

4 Avaliação experimental do modelo

4.1. Introdução e organização do capítulo

Este capítulo apresenta os experimentos realizados para a avaliação do modelo de classificação multitemporal proposto no presente trabalho.

Inicialmente são apresentados os dados utilizados, as classes da legenda e conhecimento multitemporal definidos por um especialista em foto-interpretação, a ocorrência de cada classe da legenda nas imagens da base de dados, o pré-processamento e a segmentação realizada. A seguir se descreve o procedimento experimental, a seqüência de passos e as métricas utilizadas. Por fim são apresentados e discutidos os resultados dos experimentos.

4.2. Base de dados

O sítio alvo das imagens da base de dados é o município do Rio de Janeiro, no Estado do Rio de Janeiro.

Foram utilizadas imagens digitais multiespectrais obtidas pelo sensor TM do satélite Landsat 5, órbita 217 ponto 76, nas datas da Tabela 1.

Data	Sensor	Bandas
30 de Maio de 1984	Landsat 5 TM	5, 4, 3
18 de Janeiro de 1988	Landsat 5 TM	5, 4, 3
18 de Abril de 1992	Landsat 5 TM	5, 4, 3
16 de Junho de 1996	Landsat 5 TM	5, 4, 3
12 de Agosto de 1999	Landsat 5 TM	5, 4, 3

Tabela 1 – Imagens da base de dados.

Conforme apresentado, as imagens foram adquiridas com um intervalo de aproximadamente quatro anos, sendo que entre as duas últimas o intervalo é de aproximadamente três anos.

A base de dados utilizada contém ainda o modelo digital de terreno relativo ao sítio alvo e as correspondentes classificações visuais disponibilizadas pela Prefeitura Municipal do Rio de Janeiro, que foram utilizadas para a validação dos resultados obtidos pelos experimentos.

4.2.1 Legenda de Classes

O sítio alvo das imagens utilizadas é o Parque da Pedra Branca, situado no município do Rio de Janeiro. Este parque é um remanescente da Mata Atlântica, um dos principais e mais diversificados ecossistemas florestais do Brasil. A reserva ambiental do Parque Estadual da Pedra Branca, com mais de 12000 hectares é considerada a maior floresta urbana do mundo, sendo maior do que o Parque Nacional da Tijuca – também localizado no município do Rio de Janeiro – que tem 3300 hectares.

A legenda de classes utilizada no procedimento de classificação automática do presente trabalho foi definida por um especialista em foto-interpretação especificamente para o sítio alvo e baseia-se no relatório técnico da secretaria de meio ambiente da cidade do Rio de Janeiro (2000). A seguir apresenta-se a descrição das classes.

ω₁) Afloramento Rochoso

É a formação mineral natural, com superfície caracterizada por grande massa compacta de pedra muito dura. Nas áreas costeiras, pode haver crescimento de plantas como bromélias e orquídeas, dependendo do relevo (vide Figura 11).



(a) Foto



(b) Imagem Landsat TM – composição de bandas 5-4-3

Figura 11 – Ilustração da classe afloramento rochoso.

ω_2) Água

Esta classe representa as superfícies de natureza líquida: lagos, rios, canais e oceano (vide Figura 12).



(a) Foto



(b) Imagem Landsat TM

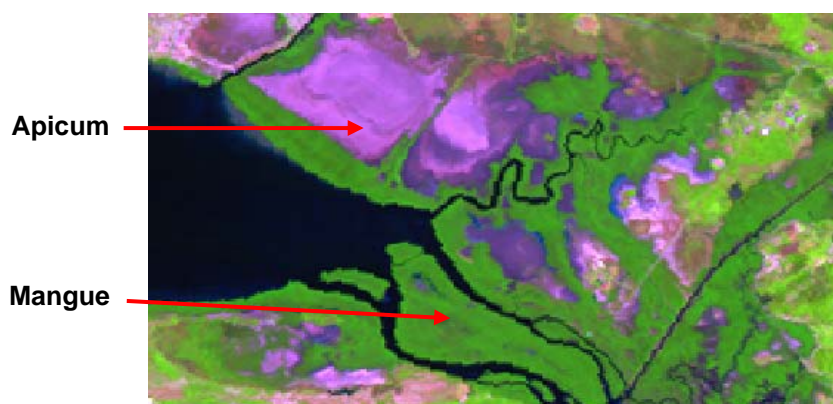
Figura 12 – Ilustração da classe água.

ω₃) Área Úmida

É formada por mangue, apicum ou outros tipos de área úmida com vegetação (vide Figura 13).

O mangue é composto por um pequeno número de espécies de árvores e se desenvolve principalmente nos estuários dos oceanos, onde há local semi-abrigado da ação das ondas, mas aberto para receber a água do mar.

O apicum é parte integrante dos ecossistemas de manguezal, e se caracteriza por áreas de mangue cobertas apenas por um típico substrato lodoso.



(b) Imagem Landsat TM

Figura 13 – Ilustração da classe área úmida.

ω₄) Área Urbana

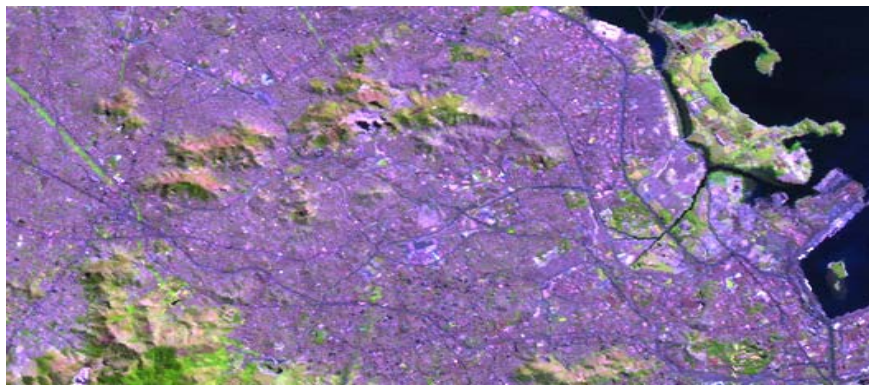
Esta classe é formada pelas construções, ruas e estradas (vide Figura 14). Pode ser dos tipos consolidada ou não-consolidada.

Áreas urbanas consolidadas são as áreas urbanas densas, em que não se pode observar separação espacial entre o aglomerado da área urbana.

Nas áreas urbanas não consolidadas, a ocupação humana encontra-se esparsa, seja por estarem em processo de ocupação ou ainda por serem áreas onde incidem limitações físicas ou legais para o processo de ocupação urbana.



(a) Foto



(b) Imagem Landsat TM

Figura 14– Ilustração da classe área urbana.

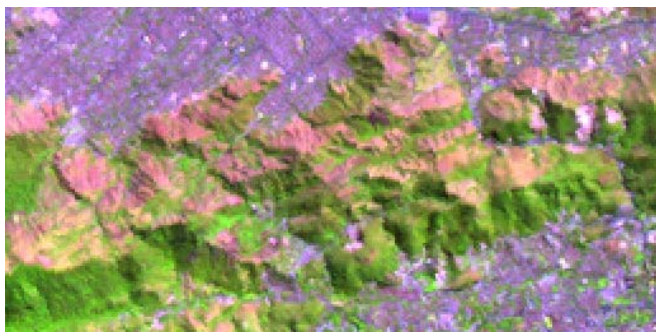
ω₅) Campo

É a área de terra composta predominantemente por vegetação rasteira, tal como capim, e alguns arbustos. Este tipo de vegetação, em geral, tem baixa altura, e em alguns casos é utilizado como área de pastagem de animais.

Quando esta classe ocorre por influência de queimadas e devastação de florestas, é chamada de campo antrópico, o que geralmente se apresenta nas áreas de bordas das florestas, podendo ser ainda região de transição de urbano para floresta.



(a) Foto

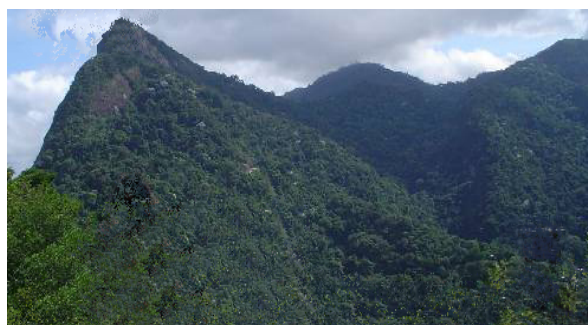


(b) Imagem Landsat TM

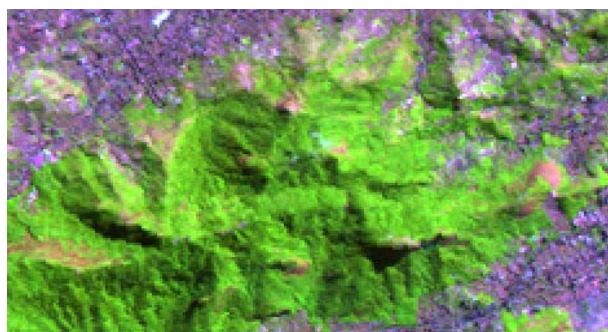
Figura 15 – Ilustração da classe campo.

ω₆) Floresta

Esta classe é caracterizada pela densa formação de árvores e plantas cobrindo uma grande área (vide Figura 16).



(a) Foto



(b) Imagem Landsat TM

Figura 16 – Ilustração da classe floresta.

Pode ocorrer em áreas próximas ao mar ou em montanhas com mais de mil metros de altura. As florestas podem ser distinguidas em dois tipos principais:

- floresta primária, também chamada de mata virgem, caracterizada por não apresentar sinais de alterações provenientes da ação humana em sua estrutura. Revela grande diversidade biológica, com equilíbrio entre as espécies pioneiras. Sua vegetação é composta também por floração, especialmente bromélias, orquídeas e cactos, e ainda musgos nos troncos das árvores.
- floresta secundária, resultante de um processo natural de regeneração da vegetação, em áreas onde houve desmatamento de floresta primária no passado. Geralmente, estas terras tiveram ocupação antrópica temporária, em atividades de agricultura, pastagem ou extrativismo, e que volta a desenvolver a vegetação original natural após o abandono daquelas.

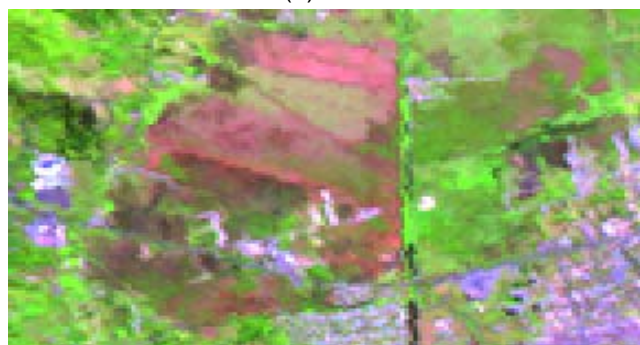
Em geral, a classe floresta caracteriza enorme variedade ambiental, concernente ao relevo, solo, vegetação e espécie animal.

ω₇) Solo Exposto

Esta classe é caracterizada por ocorrência de terraplenagem, deslizamentos, e as áreas de mineração.



(a) Foto



(b) Imagem Landsat TM

Figura 17 – Ilustração da classe solo exposto.

4.2.2 Descrição do conhecimento multitemporal

O conhecimento multitemporal busca modelar o conhecimento de um especialista humano relativamente às possíveis mudanças de classes ao longo do tempo. De maneira a adequar o procedimento geral de classificação à aplicação dos experimentos do presente estudo, no que diz respeito à modelagem daquele conhecimento, foram estabelecidas as possíveis mudanças de classe dentro do intervalo de tempo de aproximadamente quatro anos, junto a um especialista em sensoriamento remoto e profundo conhecedor do sítio alvo. Segundo ele, pode se fazer as seguintes considerações:

- i. Os objetos pertencentes às classes afloramento rochoso (ω_1) e água (ω_2) não mudam de classe. Portanto, o conhecimento multitemporal permite que os objetos pertencentes a estas classes sejam facilmente identificados. Logo, se em um dado instante, determinados objetos forem atribuídos a estas classes, nos instantes posteriores eles permanecerão como tal. De forma análoga, os objetos pertencentes às demais classes não poderão, dentro do intervalo de tempo determinado, se tornar afloramentos rochosos ou água.
- ii. Um objeto poderá pertencer à classe área úmida (ω_3) se, e somente se, na classificação de Δt anos antes do instante desejado, o objeto tenha pertencido às classes área úmida ou campo.
- iii. Um objeto atribuído à classe área urbana (ω_4) pode ter pertencido a qualquer classe em instante anterior, com exceção de afloramento rochoso e água. No entanto, a partir do momento em que o objeto é classificado como área urbana, não poderá mudar para outra classe posteriormente.
- iv. Os objetos atribuídos à classe campo (ω_5) só podem ter pertencido anteriormente às classes área úmida, campo, floresta ou solo exposto.
- v. Se um objeto for da classe floresta (ω_6), sua classe anterior deve ter sido também floresta.
- vi. Os objetos da classe solo exposto (ω_7) devem ter sido atribuídos anteriormente às classes área úmida, campo, floresta e solo exposto.

De acordo com estas regras, pode se construir o diagrama de transição de classes resultante para o intervalo de tempo de aproximadamente quatro anos.

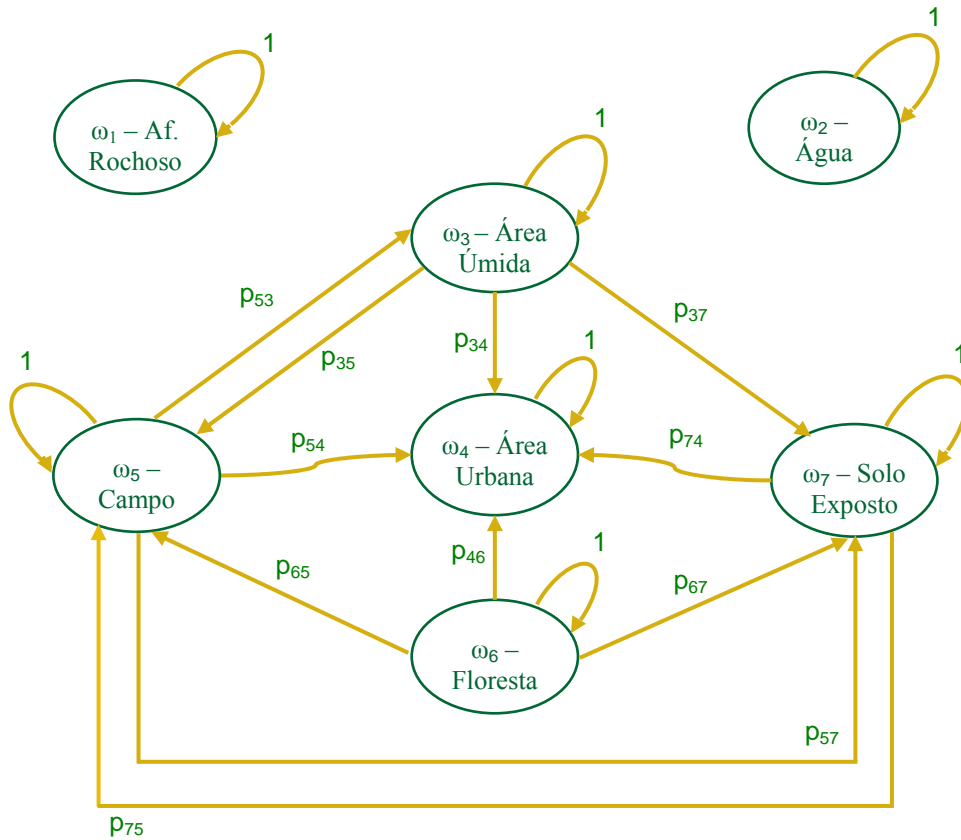


Figura 18 – Diagrama de transição de classes para um intervalo de tempo de quatro anos.

Vale salientar que as regras definidas – e conseqüentemente o diagrama de transição de classes – são específicos para o intervalo de tempo de aproximadamente quatro anos, e poderiam ser diferentes se o intervalo de tempo considerado fosse outro.

Para complementar o conhecimento multitemporal, conforme proposto por Mota (2004), a cada ligação no diagrama de transição de classes é atribuído um valor referente à possibilidade de sua ocorrência.

4.2.3 Ocorrência das classes da legenda

Ao fazer a análise da base de dados observa-se que algumas transições de classes previstas no diagrama de transição não ocorrem em alguns pares de

imagens consecutivas. É o caso, por exemplo, da transição Área Úmida para Área Urbana, que não ocorre apenas no par 1984-1988, mas ocorre nos demais pares de datas. Foram então retirados do conjunto utilizado para os experimentos os objetos referentes a estas transições de classes. Com isto, a ocorrência das classes se apresenta conforme a tabela 2. A evolução do uso do solo é apresentada nas tabelas 3 a 6, que contêm o número de objetos que no ano referente às linhas pertenciam a uma classe ω_i , e no ano referente às colunas mudou para a classe ω_j , $i, j = 1, 2, \dots, 7$.

A figura 19 mostra os a ocorrência das classes em cada ano.

Classes	1984	1988	1992	1996	1999
ω_1) Afl. Rochoso	12	12	12	12	12
ω_2) Água	49	49	49	49	49
ω_3) Área Úmida	91	83	83	81	87
ω_4) Área Urbana	320	358	386	463	514
ω_5) Campo	352	337	333	325	329
ω_6) Floresta	581	560	533	494	447
ω_7) Solo Exposto	75	81	84	56	42
Total	1480	1480	1480	1480	1480

Tabela 2 – Número de objetos por classe e ano.

		1988						
		ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5	ω_6	ω_7
1984	ω_1) Afl. Rochoso	12	0	0	0	0	0	0
	ω_2) Água	0	49	0	0	0	0	0
	ω_3) Área Úmida	0	0	79	0	12	0	0
	ω_4) Área Urbana	0	0	0	320	0	0	0
	ω_5) Campo	0	0	4	25	303	0	20
	ω_6) Floresta	0	0	0	9	7	560	5
	ω_7) Solo Exposto	0	0	0	4	15	0	56

Tabela 3 – Uso do solo para o par de datas 1984-1988.

		1992						
		ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5	ω_6	ω_7
1988	ω_1) Afl. Rochoso	12	0	0	0	0	0	0
	ω_2) Água	0	49	0	0	0	0	0
	ω_3) Área Úmida	0	0	77	0	6	0	0
	ω_4) Área Urbana	0	0	0	358	0	0	0
	ω_5) Campo	0	0	6	9	303	0	19
	ω_6) Floresta	0	0	0	5	17	533	5
	ω_7) Solo Exposto	0	0	0	14	7	0	60

Tabela 4 – Uso do solo para o par de datas 1988-1992.

		1996						
		ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5	ω_6	ω_7
1992	ω_1) Afl. Rochoso	12	0	0	0	0	0	0
	ω_2) Água	0	49	0	0	0	0	0
	ω_3) Área Úmida	0	0	78	0	5	0	0
	ω_4) Área Urbana	0	0	0	386	0	0	0
	ω_5) Campo	0	0	3	45	281	0	4
	ω_6) Floresta	0	0	0	5	33	494	1
	ω_7) Solo Exposto	0	0	0	27	6	0	51

Tabela 5 – Uso do solo para o par de datas 1992-1996.

		1999						
		ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5	ω_6	ω_7
1996	ω_1) Afl. Rochoso	12	0	0	0	0	0	0
	ω_2) Água	0	49	0	0	0	0	0
	ω_3) Área Úmida	0	0	80	0	1	0	0
	ω_4) Área Urbana	0	0	0	463	0	0	0
	ω_5) Campo	0	0	7	32	282	0	4
	ω_6) Floresta	0	0	0	7	40	447	0
	ω_7) Solo Exposto	0	0	0	12	6	0	38

Tabela 6 – Uso do solo para o par de datas 1996-1999.

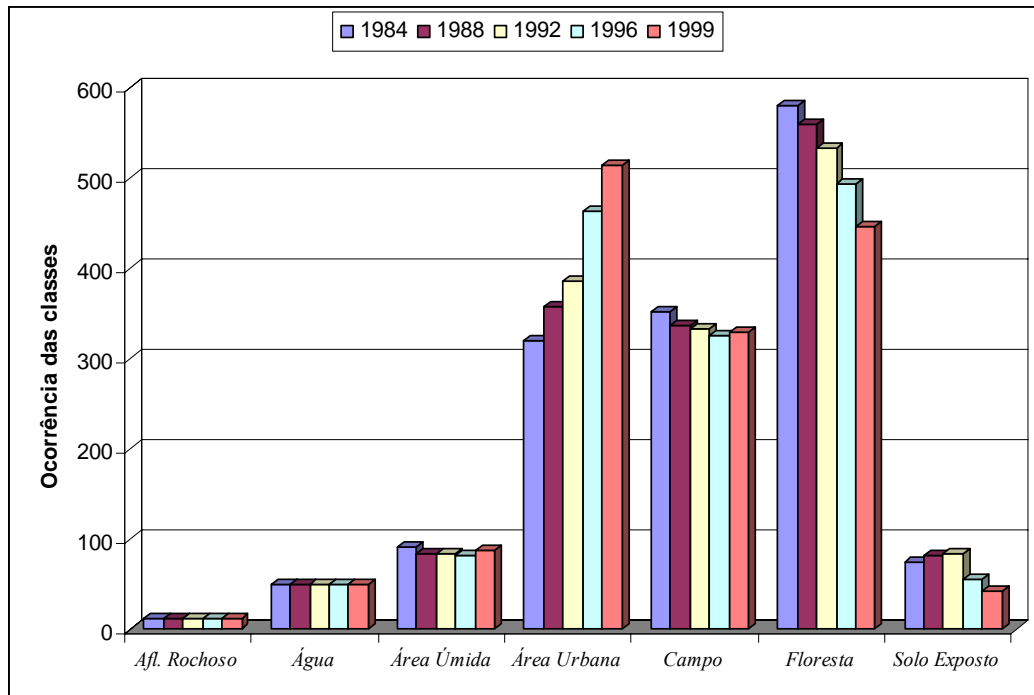


Figura 19 – Frequência de ocorrência das classes de legenda por ano.

4.2.4 Pré-processamento dos dados

Conforme descrito na seção 3.2, neste trabalho, o pré-processamento consistiu apenas na correção geométrica.

O geo-referenciamento foi feito forçando-se cada imagem a assumir a projeção (*UTM*) e o *datum* (*South América Datum 69 – SAD69*) corretos, utilizando a ferramenta *Coordinate Calculator – Input Projection* do aplicativo *ERDAS IMAGINE 8.4 – Copyright 1999*, descrita em *ERDAS (1999)*, específica para este procedimento.

Para a orto-retificação e o registro, também foi utilizado o programa *ERDAS IMAGINE 8.4*, com a ferramenta *Image Geometric Correction*. Esta ferramenta tem um procedimento de correção específico para imagens *LANDSAT*, e é feito em três passos: 1) Localização dos pontos de controle; 2) Cálculo e teste da transformação computada; 3) Criação de uma imagem de saída com a informação do novo sistema de coordenadas, fazendo a reamostragem dos pixels para se referenciar à grade de pixels de base.

4.2.5 Segmentação

Conforme apresentado na seção 3.3, a segmentação foi feita para o conjunto completo das imagens da base de dados, a partir do mapa temático.

A Figura 20 mostra a imagem Landsat (composição de bandas 5-4-3) correspondente ao sítio alvo, com o mapa temático.

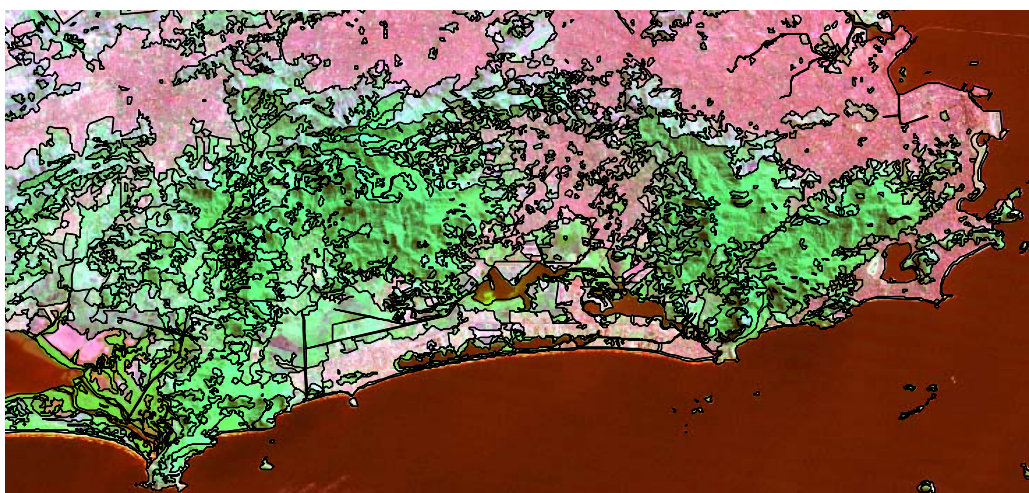


Figura 20 – Imagem Landsat, em pequena escala, com as respectivas subdivisões do mapa temático.

4.2.6 Seleção do conjunto de treinamento

O primeiro passo realizado nos experimentos é a seleção do conjunto de treinamento, que tem o objetivo de selecionar um grupo de objetos cujas classificações são conhecidas, para representar cada classe da legenda. Este conjunto serve de referência para o ajuste dos parâmetros que caracterizam cada classe nos classificadores supervisionados.

A seleção do conjunto de treinamento foi empregada para o ajuste dos parâmetros do classificador puramente espectral e das possibilidades de transição.

Há duas formas básicas para a seleção dos conjuntos de treinamento, na classificação de imagens de sensores remotos:

- Manual, feita pela interpretação visual de alguns objetos por um especialista, escolhendo uma porcentagem do total de objetos de cada classe de maneira aleatória;
- Automática, realizada por algoritmo de detecção de mudança, que utiliza uma imagem auxiliar pré-classificada da mesma área geográfica adquirida em outra data e a partir dela são identificados os objetos que não mudaram na imagem a ser classificada, e que são atribuídos à mesma classe da imagem auxiliar.

No presente trabalho, foi adotado o método de seleção automática proposto em Cazes et al. (2004), que utiliza uma imagem auxiliar pré-classificada a partir da qual são identificados os objetos que não mudaram na imagem a ser classificada, e atribui estes objetos às mesmas classes daquela imagem.

4.3. Avaliação de Desempenho

A medida de desempenho dos experimentos realizados neste trabalho leva em conta a comparação entre a classificação de referência e a classificação obtida com o modelo proposto.

Foi utilizado o indicador *taxa de reconhecimento*, conforme definido na Equação (7). Aqui serão também apresentadas: a taxa média de reconhecimento média das classes e a taxa de reconhecimento global, que não leva em conta a divisão por classes.

4.4. Procedimento Experimental e Resultados

Esta seção descreve como foram realizados os experimentos, sua seqüência de passos e discute seus resultados.

4.4.1 Classificação espectral

A classificação espectral do procedimento experimental segue a descrição feita na seção 3.4.1.

A tabela 7 apresenta o resultado da classificação espectral. Nota-se na tabela a dificuldade do classificador empregado para distinguir classes que têm atributos espectrais semelhantes, como, por exemplo, as classes campo e floresta.

Classes	1988	1992	1996	1999
ω_1) Afl. Rochoso	91,67	33,33	66,67	41,67
ω_2) Água	89,80	81,63	65,31	83,67
ω_3) Área Úmida	37,35	46,99	50,62	59,77
ω_4) Área Urbana	70,11	41,71	55,51	72,18
ω_5) Campo	32,05	50,15	31,69	55,32
ω_6) Floresta	59,29	67,17	85,02	82,33
ω_7) Solo Exposto	60,49	59,52	53,57	7,14
Média	62,96	54,36	58,34	57,44
Global	55,81	55,34	60,20	69,05

Tabela 7 – Desempenho da classificação utilizando apenas o conhecimento espectral.

4.4.2 Classificação multitemporal

Esta seção descreve os experimentos realizados para avaliar a classificação automática baseada em conhecimento espectral e multitemporal de acordo com a metodologia proposta neste trabalho.

4.4.2.1 Classificação utilizando vetor de pertinências nebuloso

Nesta seção avalia-se o ganho de desempenho por se utilizar como informação adicional a classificação nebulosa de uma imagem da mesma área em uma data anterior. Três métodos para ajuste da matriz de possibilidade de transição de classes são avaliados: *forward* (F), *backward* (B) e *forward-backward* (FB), conforme a descrição da seção 3.5. Os experimentos considerados nesta seção dizem respeito às possibilidades de transição num intervalo de tempo de quatro anos.

4.4.2.1.1 Classificação com Ajuste *Forward*

Este tipo de estimativa utiliza como parâmetros de entrada para o treinamento do conhecimento multitemporal:

- uma imagem num instante t_1 ,
- a classificação da imagem no mesmo instante t_1 , e
- as pertinências dos objetos às classes no instante $t_1-\Delta t$.

Uma vez estimadas as possibilidades de transição por cada um dos três métodos aplica-se o modelo de classificação sobre a imagem relativa à data t_2 utilizando como entrada as pertinências em $t_2-\Delta t$.

Também em todos os três tipos de estimativas, o experimento foi executado vinte vezes, levando em conta que, por serem estocásticos, os algoritmos genéticos podem resultar em diferentes valores para cada execução realizada. Os resultados apresentados referem-se à média destas vinte execuções.

A Tabela 8 apresenta as datas das imagens utilizadas.

Treinamento		Teste	
$t_1-\Delta t$	t_1	$t_2-\Delta t$	t_2
84	88	88	92
88	92	92	96
92	96	96	99

Tabela 8 – Datas das imagens utilizadas no procedimento de classificação *forward*.

4.4.2.1.2 Classificação com Ajuste *Backward*

Conforme descrito na seção 3.5.3, o classificador *backward* é análogo ao *forward*, somente invertendo o sentido do tempo. Desta maneira, seus parâmetros de entrada para o treinamento do conhecimento multitemporal são:

- uma imagem num instante t_1 ,
- a classificação da imagem no mesmo instante t_1 , e
- as pertinências de classes no instante $t_1+\Delta t$.

O ajuste do conhecimento é feito também de maneira análoga ao classificador com estimativa *forward*, resultando na MPT.

A Tabela 9 apresenta as datas das imagens utilizadas.

Treinamento		Teste	
$t_1+\Delta t$	t_1	$t_2-\Delta t$	t_2
88	84	88	92
92	88	92	96
96	92	96	99

Tabela 9 – Datas das imagens utilizadas no procedimento de classificação *backward*.

4.4.2.1.3

Classificação com Ajuste *Forward-Backward*

Este classificador combina os dois tipos anteriores, no que se refere ao ajuste do conhecimento multitemporal. Seus parâmetros de entrada são:

- uma imagem num instante t_1 ,
- uma imagem num instante $t_1-\Delta t$,
- a classificação da imagem no instante t_1 ,
- a classificação da imagem no instante $t_1-\Delta t$,
- as pertinências de classes no instante t_1 e
- as pertinências de classes no instante $t_1-\Delta t$.

O ajuste do conhecimento multitemporal é feito com base na taxa de reconhecimento média aritmética das classes, no sentido para a frente para o instante t_1 utilizando informação multitemporal do instante $t_1-\Delta t$, e no sentido inverso para o instante $t_1-\Delta t$ utilizando informação multitemporal do instante t_1 . O ajuste resulta na matriz relacional de transição de classes que agrega o resultado dos ajustes para ambos instantes.

A Tabela 10 apresenta as datas das imagens utilizadas.

Treinamento		Teste	
$t_1 - \Delta t$	t_1	$t_2 - \Delta t$	t_2
84	88	88	92
88	92	92	96
92	96	96	99

Tabela 10 – Datas das imagens utilizadas no procedimento de classificação *forward-backward*.

Os resultados obtidos pelo classificador, para cada imagem de teste, são apresentados na Tabela 11. A primeira linha da tabela identifica os anos cujas imagens foram utilizadas no procedimento de classificação, sendo que o primeiro ano indica o instante $t_2 - \Delta t$ e o segundo, o instante t_2 , conforme a notação apresentada anteriormente. As colunas referem-se ao tipo de estimativa utilizada: *forward* (F), *backward* (B) e *forward-backward* (FB).

Examinando a Tabela 11 observa-se que de maneira geral, o desempenho quando se utiliza o método FB é ligeiramente melhor do que para os demais. Esta diferença poderá ser mais expressiva, em situações em que o número de objetos para treinamento é reduzido.

Além disto, em comparação com a Tabela 7, pode-se constatar que a maioria das taxas de reconhecimento aumenta com o uso da informação multitemporal. A taxa média de reconhecimento aumentou entre 3,00% (1999) e 12,11% (1992).

Multitemporal Fuzzy	1988 - 1992			1992 - 1996			1996 - 1999			
	Classe	F	B	FB	F	B	FB	F	B	FB
ω_1) Afl. Rochoso		91,25	91,25	91,67	65,42	65,00	66,67	41,67	41,67	41,67
ω_2) Água		85,71	85,71	85,71	85,71	85,71	85,71	81,63	81,63	81,63
ω_3) Área Úmida		49,76	49,46	49,40	51,67	51,85	51,85	63,05	63,10	63,22
ω_4) Área Urbana		65,25	65,31	65,80	57,60	57,59	58,32	71,89	71,74	73,54
ω_5) Campo		47,19	47,27	48,65	47,45	47,45	49,54	62,57	62,48	63,22
ω_6) Floresta		66,49	66,56	66,98	78,51	78,47	78,75	83,26	83,21	83,45
ω_7) Solo Exposto		51,25	52,62	59,52	60,89	60,54	60,71	15,71	16,55	19,05
Média		65,27	65,45	66,47	63,89	63,80	64,45	59,97	60,05	60,44
Geral		60,86	60,98	61,42	63,15	63,12	63,78	71,21	71,16	71,69

Tabela 11 – Desempenho do classificador generalizado que emprega o conhecimento multitemporal de possibilidades nebulosas.

4.4.2.2

Classificação utilizando classificação temporal *crisp*

Nesta seção avalia-se o desempenho do classificador multitemporal que utiliza a classificação *crisp* anterior como dado de entrada, conforme descrito na seção 3.6. Neste caso também foram empregados os mesmos três tipos diferentes de ajuste da MPT – *forward*, *backward* e *forward-backward*.

As datas utilizadas também são as mesmas já apresentadas nas seções anteriores, para os três tipos de estimativas.

A Tabela 12 apresenta os resultados do classificador para cada imagem de teste, seguindo o mesmo padrão da Tabela 11 nas informações contidas nas linhas e colunas.

Multitemporal Crisp	1988 - 1992			1992 - 1996			1996 - 1999			
	Classe	F	B	FB	F	B	FB	F	B	FB
ω_1) <i>Afl. Rochoso</i>	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
ω_2) <i>Água</i>	89,80	89,80	89,80	95,92	95,92	95,92	89,80	89,80	89,80	89,80
ω_3) <i>Área Úmida</i>	67,89	67,95	69,88	71,11	71,05	72,84	69,02	69,14	72,41	72,41
ω_4) <i>Área Urbana</i>	92,76	92,75	92,75	83,67	83,61	83,80	92,14	92,13	92,41	92,41
ω_5) <i>Campo</i>	93,62	93,87	94,90	87,15	87,11	88,62	85,37	85,21	85,71	85,71
ω_6) <i>Floresta</i>	94,82	94,46	96,62	97,64	97,65	98,18	97,81	97,88	99,11	99,11
ω_7) <i>Solo Exposto</i>	79,76	77,14	84,52	97,59	97,41	100,00	36,67	36,91	40,48	40,48
<i>Média</i>	88,38	88,00	89,52	90,44	90,39	91,06	81,54	81,58	82,76	82,76
<i>Geral</i>	91,52	91,30	92,64	89,48	89,44	89,93	89,40	89,40	90,07	90,07

Tabela 12 – Desempenho do classificador particular que emprega o conhecimento multitemporal de possibilidades *crisp*.

Conforme o esperado, o desempenho neste caso é melhor do que no anterior, já que se utiliza como dado de entrada uma informação que representa mais fielmente o estado dos objetos da imagem na data passada. A taxa média de reconhecimento, comparada com o classificador espectral aumentou entre 25,32% (1999) e 35,16% (1992). Da mesma forma que no classificador generalizado, o melhor desempenho é obtido com a classificação *forward-backward*.

4.4.2.3

Efeito do intervalo de tempo entre as imagens sobre o desempenho da classificação

Esta seção descreve os experimentos que avaliam o modelo proposto na seção 3.7, para estimativa das possibilidades de transição para intervalos Δt_2 , múltiplos de Δt , baseando-se nos valores estimados para Δt .

Neste procedimento foi empregada apenas a estimativa *forward-backward* para a MPT, por ter sido a de melhor desempenho nos experimentos discutidos nas seções precedentes. Os experimentos foram realizados tanto para o caso da classificação anterior do tipo nebuloso (*fuzzy*) quanto do tipo *crisp*, e executados vinte vezes, pelo motivo exposto na seção 4.4.2.1.1.

Em todos os casos, o intervalo Δt , da fase de treinamento, é de quatro anos.

Os dados utilizados para estes experimentos são mostrados na Tabela 13.

Treinamento		Teste	
$t_1 - \Delta t$	t_1	$t_2 - \Delta t_2$	t_2
92	96	96	99
88	92	92	99
84	88	88	99

Tabela 13 – Dados utilizados nos experimentos de estimativa multitemporal para intervalos de tempo superiores a quatro anos.

Na Figura 21 e na Figura 22 são apresentadas as taxas médias de reconhecimento obtidas nos experimentos, em comparação com as taxas resultantes da classificação espectral e da classificação feita para o intervalo de quatro anos.

Pode-se notar que o desempenho da classificação diminui à medida que o intervalo de tempo que separa as duas datas consideradas aumenta. Apesar disto, o desempenho obtido para o maior intervalo (12 anos) ainda é melhor do que o da classificação espectral, tanto no caso *fuzzy* quanto no caso *crisp*, o que mais uma vez confirma a hipótese de que o uso do conhecimento multitemporal enriquece a qualidade da classificação.

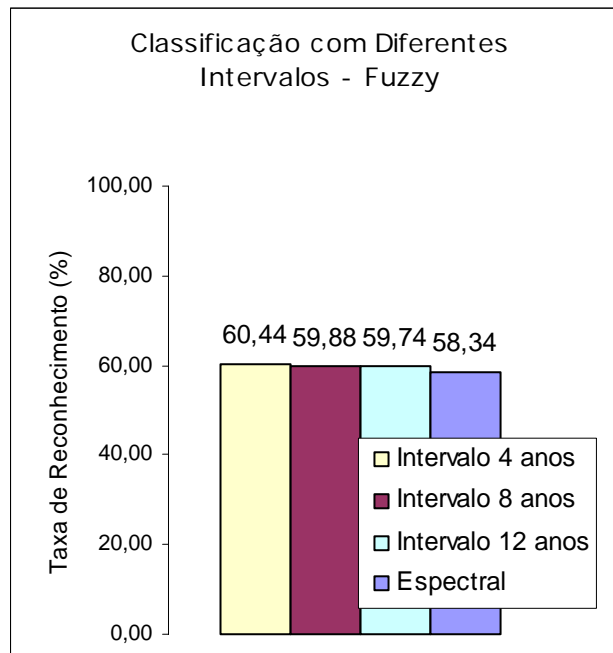


Figura 21 – Desempenho utilizando o classificador generalizado de conhecimento multitemporal para intervalos de tempo superiores a quatro anos.

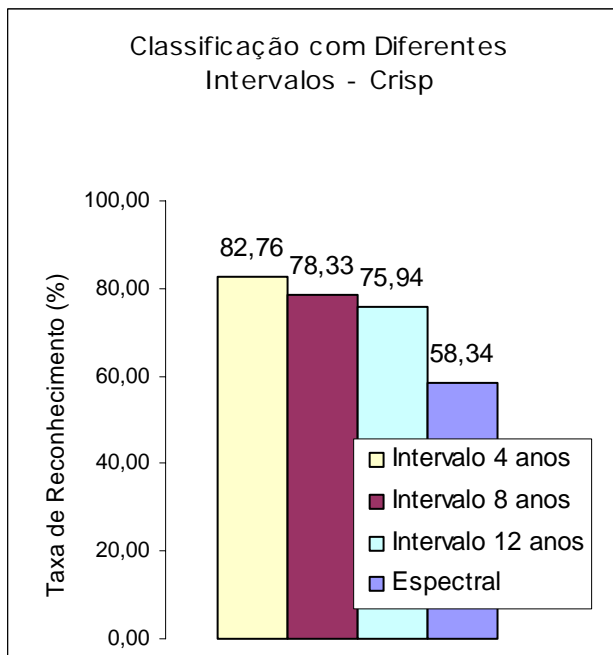


Figura 22 – Desempenho utilizando o classificador generalizado de conhecimento multitemporal para intervalos de tempo superiores a quatro anos.

4.4.2.4 Classificação agregando informação anterior e posterior

Aqui são apresentados os experimentos relativos ao classificador proposto na seção 3.8.

A fase de ajuste MPT utiliza o método *forward-backward*, conforme descrito na seção 4.4.2.1.3.

A classificação é efetuada para uma imagem adquirida no instante t_2 , utilizando as pertinências relativas aos instantes $t_2 - \Delta t$ e $t_2 + \Delta t$ e agregadas pela operação de produto.

Os experimentos foram e executados vinte vezes, pelo motivo exposto na seção 4.4.2.1.1.

A Tabela 14 apresenta os dados utilizados.

Treinamento		Teste		
$t_1 - \Delta t$	t_1	$t_2 - \Delta t_2$	t_2	$t_2 + \Delta t_2$
92	96	84	88	92
84	88	88	92	96
88	92	92	96	99

Tabela 14 – Datas utilizadas nos experimentos de estimativa multitemporal que agrega informação anterior e posterior na classificação.

As taxas médias de reconhecimento obtidas nos experimentos são mostradas na Tabela 15 e na Tabela 16. Pode-se observar que o desempenho deste classificador é melhor do que o do classificador espectral apresentado na seção 4.4.1, tanto no caso da classificação anterior *crisp* quanto nebulosa.

Ao se comparar com os resultados apresentados nas seções 4.4.2.1 e 4.4.2.2, observa-se que a classificação que agrega informação multitemporal anterior e posterior é, de maneira geral, ligeiramente melhor do que os três tipos descritos naquelas seções. Isto já era esperado, já que este classificador emprega maior quantidade de informação multitemporal que os outros.

Classificador Ant+Post - Fuzzy	1988	1992	1996
$\omega 1$) <i>Afl. Rochoso</i>	60,42	91,67	65,83
$\omega 2$) <i>Água</i>	85,71	85,71	85,71
$\omega 3$) <i>Área Úmida</i>	52,17	48,86	55,49
$\omega 4$) <i>Área Urbana</i>	70,04	65,18	57,3
$\omega 5$) <i>Campo</i>	51,13	49,78	52,25
$\omega 6$) <i>Floresta</i>	69,76	66,98	79,1
$\omega 7$) <i>Solo Exposto</i>	61,98	57,82	56,96
<i>Média</i>	64,46	66,57	64,66
<i>Geral</i>	64,63	63,02	64,37

Tabela 15 – Desempenho do classificador que agrega conhecimento multitemporal adiante e atrás com possibilidades de classes *fuzzy*.

Classificador Ant+Post - Crisp	1988	1992	1996
$\omega 1$) <i>Afl. Rochoso</i>	100,00	100,00	100,00
$\omega 2$) <i>Água</i>	100,00	89,80	95,92
$\omega 3$) <i>Área Úmida</i>	72,29	74,34	75,37
$\omega 4$) <i>Área Urbana</i>	96,37	96,83	94,36
$\omega 5$) <i>Campo</i>	95,24	94,84	90,46
$\omega 6$) <i>Floresta</i>	95,42	94,37	96,56
$\omega 7$) <i>Solo Exposto</i>	85,00	76,56	85,63
<i>Média</i>	92,05	89,53	91,19
<i>Geral</i>	93,93	92,76	92,97

Tabela 16 – Desempenho do classificador que agrega conhecimento multitemporal adiante e atrás com possibilidades de classes *crisp*.

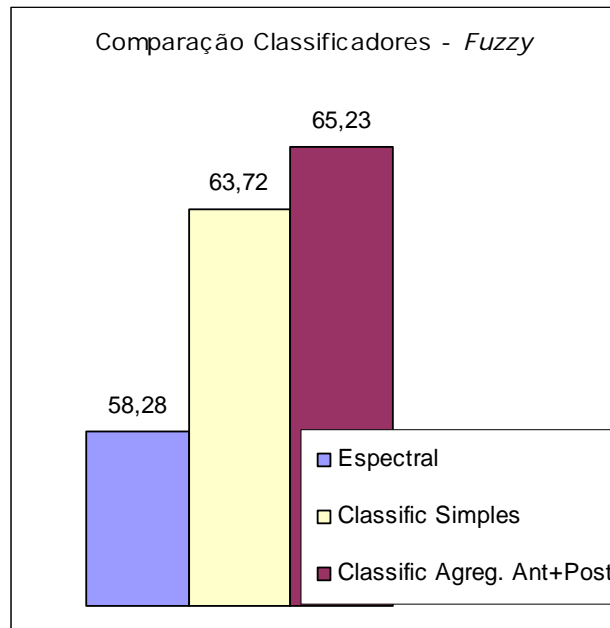


Figura 23 – Comparação de desempenho dos classificadores: espectral, classificador simples *fuzzy* (com treinamento *forward-backward*) e classificador que agrega conhecimento multitemporal adiante e atrás com possibilidades de classes *fuzzy*.

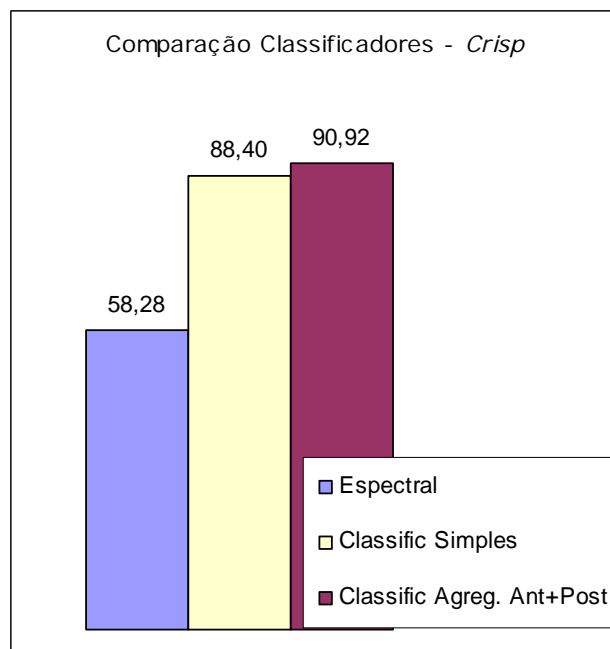


Figura 24 – Comparação de desempenho dos classificadores: espectral, classificador simples *crisp* (com treinamento *forward-backward*) e classificador que agrega conhecimento multitemporal adiante e atrás com possibilidades de classes *crisp*.