

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA  
DO RIO DE JANEIRO



**Maria Clara de Oliveira Costa**

**Um Modelo Nebuloso para Classificação Multitemporal de  
Imagens**

**Dissertação de Mestrado**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da PUC-Rio como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciências da Engenharia Elétrica

Orientador: Raul Queiroz Feitosa

Rio de Janeiro  
30 de Março de 2006



**Maria Clara de Oliveira Costa**

**Um Modelo Nebuloso para Classificação  
Multitemporal de Imagens**

Dissertação de Mestrado apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Técnico Científico da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

**Prof. Raul Queiroz Feitosa**  
**Orientador**

Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

**Prof. Luiz Felipe Guanaes Rego**  
Departamento de Geografia - PUC-Rio

**Prof. Flávio Joaquim de Souza**  
UERJ

**Prof. Ricardo Tanscheit**  
Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

**Prof. José Eugenio Leal**  
Coordenador Setorial do Centro  
Técnico Científico

Rio de Janeiro, 30 de Março de 2006

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

### **Maria Clara de Oliveira Costa**

Graduou-se em Engenharia Elétrica na PUC-Rio (Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro) em 2003. Faz parte do projeto de cooperação internacional ECOWATCH que envolve instituições brasileiras e alemãs e é gerido pelo programa PROBRAL.

#### Ficha Catalográfica

Costa, Maria Clara de Oliveira

Um modelo nebuloso para classificação multitemporal de imagens / Maria Clara de Oliveira Costa; orientador: Raul Queiroz Feitosa. – Rio de Janeiro: PUC, Departamento de Engenharia Elétrica, 2006.

72 f. : il. ; 30 cm.

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica.

Inclui bibliografia

1. Engenharia Elétrica – Teses. 2. Processamento digital de imagens. 3. Classificação baseada em conhecimento. 4. Conhecimento multitemporal. 5. Lógica Nebulosa. 6. Rede de Markov Nebulosa. 7. Algoritmos Genéticos. 8. Sensoriamento remoto. 9. Imagens de satélite. I. Feitosa, Raul Queiroz. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. III. Título.

CDD: 621.3

A Deus e à minha família.

## Agradecimentos

Ao meu orientador Dr. Raul Queiroz Feitosa pela instrução ao longo deste trabalho.

Ao Dr. Luiz Felipe Guanaes Rego, pela instrução, incentivo e ajuda.

Ao Prof. Claus-Eberhard Liedtke pela orientação em Hannover.

À CAPES e à PUC-Rio, pelos auxílios financeiros concedidos.

Ao Michel pelo amor, entendimento e apoio.

Aos amigos que tornaram o período de estudo em Hannover mais agradável:  
Rafaela, Irina, Evgeni, Tayebah, Milad, Tobias, Ingolf, Yuri.

Ao Sönke Müller e ao Kian Pakzad pela instrução.

Aos amigos do LVC pelo companheirismo: André, Diogo, Thiago e Vanessa.

À Marlene e ao Ricardo, pelos finais de semana e feriados ajudando na classificação.

À equipe do suporte, pela ajuda e simpatia: LF, Evando, Isnarde, Manuel e Vitor.

Aos meus queridos amigos pelo apoio em todos os momentos.

## Resumo

Costa, Maria Clara de Oliveira; Feitosa, Raul Queiroz. **Um modelo nebuloso para classificação multitemporal de imagens**. Rio de Janeiro, 2006, 72 p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

O presente trabalho apresenta a modelagem de conhecimento multitemporal para a classificação automática de cobertura do solo para imagens de satélite. O procedimento de classificação agrega os conhecimentos espectral e multitemporal utilizando conjuntos nebulosos e suas pertinências de classe como informação prévia. O método se baseia no conceito de Redes de Markov Nebulosas, um sistema com um conjunto de estados que a cada instante de tempo troca o estado corrente de acordo com possibilidades associadas a cada um. No caso deste trabalho cada estado representa uma classe, e as possibilidades são estimadas automaticamente a partir de dados históricos de uma mesma região geográfica, empregando algoritmos genéticos. A avaliação experimental utilizou um conjunto de imagens Landsat-5 da cidade do Rio de Janeiro, obtidas em cinco datas separadas por aproximadamente quatro anos. Os resultados indicaram que o uso do conhecimento multitemporal, conforme modelado pelo método proposto traz um significativo aumento da eficiência de classificação em comparação à classificação puramente espectral, além de flexibilizar o procedimento de classificação no que diz respeito aos dados necessários para o treinamento do modelo.

## Palavras-chave

Processamento digital de imagens; classificação baseada em conhecimento; conhecimento multitemporal; lógica nebulosa; rede de markov nebulosa; ajuste automático; algoritmos genéticos; imagens de satélite; sensoriamento remoto.

## Abstract

Costa, Maria Clara de Oliveira; Feitosa, Raul Queiroz (Advisor). **A Fuzzy Model for Multitemporal Image Classification**. Rio de Janeiro, 2006, 72p. Master's degree dissertation– Department of Electrical Engineering, Pontifical Catholic University of Rio de Janeiro.

This work presents a multitemporal knowledge model for automatic classification of remotely sensed images. The model combines multitemporal and spectral knowledge within a fuzzy framework. This method is based on Fuzzy Markov Chains, a system having a set of states that, at each time, change the current state according to the fuzzy possibilities associated to each one. In this work each state represents one class, and the possibilities are automatically estimated based on historical data by using genetic algorithms. The experimental evaluation was carried through for a set of Landsat-5 TM images of the Rio de Janeiro State, Brazil, acquired at five dates separated by approximately four years. Results indicate that the use of multitemporal knowledge as modeled by the proposed method brings an expressive improvement in efficiency to the classification, when compared to the pure spectral classifier. Besides it, adds flexibility to the classification procedure, concerning to necessary data used for model training.

## Keywords

Digital image processing; knowledge based classification; multitemporal knowledge; fuzzy logic; fuzzy markov chains; automatic adjustment; genetic algorithm; satellite images; remote sensing.

## Sumário

1	Introdução	14
1.1.	Objetivos da pesquisa	15
1.2.	Organização da dissertação	16
2	Trabalhos anteriores	17
2.1.	Classificação a partir de imagens de sensores remotos	17
2.2.	Classificação baseada em conhecimento	19
2.3.	Classificação baseada em conhecimento multitemporal	20
3	Metodologia de Classificação	22
3.1.	Descrição geral do modelo	22
3.2.	Pré-processamento dos dados	23
3.2.1	Correção geométrica	24
3.3.	Segmentação	25
3.4.	Modelo de Classificação	26
3.4.1	Classificação espectral	28
3.4.2	Classificação multitemporal	30
3.4.3	Fusão do conhecimento espectral e multitemporal	32
3.4.4	Regra de decisão	33
3.5.	Estimativa dos parâmetros do modelo	33
3.5.1	Estimativa da Matriz de Possibilidades de Transição	33
3.5.2	Ajuste <i>Forward</i>	35
3.5.3	Ajuste <i>Backward</i>	36
3.5.4	Ajuste <i>Forward-Backward</i>	37
3.6.	Classificação utilizando vetor de pertinências <i>crisp</i>	38
3.7.	Classificação para intervalos maiores	39
3.8.	Classificação agregando informação anterior e posterior	41
4	Avaliação experimental do modelo	43
4.1.	Introdução e organização do capítulo	43
4.2.	Base de dados	43
4.2.1	Legenda de Classes	44



4.2.2	Descrição do conhecimento multitemporal	50
4.2.3	Ocorrência das classes da legenda	51
4.2.4	Pré-processamento dos dados	55
4.2.5	Segmentação	56
4.2.6	Seleção do conjunto de treinamento	56
4.3.	Avaliação de Desempenho	57
4.4.	Procedimento Experimental e Resultados	57
4.4.1	Classificação espectral	57
4.4.2	Classificação multitemporal	58
4.4.2.1	Classificação utilizando vetor de pertinências nebuloso	58
4.4.2.1.1	Classificação com Ajuste <i>Forward</i>	59
4.4.2.1.2	Classificação com Ajuste <i>Backward</i>	59
4.4.2.1.3	Classificação com Ajuste <i>Forward-Backward</i>	60
4.4.2.2	Classificação utilizando classificação temporal <i>crisp</i>	62
4.4.2.3	Efeito do intervalo de tempo entre as imagens sobre o desempenho da classificação	63
4.4.2.4	Classificação agregando informação anterior e posterior	65
5	Conclusões e Trabalhos Futuros	68
6	Referências Bibliográficas	70

## Lista de figuras

Figura 1– Esquema geral do modelo de classificação.	23
Figura 2 – Imagem Landsat, em grande escala, com as respectivas subdivisões do mapa temático com problema de imprecisão.	26
Figura 3 – Esquema geral do classificador multitemporal.	27
Figura 4 – Exemplo de Diagrama de Transição de Classes.	30
Figura 5 – Matriz de Possibilidades de Transição de Classes.	31
Figura 6 – Esquema do ajuste <i>forward</i> .	35
Figura 7 – Esquema do ajuste <i>backward</i> .	37
Figura 8 – Esquema do ajuste <i>forward-backward</i> .	38
Figura 9 – Exemplo de Modelo de classificação para intervalos maiores.	40
Figura 10 –Modelo de classificação agregando informação anterior e posterior.	42
Figura 11 – Ilustração da classe afloramento rochoso.	45
Figura 12 – Ilustração da classe água.	45
Figura 13 – Ilustração da classe área úmida.	46
Figura 14– Ilustração da classe área urbana.	47
Figura 15 – Ilustração da classe campo.	48
Figura 16 – Ilustração da classe floresta.	48
Figura 17 – Ilustração da classe solo exposto.	49
Figura 18 – Diagrama de transição de classes para um intervalo de tempo de quatro anos.	51
Figura 19 – Freqüência de ocorrência das classes de legenda por ano.	55
Figura 20 – Imagem Landsat, em pequena escala, com as respectivas subdivisões do mapa temático.	56
Figura 21 – Desempenho utilizando o classificador generalizado de conhecimento multitemporal para intervalos de tempo superiores a quatro anos.	64

- Figura 22 – Desempenho utilizando o classificador generalizado de conhecimento multitemporal para intervalos de tempo superiores a quatro anos. 64
- Figura 23 – Comparação de desempenho dos classificadores: espectral, simples *fuzzy* (com treinamento *forward-backward*) e classificador que agrega conhecimento multitemporal adiante e atrás com possibilidades de classes *fuzzy*. 67
- Figura 24 – Comparação de desempenho dos classificadores: espectral, simples *crisp* (com treinamento *forward-backward*) e classificador que agrega conhecimento multitemporal adiante e atrás com possibilidades de classes *crisp*. 67

## Lista de tabelas

Figura 1– Esquema geral do modelo de classificação.	23
Figura 3 – Esquema geral do classificador multitemporal.	27
Figura 4 – Exemplo de Diagrama de Transição de Classes.	30
Tabela 1 – Imagens da base de dados.	43
Figura 11 – Ilustração da classe afloramento rochoso.	45
Figura 12 – Ilustração da classe água.	45
Figura 13 – Ilustração da classe área úmida.	46
Figura 14– Ilustração da classe área urbana.	47
Figura 16 – Ilustração da classe floresta.	48
Tabela 2 – Número de objetos por classe e ano.	52
Tabela 3 – Uso do solo para o par de datas 1984-1988.	53
Tabela 4 – Uso do solo para o par de datas 1988-1992.	53
Tabela 5 – Uso do solo para o par de datas 1992-1996.	54
Tabela 6 – Uso do solo para o par de datas 1996-1999.	54
Tabela 7 – Desempenho da classificação utilizando apenas o conhecimento espectral.	58
Tabela 8 – Datas das imagens utilizadas no procedimento de classificação <i>forward</i> .	59
Tabela 9 – Datas das imagens utilizadas no procedimento de classificação <i>backward</i> .	60
Tabela 10 – Datas das imagens utilizadas no procedimento de classificação <i>forward-backward</i> .	61
Tabela 11 – Desempenho do classificador generalizado que emprega o conhecimento multitemporal de possibilidades nebulosas.	61
Tabela 12 – Desempenho do classificador particular que emprega o conhecimento multitemporal de possibilidades <i>crisp</i> .	62
Tabela 13 – Datas utilizadas nos experimentos de estimativa multitemporal para intervalos de tempo superiores a quatro anos.	63

Tabela 14 – Datas utilizadas nos experimentos de estimativa multitemporal que agrega informação anterior e posterior na classificação.	65
Tabela 15 – Desempenho do classificador que agrega conhecimento multitemporal adiante e atrás com possibilidades de classes <i>fuzzy</i> .	66
Tabela 16 – Desempenho do classificador que agrega conhecimento multitemporal adiante e atrás com possibilidades de classes <i>crisp</i> .	66