5
Avaliação experimental

Nesse capítulo são apresentados os procedimentos experimentais para validar o Modelo de Interpretação de Imagens proposto e apresentado no Capítulo 4.

Na avaliação do procedimento automático de classificação/ interpretação proposto, foi escolhido como indicador de desempenho o erro médio de omissão. Esta escolha deveu-se a que este índice independe da distribuição inicial dos dados de teste. De fato, em nossa base de dados existe uma grande diferença entre o número de segmentos disponíveis em cada uma das classes da legenda. A classe Água, por exemplo, possui apenas quatro segmentos no ano de 2001, enquanto a classe Floresta é representada por mais de 700 segmentos no mesmo período. Nesse cenário a taxa de acerto global não indicaria um desempenho igual em todas as classes.

5.1
Descrição da área de estudo e preparação dos dados

A área de estudo selecionada para esse trabalho compreende cerca de 49km^2 que inclui o Parque Estadual da Pedra Branca no Estado do Rio de Janeiro, Brasil. Esta área indica um dos últimos remanescentes florestais de Mata Atlântica situada no estado do Rio de Janeiro,

A seção 5.1.1 apresenta a área de estudo assim como uma discussão sobre fatores sócios econômicos relacionados à expansão urbana e preservação de áreas nativas de Mata Atlântica. .

Na seção 5.1.2 são apresentadas as imagens utilizadas nesse trabalho. Em seguida são descritos os procedimentos de preparação (seção 5.1.3) e correção dos dados e o processo de segmentação utilizado para a extração dos objetos a serem classificados (seção 5.1.4).

As classes de cobertura de solo analisadas são detalhadamente descritas na seção 5.1.5 e o procedimento de classificação visual realizado para a elaboração de dados de referência são apresentados na seção 5.1.6.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.1.1
Parque Estadual da Pedra Branca

A área do Parque Estadual da Pedra Branca foi escolhida para esse trabalho devido a sua grande importância para o estado do Rio de Janeiro em termos ecológicos e aos problemas acarretados pela sua proximidade com áreas urbanas altamente povoadas. Problemas como a degradação do solo e a expansão urbana desordenada em áreas internas ao parque vêm reduzindo drasticamente a área de Mata Atlântica nativa do Parque.

Nesse contexto um monitoramento regular dessa área é muito importante para o planejamento de medidas de preservação, que uma vê aplicadas com sucesso poderão ser estendidas a outros fragmentos da Mata Atlântica.

Figura 13 – Mapa representativo do Parque Estadual da Pedra Branca localizado no sul do Eestado do Rio de Janeiro.

O Parque Estadual da Pedra Branca compreende uma área de 12.500 hectares coberta por vegetação típica da Mata Atlântica situada no maciço da Pedra Branca acima dos 100m de altitude, conforme representado na Figura 13. A área se situa entre as latitudes 22º53’ e 23º sul e 43º23’ e 43º32’ oeste. O Parque é cercado pelos bairros de Guaratiba a oeste, Bangu e Realengo ao norte, Jacarepaguá ao leste, Barra da Tijuca ao sudoeste e sul, Recreio dos Bandeirantes e Grumari ao sul e Campo Grande ao noroeste [57].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

Na área analisada a temperatura média anual é de 22ºC, chegando a picos de 40ºC no verão, e abaixo de 18ºC no inverno. A densidade pluviométrica varia de 1.500 a 2.500mm de chuvas, tendo o verão como a estação de maiores chuvas. As variações microclimáticas são resultado direto da proximidade da cidade com o mar, da influência da área urbana e do processo abusivo de desflorestamento [57].

Na Figura 14 a imagem do satélite IKONOS na banda multiespectral do ano de 2001 é apresentada com detalhe marcado em azul e reproduzido na Figura 15 e Figura 16 em composições RGB e NRG respectivamente. Nessas imagens pode-se observar o alto índice de cobertura de vegetação remanescente na área do parque, assim como a expansão urbana sobre a área de vegetação.

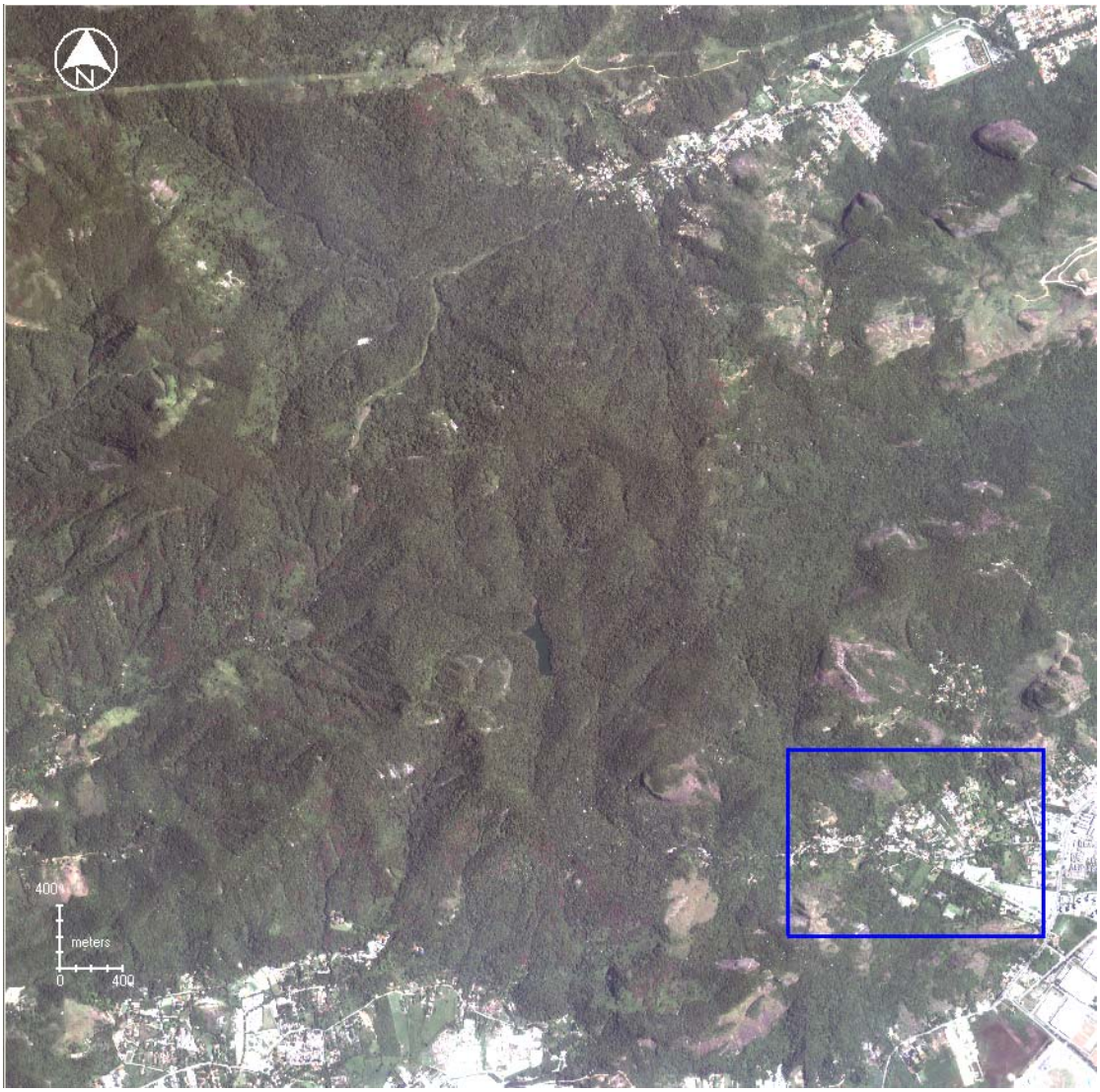


Figura 14 – Imagem IKONOS Multiespectral (4m de resolução) da área do Parque Estadual da Pedra Branca no ano de 2001. Em azul o recorte correspondente a Figura 15 e Figura 16

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

mostrado apenas para exemplificar a riqueza de informação contida em imagens de alta resolução.

Figura 15 – Detalhe da área marcada em azul na Figura 14. Bandas visíveis (RGB). Observa-se a expansão urbana e as áreas de vegetação.

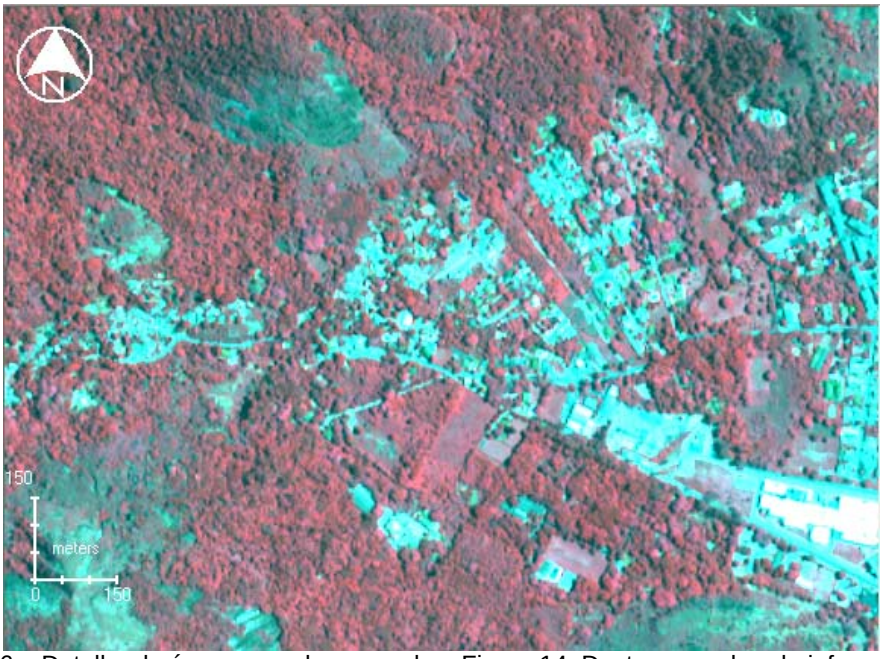


Figura 16 – Detalhe da área marcada em azul na Figura 14. Destaque na banda infravermelha. Composição (NRG) realçando a vegetação.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

Figura 17 – Foto da área do Parque Nacional da Pedra Branca. Detalhe para a área da represa facilmente observável a partir da imagem de satélite.

Figura 18 – Foto da área do Parque Nacional da Pedra Branca. Detalhe para a vegetação densa típica da Mata Atlântica.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

Figura 19 – Foto do Parque Nacional da Pedra Branca; detalhe da expansão urbana sobre a área do parque.

Nas Figura 17, Figura 18 e Figura 19 são apresentadas fotografias tomadas durante a visita à área de estudo realizada no início do ano de 2005. Essas fotografias, mesmo não tendo sido tomadas na mesma época que a imagem de satélite, permitem observar o alto índice de vegetação nativa e a expansão urbana acelerada em torno do Parque.

5.1.2
Imagens Utilizadas

Foram utilizadas imagens de sensores remotos de alta resolução, obtidas em junho de 1999 e março de 2001 de uma área de aproximadamente 13 Km^2. Essa área cobre uma grande parcela do Parque Estadual da Pedra Branca e também a sua vizinhança, composta de áreas urbanas e industriais.

Os dados selecionados compreendem uma imagem IKONOS do ano de 2001 do sensor multiespectral, ou seja, com quatro bandas espectrais: vermelho, azul, verde e infravermelho. Essas imagens têm resolução espacial de 4m. As imagens utilizadas têm

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

uma resolução radiométrica de 11 bits em cada banda espectral, como indicado na Figura 20.

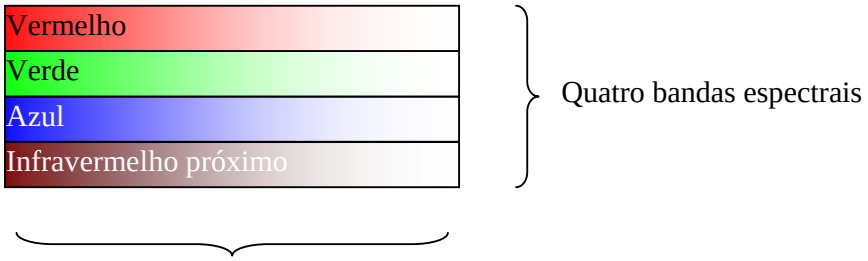


Figura 20 – Representação da imagem IKONOS multiespectral

Foi utilizada ainda uma foto área do ano de 1999 com resolução original de aproximadamente 0,63 m por pixel e que foi reamostrada para uma resolução compatível com as imagens IKONOS. O procedimento de reamostragem foi efetuado no software ERDAS [71] e as imagens validadas visualmente.

A foto aérea, apesar de possuir uma resolução espacial de menos de 1 mo, elas apresentam pelo menos três desvantagens principais com relação às imagens IKONOS multiespectrais. A primeira, e mais evidente, é que imagens aéreas são capturadas geralmente no espectro visível, e não têm a informação na região do infravermelho. A segunda desvantagem é que a resolução radiométrica de 8 bits é menor do que nas imagens IKONOS. O terceiro aspecto diz respeito à geometria de aquisição de imagens aéreas e o ângulo de visada das imagens analisadas; satélites estão a uma altitude muito maior do que aviões, o que diminui efeitos relacionados ao ângulo de captura dos sensores em relação ao solo.

Os experimentos descritos neste trabalho não utilizam, contudo, em nenhum de seus passos automáticos diretamente a resposta espectral da imagem aérea, mas apenas. a classificação dessa imagem. As imagens aéreas foram analisadas somente na etapa de classificação visual para a elaboração de dados de referência.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.1.3
Preparação dos dados

No processo de preparação de dados a principal atividade foi a correção geométrica e topográfica das imagens. O processo de correção geométrica ou georeferenciamento consiste basicamente em registrar a imagem com base em um sistema de coordenada fixo, conforme descrito na seção 2.1.2 utilizando dados de altimetria.

A imagem de referência utilizada foi foto aérea de 1999 por possuir uma resolução espacial mais elevada. Essa imagem já se encontrava corretamente referenciada e com as devidas correções topográficas.

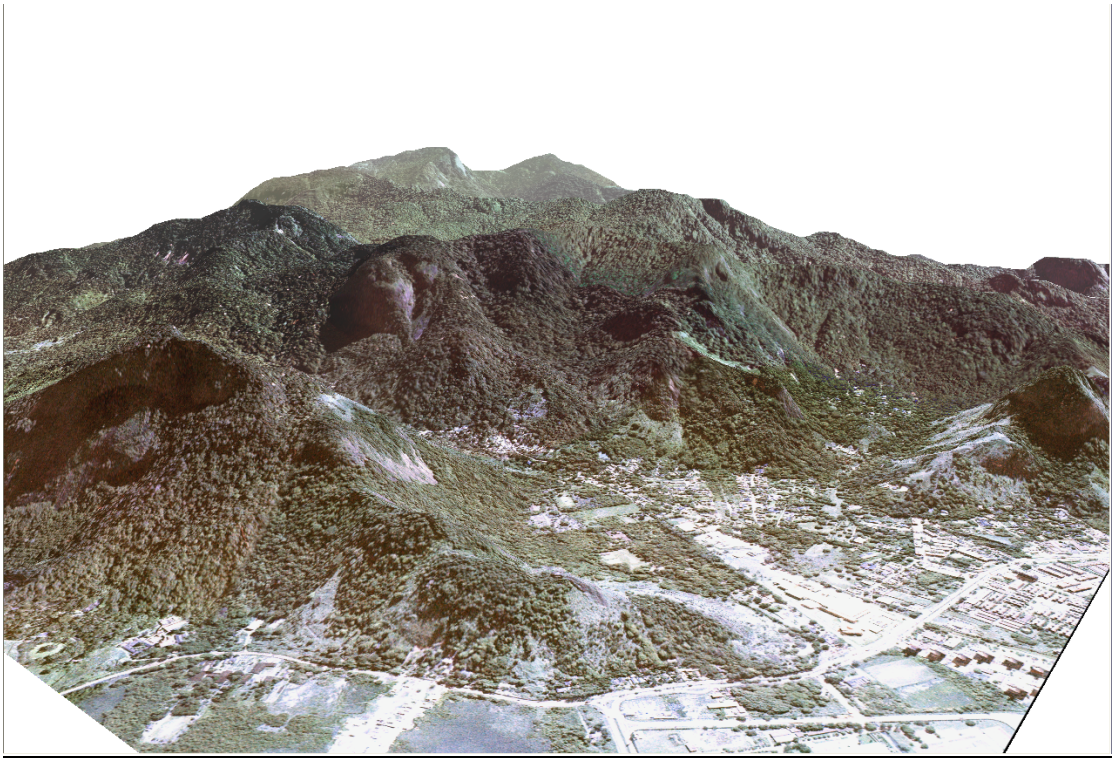


Figura 21 – Ilustração gerada com a foto aérea de 1999 e o DTM da área de estudo utilizado no processo de ortoretificação.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.1.4
Segmentação

A segmentação, conforme descrita na seção 2.3, é o processo de subdividir a ser analisada em objetos discretos. A segmentação pode levar em conta informações espectrais e relações de formas dos objetos gerados.

O algoritmo utilizado para a segmentação nesse trabalho é do tipo crescimento de regiões, conforme implementado no software e-Cognition 4.0.

A determinação do parâmetro de escala, assim como todos os outros parâmetros de segmentação é por si só um processo complexo. A dificuldade de definir uma segmentação "ideal" é um problema que ainda não foi resolvido no mundo do sensoriamento remoto e é muito dependente do tipo de análise a ser efetuada.

Em [56] um trabalho foi realizado em uma parte da área de estudo descrita nesse trabalho. Esse procedimento de classificação baseou-se também em objetos obtidos pelo software eCognition. Nesse trabalho foram analisados visualmente por um especialista os resultados da segmentação produzida por diversos valores dos parâmetros do algoritmo de segmentação. Esses estudos foram realizados em uma área muito semelhante à desse trabalho, além de tratar de classes similares às classes consideradas nesta dissertação. Por isso foram utilizados no presente trabalho os mesmos valores dos parâmetros de segmentação sugeridos em [56].

Foi utilizado então parâmetro de escala igual a 90 e fatores de cor/forma de 0.2 e suavidade/compactação de 0.5. Uma explicação mais detalhada sobre esses parâmetros encontra-se em [34] e [35].

Para a realização de uma análise de contexto foi utilizada, assim como em [56], uma série de segmentações hierárquicas com diferentes valores de escala, seguindo o procedimento apresentado na seção 2.3.3..

Na

Figura 22 é apresentado um exemplo de uma área da imagem e a segmentação em múltiplas escalas. Observa-se o aumento do tamanho médio dos objetos gerados, conforme o aumento do fator de escala escolhido.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

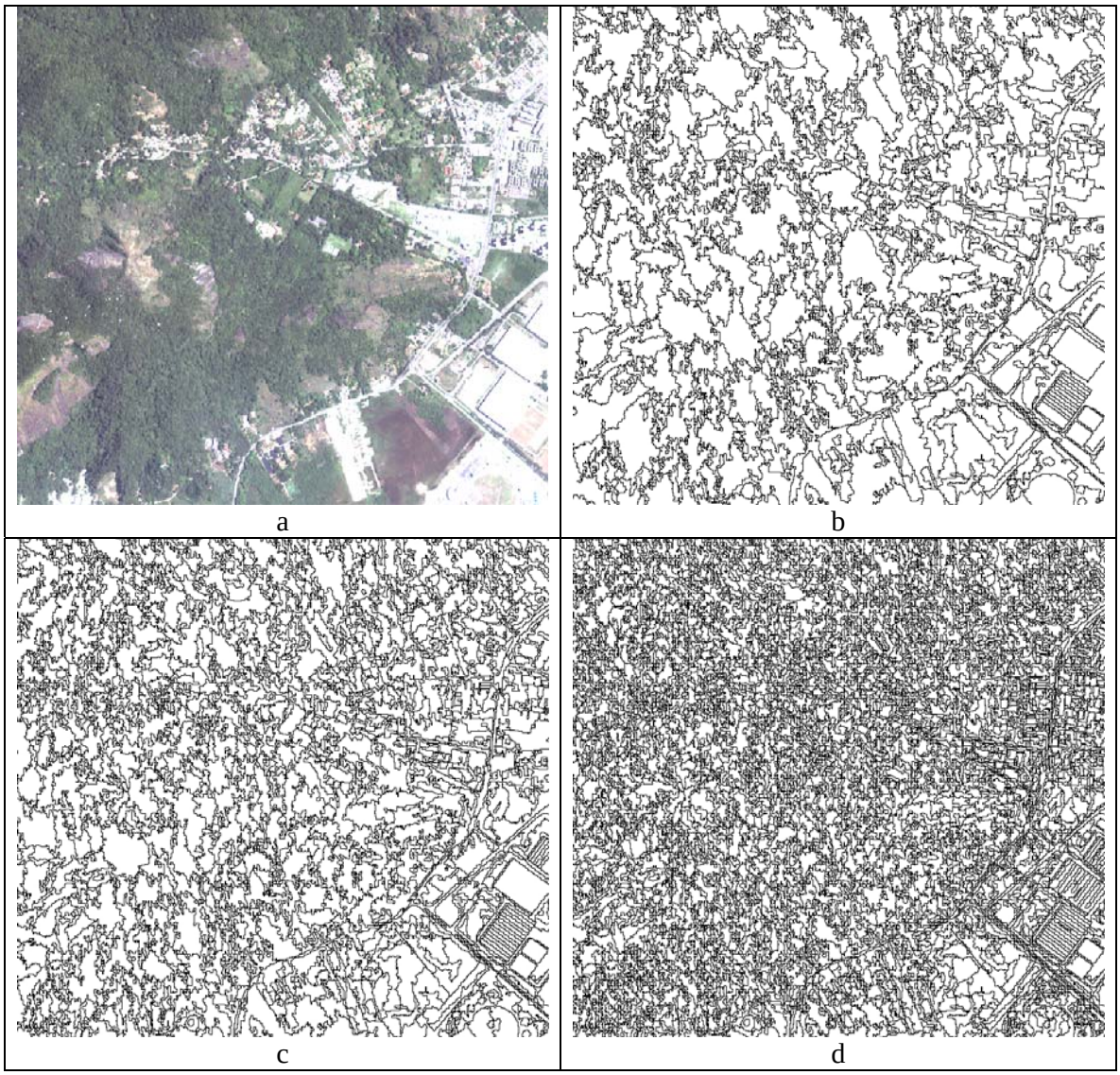


Figura 22 – Comparação entre as segmentações em uma área da imagem selecionada; a) imagem, segmentação com parâmetro de escala b) 90, c) 60 e d) 30.

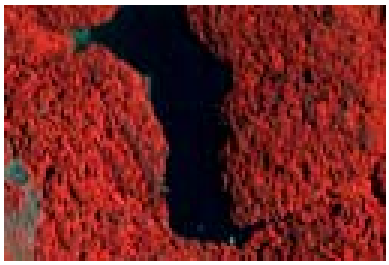
5.1.5
Definição das classes

As classes da legenda são apresentadas na Tabela 1. Para cada classe são mostrados exemplos retirados das imagens IKONOS do ano de 2001. Esses exemplos sempre são apresentados na composição vermelho, verde e azul (ou RGB) e na composição infravermelho, vermelho e verde (ou NRG).

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

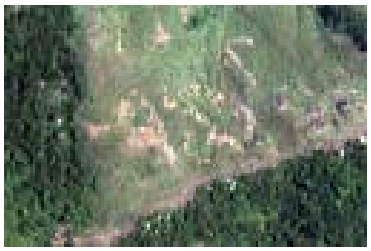
CLASSE	Características predominantes
Água	Inclui lagoas rios e canais

(RGB)

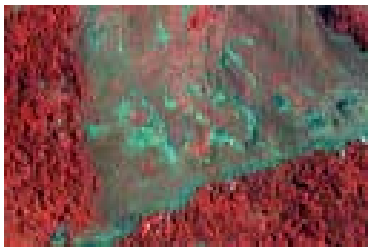


(NRG)

Campo	Áreas, quase em sua totalidade, origem antrópica, incluindo campos de capim-colonião, de outras gramíneas, de dicotiledôneas herbáceas, e macega ou ainda áreas de solo exposto, seja por ocorrência de terraplenagem, deslizamentos ou outras causas e as áreas de mineração - pedreiras, saibreiras. Inclui campos altos e campos baixos.

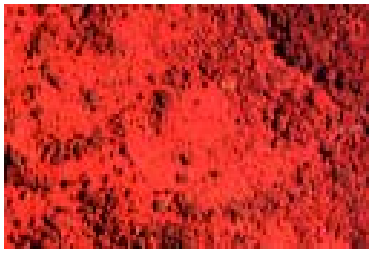


Campo Baixo (RGB) – campo baixo



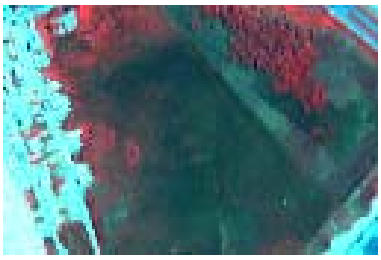
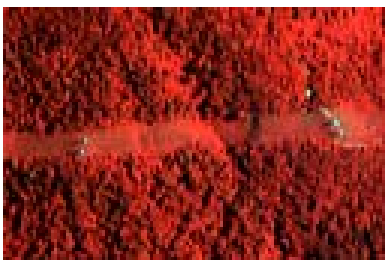
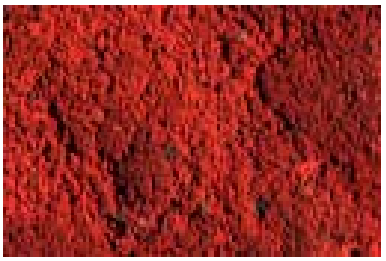
Campo Baixo (NRG) – campo baixo

Campo Alto (RGB) – campo alto

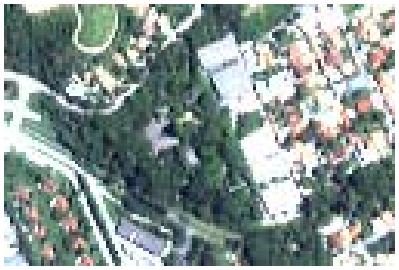
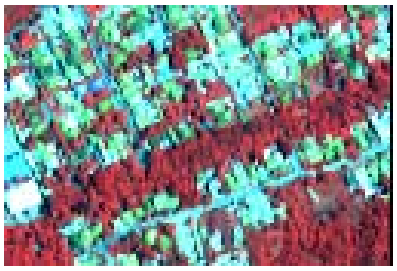


Campo Alto (NRG) – campo alto

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

CLASSE	Características predominantes
Campo Alagado	Áreas com vegetação arbustivo-herbácea - nativa, secundária ou invasora - sobre solos encharcados, seja por deficiência de drenagem ou por afloramento de lençol freático. (RGB)  (NRG)
Floresta	Floresta Ombrófila Densa - Mata Atlântica - pouco alterada ou não alterada, fitofisionomia nativa do Município, podendo também ser uma Floresta Alterada tardia que inclui diversas fitofisionomias associadas à alteração das florestas nativas, como raleamento por corte seletivo, ou pequenas áreas de desmatamento, além de associadas às diversas fases sucessionais que seguem a supressão total ou parcial da floresta nativa. Inclui também os bananais que ocupam diversos trechos das encostas. Floresta Alterada (RGB)  Floresta Alterada (NRG) Floresta (RGB)  Floresta (NRG)

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

CLASSE	Características predominantes
Floresta Urbana	Áreas com vegetação de campo e porte arbóreo nos grandes parques públicos da cidade ou em áreas predominantemente urbanas.  (RGB) (NRG)
Urbano	Grupo heterogêneo de alvos espectrais característicos de áreas urbanas densas. (RGB)  (NRG)
Rocha	Afloramentos de rocha de origem natural e costões rochosos. (RGB) (NRG)

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

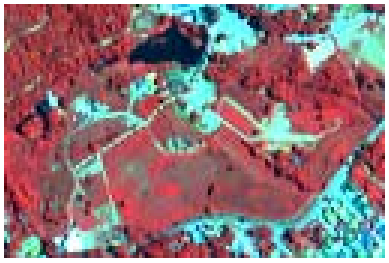
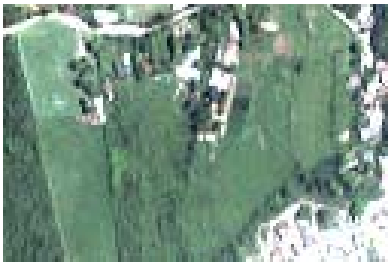
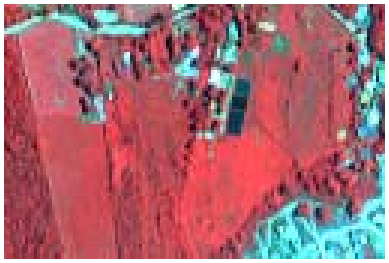
CLASSE	Características predominantes
Campo Urbano	Áreas de campo nitidamente inseridas em contexto urbano.  (RGB) (NRG)  

Tabela 1 – Características da legenda utilizada no processo de classificação.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.1.6
Processo de classificação visual

Como parte desse trabalho foi realizada em conjunto com alunos de graduação e pós-graduação do Departamento de Geografia da PUC-RJ a classificação visual das duas imagens utilizadas nesse trabalho.

Esse procedimento teve dois propósitos. O primeiro foi gerar dados de treinamento e de referência para a análise de desempenho do modelo proposto. O segundo propósito foi levantar o conhecimento utilizado pelo especialista durante o procedimento de classificação visual.

O processo de classificação visual das imagens foi realizado no software eCognition [35].

Além das próprias imagens a serem classificadas foram utilizados pelo especialista dados de apoio como imagens pancromáticas com 1 m de resolução dos anos de 2001 e 2002, dados de SIG, além do conhecimento prévio da área de estudo.

O processo de classificação visual das três imagens tomou cerca de quatro meses. Para reduzir o efeito da subjetividade foram geradas chaves de classificação

contendo a descrição detalhada de cada classe da legenda e do raciocínio aplicado para reconhecê-las.

Os resultados da classificação visual são apresentados na Tabela 2 e na Tabela 3 em termos da área em metros quadrados, e número de objetos ou segmentos de cada classe.

Classe	Imagem de 1999 (%)	Imagem de 2001 (%)
Água	0,3%	0,2%
Campo Alagado	0,7%	1,1%
Campo	8,1%	10,5%
Floresta alterada	2,4%	2,4%
Floresta	72,1%	70,2%
Urbano	5,1%	6,5%
Rocha	3,1%	2,5%
Campo Urbano	8,1%	6,5%

Tabela 2 – Percentual de área na imagem classificada coberta por cada classe da legenda (imagens de 1999 e 2001 classificação visual)

Classe	Imagem de 1999	Imagem de 2001
Água	13	4
Campo Alagado	11	9
Campo	419	431
Floresta alterada	196	169
Floresta	771	795
Urbano	345	402
Rocha	96	68
Campo Urbano	278	251
Total	2129	2129

Tabela 3 – Número de segmentos gerados por classe da legenda (imagens de 1999 e 2001, classificação visual)

A

Figura 23 apresenta, como exemplo, o resultado da classificação visual numa subárea da imagem IKONOS do ano de 2001. Analisando mais detalhadamente a classificação visual realizada pelo especialista nota-se que uma grande parte da área de estudo corresponde às classes Campo e Floresta. Esse fato é justificado pela área de estudo cobrir um Parque sob preservação ambiental, o que, de alguma forma, limita a expansão urbana nessa área.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

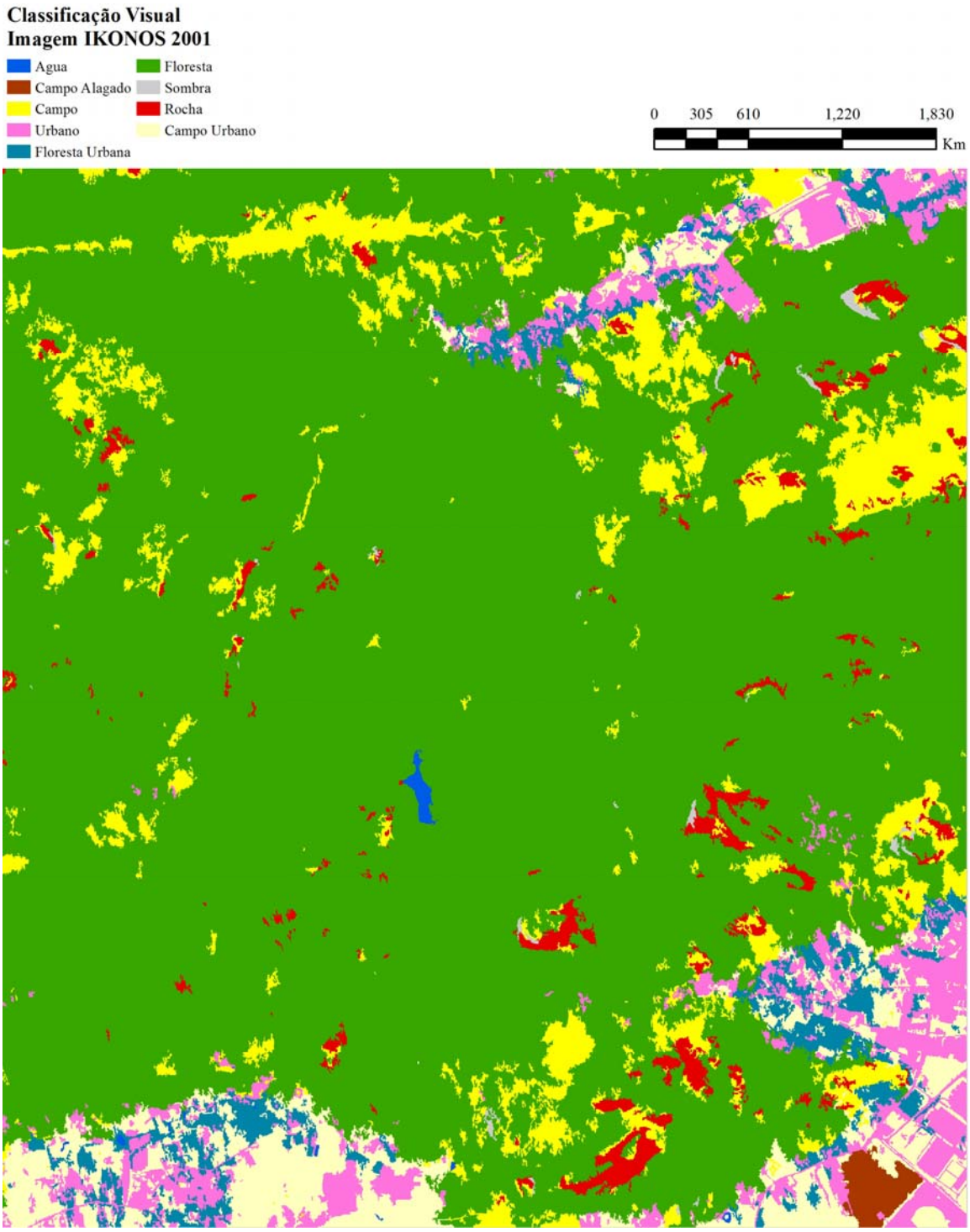


Figura 23 - Classificação Visual da imagem IKONOS de 2001.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

		Classificação 1999							
		Água	Campo Alagado	Campo	Floresta Urbana	Floresta	Urbano	Rocha	Campo Urbano
Classificação 2001	Água	4	0	0	0	0	0	0	0
	Campo Alagado	0	5	0	0	0	0	0	4
	Campo	0	0	260	3	119	18	19	12
	Floresta Urbana	0	0	7	93	10	24	0	35
	Floresta	6	0	111	4	614	30	18	12
	Urbano	1	1	24	46	16	227	2	85
	Rocha	0	0	5	0	6	0	57	0
	Campo Urbano	2	5	12	50	6	46	0	130

Tabela 4 – Alterações reais detectadas pela classificação visual entre os anos de 2001 e 1999, relativo ao numero de segmentos.

		Classificação 1999							
		Água	Campo Alagado	Campo	Floresta Urbana	Floresta	Urbano	Rocha	Campo Urbano
Classificação 2001 (%)	Água	30,8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	Campo Alagado	0,0	45,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,4
	Campo	0,0	0,0	62,1	1,5	15,4	5,2	19,8	4,3
	Floresta Urbana	0,0	0,0	1,7	47,4	1,3	7,0	0,0	12,6
	Floresta	46,2	0,0	26,5	2,0	79,6	8,7	18,8	4,3
	Urbano	7,7	9,1	5,7	23,5	2,1	65,8	2,1	30,6
	Rocha	0,0	0,0	1,2	0,0	0,8	0,0	59,4	0,0
	Campo Urbano	15,4	45,5	2,9	25,5	0,8	13,3	0,0	46,8

Tabela 5 – Alterações reais detectadas pela classificação visual entre os anos de 1999 e 2001, percentual de mudança em relação ao ano de 1999.

Analisando as classificações de 1999 e 2001 é possível montar a matriz de transição dos segmentos entre os períodos considerados. Essa matriz é apresentada na Tabela 4. Na diagonal dessa matriz estão destacados os segmentos que permanecem na mesma classe nos dois períodos analisados. Observa-se como uma característica importante a ser salientada a grande transição existente entre Floresta e Campo tanto de 1999 para 2001 quanto de 2001 para 1999.

Um outro importante ponto revelado pela matriz de transição é a perda de áreas floresta para áreas urbanas (edificações e campos urbanos), mostrando o avanço urbano sobre o Parque mesmo se tratando de uma área de preservação ambiental protegida por lei.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.2
Fase 1 – Classificação Espectral e Textura

Métodos convencionais de classificação baseados na resposta espectral pura e simples, ou mesmo quando se utilizam atributos de textura, não apresentam desempenho satisfatório em imagens de alta resolução. Um dos propósitos deste trabalho é avaliar a esperada superioridade de métodos mais sofisticados de classificação baseados em conhecimento. Afim de obter uma classificação espectral e de textura o mais eficiente possível foi adotado um método baseado em Redes Neurais Artificiais para classificação de padrões.

Redes neurais artificiais vêem se mostrando eficientes em tarefas complexas de classificação de imagens de sensores remotos, segundo a literatura.

Nesse trabalho utiliza-se um classificador baseado em redes neurais do tipo perceptrons de múltiplas camadas (multilayer perceptrons ou MLP) em conjunto com algoritmo de treinamento baseado em retro propagação do erro (*Backpropagation* ou simplesmente BP)

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.2.1
Dados utilizados

A base de dados utilizada no classificador supervisionado baseado em redes neurais refere-se aos valores espectrais, ou seja, a resposta media espectral em cada um dos segmentos analisados; e ainda as medidas de textura obtidas a partir dos parâmetros de Haralick.

Nesse trabalho os atributos para representar textura foram escolhidos empiricamente por análise visual. A escolha recaiu sobre parâmetros de Haralick, mais especificamente Homogeneidade, Dissimilaridade e Correlação média considerando todas as bandas da imagem. Os parâmetros foram calculados utilizando o software eCognition.

Foram utilizados 50 segmentos por classe durante a fase de treinamento totalizando 400 segmentos no conjunto de treinamento. Em algumas classes foi necessário replicar os dados para que atingissem tal número. Foram selecionados

também 50 padrões por classe para a validação. O demais padrões formaram o conjunto de teste..

O classificador baseado em redes neurais foi configurado com 10 neurônios na camada oculta todos configurados com funções de transferência tangente hiperbólica. . Na camada de entrada tem-se 7 entradas relativas às quatro respostas espectrais e três parâmetros de textura selecionados. Já na camada de saída tem-se 8 neurônios que representam cada um uma das classes da legenda configurados com funções de transferência logarítmica. O algoritmo de treinamento utilizado atualiza os pesos e os valores dos *bias* da rede de acordo com o gradiente descendente por retropropagação, utilizando momento e uma taxa de aprendizado adaptativa.

Inicialmente a taxa de aprendizado foi configurada com o valor de 0,01 e o treinamento e executado durante 1000 épocas no máximo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.2.2
Resultados

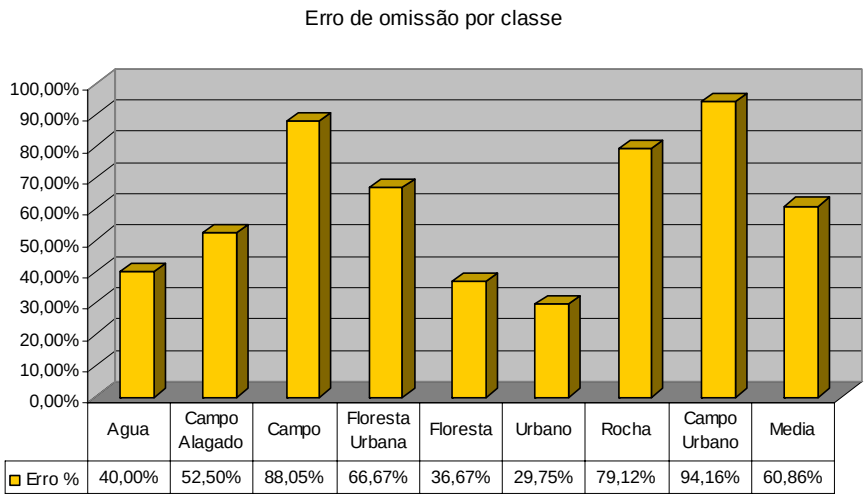


Gráfico 1 – Taxa de erro médio de omissão por classe após a classificação supervisionada com atributos espectrais e textura.

Os resultados do classificador supervisionado baseado em redes neurais artificiais mostram um baixo desempenho na classificação de áreas de Rocha, Campo e Campo Urbano principalmente. Esse fato pode ser justificado devido à real confusão espectral e em termos de textura dessas classes. Na verdade a classe Campo Urbano não

pode realmente ser diferenciada de Campo somente com dados espectrais, no caso, o que a caracteriza é a proximidade com a área urbana. No caso da Rocha acontece o mesmo já que espectralmente se confunde com o Campo. O que caracteriza a Rocha neste caso é a declividade,.

No caso de classes com identificação mais imediata, como o Campo Alagado, o Urbano e até mesmo a Floresta, a classificação supervisionada obteve resultados razoáveis. Ainda no caso da Floresta Urbana ocorre o mesmo que com o Campo Urbano, isto é, não é possível a identificação sem a utilização da informação de proximidade com a classe Urbana.

A taxa de erro global de classificação foi de 55,48%. Essa alta taxa de erro pode ser justificada pela dificuldade de separação em classes com muitos segmentos, como Floresta e Campo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.3
Fase 2 – Classificação estrutural baseada em regras

Na segunda fase do modelo proposto, o conhecimento do especialista é acrescido ao procedimento de classificação usando para isso regras nebulosas. O objetivo é modelar o raciocínio do analista humano para melhorar o resultado de classificação baseada somente na informação espectral e textura apresentada na fase 1.

		Classificação de referência							
Classificação FASE 1 (%)		Água	Campo Alagado	Campo	Floresta Urbana	Floresta	Urbano	Rocha	Campo Urbano
	Água	60,0	20,0	13,8	11,2	15,2	10,9	26,5	11,3
	Campo Alagado	20,0	47,5	3,3	4,5	1,2	4,2	17,4	5,2
	Campo	0,0	0,0	12,0	15,2	7,2	1,4	5,0	6,3
	Floresta Urbana	0,0	10,0	22,7	33,3	7,5	4,9	13,2	18,4
	Floresta	10,0	2,5	32,3	15,0	63,3	2,1	9,4	4,9
	Urbano	0,0	5,0	5,3	10,1	2,4	70,2	5,0	45,4
	Rocha	10,0	7,5	7,3	5,1	2,2	2,6	20,9	2,7
	Campo Urbano	0,0	7,5	3,3	5,5	1,0	3,6	2,6	5,8

Tabela 6 – Matriz de confusão da classificação espectral da imagem de 2001 após a primeira fase. Resultados apresentados em percentual relativo a imagem de referência.

O resultado da classificação espectral na Fase 1 é apresentado em maiores detalhes pela matriz de confusão mostrada na

Tabela 6. Nessa matriz são apresentados o percentual dos segmentos classificados em uma determinada classe (na horizontal) e pertencentes na referência

(ou verdade de campo) a uma outra classe (na vertical). Assim, na diagonal dessa matriz são apresentados os acertos de classificação em cada uma das classes.

O procedimento da Fase 2 tem então o objetivo de, através da utilização de outros dados como altimetria, forma e contexto, elaborar regras que sejam capazes de reduzir os erros de classificação e melhorar a classificação da primeira fase.

Algumas confusões, marcadas na

Tabela 6 em vermelho, foram escolhidas para o tratamento via regras de inferência com o objetivo de diminuir o erro de omissão em cada uma das classes. Estas confusões foram escolhidas por orientação de um fotointérprete, conhecedor da região, que considerou possível resolvê-las a partir de regras usando os dados disponíveis..

Na seção 5.3.1 são descritos os dados e atributos utilizados para a elaboração das regras de inferência. A seguir são descritas as regras e a implementação dos sistemas nebulosos de classificação nas seções 5.3.2 e 5.3.3 respectivamente. Por último na seção 5.3.4 são apresentados os resultados dos experimentos.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.3.1
Atributos utilizados na classificação estrutural

Os atributos de entrada para as regras podem ser divididos em dois conjuntos.

O primeiro conjunto de atributos deriva do resultado da primeira fase, mais especificamente dos valores de pertinência de cada segmento produzidos pela rede neural.

Os atributos do segundo grupo são calculados a partir da própria imagem ou de dados de SIG, como descrito abaixo:

- NDVI – índice de vegetação - indica a quantidade de vegetação em uma determinada área. O seu cálculo está descrito na Eq.(6) onde NIR é o valor de intensidade da banda infravermelha da imagem e RED a intensidade da banda que representa espectralmente o vermelho;

$$NDVI(i) = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)} \qquad \text{Eq.(6)}$$

- Contexto Urbano – indica o grau de ocupação urbana na área do segmento analisado. O contexto Urbano é avaliado considerando a proximidade do objeto analisado a objetos e áreas de ocupação urbana. Para isso foi utilizada a técnica de segmentação hierárquica em que cada segmentação em uma escala mais alta gera objetos maiores, que contém os objetos menores dos níveis abaixo deste - produzidos com fator de escala mais baixos. Maiores detalhes sobre segmentação em múltiplas escalas ou hierárquica são apressentados no capítulo 2.3.3 e também em [35].

  Através da segmentação hierárquica são gerados vários níveis ou camadas de segmentações em diferentes escalas. Essas segmentações são aqui denominadas segundo o fator de escala utilizado para obtê-la. Foram utilizados fatores 120, 180, 270 e 360. Um segmento representado na escala 360, por exemplo, contém vários segmentos menores gerados na escala 120, 180 e 270.

  Para medir o grau de ocupação urbana na escala 90, por exemplo, mede-se o percentual da área do objeto nessa escala que é coberto por objetos urbanos (definidos na fase 1) na escala 30. Da mesma forma para medir o grau de ocupação urbana na escala 180 mede-se o percentual de área coberta por área urbana na segmentação de escala 30.

  Quatro parâmetros foram medidos nas escalas anteriormente mencionadas e foram denominados como Contexto Urbano 120, Contexto Urbano 180, Contexto Urbano 270 e Contexto Urbano 360;
- Contexto de Vegetação – indica o grau de vegetação em torno do objeto analisado em quatro escalas, assim como no contexto urbano. A extração do parâmetro contexto de vegetação segue o mesmo procedimento para medida do contexto urbano, considerando-se porém a área relativa coberta por vegetação em cada objeto. Os parâmetros gerados são denominamos da seguinte forma: Contexto de Vegetação 90, Contexto de Vegetação 180, Contexto de Vegetação 270 e Contexto de Vegetação 360;
- Altura – é calculada pela média de altura no segmento analisado, baseando-se no DTM (*Digital Terrain Model* ou Modelo Digital de Terreno);
- Declividade – a declividade não era um dado diretamente disponível; foi utilizado em seu lugar o desvio padrão da altura dentro do objeto analisado.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.3.2
Regras

O conhecimento do especialista foi modelado no procedimento de interpretação automática através de regras nebulosas no formato SE(condição) ENTAO(conseqüente.

O primeiro conjunto de regras atua apenas nos segmentos classificados como Campo na Fase 1. As regras nesse conjunto foram criadas para dirimir a confusão entre Rochas e Campo. A informação de altimetria e declividade, permite solucionar esse tipo de confusão para uma boa parte dos segmentos. A conhecimento no caso consiste em que Rochas normalmente têm uma declividade mais elevada, quando comparada com Campo. Na verdade na região analisada os Campos em geral são formados por acúmulo de matéria orgânica sobre as Rochas, e em áreas de alta declividade não é possível esse acúmulo, o que deixa as Rochas expostas.

O segundo conjunto de regras atua nos objetos atribuídos à Classe Floresta Urbana na fase 1 com a finalidade de resolver a confusão com Campo, Floresta e Campo Urbano. Com relação à Floresta o critério discriminante é a proximidade a área Urbana ou a contexto urbano. Com relação ao Campo o índice de Vegetação (NDVI) foi utilizado critério de divisão. No caso do Campo Urbano o NDVI e o contexto urbano foramutilizados em conjunto.

O terceiro conjunto de regras atua nos segmentos previamente classificados como Floresta objetivando os mesmos critérios da segunda regra.

O quarto conjunto atua sobre a classe Urbano objetivando somente a confusão com Campo urbano e as variáveis de critério utilizadas foram o contexto urbano e o NDVI.

O quinto conjunto de regras age sobre a classe Rocha visando a confusão com Campo, Campo Urbano e Urbano. Foi utilizado o NDVI, a declividade e o contexto urbano para a discretizacao.

Finalmente o ultimo conjunto age sobre a classe Campo Urbano e na confusão com Floresta, Floresta Urbana, Campo e Urbano. Uma serie de variáveis são utilizadas entre eles o contexto urbano e o contexto de vegetação, a altimetria e o NDVI.

Neste trabalho todas as regras nebulosas foram modeladas utilizando duas funções de pertinência por entrada. Esses conjuntos foram criados a partir de funções gaussianas.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.3.3
Ajuste das funções de pertinência

Resta agora definir o que é alto (a) ou baixo (a) para relevo, contexto, NDVI dentre outros parâmetros. Em outras palavras o formato das funções de pertinência nebulosa (*membership functions*) tem que ser escolhidos e ajustados. Como foram escolhidas funções de pertinência gaussianas, estes parâmetros são a média e o desvio padrão das gaussianas.

Nesse trabalho a estimativa dos parâmetros das funções de pertinência nebulosas foi realizada utilizando um sistema *neuro-fuzzy* denominado ANFIS (seção 2.2.1.3). O sistema *neuro-fuzzy* ajusta os parâmetros relativos ao formato das funções de pertinência e aos pesos de cada regra no procedimento de classificação. Para isso é utilizado um conjunto de treinamento e um algoritmo de retropropagação do erro. Em nossos experimentos foi utilizado como treinamento uma parcela da imagem de 2001, no caso a mesma utilizada na primeira fase do experimento. Os restantes dos segmentos foram utilizados como um conjunto de teste.

Toda a implementação do sistema de inferência nebulosa, assim como o procedimento de ajuste automático dos parâmetros, foi realizada no MATLAB na versão 7.0.4.

Em termos de implementação foram utilizados sistemas neuro-fuzzy distintos para cada grupo de regras apresentado anteriormente. Dessa maneira a otimização dos parâmetros dos sistemas nebuloso se restringe a dados de atuação distintos, diminuindo o espaço de busca. Cada um desses sistemas pode então possuir duas saídas (0 e 1) indicando cada um dos conseqüentes.

Os parâmetros dos sistemas neuro-fuzzy utilizados em todos os sistemas nebulosos apresentados estão descritos

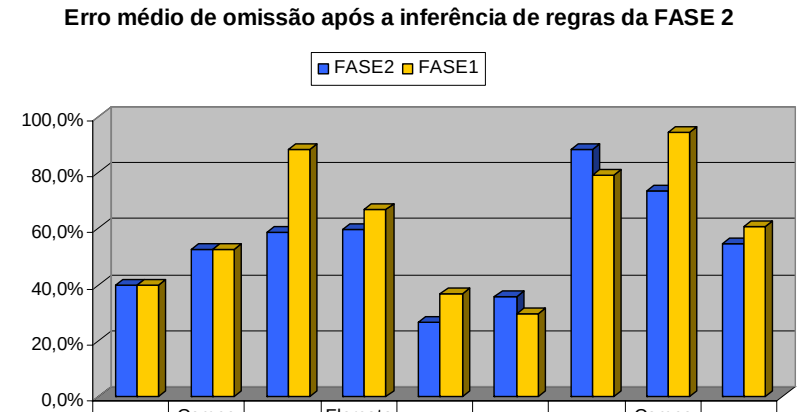
Configuração dos sistemas neuro-fuzzy (ANFIS)	
Numero de Épocas	100
Tamanho do passo inicial	0,01
Incremento e Decremento	10%

Tabela 7 – Configuração dos sistemas neuro-fuzzy.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

O conjunto de treinamento utilizado e o mesmo da primeira fase porem sem a replicação dos dados feita para garantir o mesmo numero de padrões em cada uma das classes.

5.3.4
Resultados da classificação estrutural baseada em regras



	Agua	Campo Alagado	Campo	Floresta Urbana	Floresta	Urbano	Rocha	Campo Urbano	Media
FASE2	40,0%	52,5%	58,6%	59,5%	26,7%	35,8%	88,2%	73,6%	54,4%
FASE1	40,0%	52,5%	88,0%	66,7%	36,7%	29,8%	79,1%	94,2%	60,9%

Gráfico 2 – Erro de omissão médio por classe após a FASE 2. (resultado após 20 execuções)

Os resultados apresentados no Gráfico 2 mostram claramente um incremento de desempenho, no que se diz respeito a diminuição do erro de classificação em cada classe, após a inclusão do conhecimento do especialista modelado por regras nebulosas.

As classes afetadas pelo procedimento da Fase 2 claramente tiveram o seu erro de classificação ou omissão, reduzidos significativamente. A maior redução ocorre na classe Campo onde antes 88% dos segmentos eram classificados erroneamente, após a Fase 2 cerca de 58% são classificados erroneamente. Embora esse valor ainda seja alto, verifica-se que a inclusão do conhecimento através de regras nebulosas traz um melhoria importante de desempenho.

O mesmo ocorre porém com menos intensidade, nas classes Floresta, Floresta Urbana e Campo Urbano. No caso destas duas classes que estão intimamente ligadas com a informação de contexto urbano (Floresta Urbana e Campo Urbano) as regras

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

nebulosas baseadas em informação de contexto principalmente foram realmente capazes de identificar e separar os segmentos relativos às classes citadas.

Em algumas classes como Urbano e Rocha o erro após a Fase 2 teve um ligeiro acréscimo, possivelmente porque não havia dados de treinamento suficientes para estes casos, ou ainda porque as regras elaboradas não são capazes de resolver as confusões entre as classes para estes casos.

Observa-se pela Tabela 8 uma confusão grande entre Urbano e Campo Urbano e entre Rocha e Campo mesmo após a aplicação das regras.

As classes não afetadas pelo procedimento da segunda fase continuam naturalmente com o mesmo erro de omissão.

		Classificação de referência							
Classificação FASE 2 (%)		Água	Campo Alagado	Campo	Floresta Urbana	Floresta	Urbano	Rocha	Campo Urbano
	Água	50,0	0,0	0,5	1,2	0,2	0,0	0,0	0,0
	Campo Alagado	0,0	50,0	4,7	6,0	2,0	4,5	23,5	2,4
	Campo	0,0	25,0	41,4	17,9	12,8	5,0	32,4	18,4
	Floresta Urbana	0,0	0,0	7,9	40,5	2,5	8,5	2,9	12,0
	Floresta	0,0	0,0	31,2	9,5	73,3	1,5	5,9	4,8
	Urbano	0,0	0,0	5,1	4,8	3,1	64,2	2,9	34,4
	Rocha	50,0	0,0	4,7	2,4	2,9	0,0	11,8	1,6
	Campo Urbano	0,0	25,0	4,7	17,9	3,1	16,4	20,6	26,4

Tabela 8 – Matriz de confusão de uma classificação típica após a Fase 2. Resultado percentual relativo a referencia de uma interação.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

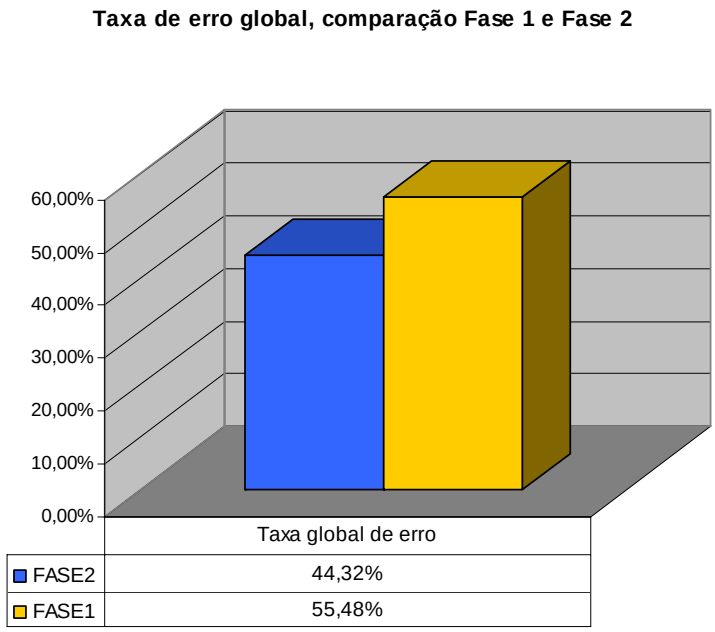


Gráfico 3 – Erro de classificação global após a FASE 2. (resultado após 20 execuções)

O erro global de classificação teve um decréscimo significativo após a inclusão das regras da segunda fase. Esse decréscimo está sem duvida ligado principalmente ao incremento na taxa de reconhecimento na classe Floresta que representa uma grande proporção dos segmentos .

5.4
Fase 3 – Classificação multitemporal

A terceira Fase da classificação inclui o conhecimento multitemporal no processo de interpretação, conforme o apresentado em seções anteriores. Os experimentos realizados para esta fase compreendem 4 tarefas:

1. Construção do diagrama de transição,
2. Preparação dos dados,
3. No caso de conhecimento temporal nebuloso, estimativa das possibilidades de transição, e
4. Avaliação de desempenho.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

A primeira tarefa consiste em representar o conhecimento multitemporal através de um diagrama que indica as transições de classes possíveis em um determinado intervalo de tempo.

O diagrama de transição para esse trabalho foi elaborado por um especialista conhecedor da área de teste. Devido ao grande número de classes da legenda nesse trabalho, as transições são apresentadas na Tabela 9, onde a primeira coluna corresponde à classe em um instante anterior ao analisado (t-Δt), a segunda coluna ao rótulo do arco da transição e a terceira coluna à classe no instante analisado (t). Essa tabela foi elaborada durante entrevistas com o especialista em classificação de imagens de sensores remotos e com amplo conhecimento da área de estudo e de sua dinâmica ao longo do tempo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

Classe em *t-1*	Transição	Classe em *t*	Causas
Água	$\tau 1$	Água	-
	$\tau 2$	Campo Alagado	Aterramento natural, secagem de rios e mananciais.
	$\tau 3$	Campo	Aterramento natural, secagem de rios e mananciais.
	$\tau 4$	Urbano	Aterramento urbano para construção
	$\tau 5$	Campo Urbano	Aterramento urbano para construção
Campo Alagado	$\tau 6$	Campo Alagado	-
	$\tau 7$	Campo	Aterramento natural, secagem de rios e mananciais.
	$\tau 8$	Urbano	Aterramento não natural seguido de construção.
	$\tau 9$	Campo Urbano	Aterramento não natural.
Campo	*$\tau 10$*	Campo	-
	$\tau 11$	Campo Alagado	Alagamento
	$\tau 12$	Floresta	Crescimento de espécies arbóreas
	$\tau 13$	Urbano	Crescimento urbano
	$\tau 14$	Campo Urbano	Crescimento urbano ao redor da área
	$\tau 15$	Floresta Urbana	Crescimento urbano ao redor da área e ainda crescimento de vegetação arbórea na área.
	$\tau 16$	Rocha	Desmatamento ou deslizamento de área de campo sobre rocha
Floresta Urbana	$\tau 17$	Urbano	Crescimento urbano
	$\tau 18$	Campo Urbano	Derrubada de árvores em áreas urbanas
	$\tau 19$	Floresta Urbana	-
Floresta	$\tau 20$	Campo	Desmatamento
	$\tau 21$	Floresta	-
	$\tau 22$	Urbano	Desmatamento com crescimento urbano
	$\tau 23$	Campo Urbano	Desmatamento com crescimento urbano ao redor da área
	$\tau 24$	Floresta Urbana	Crescimento urbano ao redor da área
Urbano	$\tau 25$	Urbano	-
	$\tau 26$	Campo urbano	Desocupação urbana ou demolição para construção o que causa uma resposta característica de campo
Rocha	$\tau 27$	Floresta Urbana	Desocupação urbana com replantio de espécies arbóreas
	$\tau 28$	Campo Urbano	Desocupação urbana
	$\tau 29$	Campo	Acumulo de matéria orgânica causa crescimento de vegetação sobre rochas.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

Classe em *t-1*	Transição	Classe em *t*	Causas
Campo Urbano	$\tau 30$	Rocha	-
	$\tau 31$	Urbano	Crescimento urbano
	$\tau 32$	Campo Urbano	-
	$\tau 33$	Floresta Urbana	Crescimento de vegetação arbórea em áreas de campo urbano

Tabela 9 – Transições entre classes para a área de teste.

A partir da Tabela 9 é possível montar a matriz de transição *crisp*, que indica transições possíveis e impossíveis com "1" e "0" respectivamente, como mostrado a seguir.

$$T_{crisp} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Semelhantemente, a matriz de transição nebulosa toma a seguinte forma:

$$T_{nebuloso} = \begin{bmatrix} \tau 1 & \tau 2 & \tau 3 & 0 & 0 & \tau 4 & 0 & \tau 5 \\ 0 & \tau 6 & \tau 7 & 0 & 0 & \tau 8 & 0 & \tau 9 \\ 0 & \tau 10 & \tau 11 & \tau 12 & \tau 13 & \tau 14 & \tau 15 & \tau 16 \\ 0 & 0 & 0 & \tau 17 & 0 & \tau 18 & 0 & \tau 19 \\ 0 & 0 & \tau 20 & \tau 21 & \tau 22 & \tau 23 & 0 & \tau 24 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \tau 25 & 0 & \tau 26 \\ 0 & 0 & \tau 27 & 0 & 0 & \tau 28 & \tau 29 & \tau 30 \\ 0 & 0 & 0 & \tau 31 & 0 & \tau 32 & 0 & \tau 33 \end{bmatrix}$$

Onde os parâmetros não nulos são números reais no intervalo (0,1].

As linhas correspondem ao instante anterior (t-Δt) e as colunas ao instante

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

analisado (*t*). A ordem das classes, tanto nas linhas quanto nas colunas, segue a ordem de classificação definida pelas classes para todo o processo (Água, Campo Alagado, Campo, Floresta Urbana, Floresta, Urbano, Rocha e Campo Urbano).

Tratando-se do conhecimento multitemporal *crisp* pode-se passar diretamente para a tarefa 4 da avaliação. Já o conhecimento multitemporal *nebuloso* requer que antes se estimem os valores das possibilidades de transição.

Esta tarefa de estimação dos valores de probabilidade utilizou o mesmo conjunto de treinamento de dados anteriormente selecionado e utilizado durante a Fase 1 e Fase 2.

O especialista da área identificou para cada classe da legenda a transição mais freqüente que recebeu o valor de possibilidade igual a 1. Isso fez com que matriz de transição tivesse valor 1 em toda a sua diagonal. Restaram então 25 valores de transição para serem estimados. Um algoritmo genético (GA) é então aplicado sobre os dados de 1999 e 2001 visando minimizar o erro médio de omissão, usando como referência a classificação visual da imagem de 2001 e os dados de treinamento anteriormente selecionados. A configuração do GA utilizado nesse trabalho esta descrito na Tabela 10.

Configuração do sistema de otimização baseado em algoritmos genéticos	
Cromossomo	27 genes ou parâmetros a serem estimados Números reais entre 0 e 1
Função de avaliação	Minimizar o erro médio de omissão entre as classes
Tamanho da população	100 (população inicial randômica)
Numero de gerações	100
Substituição por geração	80%
Operações de cruzamento	Crossover simples de um ponto Crossover aritmético
Operações de mutação	Mutação simples Creep Pequeno (0,2) Creep Grande (0,8)

Tabela 10 – Configuração dos sistemas neuro-fuzzy.

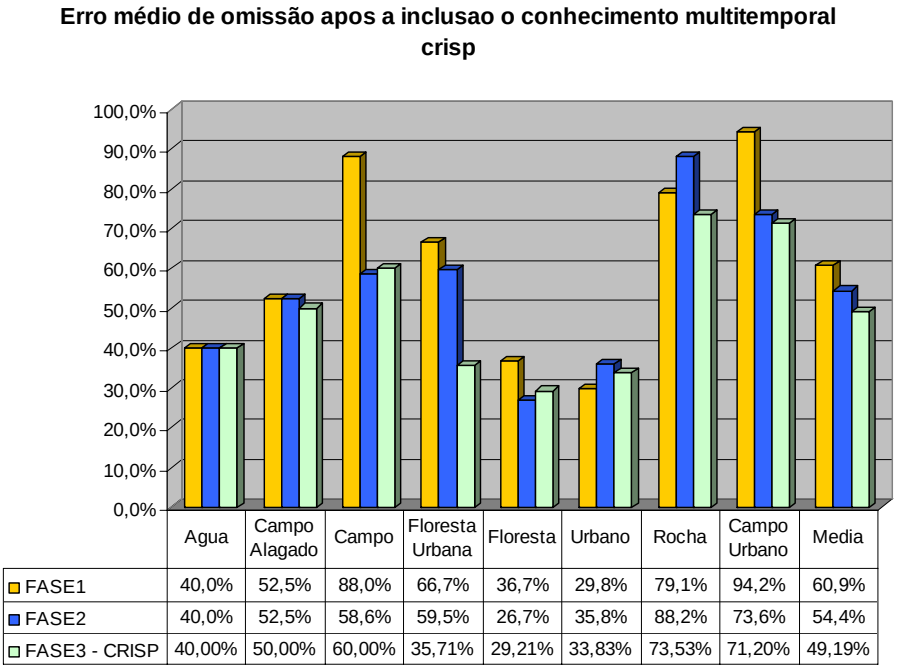
Os valores de possibilidade de transição estimados a partir dos dados de treinamento foram então aplicados aos dados de teste e o resultado final apresentado nesse capitulo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.4.1
Resultados do classificador multitemporal

Uma série de experimentos foi realizada para avaliar a contribuição do conhecimento multitemporal e nebuloso, conforme mostrado nas seções a seguir.

5.4.1.1
Contribuição do conhecimento multitemporal *crisp*



	Agua	Campo Alagado	Campo	Floresta Urbana	Floresta	Urbano	Rocha	Campo Urbano	Media
FASE1	40,0%	52,5%	88,0%	66,7%	36,7%	29,8%	79,1%	94,2%	60,9%
FASE2	40,0%	52,5%	58,6%	59,5%	26,7%	35,8%	88,2%	73,6%	54,4%
FASE3 - CRISP	40,00%	50,00%	60,00%	35,71%	29,21%	33,83%	73,53%	71,20%	49,19%

Gráfico 4 – Erro de classificação global após a inclusão de conhecimento multitemporal de maneira CRISP. (resultado após 20 execuções)

Os resultados da inclusão do conhecimento multitemporal *crisp* mostram um aumento significativo de desempenho, ou seja, a diminuição do erro de omissão médio em cerca de cinco pontos percentuais. Algumas classes, como Floresta Urbana e Rocha foram mais afetadas. Essas classes claramente se beneficiam de informação multitemporal. No caso da Rocha, ela tende a não se alterar ao longo do tempo e no caso de Floresta Urbana, que compreende parques e jardins, ocorre o mesmo.

Na média, no entanto, o erro de omissão cai significativamente após a inclusão do conhecimento multitemporal, mesmo usando a modelo *crisp*.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.4.1.2
Contribuição do conhecimento multitemporal nebuloso

No segundo experimento aplicou-se o conhecimento multitemporal *nebuloso*. A Tabela 11 mostra os valores da matriz de transição obtida pelo algoritmo genético com base nos dados de treinamento.

		t							
		Água	Campo	Campo Urbano	Floresta Urbana	Floresta	Urbano	Rocha	Campo Urbano
t-Δt	Água	1,00	0,33	0,49	0,00	0,00	0,16	0,00	0,18
	Campo Urbano	0,00	1,00	0,13	0,00	0,00	0,21	0,00	0,76
	Campo	0,00	0,11	1,00	0,29	0,29	0,49	0,58	0,39
	Floresta Urbana	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0,50	0,00	0,69
	Floresta	0,00	0,00	0,49	0,77	1,00	0,19	0,00	0,41
	Urbano	0,00	0,00	0,00	0,69	0,00	1,00	0,00	0,50
	Rocha	0,00	0,00	0,16	0,00	0,00	0,25	1,00	0,30
	Campo Urbano	0,00	0,00	0,00	0,76	0,00	0,28	0,00	1,00

Tabela 11 – Matriz de transição nebulosa. Valores em zero indicam transições impossíveis.

A função objetivo do algoritmo genético, conforme citado anteriormente, é a taxa média de acerto entre as classes. No Gráfico 5 é apresentado um exemplo retirado dos experimentos realizados que retrata a evolução do algoritmo genético durante a sua evolução. Observa-se um incremento significativo na função de avaliação a cada geração.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

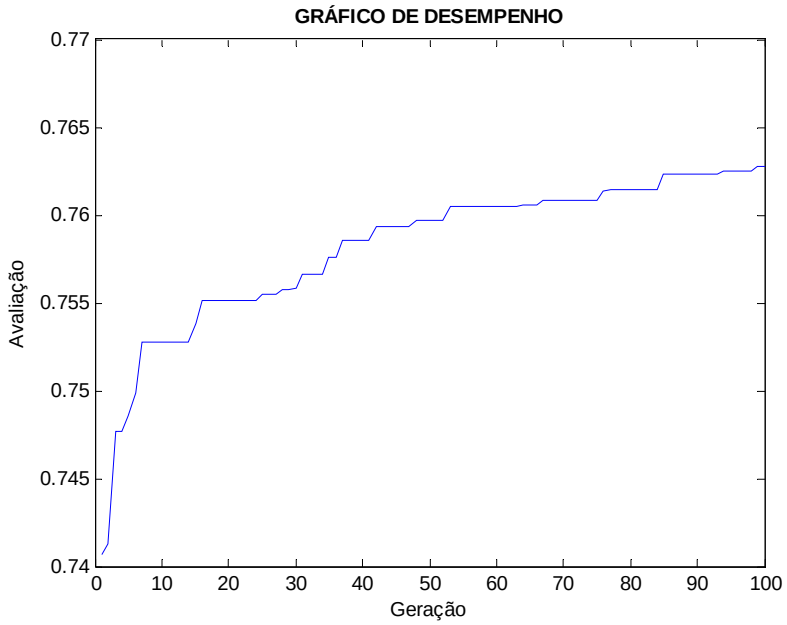
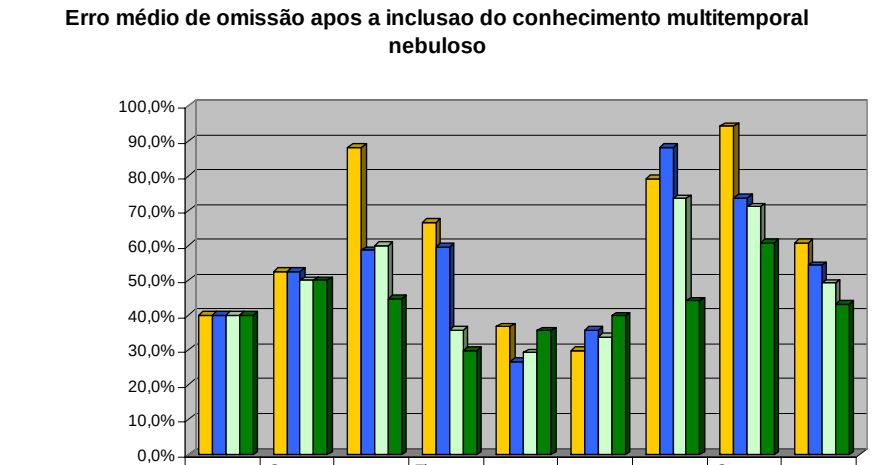


Gráfico 5 – Evolução do algoritmo genético durante a sua evolução.



	Agua	Campo Alagado	Campo	Floresta Urbana	Floresta	Urbano	Rocha	Campo Urbano	Media
FASE1	40,0%	52,5%	88,0%	66,7%	36,7%	29,8%	79,1%	94,2%	60,9%
FASE2	40,0%	52,5%	58,6%	59,5%	26,7%	35,8%	88,2%	73,6%	54,4%
FASE3 - CRISP	40,0%	50,0%	60,0%	35,7%	29,2%	33,8%	73,5%	71,2%	49,2%
FASE3 - NEBULOSA	40,0%	50,0%	44,7%	29,8%	35,5%	39,8%	44,1%	60,8%	43,1%

Gráfico 6 – Avaliação do erro de omissão após a inclusão da informação multitemporal nebulosa.

Observa-se pelo Gráfico 6 que após a inclusão da informação multitemporal nebulosa o erro médio de omissão entre as classes tem um declínio significativo. A maior parte das classes apresenta uma queda significativa no seu erro de omissão.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

Se comparado com a Fase 1 a inclusão do conhecimento multitemporal pode oferecer uma queda de quase 17% em termos de erro de omissão. E em algumas classes como Rocha essa queda pode chegar a cerca de 35%.

Nas classes Floresta e Urbano porém ocorre um ligeiro acréscimo no erro de omissão. Esse fato pode estar relacionado com a escolha pelo especialista das transições possíveis.

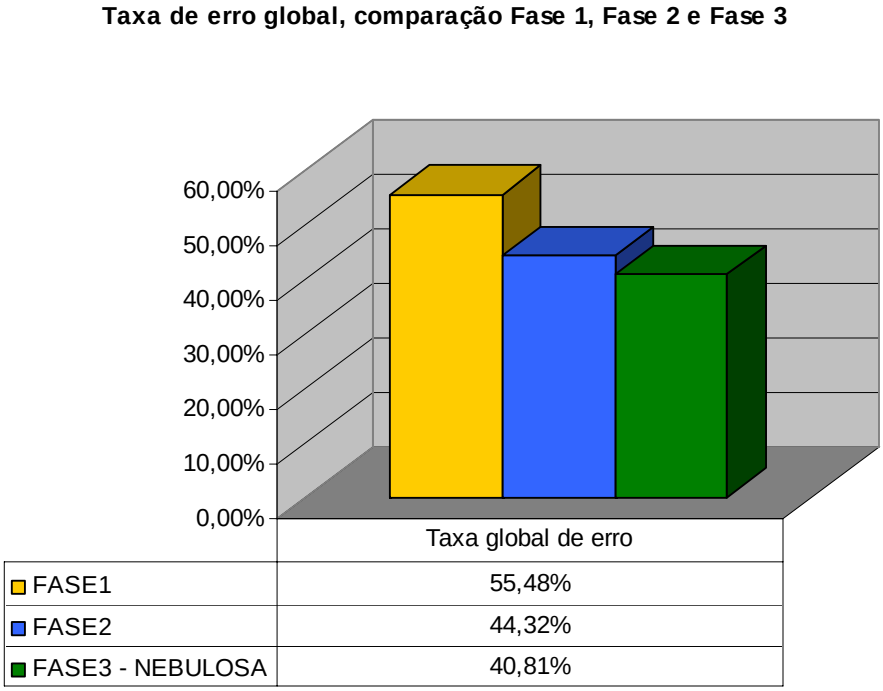


Gráfico 7 – Taxa de erro global após a classificação por inclusão de dados multitemporais nebulosos.

O Gráfico 7 mostra que apesar de todo o procedimento ser focado na diminuição da taxa média de erro entre as classes, indicadores como a taxa global de acerto também se comportam de maneira favorável.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC

5.5 Conclusões

Os experimentos realizados e descritos neste capítulo levaram algumas observações e conclusões que cabem ressaltar ao final desta seção.

Em primeiro lugar se confirmou a tese de que métodos convencionais de classificação baseados apenas na informação espectral, trazem resultados insatisfatórios quando aplicados a imagens de alta resolução. De fato, ao se introduzir conhecimento prévio no processo de classificação obteve-se um aumento importante de desempenho da classificação.

Nos experimentos realizados o conhecimento multitemporal se mostrou mais efetivo do que o conhecimento monotemporal. Sem dúvida o modelo de conhecimento monotemporalcriado neste trabalho é passível de ser aperfeiçoado, e os experimentos não permitem avaliar todo o potencial do método de classificação estrutural.

Outro aspecto diz respeito à dificuldade para a aquisição de conhecimento. A modelagem de conhecimento através de regras se faz a partir séries de entrevistas com o analista, num processo longo e trabalhoso, além de estar sujeito à imprecisão inerente à subjetividade do processo de interpretação das imagens.

O conhecimento multitemporal, na forma em que foi apresentado neste trabalho, é, ao contrário, fácil de se obter junto ao analista, já que se resume a discriminar entre transições de classe possíveis e impossíveis.

Um outro comentário se refere ao volume de dados necessários para o ajuste dos parâmetros do modelo. O modelo de conhecimento requer uma imagem e a correspondente classificação de referência. O modelo multitemporal *nebuloso* requer além destas, ainda a classificação de uma imagem anterior da mesma área. O método multitemporal *crisp*, não requer uma classificação anterior, já que não se estimam os valores de possibilidade de transição, mas tem desempenho inferior ao do modelo nebuloso.

Finalmente cabe mencionar que o método multitemporal *nebuloso*, admite que os valores de possibilidade de transição é estável ao longo do tempo. Esta é uma hipótese que não foi questionada neste trabalho e que não necessariamente se aplica a todos os problemas de interpretação de imagens de sensores remotos.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321207/CC