCM produz um *cluster* com os

elementos agrupados, baseando-se na equação (8), onde R é a matriz de dados relacionais que é calculada com base na distância euclidiana quadrada.

$$R = [R_{jk}] = \left[\left\| x_j - x_k \right\|_2^2 \right] \quad (8)$$

O algoritmo NERFCM recebe como entrada, uma matriz de dados relacionais e gera, através de um processo iterativo, uma matriz de partição U . O processo iterativo inicia com a primeira matriz de partição, logo em seguida, com base nessa matriz, são calculados vetores W_1, \dots, W_c , onde W_i é dado por.

$$W_i = \frac{(U_{i1}^m, \dots, U_{in}^m)}{\sum_{k=1}^n U_{ik}^m} \quad (9)$$

Esses vetores W são utilizados para calcular as diferenças entre as distâncias d_{ik} , que eram calculadas através da distância euclidiana no FCM euclidiano, com base na seguinte equação.

$$d_{ik} = (Rw_i)_k - 0,5(w_i)^T R(w_i), \text{ para } k = 1, \dots, n \text{ e } i = 1, \dots, c \quad (10)$$

O d_{ik} é utilizado em (2) para gerar uma nova matriz de partição U , sendo esta a principal modificação entre a versão euclidiana do algoritmo *Fuzzy C-Médias*. Após este passo, o algoritmo continua gerando novas matrizes de partição até que a diferença entre elas seja mínima, ou seja, que os *clusters* praticamente fiquem inalterados de uma iteração até a próxima iteração. A diferença utilizada em [24] entre o U atual e o U anterior foi de 0,00001.

A estratégia dado relacional consiste em aplicar a mesma estratégia do P utilizado na estratégia anterior, porém, com a aplicação de um algoritmo *Fuzzy*

modificado de modo a calcular um d_{ik} de uma forma não-euclidiana. Ou seja, a diferença básica entre as duas abordagens está no momento de calcular o d_{ik} .

Porém, um ponto que deve ser colocado em questão é o custo computacional desta última abordagem em relação à primeira, pois, no caso da primeira, o processo para calcular d_{ik} é menos complexo do que na segunda abordagem, a qual a sua utilização em imagens de grandes dimensões, como as que serão utilizadas nesse trabalho, fica inviável, pois a manipulação seqüencial de matrizes de partição torna o processo bastante custoso. Sendo assim, será adotada a primeira estratégia neste trabalho.

Capítulo 3

Estudo de Caso: Análise das imagens da região de Lagoa Grande - PE

Este trabalho tem a finalidade fazer um estudo comparativo entre o algoritmo de classificação *Fuzzy C-Médias* clássico [20] e outras versões do mesmo, como a versão proposta por Hathaway em [24], quanto ao seu uso na classificação de imagens de Sensoriamento Remoto (SR) das imagens da região do município de Lagoa Grande - PE. Quanto à classificação de imagens de SR, o principal objetivo é identificar nas imagens a presença das seguintes classes de interesse: vegetação, rios, construções, nuvens, solo.

3.1 Materiais e Métodos

Nesta Seção é mostrada a metodologia utilizada no processamento das imagens de Sensoriamento Remoto e também os materiais utilizados nesse processamento.

3.2 Área Imageada

A área imageada que é objeto de estudo deste trabalho compreende o município de Lagoa Grande, que faz parte da mesorregião de São Francisco Pernambucano. As imagens são produzidas pelo sensor CCD do satélite CBERS-2B, obtidas em 2008, com clima bom e poucas nuvens. A Figura 8 mostra uma visão da área imageada (marcada em vermelho) em relação ao estado de Pernambuco. A área foi adquirida a partir da órbita 151, ponto 110, no dia 31 de outubro de 2008, com revolução de 5859, Latitude Norte -8,34612, Longitude Oeste -40,71510,

Latitude Sul -9,57113, Longitude Leste -39,93500, Tempo Central 13h 10min 33s, Orientação da Imagem 8,50435, Ângulo Nadir 0, Azimute Sol 108,066, Elevação do Sol 71,5719.



Figura 8. Visão geral da área imageada

A Figura 9 ilustra o quadrante da área imageada que foi escolhido para estudo com mais detalhes.

A seta em azul indica o município de Lagoa Grande, enquanto que a estrela (também em azul) indica o centro da área imageada pelo satélite. Desta área imageada pelo sensor CCD do satélite, tem-se cinco imagens que representam as cinco bandas espectrais, a saber: Pancromático, Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho Próximo [9].

Para manipular as imagens primeiramente se faz necessário o registro das mesmas, que é o procedimento realizado nas cinco imagens de modo a garantir que um determinado ponto de uma imagem seja o mesmo ponto em todas as outras

imagens. Para esse procedimento, será usado o *software* Spring [23] disponibilizado pelo INPE.

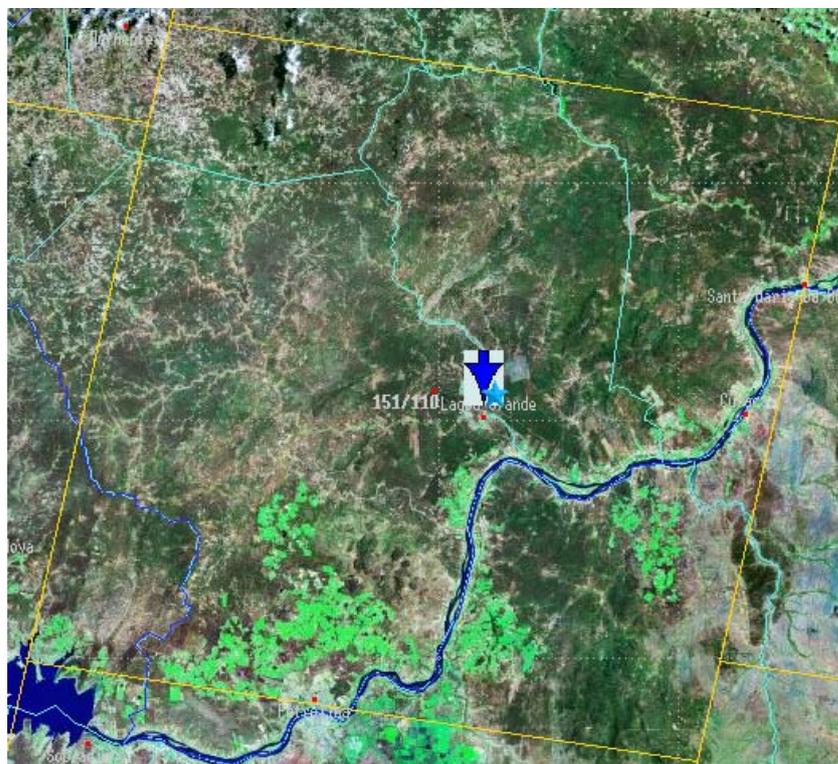


Figura 9. Visão mais detalhada da área imageada

As bandas estão ilustradas nas figuras 10, 11, 12, 13 e 14. Convém notar que, devido ao registro das imagens, cada coordenada de um pixel em uma banda corresponde exatamente à mesma coordenada nas outras bandas.

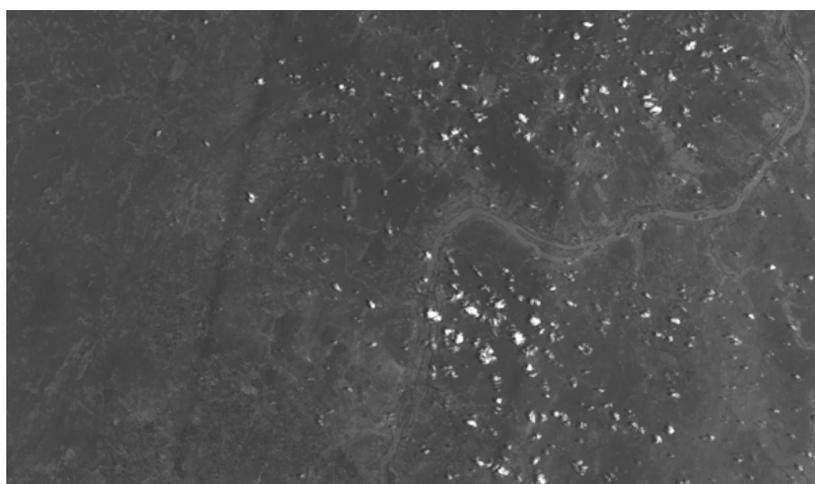


Figura 10. Banda Pancromática (banda 1) do sensor CCD

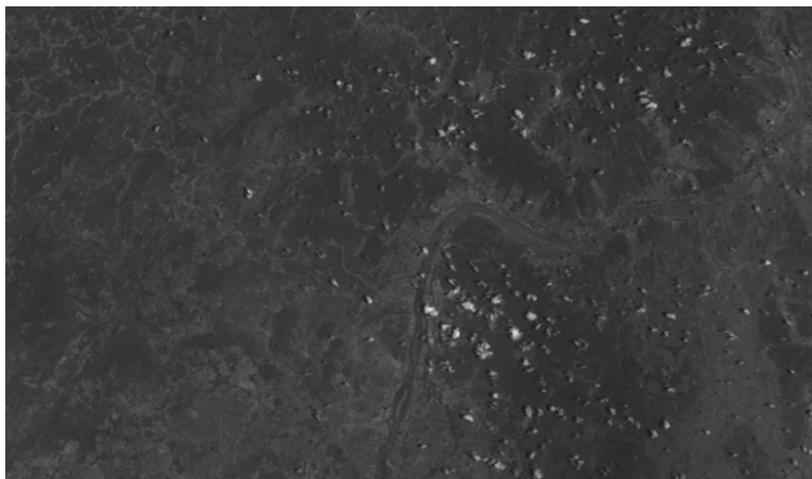


Figura 11. Banda Azul (banda 2) do sensor CCD

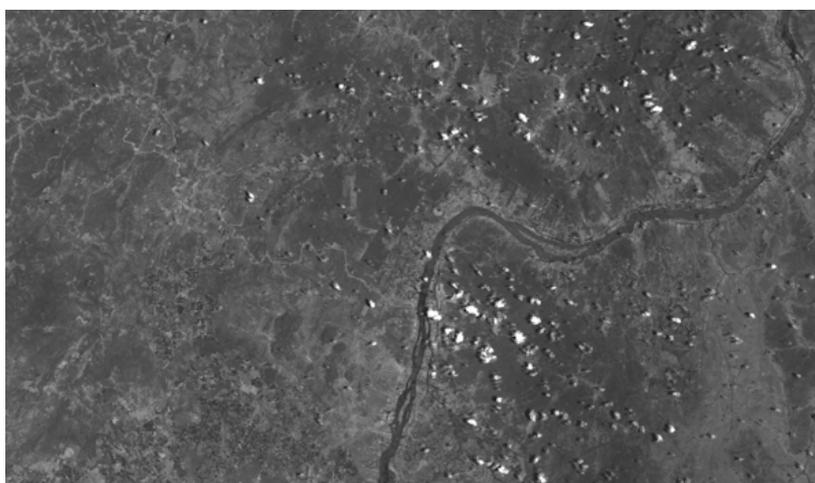


Figura 12. Banda Verde (banda 3) do sensor CCD



Figura 13. Banda Vermelha (banda 4) do sensor CCD

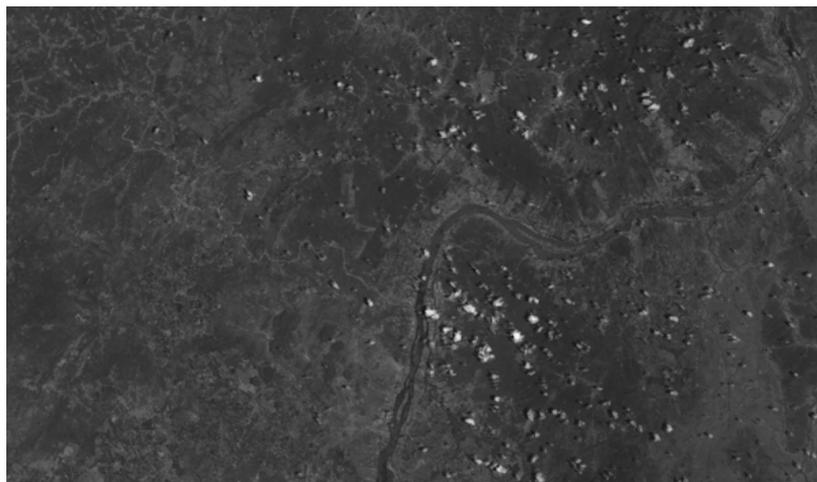


Figura 14. Banda Infravermelha Próxima (banda 5) do sensor CCD

Com a finalidade de facilitar a identificação de classes (tais como: Vegetação, Rios, etc.) presentes na imagem multiespectral – uma imagem de um mesmo objeto com diferentes comprimentos de onda – foram efetuadas composições coloridas utilizando uma distribuição alternada entre as cinco bandas da imagem e as bandas do espectro de cores RGB (vermelho, verde e azul). Uma composição específica recomendada pela Comunidade Spring [25] é a de R3 G4 B2, o que corresponde a banda 3 recebe a banda R, a banda 4 recebe a banda G e a banda 2 a banda B. assim a imagem obtida por essa configuração encontra-se na Figura 15.

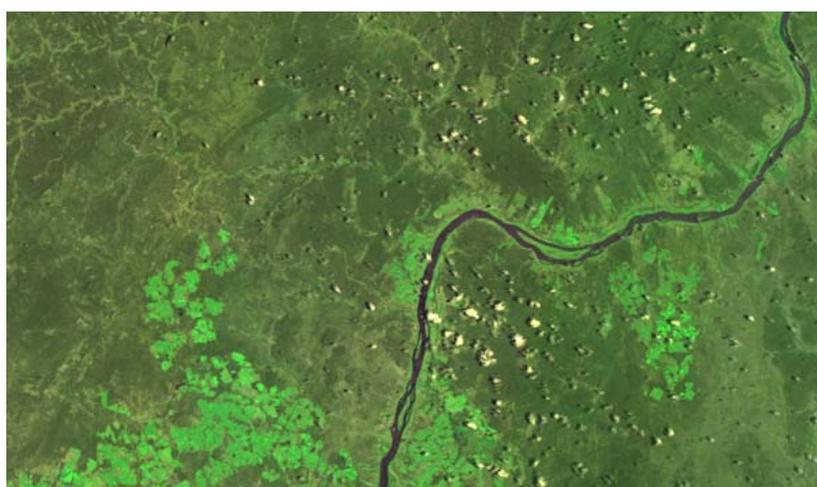


Figura 15. Composição R3 G4 B2

As Figuras 16 e 17 mostram outras composições também bastante utilizadas através do sensor CCD.



Figura 16. Composição R4 G3 B2

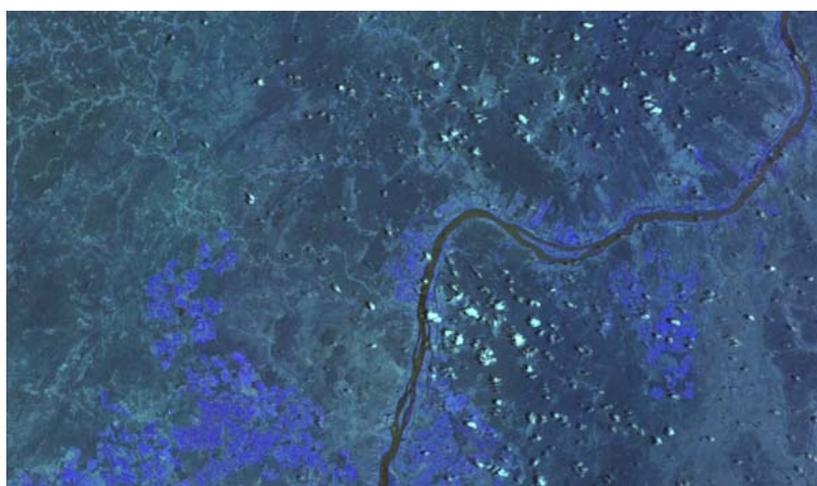


Figura 17. Composição R2 G3 B4

Convém salientar que existem outras composições, porém as mais utilizadas são essas, principalmente a R4 G3 B2 (Figura 16), a qual segue uma tabela chave de fotointerpretação (Tabela 2).

O município de Lagoa Grande, que se encontra contemplado pela área imageada, possui uma área de 1.852 Km², latitude 8°59'49" sul e longitude 40°16'19" oeste. A economia do município tem como principal atividade a fruticultura, com destaque a cultura de uvas (inclusive favorecida pelo fato de o município encontrar-se próximo ao Rio São Francisco), e a vinicultura, inclusive com destaques para a exportação de vinhos [26]. Isso tudo dá ao município um destaque

econômico relevante, se comparado a um município do interior, o que foi um dos motivos pelos quais ele foi escolhido para ser objeto de estudo deste trabalho.

Tabela 2. Fotointerpretação da imagem bandas R4 G3 B2 [27]

Categoria	Cor
Corpos d'água (rios e similares)	Preto
Campo higrófilo	Marrom-esverdeado
Cerrado	Marrom
Mata / Vegetação / Culturas	Vermelho
Pastagens	Verde
Área urbana	Azul

Então, estima-se que as principais classes predominantes na região, que é objeto de estudo, são rios (com destaque ao São Francisco), culturas e vegetações e cerrado.

3.3 Métodos de Classificação

Neste trabalho, foram usadas duas variações do algoritmo *Fuzzy C-Médias*, que é um algoritmo de classificação não-supervisionado, baseado no aprendizado auto-organizado ou não-supervisionado. As duas versões do algoritmo *Fuzzy C-Médias* que foram utilizadas são a versão proposta por Bezdeck [19] e a versão proposta por Hathaway [24].

Os parâmetros utilizados em ambos os experimentos são:

- Classes: 6 (Rios, Nuvens, Culturas, Campo Higrófilo, Pastagens, Cerrado)
- Mínimo de 20 varreduras na imagem
- Taxa de aprendizado: 0,1

Esses parâmetros são comuns tanto ao *Fuzzy C-Médias* proposto por Bezdek [19], quanto ao proposto por Hathaway [24]. Foram feitos experimentos, utilizando uma imagem com escala de cinza, com a diferença no expoente, parâmetro m (fator de fuzzyficação) do algoritmo, que geraram os resultados expostos a seguir.

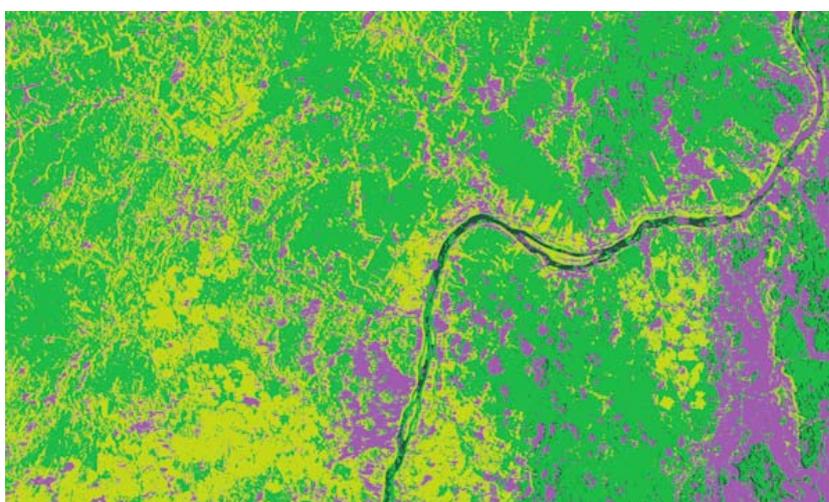


Figura 18. *Fuzzy C-Médias*, com o expoente $m = 0,5$

A Figura 18 ilustra o resultado do processamento da imagem com o algoritmo *Fuzzy C-Médias* clássico e o expoente $m = 0,5$. Nela podemos identificar, com destaque, algumas classes de objetos, tais como: Rio (preto), Vegetação e Culturas (amarelo), Cerrado (roxo) e Campos Higrófilos (verde). Nesta imagem ocorreu uma deficiência na detecção das nuvens, que foram confundidas com o cerrado. Outro ponto bastante interessante a ser notado é que as diferentes profundidades do rio foram confundidas com alguns elementos como em alguns trechos campos higrófilos, em outros trechos confundidas com o cerrado. Convém lembrar que a caatinga possui propriedades espectrais muito semelhantes ao cerrado, sendo assim, considerada um tipo de cerrado.

Já na Figura 19, também utilizando o *C-Médias Clássico*, e o $m = 1,5$ pode-se notar a existência de quatro classes: Cerrado (verde escuro e verde lodo), Culturas e

Vegetação (azul), Campos Higrófilos (verde claro) e Rio (laranja). Pode-se notar uma melhora na detecção do rio, pois houve menos erros do algoritmo no reconhecimento do rio mesmo com as diferentes profundidades, porém, houve uma atribuição a mais de uma cor para uma mesma classe, como no caso do cerrado/caatinga, que recebeu duas cores como identificador de classe (verde escuro e verde lodo).

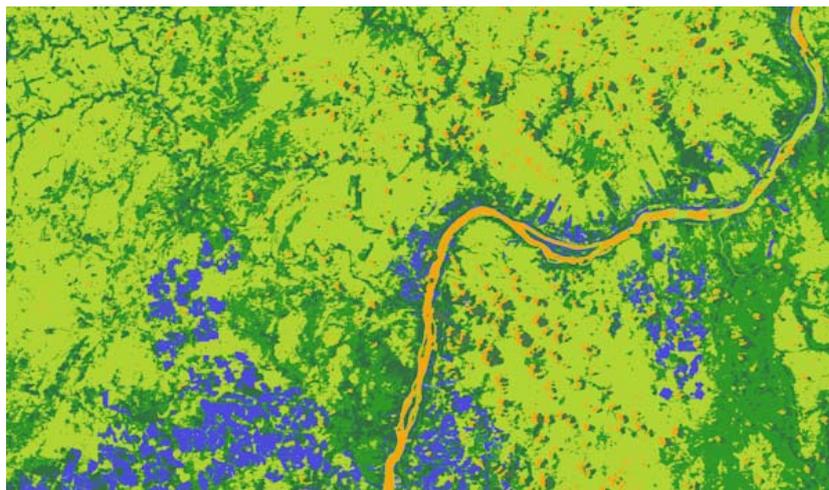


Figura 19. *Fuzzy C-Médias*, com o expoente $m = 1,5$

Na análise da Figura 20 usando o *Fuzzy C-Médias* clássico, pode-se ver que ocorreu um destaque para as nuvens (em laranja) em reação aos experimentos anteriores, sendo este o diferencial desse experimento em relação aos outros. Porém as sombras das nuvens foram confundidas com o rio (em verde) de forma semelhante aos experimentos anteriores. Os outros elementos identificados na imagem são: Campos Higrófilos (azul), Vegetação e Culturas (cinza esverdeado), Cerrado (cinza claro e cinza escuro). Nessa imagem verifica-se também a atribuição de mais de uma cor para uma mesma classe.

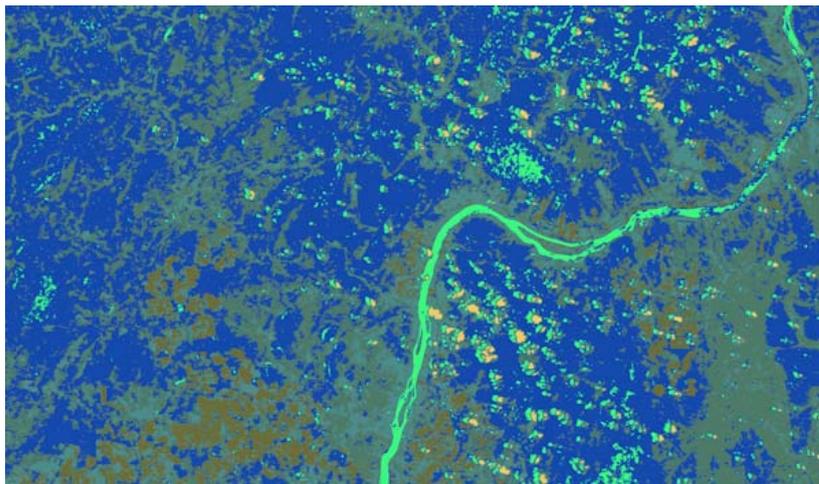


Figura 20. *Fuzzy C-Médias*, com o expoente $m = 2,0$

As Figuras 21 e 22 trazem o resultado do algoritmo *Fuzzy C-Médias* usando os valores $m = 4,0$ e $m = 6,0$ respectivamente, ambos com 50 iterações do algoritmo.

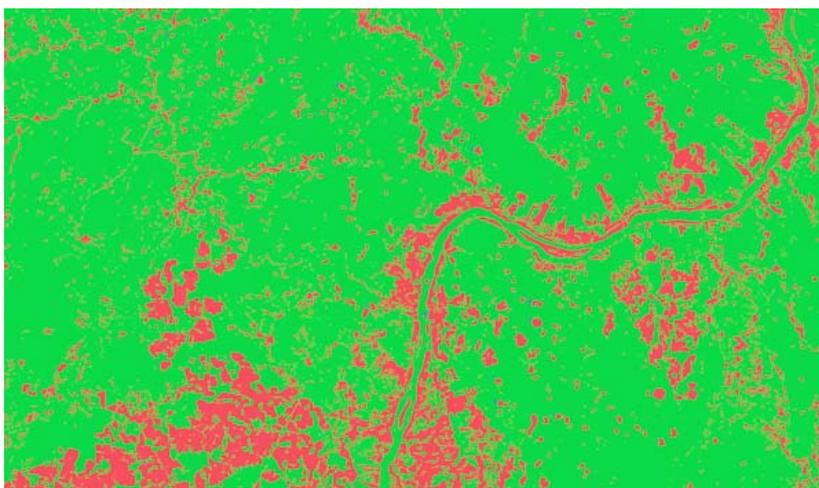


Figura 21. *Fuzzy C-Médias*, com expoente $m = 4,0$



Figura 22. *Fuzzy C-Médias*, com expoente $m = 6,0$

Com base na análise visual nessas duas imagens, pode-se concluir que, mesmo com o aumento das iterações do algoritmo, para valores maiores de $m > 2$, o desempenho do algoritmo é prejudicado.

Um ponto importante a ser levado em consideração é uma análise quantitativa das imagens utilizadas. Para esta análise foi utilizada a Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE – *Root Mean Squared Error*) para estimar o grau de similaridade entre a imagem quantizada obtida do resultado da classificação não-supervisionada e a imagem original. A Tabela 3 ilustra as diferenças entre os RMSEs da imagem quantizada com os diferentes valores de m .

Conforme ilustrado na Tabela 3, o melhor resultado dentre esses é o de $m = 2$. Essa característica traz uma vantagem computacional, pois torna os cálculos mais simples, uma vez que os números utilizados são inteiros. Com base nisso, é feita uma comparação entre as duas versões do *Fuzzy C-Médias* com os seguintes valores de m : 2,0; 4,0 e 6,0.

A Figura 23 ilustra a versão do *Fuzzy C-Médias* proposta por Hathaway [24] para o valor de $p = 2,0$. O valor de $p = 2,0$ é também o melhor caso dessa segunda versão do algoritmo, pois segundo [24], para $p = 2,0$ a Estratégia Objeto-Dado é equivalente ao C-Médias clássico.

Tabela 3. Variação do RMSE em função de m para o método clássico do C-Médias.

m	RMSE
0,5	42,17950
1,5	23,02031
2,0	22,73667
4,0	33,46539
6,0	42,24391

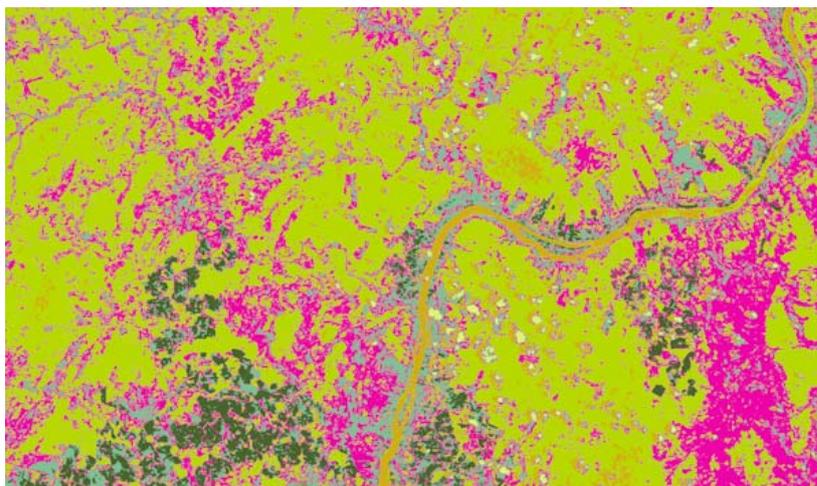


Figura 23. Fuzzy C-Médias, com $p = 2,0$

Comparando-se a da Figura 23 com a Figura 20, tem-se a sensação visual que o primeiro algoritmo possui um desempenho levemente superior à segunda versão do C-Médias, mas essa impressão de deve às diferentes cores utilizadas para identificar as classes presentes na imagem. Nas Figuras 24 e 25 tem-se o resultado do algoritmo com valores de p iguais a 4,0 e 6,0 respectivamente:

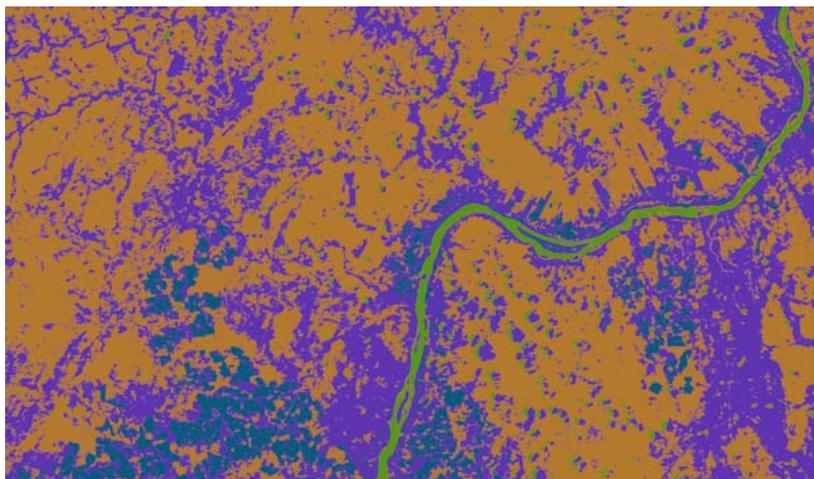


Figura 24. *Fuzzy C-Médias*, com $p = 4,0$

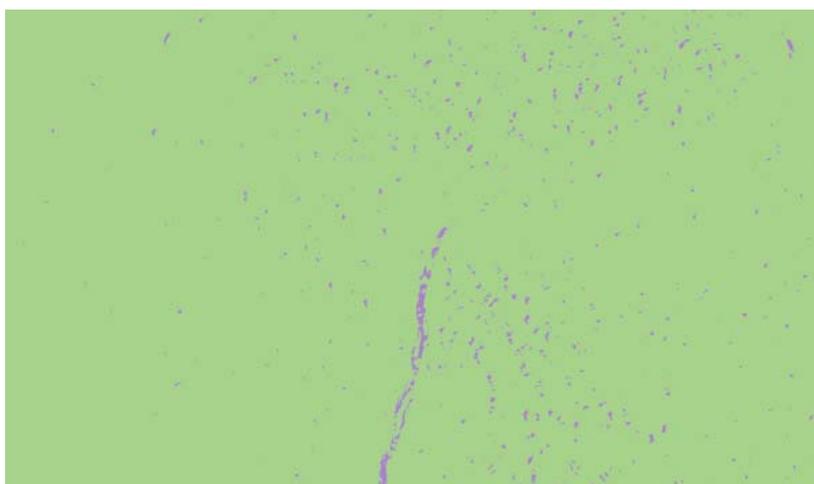


Figura 25. *Fuzzy C-Médias*, com $p = 6,0$

Convém salientar que, para os valores de $p = 4,0$ e $p = 6,0$, foram efetuadas 50 iterações do algoritmo na imagem. Uma comparação entre a Figura 24 com a Figura 21, mostra uma forte evidência de um desempenho melhor da versão proposta por Hathaway [24] do que da versão clássica do C-Médias [19] usando o expoente de fuzzyficação igual a 4,0; o que pode ser confirmado com a Tabela 4. A nova versão do C-Médias teve uma melhora considerável em relação à versão clássica do C-Médias. Por outro lado, na versão de Hathaway ocorreu uma piora para $p = 6,0$ se comparado com a versão clássica do algoritmo para o experimento realizado em uma imagem em tons de cinza.

A Tabela 4 possui as informações sobre os valores de p e o RMSE para cada valor de p na imagem quantizada.

Tabela 4. Variação do RMSE em função de p para o método Objeto-Dado

p	RMSE
2,0	22,73667
4,0	28,91893
6,0	45,89789

A Tabela 5 mostra o desempenho da versão clássica do C-Médias. Convém lembrar que, segundo [24], para $p = 2,0$ tem-se a versão clássica do C-Médias, razão pela qual os resultados foram iguais entre os dois algoritmos (ver Tabela 4). É importante destacar que, com o aumento do expoente ocorre uma tendência de piora no desempenhos dos algoritmos, pois o aumento do expoente implica na diminuição da capacidade de distinção de objetos que o algoritmo possui, ou seja, ele passa a não distinguir os objetos, diminuindo o desempenho e aumentando o erro.

Tabela 5. Variação do RMSE na Versão clássica C-Médias

m	RMSE
2,0	22,73667
4,0	33,46539
6,0	42,24391

Os experimentos descritos anteriormente foram efetuados em uma imagem pancromática. Agora, os mesmos experimentos são feitos em uma imagem colorida, a Figura 16, que é uma composição colorida da imagem em tons de cinza que foi utilizada no primeiro experimento. Os resultados produzidos pelo segundo experimento estão na Tabela 6, que faz uma segunda comparação de desempenho dos dois algoritmos utilizados.

Tabela 6. Versão clássica C-Médias (esquerda) *versus* Estratégia Objeto-Dado (direita) em um segundo experimento

m	RMSE	p	RMSE
2,0	15,33933	2,0	15,33933
4,0	17,90826	4,0	18,25860
6,0	36,63057	6,0	22,80395

Os resultados apresentados no segundo experimento, confirmam que, segundo [24], o algoritmo de Hathaway funciona de forma igual ao C-Médias Clássico para o expoente igual a 2,0. Para outros valores de expoente, houve um comportamento um pouco diferente do experimento utilizando imagens pancromáticas, pois o valor de RMSE que produziu um melhor desempenho no algoritmo proposto por Hathaway foi para o valor de expoente 6,0; em contrapartida o decaimento de desempenho do algoritmo do Hathaway é melhor que o C-Médias clássico, pois a estratégia Objeto-Dado decai de qualidade em um ritmo menor que a versão clássica do C-Médias. Outro aspecto importante é o fato de ambos os algoritmos possuírem um desempenho melhor em imagens coloridas do que nas imagens pancromáticas.

3.4 Conclusão

Com base nos estudos realizados nas imagens do município de Lagoa Grande, pode-se concluir que para imagens pancromáticas a versão clássica do C-Médias [19] e a versão proposta por Hathaway [24] tiveram o mesmo desempenho com os expoentes com valor 2,0; pois neste caso a Estratégia Objeto-Dado se comporta igual ao C-Médias clássico [24]. Em casos isolados pode-se observar uma melhora considerável do algoritmo de Hathaway em relação ao C-Médias clássico, como no caso de $p = 4,0$. Em outros casos, porém, houve uma piora (em menor grau do que a melhora) da nova versão em relação ao algoritmo clássico para imagens pancromáticas. Para imagens coloridas, notou-se que os valores 4,0 e 6,0 dos expoentes produzem um resultado oposto ao resultado produzido pelas imagens pancromáticas. Ou seja, para o valor de expoente 4,0 o desempenho da versão clássica do C-Médias é levemente superior à estratégia Objeto-Dado, mas para o valor 6,0 do expoente a estratégia Objeto-Dado se mostrou superior, inclusive com um decaimento de desempenho superior à versão clássica do algoritmo. Convém salientar que esse tipo de imagem não é um tipo elementar e trivial de ser processado, então, é de se imaginar que nem em todas as vezes, as tentativas de eliminar os *outliers* da versão Objeto-Dado nem sempre se mostre eficiente, devido a essa complexidade do tipo de imagem que foi adotada.

Acredita-se que essas diferenças possam ocorrer por causa do tipo de imagem escolhida, então, como uma continuidade deste trabalho, pode ser feito um estudo com outros tipos de imagens que possuam um grau menor de dificuldade para que o classificador opere de modo mais eficiente, como a identificação de diferentes texturas. Uma outra possibilidade de continuidade é a de utilizar outros tipos de algoritmos de agrupamento, como por exemplo as redes neurais auto-organizáveis.

Capítulo 4

Conclusões e Trabalhos Futuros

4.1 Conclusões Gerais

Este trabalho permitiu conhecer o desempenho de dois algoritmos de agrupamento na tarefa de identificação de classes de objetos em imagens. Nos experimentos realizados, usando imagens de sensoriamento remoto do município de Lagoa Grande, houve situações onde o algoritmo que implementa estratégia Objeto-Dado [24] se mostrou superior à versão clássica do C-Médias [19]. Porém, essa melhora não foi constante em todos os experimentos, principalmente com a utilização de imagens coloridas. Pois houveram casos em que o fator de fuzzyficação foi aumentado e ocasionou uma discreta piora (como o expoente 6,0 para imagens pancromáticas e o expoente 4,0 para imagens coloridas). Mas como existe uma tendência de piora na detecção quando esse fator aumenta, pois o comportamento *fuzzy* tende a desaparecer à medida que o expoente aumenta, ou seja, a qualidade na classificação passa a diminuir. O que mostra uma vantagem da versão mais recente em relação a abordagem clássica pois a nova abordagem apresentou um decaimento de qualidade menor que a abordagem clássica.

4.2 Dificuldades encontradas

A principal dificuldade encontrada para a elaboração deste trabalho foi se familiarizar com os detalhes envolvidos na tarefa de quantização das imagens. A escolha de uma região a ser estudada, o que envolve levantamento de objetos relevantes na região escolhida, para evitar escolher uma região onde esses objetos relevantes sejam escassos. Outra dificuldade encontrada foi na tarefa de fazer o registro das imagens através do Spring. O registro é necessário para que as diferentes bandas das imagens, quando sobrepostas, os *pixels* sejam exatamente os

mesmos em todas as bandas da imagem. E por fim, a interpretação dos resultados que não foi uma tarefa de fácil execução.

4.3 Sugestões de Trabalhos Futuros

Como uma forma de dar continuidade a este trabalho, seria interessante que fosse desenvolvida uma ferramenta baseada em Redes Neurais Artificiais para inferir qual algoritmo teria a melhor relação custo computacional *versus* desempenho. Assim uma ferramenta como esta pode, inclusive, ser utilizada em escala prática no dia-a-dia dos projetos e aplicações que venham a utilizar a detecção de objetos em imagens como uma etapa em sua execução.

Bibliografia

- [1] MOREIRA, Maurício. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. INPE, 2001. 241 p.
- [2] MORAES, Elisabete. **Fundamentos de Sensoriamento Remoto**, São José dos Campos: INPE, 2002.
- [3] MOREIRA, Maurício. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**, São José dos Campos, 2001. 68p.
- [4] BATISTA, Getúlio; DIAS, Nelson. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia-GO. **Introdução ao Sensoriamento Remoto e Processamento de Imagens**. INPE, 2005. 54p.
- [5] Estudosobre.com. **Lei de Stefan-Boltzmann**. Disponível em: <http://www.estudosobre.com/Lei_de_Stefan-Boltzmann> Acesso em: 26 nov. 2008.
- [6] USP – Universidade de São Paulo. **Lei de Wien**. Disponível em: <<http://fma.if.usp.br/~everton/personal/iniciacao/fismod01/node16.html>> Acesso em: 26 nov. 2008.
- [7] UFRGS – universidade Federal do Rio Grande do Sul. **Sensor CCD**. Disponível em: < <http://astro.if.ufrgs.br/rad/ccd/ccd.htm> > Acesso em: 26 nov. 2008.
- [8] Escola Estadual Presidente Roosevelt, **EJA – EDUCAÇÃO DE JOVENS E ADULTOS**, Óptica Geométrica. Disponível em: <http://br.geocities.com/slbz2002/hpeja/etapa5b_arquivos/image003.gif> Acesso em: 26 nov. 2008.
- [9] Programa CBERS. Disponível em: <<http://www.cbbers.inpe.br>> Acesso em: 26 nov. 2008.

- [10] Projeto CANASAT. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/mapdsr>> Acesso em: 26 nov. 2008.
- [11] Sistema DETER. Disponível em: <<http://www.obt.inpe.br/deter>> Acesso em: 26 nov. 2008.
- [12] Satélite CBERS. Disponível em: <http://www.obt.inpe.br/cbers/cbers_aplicacoes.htm> Acesso em: 26 nov. 2008.
- [13] SAUSEN, Tânia. **Sensoriamento Remoto e suas aplicações para Recursos Naturais**, São José dos Campos. Disponível em: <http://www.herbario.com.br/fotomicrografia07/senso_aplic_rec_natur.htm> Acesso em: 20 nov. 2008.
- [14] CLASSIFICAÇÃO Não Supervisionada (*Clustering*). Disponível em: <http://www.fgel.uerj.br/labgis/gis_atualizada/pdi/06_classificacao.htm> Acesso em: 22 nov. 2008.
- [15] SANTOS, Wellington Pinheiro dos. **Análise de Imagens Digitais em Patologia usando Morfologia Matemática e Lógica Nebulosa**. Recife: UFPE, 2003. 179p. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco, 2003.
- [16] ZANON, Paulo et al. **Lógica Difusa**. Rio Grande do Sul: PUC-RS. Disponível em: <http://pt.wikipedia.org/wiki/L%C3%B3gica_difusa> Acesso em: 08 out. 2008.
- [17] SANTOS, Rafael. **Princípios e Aplicações de mineração de Dados (Aula 9)** – Notas de Aula. INPE.
- [18] DUNN, J.C., **A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters**. 1973, *Cybernetics and Systems*, vol. 3, p. 32 – 57.
- [19] BEZDEK, J.C. **Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms**, 1981, Plenum Press, Nova Iorque.

- [20] SANTOS, Rafael. **Princípios e Aplicações de Mineração de Dados**, INPE, 16p.
- [21] **A Tutorial on Clustering Algorithms K-Means Clustering**. Disponível em: <http://home.dei.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/kmeans.html> Acesso em: 26 nov. 2008.
- [22] Mahalanobis, P C (1936). **On the generalised distance in statistics**. Proceedings of the National Institute of Sciences of India 2 (1): 49–55.
- [23] Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas – SPRING. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/index.html>> Acesso em: 20 nov. 2008.
- [24] HATHAWAY, Richard; BEZDEK, James; HU, Yingkang. **Generalized Fuzzy C-Means Clustering Strategies Using Lp Norm Distances**. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, v. 8, n. 3, p 576-582. 2000.
- [25] K2 Sistemas. **Comunidade Spring**. Disponível em: <<http://www.comunidadespring.com.br>> Acesso em: 28 nov. 2008.
- [26] IBGE. **Lagoa Grande Pernambuco**. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/estimativa2008/POP2008_DOU.pdf> Acesso em: 08 out. 2008.
- [27] BRITO, Jorge Luís; PRUDENTE, Tatiana Diniz. Mapeamento do uso da terra e cobertura vegetal do município de Uberlândia-MG, utilizando imagens CCD/CBERS 2. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia. 2004.
- [28] STEFFEN, Carlos. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. INPE. Disponível em: <<http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm>> Acesso em: 08 out. 2008.
- [29] Catalogo de imagens do CBERS. Disponível em: <http://www.cbbers.inpe.br/pt/programas/p_imagens.htm> Acesso em: 10 nov. 2008.