

UM SISTEMA BASEADO EM REGRAS *FUZZY* PARA CLASSIFICAR IMAGEM MULTIESPECTRAL DO IKONOS

Maria Tereza Galeb Noguchi ¹
Olga Regina Pereira Bellon ²
Hideo Araki ³

¹ Universidade Federal do Paraná – UFPR – Departamento de Informática – tereza@inf.ufpr.br

² Universidade Federal do Paraná – UFPR – Departamento de Informática – olga@inf.ufpr.br

³ Universidade Federal do Paraná – UFPR – Departamento de Geomática – haraki@ufpr.br

RESUMO

Este estudo descreve um sistema baseado em regras nebulosas para classificação supervisionada de imagens multiespectrais de alta resolução. O novo método utiliza nas variáveis de entrada combinações de bandas, como o NDVI, que destacam determinados tipos de feições terrestres. As funções de pertinência das variáveis de entrada nebulosas são definidas a partir de limiares obtidos de amostras previamente selecionadas. Estas variáveis são utilizadas para gerar as regras nebulosas de forma a detectar na imagem Ikonos as seguintes variáveis de saída: vegetação rasteira, vegetação arbórea, água, edificações e estrada. A imagem classificada pelo método proposto é comparada com os resultados obtidos pelo método da máxima verossimilhança, sendo que o sistema nebuloso com apenas cinco regras apresenta melhores resultados na classificação.

Palavras-chave: Imagem de Alta Resolução, Classificação, Sistema Baseado em Regras *Fuzzy*.

A FUZZY RULE-BASED SYSTEM FOR CLASSIFY MULTISPECTRAL IKONOS IMAGERY

ABSTRACT

This study describes a fuzzy rule-based system for supervised classification of multispectral high resolution images. The new method uses in the input variables combinations of bands, like NDVI, that detaching certain types of terrestrial features. The membership functions of the fuzzy input variables are defined starting from obtained thresholds of samples selected previously. These variables are used to generate the fuzzy rules in way to detect in the image Ikonos the following output variables: low vegetation, forest, water, buildings and road. The classified image by the proposed method is compared with the results generated by the method of maximum likeliwood, and the system with only five fuzzy rules generated better results in the classification.

Keywords: Image of High Resolution, Classification, Fuzzy Rule-Based System.

1. INTRODUÇÃO

As imagens geradas pelos sensores remotos de alta resolução abrangem muito mais detalhes do que sensores anteriormente existentes, tornando necessário o desenvolvimento de métodos adicionais de classificação que atentem para estas informações, com o objetivo de obter melhores resultados na classificação.

Sistemas baseados em regras *fuzzy* proporcionam uma ferramenta eficaz na representação de incertezas que surgem nos procedimentos de segmentação ou classificação. Com a utilização de sistemas *fuzzy* é possível implementar regras que considerem as incertezas da imagem em seu processamento. As incertezas podem ser propagadas ao próximo nível lógico mais alto de um sistema que retém a informação, em vez de ser forçado a chegar prematuramente a uma decisão que é obrigatória em um sistema *hard*.

Em um sistema *fuzzy* não há a necessidade de se assumir nenhuma distribuição específica de classes de cobertura, como no caso do método da máxima verossimilhança, onde consideram-se as classes de cobertura como sendo normalmente distribuídas (BÁRDOSSY e SAMANIEGO, 2002). Além

disso, as regras de lógica *fuzzy* garantem a transparência das regras de decisão, permitindo a combinação de diversas características das imagens (KOK et al., 1999).

A maioria das pesquisas que se referem à classificação supervisionada baseada em regras *fuzzy* em imagens de satélite são realizadas considerando as características espectrais das imagens, nas quais as variáveis de entrada *fuzzy* são obtidas de valores estatísticos das amostras de treinamento de determinadas bandas. Como é o caso dos experimentos de MELGANI et al. (2000) e BÁRDOSSY e SAMANIEGO (2002), que descrevem métodos de classificação supervisionada *fuzzy* para imagens multiespectrais, onde as variáveis de entrada correspondem as bandas da imagem, sendo seus conjuntos *fuzzy* gerados a partir de extrações estatísticas das amostras selecionadas das classes de cobertura.

No estudo de SHACKELFORD e DAVIS (2002) é apresentado um sistema de classificação *fuzzy* que combina características espectrais e espaciais extraídas dos dados, com o intuito de reduzir erros de classificação em classes espectralmente semelhantes como grama/árvore e estrada/construção. Como destacado por SHACKELFORD e DAVIS (2002), as regras *fuzzy* são muito úteis na manipulação das características mais apropriadas para cada classe, pois enquanto uma característica pode aumentar a exatidão da classificação entre um conjunto de classes, pode também reduzir entre outro conjunto.

Na abordagem proposta, desenvolve-se um método de classificação supervisionado que abrange regras nebulosas considerando as características espectrais. Essas regras são aplicadas sobre uma imagem do satélite Ikonos com resolução espacial de 4 metros. Mas, diferentemente de outros sistemas nebulosos já implementados, as funções de pertinência das variáveis de entrada nebulosas não são obtidas de valores estatísticos das amostras de treinamento das bandas. As variáveis de entrada e suas respectivas funções de pertinência são obtidas de amostras de treinamento de índices, isto é, imagens razão (*ratio images*), obtidas de divisões entre as quatro bandas multiespectrais, visando destacar determinadas feições. Os índices utilizados são: NDVI, para destacar vegetação; IA, para destacar água; IF, para destacar a vegetação arborea e IE, para destacar estrada.

As imagens razão ou índices são combinados através das regras nebulosas, definindo para cada classe as características mais adequadas para distingui-las. Através da execução das regras nebulosas busca-se identificar determinados tipos de cobertura de solo existentes na imagem, os quais definem as variáveis de saída: vegetação rasteira, vegetação arborea, água, edificações e estrada.

Este artigo está organizado em quatro seções. Na seção 2 descreve-se em detalhes o desenvolvimento do sistema *fuzzy* proposto. Na seção 3I é apresentada a área de estudo, os resultados obtidos da classificação pelo método *fuzzy* e *hard* e sua respectiva análise. E, finalmente, na seção 4, as conclusões são apresentadas.

2. METODOLOGIA

Neste experimento deseja-se obter informações de distintos tipos de cobertura de solo, através do desenvolvimento de uma técnica de classificação supervisionada que abrange regras *fuzzy* integradas às características espectrais. As imagens de referência (ou índices) que destacam certas características foram obtidas através de operações aritméticas entre bandas, sendo combinadas através das regras, de forma a detectar um determinado tipo de cobertura de solo.

Com a aplicação deste método, busca-se classificar as seguintes cobertura de solo: estrada, edificações, vegetação rasteira, vegetação arborea e água. Este método foi implementado no *software* MATLAB, utilizando as funções existentes na *toolbox* de Processamento de Imagens e de *Fuzzy*.

Na Figura 1 é apresentado o fluxograma do método proposto, que abrange os seguintes passos:

- a) Pré-processamento;
- b) Geração dos índices;
- c) Seleção das amostras;

d) Desenvolvimento do sistema nebuloso abrangendo: processo de fuzzificação, onde são gerados os conjuntos nebulosos das variáveis de entrada; geração dos conjuntos nebulosos das variáveis de saída; implementação das regras; inferência das regras; conjuntos *fuzzy* de saída resultantes e a defuzzificação para obtenção da imagem classificada.

2.1. PRÉ-PROCESSAMENTO

Na fase de pré-processamento, foi necessário efetuar a correção atmosférica da imagem, de forma a reduzir o efeito da interferência da atmosfera sobre os valores de *pixel* registrados da cena. Assim, para cada banda foi determinado um valor de *pixel* que representa o efeito de espalhamento.

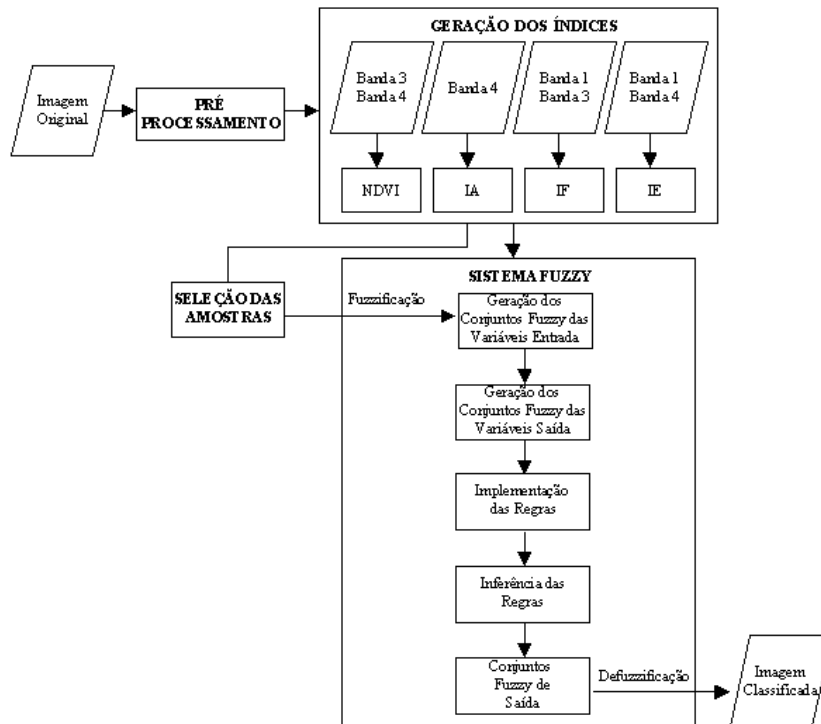


Figura 1 – Fluxograma do Método Proposto

2.2. GERAÇÃO DOS ÍNDICES

Neste passo, efetuam-se operações aritméticas entre bandas de forma a gerar índices (imagens de referência) que permitam a discriminação visual dos diversos tipos de cobertura de solo, através de suas propriedades espectrais. A utilização dos índices em substituição às bandas originais deve-se ao fato dos índices facilitarem a separabilidade das classes.

As diferentes feições de cobertura terrestre podem ser ressaltadas através de várias operações aritméticas, como é o caso do NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) (LILLESAND E KIEFER, 1994), que abrange as bandas vermelho e infravermelho de forma a destacar a região de vegetação. Porém, após cada cálculo os valores são distribuídos para o intervalo [0, 1], de forma a manter um padrão entre os índices, facilitando a geração das variáveis *fuzzy*.

2.2.1. Índice de vegetação (NDVI)

Os resultados gerados pela aplicação do índice de vegetação NDVI destacam a vegetação existente na cobertura de solo, sendo apresentados no intervalo de valores de -1 a 1. As áreas com vegetação geralmente produzem valores altos de NDVI devido à sua alta reflectância no infravermelho próximo e sua baixa reflectância no vermelho visível. Por outro lado a água, por exemplo, possui mais reflectância no visível do que no infravermelho, portanto, estas classes terão como resultado valores negativos. As áreas de solo exposto resultarão em índices de vegetação próximos de zero. O cálculo é efetuado de acordo com a seguinte fórmula:

$$NDVI = (\text{Infravermelho próximo} - \text{Vermelho}) / (\text{Infravermelho próximo} + \text{Vermelho})$$

A imagem com o índice de vegetação (NDVI) apresentará, em níveis de cinza mais claros, os locais onde existe vegetação. Como a área de estudo apresenta a superfície coberta por vegetação verde e saudável, a imagem resultante da utilização do índice apresentou a vegetação bastante clara.

2.2.2. Índice de floresta (IF)

Para gerar este índice foram efetuados diversos testes combinando as bandas da imagem de forma a identificar as árvores. Após várias análises, escolheu-se o índice calculado com a banda 1 (Azul) e a banda 3 (Vermelho), por meio da seguinte fórmula:

$$IF = (\text{Vermelho} - \text{Azul}) / (\text{Azul} + \text{Vermelho})$$

A imagem obtida com a aplicação do índice de floresta (IF), apresenta em níveis de cinza mais escuros as áreas onde foram identificadas as árvores. Porém, a combinação destas bandas nem sempre detectará bem a floresta. A região de estudo contém árvores saudáveis que possuem um tom de verde escuro que ficou ressaltado de forma significativa, mas não é em todo tipo de mata que ocorrerão estes resultados. Em um teste efetuado em uma imagem do LandSat o resultado obtido não foi bom.

2.2.3. Índice de água (IA)

A parte da imagem que se refere à água estava bem destacada por valores de *pixels* baixos na banda 4 (Infravermelho Próximo), não sendo necessária a geração de um índice específico que envolvesse mais de uma banda. Assim, o índice de água resultou de:

$$IA = \text{Infravermelho Próximo}$$

Apenas para manter o padrão entre os índices, os valores de *pixel* da respectiva banda foram convertidos para o intervalo [0,1].

2.2.4. Índice de estrada (IE)

Para destacar as estradas também necessitava-se de uma imagem de referência que pudesse ser utilizada no sistema nebuloso. Para obter um índice para a estrada foram efetuados testes com a banda 1 (Azul), banda 2 (Verde) e a banda 4 (Infravermelho Próximo), sendo utilizadas as seguintes fórmulas:

- a) $IE = (\text{IV Próximo} - \text{Azul}) / (\text{Azul} + \text{IV Próximo})$
- b) $IE = (\text{IV Próximo} - \text{Verde}) / (\text{IV Próximo} + \text{Verde})$

Ao analisar os resultados gerados, optou-se pela fórmula do item a), que destacou melhor os locais da imagem que se referem a estrada. A imagem com o índice de estrada (IE), apresenta em níveis de cinza mais escuros as áreas onde foram identificadas as estradas.

2.3. SELEÇÃO DAS AMOSTRAS

O método proposto neste trabalho é supervisionado, pois foram efetuadas as seleções de pequenas amostras de cada tipo de cobertura de solo que pretende-se classificar.

Na imagem a ser classificada foram consideradas como classes: área urbana, estrada, vegetação arborea, vegetação rasteira e água, sendo selecionadas para cada classe 10 amostras contendo 4 *pixels* cada.

2.4. CRIAÇÃO DO SISTEMA NEBULOSO

Neste passo é desenvolvido o sistema nebuloso, o qual abrange: a fuzzificação, onde são gerados os conjuntos nebulosos das variáveis de entrada; a geração dos conjuntos nebulosos das variáveis de saída; a implementação das regras; a inferência das regras que obtém os conjuntos *fuzzy* de saída resultantes e a defuzzificação para obter a imagem classificada.

2.4.1. Fuzzificação

Neste passo, é efetuado o processo de fuzzificação, onde os valores precisos da imagem serão transformados em conjuntos nebulosos que representarão as funções de pertinência das variáveis lingüísticas definidas. A fuzzificação descreve a transição de um sistema *crisp* para um sistema nebuloso, assinalando os valores de pertinência entre 0 e 1 para cada característica que deverá ser representada.

Os índices geram as imagens de referência que definem as variáveis de entrada. Assim, o NDVI, IA, IF e IE geram respectivamente as seguintes variáveis de entrada nebulosa: vegetação, água, floresta e estrada.

A cada variável nebulosa, são atribuídos dois conjuntos nebulosos que correspondem as funções de pertinência: "bom" e "ruim" (Figura 2). Essas funções de pertinência foram definidas na forma trapezoidal. Este formato foi escolhido pois permite que vários valores possam ser identificados como pertinência total (grau de pertinência 1). Na forma triangular a transição seria menos gradual, visto que apenas um valor possui pertinência total.

A função de pertinência “bom” de cada variável de entrada sempre retrata a mesma idéia, por exemplo, no caso da variável Vegetação, indica que há um intervalo de valores que com certeza é vegetação e outro intervalo com valores acima ou abaixo de um determinado limiar que representam a pertinência parcial neste conjunto de vegetação.

A função de pertinência “ruim” de cada variável de entrada sempre retrata a mesma idéia, por exemplo, no caso da variável Vegetação, indica que há um intervalo de valores que com certeza não é vegetação e outro intervalo com valores acima ou abaixo de um determinado limiar que representam a pertinência parcial neste conjunto de não vegetação.

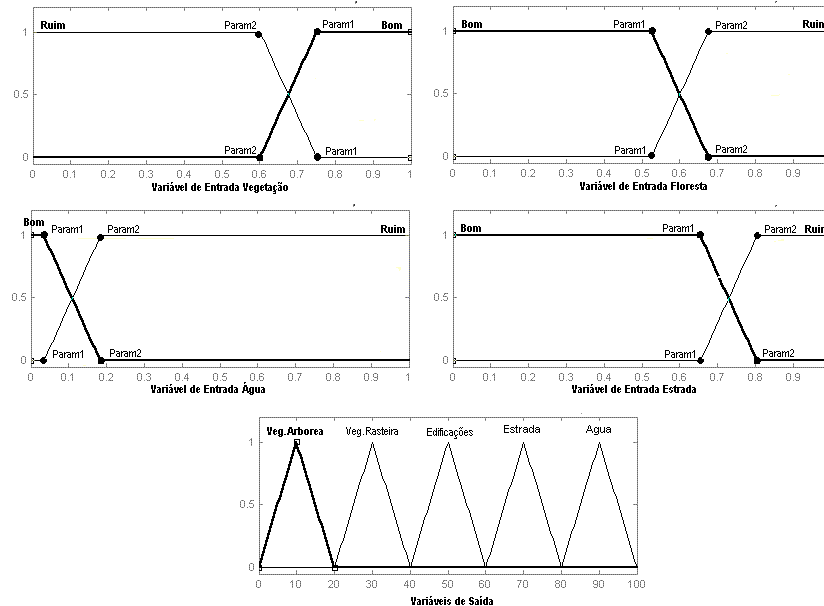


Figura 2 – Variáveis de Entrada e Saída Fuzzy

As funções de pertinência na forma trapezoidal são definidas através de quatro parâmetros. Estes parâmetros foram gerados a partir das amostras das imagens resultantes da aplicação dos índices, conforme descrito a seguir.

Na Tabela 1 está descrito o valor do 1º limiar (*crisp*), isto é, os valores que foram determinados inicialmente através das amostras do índice gerado. Para determinar os limiares, efetuaram-se testes com:

- valor mínimo das amostras para índice com classe destacada por valor claro;
- valor máximo da amostra para índice com classe destacada por valor escuro.

Nos índices IF e IE utilizados respectivamente na geração das variáveis de entrada Floresta e Estrada foi mais difícil definir o valor de limiar, pois não foi possível obter um bom resultado com o valor mínimo ou máximo das amostras. Neste caso, utilizou-se a média das amostras como limiar.

Tabela 1 – Valores de Limiar

| Variável | Cálculo | Valor |
|-----------|---------------------------|--------|
| Vegetação | Valor mínimo das amostras | 0.7008 |
| Floresta | Valor médio das amostras | 0.5756 |
| Água | Valor máximo das amostras | 0.0842 |
| Estrada | Valor médio das amostras | 0.7045 |

Nas Tabela 2 e 3 são apresentadas as fórmulas utilizadas para gerar os parâmetros 1 e 2 que foram utilizados no processo de fuzzificação, ou seja, os valores que definem os parâmetros dos conjuntos “bom” (conjuntos que determinam vegetação, água, floresta e estrada) e “ruim” (conjuntos que determinam não-vegetação, não-água, não-floresta e não-estrada).

Neste caso, aplicou-se ao valor do limiar *crisp* obtido uma margem de incerteza. Para definir esta margem de incerteza efetuaram-se diversos testes de execução de regras, avaliando quais os parâmetros ideais para serem utilizados nas funções de pertinência: “bom” e “ruim”. Ao final definiu-se que para o conjunto “bom” a melhor margem de incerteza foi 0.05 e para o conjunto “ruim” foi 0.10.

Tabela 2 – Valores do Parâmetro 1

| Variável | Cálculo do Parâmetro1 | Parâmetro1 |
|-----------|------------------------|------------|
| Vegetação | Valor de limiar + 0.05 | 0.7508 |
| Floresta | Valor de limiar – 0.05 | 0.5256 |
| Água | Valor de limiar – 0.05 | 0.0342 |
| Estrada | Valor de limiar – 0.05 | 0.6546 |

Tabela 3 – Valores do Parâmetro 2

| Variável | Cálculo do Parâmetro2 | Parâmetro2 |
|-----------|------------------------|------------|
| Vegetação | Valor de limiar - 0.10 | 0.6008 |
| Floresta | Valor de limiar + 0.10 | 0.6756 |
| Água | Valor de limiar + 0.10 | 0.1842 |
| Estrada | Valor de limiar + 0.10 | 0.8046 |

2.4.2. Geração das variáveis de saída

O importante nos conjuntos nebulosos de funções de pertinência das variáveis de saída é que os mesmos possuam todos os graus de pertinência possíveis, por isso, selecionou-se a forma triangular e mesmo tamanho para cada saída.

Os intervalos definidos para início e fim do conjunto são importantes no momento da execução das regras, pois no MATLAB retorna-se o valor gerado, mas necessariamente no caso da classificação de imagens precisa-se da classe correspondente ao valor. Então, definiu-se a variável de saída chamada Classe (Figura 2) que possui as seguintes funções de pertinência: vegetação arbórea, vegetação rasteira, edificações, estrada e água.

2.4.3. Implementação das regras *fuzzy*

As regras *fuzzy* foram geradas de forma a relacionar os diversos resultados obtidos com as combinações de bandas, sendo definidas da seguinte forma:

- Regra 1: Se Vegetacao = Bom e Floresta = Bom Entao Classe = Vegetação Arborea
- Regra 2: Se Vegetacao = Bom e Floresta = Ruim Entao Classe = Vegetação Rasteira
- Regra 3: Se Vegetacao = Ruim e Agua = Bom Entao Classe = Agua
- Regra 4: Se Vegetacao = Ruim e Agua = Ruim e Estrada = Bom Entao Classe = Estrada
- Regra 5: Se Vegetacao = Ruim e Agua = Ruim e Estrada = Ruim Entao Classe = Edificações

2.4.4. Inferência das regras

O sistema nebuloso foi gerado utilizando o método de inferência de Mandani. A operação utilizada no método And foi min e no Or foi max. Na implicação utilizou-se min e na agregação max.

Na execução das regras o valor de entrada de cada variável será: NDVI para variável vegetação, IF para a variável floresta, IA para a variável água e IE para a variável estrada.

2.4.5. Defuzzificação

O resultado da classificação do sistema nebuloso gerado é obtido ao efetuar um loop em todos os *pixels* das imagens dos índices NDVI, IF, IA e IE.

Os conjuntos *fuzzy* de saída resultantes são defuzzificados pelo método MoM (média dos máximos). O MatLab então retorna o valor defuzzificado e através do mesmo é efetuada uma verificação de que variável de saída pertence, de forma a identificar o nome da classe para que seja gerado o mapa temático da imagem.

3. APLICAÇÕES E RESULTADOS

3.1. DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A imagem utilizada no experimento (Figura 3) contempla as bandas multiespectrais do visível (azul, verde e vermelha) e do infravermelho próximo, obtidas a partir do sensor do satélite IKONOS no ano 2000, possuindo a dimensão de 500x900 *pixels*. A área de estudo compreende uma pequena faixa de cobertura terrestre que abrange parte das cidades de Rio Negro no estado do Paraná e Mafra em Santa Catarina localizados no Brasil. Esta área da imagem foi escolhida, pois apresenta distintos tipos de cobertura de solo, permitindo uma melhor avaliação do método de classificação implementado.



Figura 3 – Imagem Multiespectral Utilizada na Classificação

3.2. SELEÇÃO DAS AMOSTRAS DE VERIFICAÇÃO

Para analisar os resultados gerados na classificação do método proposto, foi efetuada a verificação em campo, coletando-se amostras de verdade de terreno. Devido a defasagem temporal de 3 anos entre a tomada das imagens e o levantamento, tomaram-se alguns cuidados, como por exemplo, considerar apenas edificações que tivessem sido construídas a mais de 3 anos. Foram efetuados 141 registros possuindo mais de uma amostra de determinada cobertura terrestre.

3.3. CLASSIFICAÇÃO *HARD*

De forma a analisar a separabilidade das classes de cobertura (água, vegetação rasteira; vegetação arborea, área urbana, estrada e solo exposto) da imagem, utilizou-se o método Isodata. Na aplicação do método foram considerados os seguintes parâmetros: de 5 a 10 *clusters* distintos de classes, convergência de 98%; um total de 100 iterações e *clusters* contendo no mínimo 5 *pixels*. Na Figura 4 é apresentada uma pequena área da imagem, com 05, 06, 07, 08, 09 e 10 *clusters*.

Observando os tipos de cobertura detectados pelos *clusters* na Figura 4, nota-se que os resultados não foram significativos, visto que há grande semelhança espectral entre as classes: estrada/água, vegetação arborea/água, edificações/estrada e solo exposto/estrada. Os valores baixos de *pixel* da estrada de ferro e da vegetação arborea acarretaram o agrupamento destas junto a água. As estradas de asfalto foram melhor detectadas com 05 *clusters*. Mas, devido a diversidade de materiais da estrada (como por exemplo terra) e das telhas (eternit, cerâmica, barro), não houve boa separabilidade entre as edificações e estrada. As estradas de terra e solo exposto também não foram bem identificadas devido a semelhança espectral existente entre elas onde predominam níveis de cinza mais claros.

Para verificar a classificação pelo método tradicional, executou-se a classificação utilizando-se a máxima verossimilhança (Figura 5). Ao utilizar o método da máxima verossimilhança muitos *pixels* não foram classificados devido ao percentual de probabilidade de pertencer a classe ser muito baixo (menor que 2%).

Os resultados obtidos pelo método maxver comprovam a dificuldade da distinção das coberturas de área urbana e estrada, pois grande parte da área urbana acabou não sendo classificada devido a sua probabilidade ser muito baixa.

3.4. CLASSIFICAÇÃO *FUZZY*

A imagem classificada através do método proposto, obtida pela aplicação das regras *fuzzy* pode ser observada na Figura 6.

3.5. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Ao classificar a imagem há vários fatores que influenciam no resultado. Inicialmente, deve-se destacar que o método implementado não possui uma regra específica para detectar solo exposto e, portanto as áreas da imagem que possuem este tipo de cobertura foram classificadas como área urbana.

A imagem classificada retrata certa confusão entre a classe estrada e área urbana, isto se deve ao fato da mesma possuir uma variação muito grande de materiais utilizados em estradas e telhados de edificações. As estradas podem ser: de terra, de asfalto, de asfalto contendo porções cobertas por terra,

ruas que apresentam sombras de árvores em determinado percurso, ruas de pedra, paralelepípedo, ruas de areia e a linha férrea. As telhas das edificações também podem ser de diversos tipos de materiais como: cerâmica, barro, eternit.

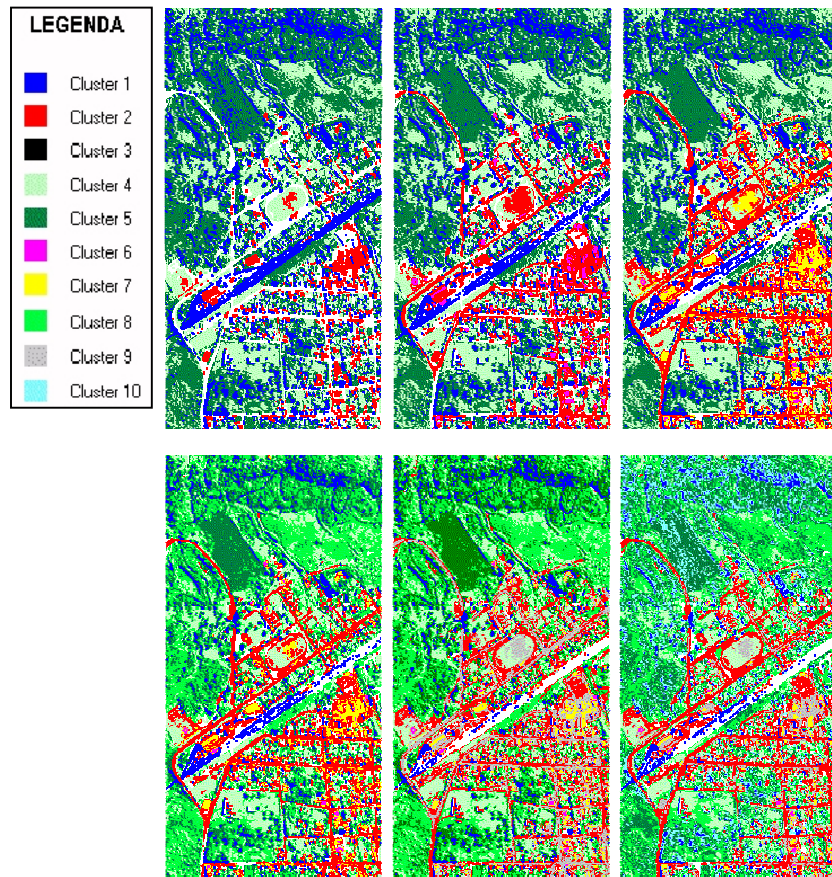


Figura 4 – Classificação pelo Método Isodata

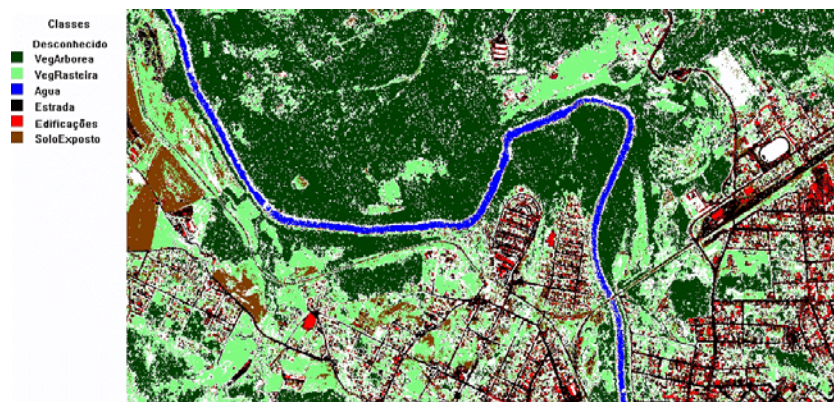


Figura 5 – Imagem classificada com o Método Maxver

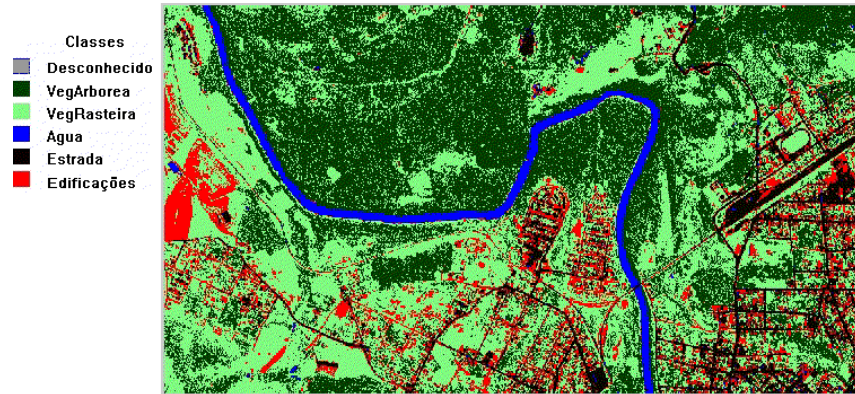


Figura 6 – Imagem Classificada pelo Método Proposto

As ruas de asfalto são espectralmente semelhantes às construções que possuem telhas na cor cinza e a terra em estradas pode ser confundida com construções que possuem telhas de barro ou cerâmica. Além destas semelhanças espectrais, o índice utilizado para detectar a estrada não teve resultado satisfatório na detecção de limiar. Porém, se considerar na imagem estrada e área urbana como uma classe única chamada de "não permeável" seria possível verificar que o método detectou de forma satisfatória.

Se a área de classificação estivesse coberta somente por um tipo de vegetação então a classificação seria uma tarefa simples. Obviamente este não é o caso, mas o índice utilizado para detecção de floresta, embora não possa ser aplicado para qualquer tipo de mata, nesta imagem apresentou ótimos resultados, separando muito bem vegetação arborea de vegetação rasteira.

3.5.1. Análise visual

A Figura 7 apresenta parte da imagem comparando os resultados obtidos pela classificação com Isodata (5 *clusters*), MaxVer e pelo método proposto. Pode-se observar pela Figura que:

a) No método Isodata grande parte da vegetação arborea e da estrada de ferro foi agrupada juntamente com a água. As estradas de asfalto apresentaram-se bem delineadas, porém neste agrupamento foram inseridas algumas edificações. Entretanto, em outras áreas da imagem onde são encontradas estradas de terra e cascalho, as mesmas não foram bem detectadas, devido a semelhança espectral com os telhados de eternit e cerâmica.

b) No método MaxVer muitos *pixels* não foram classificados, principalmente os que se referem à classe de vegetação rasteira e edificações. Parte das estradas foi classificada como edificações. Em outras áreas da imagem, verifica-se que grande parte do rio presente na imagem não foi bem delineado, apresentando também *pixels* não classificados, devido às áreas de sombra próximas da água.

c) O método proposto detectou muito bem vegetação arborea e rasteira. A estrada de ferro está bem delineada, porém alguns *pixels* deste tipo de cobertura foram incorretamente classificados como água. As estradas de asfalto foram identificadas, com algumas edificações agrupadas incorretamente nesta mesma classe. Porém, em outras áreas da imagem onde são encontradas estradas de terra e cascalho, as mesmas não foram bem detectadas, devido à semelhança espectral com os telhados de eternit e cerâmica.

3.5.2. Análise Estatística

Para efetuar a análise estatística foi utilizada a matriz de erro que compara os dados de referência que representam a "verdade terrestre" com os dados resultantes de uma classificação. As Tabelas 4 e 6 apresentam respectivamente as matrizes de erros do o método MaxVer e do método proposto, listando os tipos de cobertura conhecidos (colunas) contra o *pixels* de fato classificados em cada classe de cobertura de solo (linha). E nas Tabelas 5 e 7 são apresentadas a exatidão: global, do usuário e do produtor de cada matriz de erro.

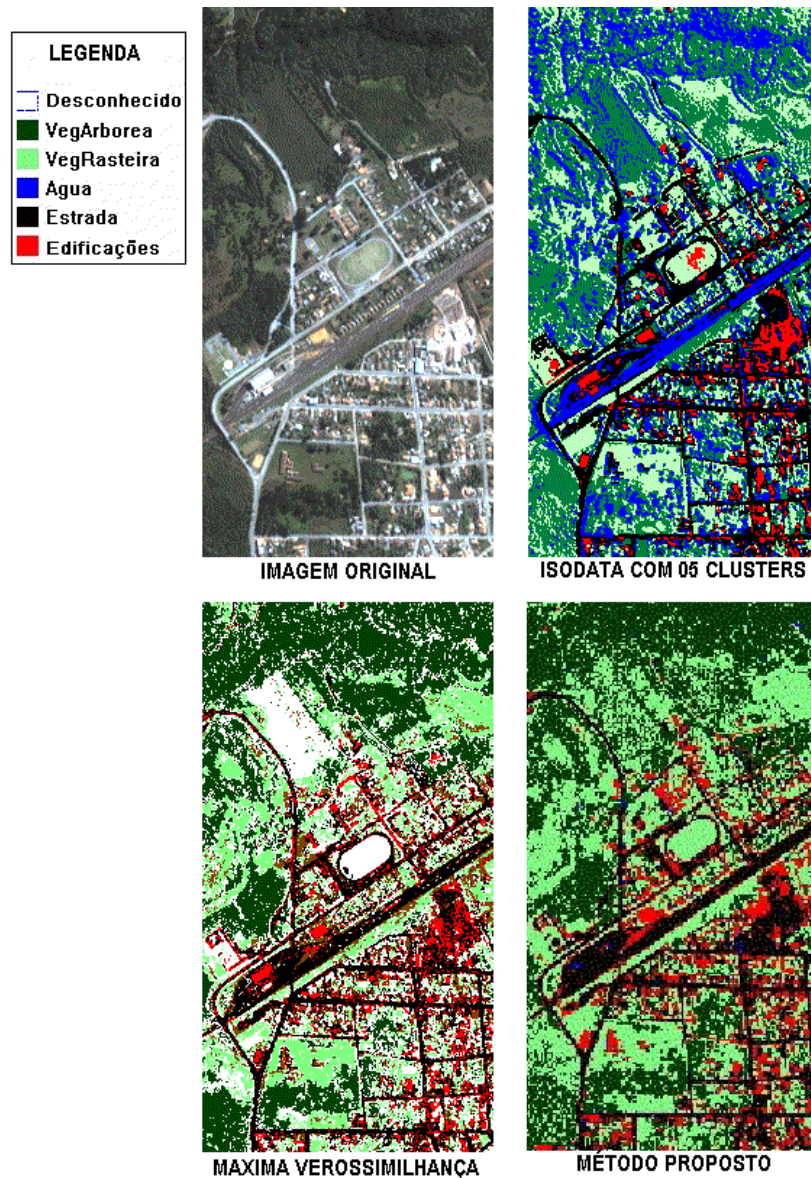


Figura 7 – Resultado da Classificação de Parte da Imagem (Isodata, Maxver e Método Proposto)

Ao comparar as tabelas da matrizes de erro, nota-se que a exatidão global do método proposto é de 85.2%, sendo aproximadamente 35% superior ao resultado obtido pelo método MaxVer. Com relação a exatidão do usuário, as classes de vegetação arborea, vegetação rasteira e edificações tiveram respectivamente um aumento de 30%, 46% e 36% em relação ao resultado obtido pela classificação da máxima verossimilhança, tendo apenas a classe estrada um decremento de 8% na exatidão do usuário, devido as classes estrada e edificações possuírem semelhança espectral. Porém, se considerada a exatidão média para estrada e construção, tem-se 76,45% para o método proposto contra 69.15% do maxver e para vegetação arborea e rasteira, a exatidão média do método proposto é de 98.55% contra 71.75% do maxver.

A matriz de confusão permite o cálculo de vários índices de precisão. O coeficiente Kappa (k) considera todos os elementos da matriz de erros, ao invés de somente utilizar os elementos da diagonal. A seguir é apresentada a equação (1) utilizada no cálculo do coeficiente Kappa (k).

$$k = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad (1)$$

Onde:

r = número de linhas na matriz de erro

x_{ii} = o número de observações na linha i e coluna i (na diagonal principal)

x_{i+} = total de observações na linha i (mostrado como total da margem direita da matriz)

x_{+i} = total de observações na coluna i (mostrado como total da margem de baixo da matriz)

N = número total de observações incluídas na matriz

O resultado do cálculo de KAPPA para a matriz de erro apresentada na Tabela 4 é $k = 0.61$ e o resultado do cálculo de KAPPA para a matriz de erro apresentada na Tabela 6 é $k = 0.80$.

Os valores KAPPA (0.61 ou 0.80) obtido pelas Tabelas 4 e 6 indicam que a classificação efetuada é 61% ou 80% melhor que a esperada ao acaso, isto é, de forma arbitrária. O valor k gerado pelo método proposto é aproximadamente 31% superior ao valor gerado para maxver, considerando que valores próximos a 1 indicam pleno acordo entre a realidade e o resultado da classificação, enquanto que um valor próximo a 0 sugere que o resultado é puramente gerado ao acaso.

Tabela 4 – Matriz de Erro dos Dados de Teste para o Maxver:

V.Ar. = vegetação arbórea ;V.Ra = vegetação rasteira;

Agu = água; Est = Estrada;Edf = edificações;

NC = não classificado;T.C. = total coluna;T.L. = Total linha.

| | | Dados de Referência | | | | | | |
|---------------|------|---------------------|------|-----|-----|-----|------|------|
| | | V.Ar | V.Ra | Agu | Est | Edf | N.C. | T.L. |
| Dados | V.Ár | 48 | 0 | 0 | 0 | 3 | 11 | 62 |
| | V.Ra | 0 | 47 | 0 | 0 | 3 | 21 | 71 |
| Classificados | Agu. | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 2 | 4 |
| | Est | 0 | 1 | 0 | 75 | 7 | 10 | 93 |
| | Edf | 0 | 0 | 0 | 6 | 71 | 46 | 23 |
| T. C. | | 48 | 48 | 2 | 81 | 84 | 90 | 353 |

Tabela 5 – Exatidão Global, do Produtor e Usuário (Tabela 4)

| Classes | Exatidão do Produtor | Exatidão do Usuário |
|------------------------|----------------------|---------------------|
| Veget. Arborea | 100 | 77.4 |
| Veget. Rasteira | 97.9 | 66.1 |
| Agua | 100 | 50.0 |
| Estrada | 92.5 | 80.6 |
| Edificações | 84.5 | 57.7 |
| Exatidão Global | | 62.8 |

Tabela 6 – Matriz de Erro dos Dados de Teste para o Método Proposto:

Veg.Arb. = vegetação arbórea ;Veg. Rast = vegetação rasteira;

Agu = água; Est = Estrada;Edf = edificações;

NC = não classificado;T.C. = total coluna;T.L. = Total linha.

| | | Dados de Referência | | | | | | |
|---------------|------|---------------------|------|-----|-----|-----|------|------|
| | | V.Ar | V.Ra | Agu | Est | Edf | N.C. | T.L. |
| Dados | V.Ár | 62 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 62 |
| | V.Ra | 0 | 69 | 0 | 0 | 1 | 1 | 71 |
| Classificados | Agu. | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 2 | 4 |
| | Est | 0 | 0 | 1 | 69 | 21 | 2 | 93 |
| | Edf | 0 | 0 | 0 | 20 | 97 | 6 | 123 |
| T. C. | | 62 | 69 | 5 | 89 | 119 | 9 | 353 |

Tabela 7 – Exatidão Global, do Produtor e Usuário (Tabela 6)

| Classes | Exatidão do Produtor | Exatidão do Usuário |
|------------------------|----------------------|---------------------|
| Veget. Arborea | 100 | 100.0 |
| Veget. Rasteira | 100 | 97.1 |
| Agua | 80 | 100.0 |
| Estrada | 77.5 | 74.1 |
| Edificações | 81.5 | 78.8 |
| Exatidão Global | | 85.2 |

4. CONCLUSÃO

Na aplicação do método Isodata analisou-se a separabilidade das classes, verificando-se que grande parte da vegetação arborea e estrada de ferro foram agrupados com a água e, muitas estradas misturaram-se às informações de edificações, devido à semelhança espectral existente entre os mesmos. No método MaxVer muitos *pixels* não foram classificados, principalmente os que se referem a classe de vegetação rasteira e edificações.

A exatidão global do método proposto é aproximadamente 35% superior ao resultado obtido pelo método MaxVer, sendo que devido a grande semelhança espectral entre estrada e edificações, a classe estrada teve um decréscimo de 8% na exatidão do usuário, porém as demais classes como vegetação arborea, vegetação rasteira e edificações tiveram respectivamente um aumento de 30%, 46% e 36% em relação ao resultado obtido pela classificação da máxima verossimilhança.

O tempo de execução deste sistema *fuzzy* é superior a um método *crisp*, como por exemplo, o método da máxima verossimilhança, assim o aperfeiçoamento dos resultados poderia depender de regras ainda mais específicas, que talvez implicassem em conseqüente aumento do custo computacional, porém sendo compensado pela melhoria na classificação resultante.

O método que utiliza as regras *fuzzy* tem como principal vantagem a flexibilidade, pois se for verificada uma classificação insatisfatória, é possível efetuar ajustes nas características que foram inicialmente definidas. A inserção de novas regras ao sistema também é simplificada, permitindo uma substancial modularidade no sistema, ou seja, uma mesma seqüência de operações pode, com nenhum ou pequenos ajustes de parâmetros, ser utilizada sobre outra imagem proporcionando o mesmo efeito.

Em um sistema *fuzzy* não há a necessidade de se assumir nenhuma distribuição específica de classes de cobertura, como no caso do método da máxima verossimilhança, onde consideram-se as classes de cobertura como sendo normalmente distribuídas. Além disso, as regras de lógica *fuzzy* garantem a transparência das regras de decisão, permitindo a combinação de diversas características, conforme demonstrado no experimento.

A heterogeneidade de características apresentadas na região da imagem, garantiu uma melhor avaliação dos resultados da classificação, demonstrando que o classificador implementado gerou resultados satisfatórios superiores ao método da máxima verossimilhança, embora novos estudos mais aprofundados sejam necessários para uma melhor detecção das classes estrada e edificações.

Para trabalhos futuros pode-se efetuar o refinamento do método proposto através da realização de novos experimentos com outras imagens de alta resolução, reavaliando o método e aprimorando-o. Uma melhoria que pode ser efetuada é a inclusão de novas regras que utilizem a resolução espacial da imagem pancromática ou a imagem resultante da fusão da imagem pancromática com a multiespectral. Neste caso, utilizando-se destas imagens híbridas pode-se também efetuar novos testes com outras medidas de textura para a detecção de vegetação arborea.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BÁRDOSSY, A.; SAMANIEGO, L. *Fuzzy Rule-Based Classification of Remotely Sensed Imagery*. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 40, n. 2, p. 362-374, fev. 2002.
- KOK, R.; SCHNEIDER, T.; AMMER, U. Object-Based Classification and Applications in the Alpine Forest Environment, **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 32, Part 7-4-3 W6, Valladolid, Spain, 3-4 June, 1999.
- LILLESAND, T.; KIEFER, R.W. **Remote Sensing and Image Interpretation**. 3.ed. New York: John Wiley & Sons, 1994.
- MELGANI, F.; AL HASHEMY, B.A.R.; TAHA, S.M.R. An Explicit *Fuzzy* Supervised Classification Method for Multispectral Remote Sensing Images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 38, n. 1, p. 287-295, jan. 2000.
- SHACKELFORD, A.K.; DAVIS, C.H. A *Fuzzy* Classification Approach for High-Resolution Multispectral Data Over Urban Areas. IGARSS, **IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, p. 1621-1623, 2002.