

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO REMOTO E  
METEOROLOGIA

**Integração de Técnicas de SIG e Sensoriamento Remoto  
na Classificação de Imagens Digitais com  
o Uso da Teoria da Evidência**

Por:

**Rodrigo Pereira Lersch**

Orientação:

Prof. Dr.: **Vitor Haertel**

Porto Alegre, RS; Maio de 2003

Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS  
Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia - CEPSRM

**Integração de Técnicas de SIG e Sensoriamento Remoto na  
Classificação de Imagens Digitais com o uso da  
Teoria da Evidência**

**RODRIGO PEREIRA LERSCH**

Bacharel em Geografia pela UFRGS

**Orientador:**

Prof. Dr. **VITOR F. A. HAERTEL**

Dissertação de Mestrado apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Sensoriamento Remoto, Área de Desenvolvimento de Novas Metodologias no Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Porto Alegre, RS  
Maio de 2003

*As florestas precedem as civilizações,  
e os desertos as seguem.*

Chateaubriand

## AGRADECIMENTOS:

Antes de entrar, propriamente, no tema da dissertação é necessário uma modesta homenagem, em forma de agradecimento, as instituições e as pessoas que tornaram possíveis a conclusão de mais uma etapa acadêmica.

Primeiramente agradeço ao CEPSRM (Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia) pelo longo acolhimento, que começou em 1998, com o uso de equipamento para a realização de trabalhos de iniciação científica do curso de Geografia e posteriormente como bolsista de iniciação científica do próprio Centro. Um agradecimento muito especial também ao CNPq, pelo patrocínio da bolsa de estudos, pois, sem a qual não seria possível a realização do curso e a dedicação em tempo integral.

Novamente se faz necessário agradecer a Universidade Federal do Rio Grande do Sul, por proporcionar a continuidade do ensino em nível superior, propiciando com isto o uso de sua infra estrutura e a oportunidade de recorrer a muitos dos melhores profissionais do País (tanto profissionalmente como pessoalmente), muito embora existam tristes exceções, que no entanto não conseguem manchar o nome de uma instituição que possui uma grandeza, como um conjunto, que supera, e muito, as possíveis mediocridades individuais.

Cabe agora agradecer a participação dos três membros da banca: Yosio Shimabukuro (INPE), Dirce Suertegaray (Instituto de Geociências/UFRGS) e Paulo Oliveira (Instituto de Biociências/UFRGS), pela aceitação e pelo tempo dispensado com este trabalho, e pedir desculpas por possíveis incômodos que possam ocorrer pelo deslocamento do professor Yosio de São Paulo. Uma banca composta por profissionais de altíssimo nível e que esta muito acima de minha capacidade profissional.

É preciso agradecer ainda ao professor Alberto Inda da Faculdade de Agronomia pela ajuda na conversão das classes de solo da EMBRAPA para o Sistema de Mapeamento de 1973.

Finalmente encerro com um infinito agradecimento ao meu orientador: professor Vitor Haertel (convívio que começou desde o curso de graduação), primeiramente pela minha aceitação como seu orientando, pela dedicação ao longo do curso, e por fim, em nível pessoal, pela amizade e pelo seu bom caráter.

# **Integração de Técnicas de SIG e Sensoriamento Remoto na Classificação de Imagens Digitais com o Uso da Teoria da Evidência<sup>1</sup>**

AUTOR: **Rodrigo Pereira Lersch**

ORIENTADOR: **Vitor Haertel**

## **SINOPSE**

O desenvolvimento de novos, e mais eficientes, métodos de classificação de imagem digitais em Sensoriamento Remoto se constitui em uma importante área que tem chamado a atenção de muitos pesquisadores. Nesta área em particular, um problema que frequentemente surge para a classificação de imagens digitais provenientes de cenas naturais, é a ocorrência de classes espectrais com resposta espectral muito similar. Nestes casos, os sistemas sensores mais comuns e os métodos tradicionais de classificação de imagem apresentam muito baixa precisão ou mesmo falham completamente. Várias abordagens vem sendo propostas na literatura. Uma das possíveis abordagens consiste em fazer uso de informações auxiliares que possam poder discriminante para as classes sob análise. Esta é a possibilidade explorada nesta dissertação, utilizar-se de dados auxiliares, provenientes de fontes diversas, tais como: temperatura, precipitação, altitude e classes de solo. Estes dados são então combinados com dados provenientes de imagens multiespectrais de acordo com a Teoria de Evidência proposta por Dempster e Shafer. Esta abordagem é testada usando dados de uma área no Estado do Rio Grande do Sul, Brasil, com a finalidade de delimitar a ocorrência da Mata Nativa com Araucária (composta pela conífera *Araucaria angustifolia*), que é de difícil separação em relação a outras classes espectrais que ocorrem na região, tornando difícil o processo preciso de classificação.

## **ABSTRACT**

The development of new and more efficient methods in remote sensing digital image classification constitutes an important area that has been drawing the attention of many researchers. In this particular area, one problem that frequently arises in the classification of image data originated from natural scenes, is the co-occurrence of spectral classes with very similar spectral response. In these cases, the more traditional sensor systems and image classification methods either yield a very low accuracy or fail completely. Several approaches have been proposed in the literature. One possible approach consists in making use of ancillary information which have discriminant power in what concerns the classes under analysis. This possibility is explored in this dissertation, including temperature, rain fall, terrain elevation and soil classes as ancillary data. These data are combined with multiespectral image data according with the Theory of Evidence as proposed by Dempster and Shafer. This approach is tested using data from an area in the State of Rio Grande do Sul, Brazil, with the purpose of delimiting the occurrence of the Native Forest with Araucária (composed by the conifer *Araucaria angustifolia*), that it is of difficult separation in relation to other spectral classes in the area, making an accurate classification procedure difficult.

---

<sup>1</sup>Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto e Meteorologia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre maio de 2003.

## Sumário:

### CAPÍTULO I

---

Introdução.....	8
-----------------	---

### CAPÍTULO II

---

2.1 – Revisão Bibliográfica.....	11
----------------------------------	----

### CAPÍTULO III

---

3.1 – Introdução.....	14
3.2 – O Classificador Bayesiano.....	15
3.3 – A Teoria da Evidencia.....	20
3.4 – Utilização da T.E. na Classificação de Imagens Digitais em S. Remoto..	27
3.4.1 – Classificação Fuzzy.....	27
3.4.2 – Funções de Pertinência.....	28
3.4.3 – Combinação de Dados e o Uso da T.E. ....	29

### CAPÍTULO IV

---

4.1 – Introdução.....	32
4.2 – Floresta Ombrôfila Mista Alto Montana ou Mata Nativa com Araucária....	32
4.2.1 – A Araucária.....	33
4.2.1.1 - Distribuição.....	34
4.2.1.2 - Meio Físico.....	37
(a) – Solos.....	38
(b) – Clima e Altitude.....	39
4.2.1.3 - Exploração.....	40
4.3 – Área de Estudo.....	42
4.4 – Material Utilizado.....	44
4.5 – Elaboração dos Planos de Informação.....	45
4.5.1 – P.I. de Temperaturas Medias ao Longo do Ano.....	45
4.5.2 – P.I. de Precipitação Media Anual.....	47
4.5.3 – P.I. de Altitudes ( <b>Modelo Numérico do Terreno</b> ).....	49
4.5.4 – P.I. das Classes de Solo.....	50
4.5.5 – P.I. Referente a Classificação Digital da Mata de Araucária.....	51
4.6 – Elaboração das Imagens de Probabilidade ou Funções Pertinência.....	52
4.6.1 – Função de Pertinência para as Temperaturas Médias Anuais.....	54
4.6.2 – Função de Pertinência para Precipitação Média Anual.....	55
4.6.3 – Função de Pertinência para a Altitude (hipsométrico).....	56
4.6.4 – Função de Pertinência para as Classes de Solo.....	57
4.7 – Resultados.....	64

### CAPÍTULO V

---

5.1 – Considerações Finais.....	82
---------------------------------	----

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	86
---------------------------------	----

## Lista de Figuras:

Fig. 1 – Possíveis Níveis de Informação Disponíveis.....	21
Fig. 2 – Exemplo do Algoritmo Soma Ortogonal.....	25
Fig. 3 – Funções Pertinência.....	29
Fig. 4 – Comb. das Funções Pertinência na Geração da Imagem de Confiança.....	30
Fig. 5 – Imagens de Confiança, Plausibilidade e Intervalo de Confiança.....	31
Fig. 6 – Distribuição Natural da <i>Araucaria angustifolia</i> em 1953 e 1969.....	35
Fig. 7 – Área de Estudo.....	42
Fig. 8 – Imagem Landsat RGB543, em Visão Tridimensional.....	43
Fig. 9 – P.I. das Temperaturas Médias Anuais.....	47
Fig. 10 – P.I. da Precipitação Média Anual.....	48
Fig. 11 – P.I. referente ao Modelo Numérico do Terreno.....	49
Fig. 12 – P.I. de Solos.....	51
Fig. 13 – Classificação Fuzzy da Mata com Araucária.....	52
Fig. 14 – Influência do MNT na Imagem de Confiança.....	67
Fig. 15 – Detalhamento em uma Imagem de Confiança.....	71
Fig. 16 – Fazenda Florestada com <i>pinus elliottii</i> .....	74
Fig. 17 – Imagem de Confiança Fatiada em Dez Níveis.....	81

## Introdução

O desenvolvimento de métodos para fins de classificação de imagens digitais constitui-se em uma das áreas mais importantes em Sensoriamento Remoto. No processo de classificação de imagens em Sensoriamento Remoto, são empregadas os dados provenientes das bandas espectrais geradas pelo sistema sensor, ou de um subconjunto destas. Em alguns casos são também utilizados dados derivados das bandas originais, como combinações lineares das bandas (componentes principais, por exemplo) ou dados, derivados também das bandas originais, mas que exploram um outro tipo de atributo, como por exemplo a textura da imagem. Em qualquer um destes casos, os dados a serem utilizados no classificador, são selecionados de forma a se obter a máxima separabilidade possível entre as classes presentes na cena e conseqüentemente a mais alta exatidão possível no processo de classificação. Na maioria dos casos que ocorrem na prática, este processo tem fornecido resultados aceitáveis. Existem entretanto situações nas quais os dados espectrais disponíveis não são suficientes para que se obtenha uma imagem classificada com a exatidão requerida. Isto se deve as características espectrais (radiância refletida e/ou emitida por alvos terrestres) dos objetos em uma cena sendo analisada (denominados tecnicamente de alvos). Existem com freqüência, em cenas naturais, alvos que, embora, de natureza distinta possuem propriedades de reflectância muito semelhantes entre si (assinatura espectral). Nestes casos, o produto do processo de classificação resulta insatisfatório, e a imagem classificada apresenta desta forma baixa acurácia. Métodos alternativos que permitam obter resultados mais exatos vem sendo objeto de investigação por vários autores. Entre as várias alternativas propostas, a inclusão de dados auxiliares se constitui, em algumas situações, numa solução viável. Estes dados auxiliares normalmente são apresentados em um formato similar ao das bandas espectrais e versam sobre temas que apresentam alta correlação com classes individuais presentes na cena, podendo servir portanto para incrementar a separabilidade entre as classes e portanto contribuir para uma exatidão mais alta no processo de classificação. Nesta dissertação é estuda a utilização de dados



de fontes diversas como por exemplo, modelos numéricos do terreno, mapas pedológicos, dados de natureza climática e outros.

Um problema que surge neste ponto, consiste em definir uma metodologia que permita a combinação destes dados entre si e com as bandas espectrais fornecidas pelo sistema sensor. Nesta dissertação, é investigada a aplicação da metodologia conhecida como “Teoria da Evidência”, originalmente proposta por Dampster e Shaffer (Shafer 1976), no processo de classificação de imagens digitais de cenas naturais em Sensoriamento Remoto. Os conceitos propostos por Dampster e Shaffer são utilizados neste estudo com a finalidade de agregar outras informações adicionais disponíveis no processo de classificação. O estudo desenvolvido nesta dissertação pode portanto ser entendido como inserido em um processo mais conhecido como  *fusão de dados*. Estudos desta natureza envolvem a área conhecida pela designação genérica de "Sistemas Especialistas" (*Expert Systems*) e vem sendo objeto de estudo por vários pesquisadores. Tendo-se em vista que este tipo de estudo é relativamente pouco utilizado no Brasil se pretende testar uma metodologia fazendo uso desta técnica. Deve-se ainda acrescentar, que uma vantagem da Teoria da Evidência com relação a outros métodos, reside no fato de que os dados originais não necessitam ser exclusivamente de natureza numérica. Este fato abre um grande leque de possibilidades para o processo de classificação digital já que pode contar com dados de fontes diversas, inclusive, dados de natureza temática. Dados como temperatura, pluviosidade, dados de solo, altitude do terreno, dados econômicos, que não se prestam aos métodos tradicionais de classificação podem aqui ser incluídos juntamente com dados de Sensoriamento Remoto.

Nesta dissertação será investigada a aplicação da Teoria da Evidência em problemas de natureza ecológica. Mais especificamente será estudada a sua aplicação no processo de classificação das áreas cobertas pela Mata Nativa com Araucária (Floresta Ombrófila Mista Alto Montana – RADAM BRASIL) uma das mais marcantes e importantes formações florestais do Brasil, que já esteve em vias de extinção e que ainda hoje corre sérios riscos, principalmente devido as atividades agrícolas. Se busca, dentro deste enfoque, utilizar-se dados que condicionam o habitat natural da *Araucaria angustifolia* (Bert.) O. Kuntze, para se conseguir um resultado mais acurado no processo de classificação digital das áreas onde ocorrem exclusivamente a Mata Nativa com Araucária, tendo-se em vista que o resultado de sua classificação freqüentemente

apresenta confusão com outros alvos terrestres, principalmente com as áreas sombreadas das encostas.

Para se atingir este objetivo basicamente se fará uso de imagens Landsat, e do produto da classificação destas, e de Planos de Informação (P.I.s) semelhante aos utilizados em Geoprocessamento. Para tanto serão escolhidos PIs com variáveis que apresentam alta correlação com os fatores que condicionem diretamente a ocorrência e sustentabilidade da Mata Nativa com Araucária. É importante ressaltar que fatores antrópicos, principalmente a exploração madeireira, são variáveis importantes, já que mesmo havendo condições físicas propícias para o surgimento da Mata Nativa com Araucária, está possui grande probabilidade de não ocorrer por já ter sido devastada anteriormente. Entretanto, a aplicação de PIs baseados em dados de intervenção humana, como a exploração de madeira, são um tanto difíceis e imprecisos para serem aplicados. O que se buscara aqui é testar a viabilidade da utilização da Teoria da Evidência em um estudo que enfoca a classificação de uma formação natural. Portanto o resultado esperado será o desenvolvimento de toda a metodologia para gerar um modelo que consiga trazer uma melhoria em relação a técnica tradicional utilizada na classificação digital. A construção deste modelo poderá evidentemente ser aplicado posteriormente em qualquer outra formação vegetal natural. O uso de outras variáveis, como as de origem antrópica, e os estudos em campo para testes e verificação dos resultados só seriam possíveis em um trabalho de maior extensão, do que o aqui, desenvolvido e ainda por um período mais longo.

Esta dissertação está organizada da seguinte forma: no capítulo 2 é feita uma rápida revisão bibliográfica de estudos desenvolvidos nesta área e reportados na literatura. O capítulo 3 é dedicado à apresentação e discussão dos princípios básicos propostos por Dampster-Shaffer e sua aplicação no processo de classificação de imagens digitais em Sensoriamento Remoto. No capítulo 4 é apresentado um estudo de caso, ilustrando a aplicação dos conceitos apresentados e discutidos no Capítulo 3. As conclusões são apresentadas no Capítulo 5, bem como sugestões para futuros trabalhos nesta área.

## Capítulo II

### 2.1- Revisão Bibliográfica

A utilização simultânea de dados de origem e natureza diversas no processo de classificação de imagens digitais constitui-se em um tópico que vem sendo objeto de estudo por vários pesquisadores. O processo de produzir uma imagem classificada utilizando dados de fontes diversas é conhecido na literatura como fusão de dados (*data fusion*). Este processo é freqüentemente empregado de uma forma qualitativa ou subjetiva em foto-interpretação. Nesta dissertação busca-se investigar a utilização deste processo, dentro de uma abordagem quantitativa, aplicando-a a dados de Sensoriamento Remoto. Em alguns casos, o processo de fusão ou combinação dos dados é simples e direto, o que geralmente ocorre sempre que vários dados utilizados são do mesmo tipo e possuem relevância ou então graus de incerteza semelhantes. Em outros casos, quando os dados a serem combinados são de natureza diversa, o problema pode tornar-se bastante mais complexo. Nesta dissertação, são utilizados os princípios estabelecidos na Teoria da Evidência, conforme proposta por Dempster e Shafer. A metodologia expressa na Teoria da Evidência, oferece um ambiente adequado à combinação de dados de natureza diversa e de graus de importância e/ou graus de incerteza também distintas entre si, no processo de classificação de imagens digitais em Sensoriamento Remoto. A possibilidade de introdução deste tipo de informação dentro de um modelo estatístico é proporcionado pela capacidade que a teoria possui para trabalhar com a incerteza e com informações contraditórias. Nesta seção será feita uma breve análise de alguns trabalhos que tratam da Teoria de Dempster-Shafer e de outros métodos que possuem característica semelhantes, uma visão ampla, não apenas trabalhos direcionadas a Sensoriamento Remoto ou Geoprocessamento. Uma análise com relação à aplicações da Teoria da Evidência em Sensoriamento Remoto pode ser encontrada em Richards (Richards 1992): o autor destaca a capacidade que esta teoria tem em permitir que várias fontes de dados sejam tratadas separadamente e que as suas contribuições individuais sejam combinadas de forma a haver coesão de informações para a classificação final de cada pixel. Isto não exige, necessariamente, que os dados sejam apenas numéricos.

Nos trabalhos reportados na literatura, por pesquisadores diversos, os dados espacialmente distribuídos, mais frequentemente utilizados consistem de imagens classificadas, por vezes, expressas em termos de probabilidades, dados de altimetria, temperatura e vários outros. Uma revisão bastante completa dos métodos mais utilizados, no processo de combinação de dados pode ser encontrado em Richards (Richards e Jia 1999), estes autores discutem a Teoria da Evidência dentro de um contexto adequado a aplicação em Sensoriamento Remoto. Uma outra apresentação, mais compacta, porém também dirigida especificamente as áreas de Sensoriamento Remoto e Sistema de Informação Geográfica é apresentado por Eastman (Eastman 1999). Uma apresentação bastante detalhada da Teoria da Evidência de Dempster-Shafer pode ser encontrada em Uchôa (Uchôa, et. al. 2002). Neste trabalho são abordados os conceitos das funções *Belif*, traduzido como crença (nas poucas publicações em português existentes outros autores traduziram esta função como: confiança), Plausibilidade (*Plausibility*) e Intervalo de Crença, ou Intervalo de Confiança (*Belif interval*). O trabalho discute estas três funções detalhadamente enfocando exemplos em aplicações médicas ou econômicas. Estes conceitos tem sido utilizados por vários outros autores, em problemas específicos, Denoeux (Denoeux 1997) aplica a Teoria da Evidência de Dempster-Shafer no processo de tomada de decisão quando os dados disponíveis são em número reduzido ou então apresentam alguma incerteza. Em seu trabalho o autor discute diferentes estratégias, aplicáveis especificamente a situações em que o número de amostras de treinamento é pequeno ou então o conjunto das amostras de treinamento não contém amostras de todas as classes. Varias outras abordagens, podem ser encontradas na literatura, como: M. Gahegan e J. Flack (Gahegan e Flack 1996) estes autores propõe um modelo de SIG que compreende métodos de interpretação de imagem fazendo uso de sistemas especialistas. P. Gong (Gong 1996) em seu trabalho propõe um método que utiliza o conceito de evidência em redes neurais para aplicação em mapeamento geológico. O autor ilustra a metodologia proposta combinando imagens Landsat TM, dados aeromagnéticos, dados radiométricos e dados de gravimetria no processo de classificação de quatro tipos de rocha.

O trabalho de Ali-Akbar Abkar e outros (Abkar et. al. 2000) se dedica a desenvolver uma metodologia baseada em sistemas especialistas para a segmentação e classificação de imagens. O uso de sistemas especialistas pode reduzir as desvantagens existentes entre os processos de classificação por regiões (segmentação) e os métodos pixel a pixel (que se utilizam dos algoritmos tradicionais de classificação). Os

resultados da pesquisa mostram vantagens do uso do modelo por segmentação, utilizando-se de sistemas especialistas, em relação a classificação pixel a pixel, já que estes (pelos métodos clássicos) não se utilizam de informações espaciais das amostras da imagem. O modelo implementado, por sua vez, se utiliza de informações geométricas e topológicas, aplicando-as em áreas de desmatamento na Tailândia. A metodologia desenvolvida foi chamada por este motivo de espaço-estatística. Um outro trabalho que enfoca as deficiências existentes nos métodos estatísticos tradicionais de classificação pode ser visto em Ronald Yager (Yager 1988). O autor trata da introdução de funções critério nas funções decisão (classificadores). Tradicionalmente os operadores lógicos utilizados são: AND e OR. O operador AND requer a satisfação completa de todos os critérios envolvidos, enquanto que o OR representa o limite inverso (apenas a satisfação de um dos critérios). O autor enfoca outros operadores que possuem a capacidade de agregar outras linhas de evidência entre estes dois extremos. Em um trabalho com uma abordagem ainda mais teórica do que este, porém utilizando-se da teoria de Dempster-Shafer Nikhil Pal (Pal e Ghosh 2001) propõe cinco caminhos para a integração da Teoria da Evidência com o uso de outros algoritmos, para investigar o benefício atingido, e comparar o desempenho da combinação de cada um deles com a Teoria da Evidência. Estes algoritmos se baseiam nos processos de classificação por distância, como o método do vizinho mais próximo. Estes métodos são comumente aplicados nos processos de classificação não supervisionada. Um trabalho que se aproxima um pouco mais do que será desenvolvido nesta dissertação pode ser visto em Jon Benediktsson e outros (Benediktsson, et. al. 1990), os autores tratam da comparação entre os métodos estatísticos Bayesianos tradicionais e a classificação baseada em sistemas de redes neurais, para a classificação de imagens digitais, em Sensoriamento Remoto ou para utilização em SIGs. O sistema de redes neurais tratados apresenta as mesmas características da Teoria da Evidência: a capacidade de controlar a influência dos dados durante os processos de classificação. O modelo proposto por estes autores consistiu em extrair informações de mapas florestais, de solos, topográficos e dados de radar para usa-los com o objetivos de aumentar a acurácia da classificação.

## Capítulo III

### Metodologia

#### 3.1 – Introdução

A combinação de dados espacialmente distribuídos e oriundos de fontes diversas se constitui em um processo com grande potencial de aplicação nas áreas de Sensoriamento Remoto e de Sistemas de Informações Geográficas (SIG). Nestes casos, é freqüente o analista defrontar-se com problemas que necessitam de informações de natureza ou fontes diversas para que a resposta procurada possa ser encontrada. Um exemplo de uma situação na qual este problema pode ocorrer, refere-se classificação de imagens multi-espectrais em Sensoriamento Remoto, envolvendo cenas nas quais ocorrem classes espectralmente muito semelhantes, isto é, classes para as quais os vetores media estimados ao longo das bandas espectrais disponíveis, são muito semelhantes entre si. Nestas situações, a acurácia obtida na imagem classificada resulta quase sempre muito baixa. Algumas técnicas vem sendo propostas para tratar de problemas com estas características. Entre estas, destacam-se as técnicas que fazem uso de dados em muito alta dimensionalidade, conhecidos como dados hiper-espectrais (Richards 1987). Não obstante o alto potencial que a análise de dados hiper-espectrais apresenta, uma das limitações que esta abordagem possui reside na baixa disponibilidade de dados. Dada a sua origem relativamente recente e ao grande volume de dados envolvidos, sensores coletando e disponibilizando dados hiper-espectrais não são ainda disponíveis em bases regulares, sendo normalmente coletados somente para áreas específicas, geralmente de dimensões restritas, inseridas em projetos de pesquisa também específicos. Uma alternativa, que em certas condições tem se mostrado bastante eficiente, consiste em agregar à classificação de imagens multi-espectrais (por exemplo, dados LandSat-TM ou Spot), dados de outras fontes, como aqueles normalmente utilizados em SIGs. Este processo conhecido como *Fusão de Dados (Data Fusion)* vem sendo estudado por vários pesquisadores (Richards 1992). A finalidade da presente dissertação consiste portanto em examinar uma metodologia que tem como finalidade agregar dados ou informações de fontes diversas, tanto de natureza quantitativa como qualitativa, com a finalidade de melhorar a acurácia no processo de classificação de

imagens multi-espectrais. Este estudo está baseado na Teoria da Evidência conforme proposta por Dempster e Shafer (Eastman 1999), (Richards e Jia 1999), (Richards 1992), (Richards, et. al. 1987), (Shafer 1976). Esta abordagem pode ser considerada como uma extensão da teoria Bayesiana de decisão. Para um melhor entendimento, a seção seguinte está dedicada a uma rápida revisão do classificador Bayesiano.

### 3.2 – O Classificador Bayesiano

Os processos de classificação de imagens digitais multiespectrais, baseiam-se fundamentalmente na partição do espaço multi-espectral em regiões, cada uma delas associada à uma das classes definidas na cena sendo analisada. Cada uma destas regiões fica definida no espaço multi-espectral por uma função critério ou função decisão. Estas funções servem para definir fronteiras entre as diversas regiões, particionando o espaço multi-espectral e atribuindo desta forma cada pixel à uma classe. As funções decisão podem ser de natureza determinística ou probabilística. Na abordagem probabilística, cada pixel é considerado uma variável aleatória, caracterizada por um vetor  $X$ . Os elementos que formam este vetor, são as repostas espectrais em cada uma das bandas espectrais utilizadas. Estas repostas espectrais, que representam a radiância recebida em cada banda espectral, em uma imagem digital são quantificadas em valores inteiros denominados de números ou contadores digitais (CD).

O classificador de Bayes busca minimizar a probabilidade do valor da grandeza denominada de “perda total” ao longo do processo de classificação. O conceito de “perda total” está ligado à perda ou penalidade que se incorre ao classificar erroneamente pixels em uma imagem. Uma abordagem ao classificador de Bayes, pode ser iniciada considerando uma função decisão intuitivamente adequada ao processo de classificação: a função de probabilidade  $P(\omega_i / X)$ , freqüentemente denominada de *probabilidade à posteriori* e que representa a probabilidade de um pixel  $X$  pertencer à classe  $\omega_i$ . Neste caso, a regra de classificação pode ser descrita por:

$$X \in \omega_i \quad \text{se} \quad P(\omega_i / X) > P(\omega_j / X) \quad \text{para todo} \quad j \neq i$$

Esta regra de classificação é um caso particular de um classificador mais geral, no qual é possível associar penalidades ou perdas distintas conforme o grau de importância atribuído à cada uma das possíveis classificações incorretas de X. Na prática entretanto, a função de probabilidade  $P(\omega_i / X)$  não é conhecida. Este problema pode, entretanto, ser contornado por meio do teorema de Bayes. Inicialmente, torna-se necessário definir as seguintes funções;

$P(\omega_i)$  – denominada de *probabilidade a priori*, representa a probabilidade de ocorrência da classe  $\omega_i$ , na cena sendo analisada.

$p(X / \omega_i)$  – função densidade de probabilidade condicional à classe  $\omega_i$ . Representa a distribuição de probabilidades interna na classe  $\omega_i$ . Os parâmetros associados à esta função de probabilidade podem ser estimados através das amostras de treinamento.

$P(\omega_i / X)$ – denominada de *probabilidade a posteriori*, representa a probabilidade de um dado pixel X pertencer à classe  $\omega_i$ .

$p(X)$  – Representa a probabilidade de encontrar um pixel de qualquer classe na posição X. Pode ser representada por:

$$P(X) = \sum_{i=1}^k P(X / \omega_i) \cdot P(\omega_i)$$

sendo  $k$  o número de classes em consideração

$C_{ij}$  - denominada de *função perda*, representa a perda ou a penalidade que se incorre ao classificar na classe  $\omega_j$  um pixel que na verdade pertence à classe  $\omega_i$ .

O Teorema de Bayes relaciona as quatro funções de probabilidade acima relacionadas:

$$P(\omega_i / X) = \frac{P(X / \omega_i) \cdot P(\omega_i)}{P(X)} \quad i = 1, \dots, k$$

O classificador Bayesiano visa minimizar a probabilidade de perda total  $-L_X(\omega_i)$ - isto é, a perda ou penalidade total que se incorre ao classificar um pixel X na classe  $\omega_i$



quando levado em conta todas as demais possibilidades de classificação. A função perda total pode ser desta forma definida por:

$$L_X(\omega_i) = \sum_{j=1}^k C_{ij} P(\omega_j / X)$$

Aplicando-se o teorema de Bayes, a função perda total adquire a forma:

$$L_X(\omega_i) = \sum_{j=1}^k C_{i,j} \frac{P(X / \omega_i) P(\omega_i)}{P(X)} \quad (1)$$

Uma regra de classificação pode então ser definida a partir da função perda total  $L_X(\omega_i)$ :

$$X \in \omega_i \quad \text{se} \quad L_X(\omega_i) < L_X(\omega_j) \quad \text{para todo } j \neq i$$

Para fins práticos, é costume utilizar uma função decisão que implemente a condição de máximo e não de mínimo como a acima. Este costume pode ser facilmente satisfeito, adotando-se como função decisão  $G_i(x)$  a seguinte:

$$G_i(X) = -L_X(\omega_i) \quad (2)$$

Esta função decisão implementa o classificador de Bayes, pois minimiza a probabilidade de perda total. Uma simplificação bastante comum na função decisão (2) consiste em adotar-se os seguintes valores para a função perda  $C_{ij}$ :

$$\begin{aligned} C_{ij} &= 1 \quad \text{para todo } j \neq i \\ C_{ij} &= 0 \quad \text{para } j = i \end{aligned}$$

Introduzindo esta simplificação em (1), a função decisão torna-se:

$$G_i(X) = - \sum_{j=1; j \neq i}^k P(X / \omega_j) \cdot P(\omega_i) \quad (3)$$

Nesta expressão, a função de probabilidade  $P(X)$ , sendo comum à todas as funções decisão não irá influenciar a regra de decisão, podendo portanto ser eliminada da função decisão.

A forma da função decisão (3) pode ser simplificada ainda mais. Uma função densidade de probabilidade  $P(Y)$ , pode ser expressa como:

$$P(Y) = \sum_{j=1}^k P(Y / \omega_j) \cdot P(\omega_j)$$

sob a condição de:

$$\sum_{j=1}^k P(\omega_j) = 1$$

Desta forma, pode-se então exprimir o termo da direita em (3) por:

$$\sum_{j=1, j \neq i}^k P(X / \omega_j) \cdot P(\omega_j) = P(X) - P(X / \omega_i) \cdot P(\omega_i) \quad (4)$$

Substituindo-se (4) em (3), obtém-se:

$$G_i(X) = -P(X) + P(X / \omega_i) \cdot P(\omega_i) \quad (5)$$

Visto que a probabilidade  $P(X)$  é comum a todas as classes, não contribuindo desta forma com informação discriminante, pode-se eliminar este termo da expressão gerando então:

$$G_i(X) = P(X / \omega_i) \cdot P(\omega_i) \quad (6)$$

A regra da decisão no classificador Máxima Verossimilhança, fica então representada por:

$$x \in \omega_i \quad \text{se} \quad P(X / \omega_i) \cdot P(\omega_i) > P(X / \omega_j) \cdot P(\omega_j) \quad \text{para todo} \quad j \neq i \quad (7)$$

ou:

$$x \in \omega_i \quad \text{se} \quad G_i(X) > G_j(X) \quad \text{para todo} \quad j \neq i \quad (8)$$

A função decisão (6) define o classificador denominado de Máxima Verossimilhança, um caso particular do classificador de Bayes.

Para a efetiva implementação do classificador Máxima Verossimilhança torna-se necessário definir a forma específica da função densidade de probabilidade  $p(\omega_i / X)$ . Em Sensoriamento Remoto, dados (a variável aleatória  $X$ ), são o resultado de um somatório de várias outras variáveis aleatórias o que em princípio justificaria, pelo Teorema Central do Limite, a supor que o dados em Sensoriamento Remoto seguem a distribuição Normal. A experiência prática tem realmente mostrado que esta suposição é aceitável, isto é, a distribuição destes dados pode ser razoavelmente descrita pela distribuição de Gauss. Adotando a distribuição normal em (6), a função decisão assume a forma:

$$p(X / \omega_i) = (2\pi)^{-N/2} |\Sigma_i|^{-1/2} \exp\{-\frac{1}{2}(X - \mu_i)^t \Sigma_i^{-1} (X - \mu_i)\} \quad (10)$$

onde  $N$  representa a dimensionalidade dos dados

O classificador definido então pela função decisão (10) é então denominado de Máxima Verossimilhança Gaussiana. Esta função pode ser ainda colocada sob uma forma mais adequada à sua implementação em computadores. Lembrando que pela regra de classificação, toda a função monotonicamente crescente de  $G_i(X)$  poderá ser também utilizada, produzindo idênticos resultados no processo de classificação, pode-se tomar o logaritmo natural da função decisão (10), sem introduzir alterações no processo de classificação:

$$G_i(X) = \ln P(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} (X - \mu_i)^t \Sigma_i^{-1} (X - \mu_i) \quad (11)$$

Esta é a forma mais comumente utilizada na implementação em computadores da função decisão Máxima Verossimilhança Gaussiana.

O classificador Máxima Verossimilhança Gaussiana, implementado conforme a função decisão (11), consiste em atribuir-se cada pixel à classe que resultar no maior valor numérico para a função decisão. Trata-se de um classificador do tipo “hard”, isto é, o resultado é uma imagem classificada única. Uma alternativa mais flexível, consiste

em utilizar-se a função decisão (11) dentro da lógica *fuzzy*. Neste caso, o resultado final do processo de classificação consiste não em uma única imagem classificada final, mas em um conjunto de imagens, igual ao número de classes em consideração, cada uma contendo a probabilidade ou o grau de pertinência de cada pixel com respeito à classe em questão. O grau de pertinência de um pixel genérico  $X$  à uma classe genérica  $\omega_i$  pode ser estimado pela expressão:

$$P_i(X) = \frac{G_i(X)}{\sum_{j=1}^k G_j(X)} \quad (12)$$

onde:

$k$  representa o número de classes;

$P_i(X)$  representa a probabilidade ou o grau de pertinência do pixel  $X$  à classe  $\omega_i$ ;

$G_i(X)$  representa o valor da função decisão para o pixel  $X$  e para a classe  $\omega_i$ .

A equação (12), estima portanto o grau de pertinência de cada pixel à classe  $\omega_i$ . Este valor estará contido portanto no intervalo  $[0,1]$  e é obtido a partir dos valores das funções decisão Máxima Verossimilhança Gaussiana. Classificadores que seguem esta abordagem, recebem a denominação genérica de classificadores do tipo *fuzzy* e são úteis em situações nas quais o analista necessita obter informações a respeito de grau de pertinência de cada pixel à classe à qual ele foi alocado.

### 3.3 – A Teoria da Evidência

Uma condição exigida pelo classificador Bayesiano (e pelo seu caso particular da Máxima Verossimilhança) consiste na necessidade de que todos os dados sejam expressos em forma numérica e que haja compatibilidade entre eles. Em casos práticos, entretanto, muitas dos dados ou informações relevantes são de natureza temática ou categórica o que tornaria a sua utilização direta dos processos de classificação vistos na seção anterior inviável. A abordagem oferecida pela Teoria da Evidência permite a incorporação de dados desta natureza no processo geral de classificação. Neste particular, o processo permite ao analista a flexibilidade de atribuir valores numéricos aos pixels que compõe os P.I.s, envolvendo temas ou variáveis de natureza as mais

diversas, utilizando critérios próprios, como por exemplo funções de pertinência semelhantes as utilizadas na lógica *fuzzy*. Um outro aspecto importante da Teoria da Evidência conforme proposto por Dempster e Shafer, (Richards e Jia 1999), (Shafer 1976) consiste na possibilidade de introduzir o conceito de incerteza ou ignorância no processo. Isto significa que em lugar de trabalhar somente com um conjunto exaustivo de hipóteses ou classes mutuamente excludentes, como no caso da abordagem Bayesiana, a teoria de Dempster-Shafer permite ao analista também expressar combinações entre as hipóteses, introduzindo desta forma no processo o conceito de incerteza ou de ignorância. Cumpre aqui destacar que nesta aplicação dos princípios introduzidos pela Teoria da Evidência o termo “hipótese” refere-se à possibilidade de um pixel genérico pertencer à uma determinada classe. Esta possibilidade pode ser melhor exemplificada através de um exemplo, ilustrado na figura 1.

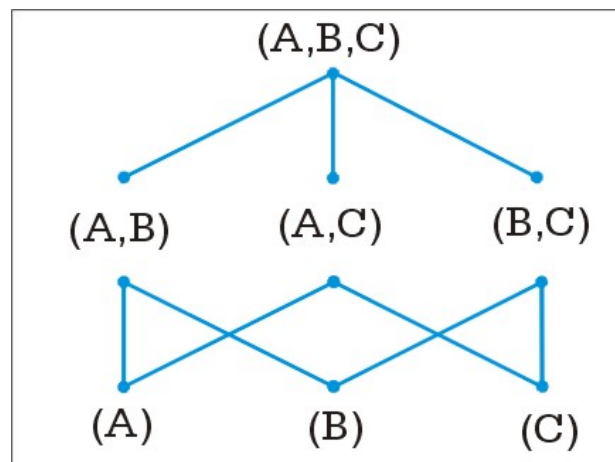


Fig. 1 - Possíveis Níveis de Informação Disponíveis

Considere o caso em que existem três classes (ou hipóteses), representadas por  $[A]$ ,  $[B]$ , e  $[C]$ . No classificador Bayesiano, o analista iria incorporar ao processo de classificação o conhecimento disponível (através das amostras disponíveis) a respeito de cada uma das três classes individuais, e todo o processo de classificação utilizaria exclusivamente as informações estimadas a partir destas classes individuais. A abordagem proposta pela teoria da evidência permite por outro lado, levar em consideração combinações ou uniões entre estas classes. As várias possibilidades com relação à disponibilidade de informações estão ilustradas na figura 1. Desta forma, pode-se, por exemplo, introduzir no processo conhecimentos ou evidências relativas a união entre duas classes como por exemplo  $[A \cup B]$ , indicando a evidência disponível com relação a pertinência de um pixel à união destas duas classes, mas sem nenhuma

informação com respeito à pertinência deste pixel à cada uma das duas classes individualmente. Da mesma forma, a evidência relativa ao triplete  $[A \cup B \cup C]$  representa a evidência existente com relação à pertinência de um pixel à uma combinação das três classes individuais  $[A]$ ,  $[B]$  e  $[C]$ , mas sem nenhuma distinção entre as classes individuais. Desta forma, a evidência atribuída ao triplete  $[A \cup B \cup C]$  pode ser interpretada como uma medida de ignorância, isto é, existe informação disponível de que o pixel pertence à união das três classes, mas não com relação as classes individualmente. Neste contexto, os seguintes conceitos são importantes:

***Probabilidade Básica (basic probability assignment):***

Consiste em uma medida da evidência disponível para uma hipótese (por exemplo  $[A \cup B]$ ), mas não a nível individual para as classes integrantes desta hipótese, no caso  $[A]$  e  $[B]$ . Esta estimativa é geralmente representada por  $m([A \cup B])$ , podendo ser interpretada como a probabilidade de o pixel pertencer à união da duas classes A e B. Estas probabilidades podem ser estimadas empiricamente pelo analista, com base em seu conhecimento do problema sendo analisado. O conjunto (Y) formado pelas classes individuais e por todos as possíveis combinações desta classes deve ser exaustivo, isto é, o somatório das probabilidades básicas estendido sobre todo o conjunto de ser igual à unidade:

$$\sum_{\forall Y} m(Y) = 1$$

No exemplo ilustrado na figura 1 esta condição pode ser expressa por:

$$m([A \cup B \cup C]) + m([A \cup B]) + m([A \cup C]) + m([B \cup C]) + m([A]) + m([B]) + m([C]) = 1$$

Na abordagem Bayesiana, somente as classes (ou hipóteses)  $[A]$ ,  $[B]$  e  $[C]$  seriam aceitas e também deveriam ser exaustivas, isto é,  $m([A]) + m([B]) + m([C]) = 1$ .

***Confiança (belief):***

Este parâmetro estima a evidência total disponível para uma hipótese, isto é, consiste na soma das probabilidades básicas com relação à uma classe (ou um conjunto de classes) X e todas as subclasses aí incluídas. A confiança em X é representada, na literatura, por  $bel(X)$ :

$$bel(X) = \sum_{Y \subseteq X} m(Y)$$

Utilizando como exemplo a situação ilustrada pela figura 1 tem-se que, se  $X = [A \cup B]$ , então  $Y = \{ [A \cup B], [A], [B] \}$  e  $bel(X) = m([A \cup B]) + m([A]) + m([B])$ .

***Plausibilidade:***

Este parâmetro estima o grau ou a probabilidade segundo a qual, uma hipótese  $X$  não pode ser descartada. Equivalentemente, a plausibilidade de uma hipótese pode ser estimada por 1 menos a soma das confianças (belief) em todas as hipóteses contrárias:

$$pl(X) = \sum_{Y \cap X \neq \emptyset} m(Y)$$

ou

$$pl(X) = 1 - bel(\bar{X}) \text{ sendo } \bar{X} = NOT(X)$$

No exemplo acima, se  $X = [A, B]$ , então  $Y = \{ [A \cup B \cup C], [A \cup B], [A \cup C], [B \cup C], [A], [B] \}$  e então,  $pl(X) = 1 - bel(\bar{X}) = 1 - m[C]$ .

***Intervalo de confiança (belief interval):***

Este parâmetro estima a diferença entre a plausibilidade de uma hipótese e a confiança nesta mesma hipótese. O intervalo de confiança pode ser interpretado portanto como um grau de incerteza com relação a aceitação ou rejeição de uma hipótese, isto é, a diferença entre o grau de informação que levaria o analista a não rejeitar a hipótese e o grau de evidência concreta que leva a aceitação da hipótese. Um valor alto para o intervalo de confiança pode ter varias aplicações interessantes, como por exemplo, indicar os locais mais adequados para investigar dados ou evidências adicionais que podem confirmar a hipótese.

Resumidamente pode-se portanto dizer que a confiança (Belief) estima o grau de evidência concreta em favor de uma hipótese, no caso a de que um determinado pixel pertença a uma determinada classe. A plausibilidade se constitui em uma estimação ou uma avaliação do grau com que as condições, necessárias a validação da hipótese existem, embora não se disponha de evidências concretas que levem a aceitação da hipótese. No caso deste estudo, a plausibilidade quantifica todas as condições favoráveis que levam a supor que um determinado pixel efetivamente pertença a uma determinada classe. Desta forma a confiança e a plausibilidade definem um intervalo para a aceitação da hipótese de que um determinado pixel pertença a uma determinada classe: a confiança representa o limite inferior (o grau de evidência concreta que permite a aceitação desta hipótese) e a plausibilidade representa o limite superior deste intervalo (o grau com que as condições que indicariam a pertinência de um pixel em uma determinada classe existem, embora não se disponha de evidências concretas para tomar tal decisão). A amplitude entre estes dois limites se constitui no intervalo de confiança, que representa portanto, o grau de incerteza entre a aceitação ou a rejeição da hipótese.

Nos parágrafos acima, os conceitos de probabilidade básica, confiança (belief), plausibilidade e intervalo de confiança foram definidos, levando em conta uma única fonte de informação. Na prática, o analista dispõe de várias fontes de informação que devem ser levadas em conta simultaneamente. Por exemplo, em um ambiente de SIG, estas fontes de informação formam os P.I.s a serem utilizados. Torna-se então necessário definir um procedimento que permita estimar os valores dos parâmetros acima definidos para um conjunto de fontes de informação. Um processo eficiente para a combinação destas várias fontes de informação consiste no algoritmo denominado de *soma ortogonal*, que é apresentado em uma forma gráfica na figura 2 e em uma forma algébrica, mais adequada para implementação em computadores em Richards (Richards 1992), (Richards e Jia 1999). A combinação das probabilidade básicas a partir de evidências oriundas de mais de uma fonte, como ocorre sempre em aplicações práticas pode ser melhor visualizada por meio de um exemplo concreto conforme apresentado em Richards e Jia (Richards e Jia 1999) e ilustrado na figura 2. Para simplicidade de entendimento, são consideradas aqui três hipóteses (ou classes)  $\omega_1$ ,  $\omega_2$  e  $\omega_3$ . A ignorância é então representada pelo triplete  $[\omega_1 \cup \omega_2 \cup \omega_3]$ , isto é, o analista não dispõe de nenhuma evidência que permita decidir por nenhuma das classes relacionadas. Por



razões de simplicidade nesta exemplo são adotadas somente duas fontes de evidência. As probabilidades atribuídas a cada classe são as seguintes:

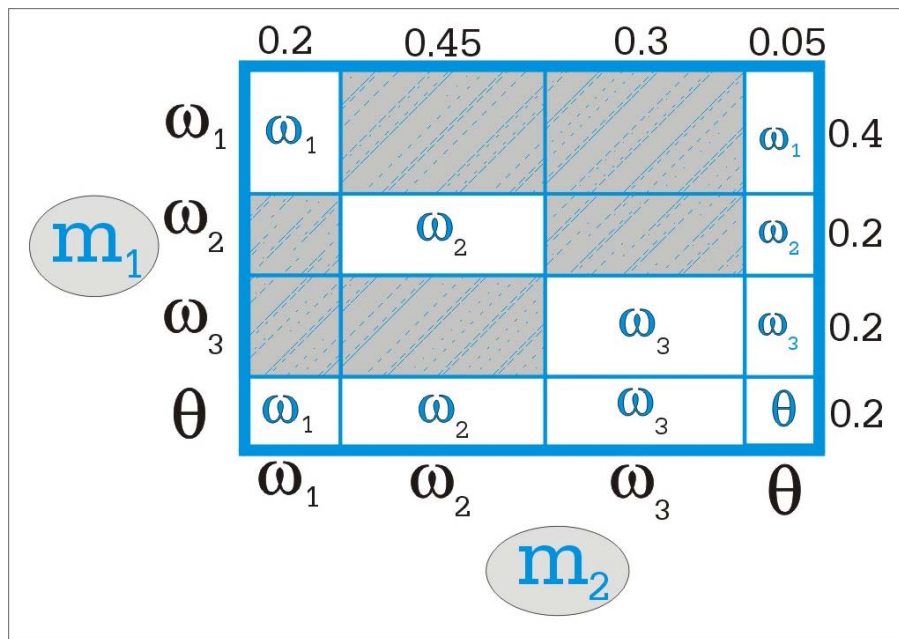


Fig. 2 – Exemplo do Algoritmo Soma Ortogonal

Probabilidades originadas da fonte (ou P.I.)  $m_1$ :

$$m_1(\omega_1) = 0.4$$

$$m_1(\omega_2) = 0.2$$

$$m_1(\omega_3) = 0.2$$

$$m_1(\omega_1 \cup \omega_2 \cup \omega_3) = 0.2$$

Probabilidades originadas da fonte (ou P.I.)  $m_2$ :

$$m_2(\omega_1) = 0.2$$

$$m_2(\omega_2) = 0.45$$

$$m_2(\omega_3) = 0.3$$

$$m_2(\omega_1 \cup \omega_2 \cup \omega_3) = 0.05$$

Obviamente, em ambos os casos, o somatório das probabilidades é igual a um. Este conjunto de valores estão ilustrados em forma gráfica na figura 2. Os valores de

probabilidade originados da fonte 1 ( $m_1$ ) estão colocados ao longo do eixo horizontal e os correspondentes da fonte 2 ( $m_2$ ) ao longo do eixo vertical. A combinação das informações provenientes das duas fontes, gera diferentes regiões conforme ilustrado na figura 2. Inicialmente, ocorrem regiões ou segmentos retangulares distribuídos ao longo da diagonal principal. Estas regiões correspondem as concordâncias entre os resultados fornecidos pela duas fontes de informação (ou P.I.s), isto é, as áreas respectivas estimam a probabilidade de ocorrência de uma determinada classe, conforme dados provenientes simultaneamente das duas fontes de informação. À este valor de probabilidade associado à cada classe, deve-se acrescentar ainda a contribuição devida à duas áreas adicionais: aquelas para as quais existe evidência proveniente somente de uma das duas fontes, sendo que a evidência proveniente da outra fonte está associada à ignorância. A probabilidade associada à ignorância total pode então ser estimada pela área da região definida pela ignorância simultaneamente em ambas as fontes. Finalmente, as regiões correspondentes à evidências contraditórias (evidência de pertencer à classes diferentes nas duas fontes de informação consideradas) não contribuem para nenhuma informação e são portanto desconsideradas. Nestas condições, é possível então definir, para o presente exemplo as probabilidades associadas à cada classe e à ignorância, adicionando as áreas das regiões correspondentes, adicionando para cada classe as áreas das regiões relevantes e normalizando o resultado em função da área total que contem as informações relevantes de probabilidade de ocorrência de cada classe:

$$m(\omega_1) = (0.08 + 0.02 + 0.04) / 0.47 = 0.298$$

$$m(\omega_2) = (0.09 + 0.01 + 0.09) / 0.47 = 0.404$$

$$m(\omega_3) = (0.06 + 0.01 + 0.06) / 0.47 = 0.277$$

$$m(\omega_1 \cup \omega_2 \cup \omega_3) = 0.01/0.47 = 0.021$$

O processo acima exemplificado pode ser expresso analiticamente, na forma de um algoritmo, sendo conhecido como “soma ortogonal” (figura 2). Em situações reais,

várias fontes de informação são utilizadas. Neste caso, o algoritmo pode ser aplicado de uma forma recursiva, pois as propriedades associativa e comutativa são válidas.

### 3.4 – Utilização da T.E. na Classificação de Imagens Digitais em Sens. Remoto

Nesta seção será descrita a metodologia a ser desenvolvida, no presente estudo, para a utilização da Teoria da Evidência e a integração entre os dados de Sensoriamento Remoto e dados típicos de Sistemas de Informação Geográfica. Existem inúmeros caminhos possíveis para o uso desta teoria assim como para a integração dos dados. Em função do caminho escolhido serão enfocados nas duas seções seguintes as ferramentas básicas que serão utilizadas para se atingir o desenvolvimento desta metodologia. Na seção posterior (3.4.3) será feita uma breve apresentação da estrutura da metodologia criada, que será melhor explorada nos experimentos aplicados presentes no capítulo IV.

#### 3.4.1 – Classificação Fuzzy

Classificadores que implementam esta lógica, não produzem uma única imagem classificada final, como ocorre com classificadores do tipo “*hard*”. Em lugar de uma classificação final, são produzidos imagens de probabilidade ou de grau de pertinência de cada pixel à cada uma das classes em consideração. O produto final de um classificador deste tipo, consiste portanto em uma série de imagens, cada uma delas associada à uma das classes envolvidas no processo de classificação. No classificador utilizado, o valor associado à cada pixel em cada uma das imagens, é obtido pelo quociente da função decisão associada à respectiva classe, pelo somatório de todas as funções decisão, conforme a equação:

$$P_i(X) = \frac{G_i(X)}{G_1(X) + G_2(X) + \dots + G_n(X)}$$

onde,  $i$  é a classe em questão e  $n$  o número de classes

Este valor está portanto contido no intervalo  $[0,1]$ . O valor zero indica um valor nulo para a probabilidade de um particular pixel pertencer à classe em consideração e o valor 1 indica a probabilidade máxima.

### 3.4.2 – Funções de Pertinência

No contexto deste estudo, as funções de pertinência servem para atribuir graus de pertinência, ou equivalentemente, graus de probabilidade aos P.I.s utilizados no procedimento proposto. Uma função de pertinência serve para estimar o grau de probabilidade de um pixel pertencer a uma determinada classe, a partir de valores deste pixel medidos segundo uma determinada variável denominada de variável independente. Funções de pertinência podem ter formas variadas, indicando a forma como o grau de pertinência associado à cada pixel varia, em função da variável independente. Uma vez definida a forma geral da função de pertinência, deve-se definir a sua forma particular. Esta etapa é realizada com o auxílio de pontos de controle. Pontos de controle relacionam valores da variável independente com valores característicos, bem definidos para o grau de pertinência (ou de probabilidade).

As funções de pertinência mais comumente utilizadas são as seguintes:

- **Sigmoide:** esta é possivelmente a forma mais comumente utilizada para uma função de pertinência. Como ocorre com as demais formas, a função do tipo sigmoide pode ser do tipo crescente ou decrescente. Em sua forma geral (decrescente), esta função está ilustrada na figura 3. A forma específica que a função crescente assume, é definida por dois pontos de controle. O primeiro ponto de controle estipula o valor da variável independente para o qual o valor do grau de pertinência (ou de probabilidade) associada ao pixel em questão, passa a crescer a partir de um valor nulo. A característica da função sigmoide consiste em que este crescimento ocorre inicialmente à uma taxa baixa. Após, no seu segmento intermediário, o grau de pertinência (ou de probabilidade) passa a crescer à uma taxa mais rápida. No segmento final desta função, o crescimento passa a novamente se efetuar a taxas mais baixas, de uma forma simétrica ao que ocorre no segmento inicial, até atingir o valor integral para o grau de pertinência. Este ponto final, é definido pelo segundo ponto de controle. Em sua forma decrescente, as características são semelhantes, mas em um modo decrescente, iniciando pelo valor

integral para o grau de pertinência, definido pelo primeiro ponto de controle até um valor nulo, definido pelo segundo ponto de controle.

- **Linear:** é similar à função sigmoide, com a diferença de que neste caso, o grau de pertinência passa a ser uma função linear da variável independente. Como no caso da função sigmoide, a função linear pode ser do tipo crescente ou decrescente, sendo a sua forma particular em cada caso definida por dois pontos de controle. A forma geral (decrescente) da função pertinência linear está ilustrada na figura 3.

- **Em J:** a forma geral (decrescente) desta função está ilustrada na figura 3. Como as funções sigmoide e linear, a função J pode assumir o modo crescente e decrescente. Um ponto que diferencia esta função de pertinência das duas anteriores, consiste no fato de que esta função não atinge o valor zero para o grau de pertinência. Em outras palavras, o ramo inferior da função J é assintótico ao eixo da variável independente. Por esta razão, ao contrário do que ocorre com as duas formas anteriores da função de pertinência, não ocorre um ponto de controle indicando o valor da variável independente para o qual o grau de pertinência assume um valor nulo. Em seu lugar, este ponto de controle é definido como o valor da variável independente para o qual o grau de pertinência é igual a 0.5, ou seja, 50% do valor máximo.

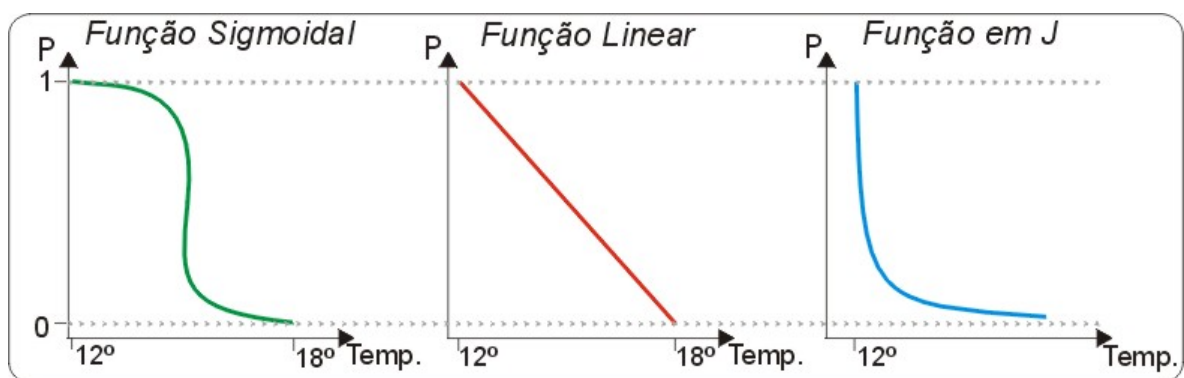


Fig. 3 – Funções Pertinência

### 3.4.3 – Combinação de Dados e o uso da T.E.

Cada uma das imagens de probabilidade, que serão criadas conforme a metodologia vista nas duas seções anteriores, irá contribuir no modelo com uma

intensidade proporcional ao peso que foi atribuído a ela. Neste estudo serão usados: uma imagem classificada pelo lógica Fuzzy e 4 funções pertinência derivadas de variáveis físicas (precipitação, temperatura, solos e altitude). A figura 4 ilustra, de forma esquemática a contribuição de cada uma das funções pertinência na geração de uma imagem única de confiança. Como a Teoria da Evidência permite a introdução de critérios desenvolvidos pelo pesquisador é importante que se tenha bom senso no momento de dosar os pesos atribuídos a cada um dos temas que estão sendo utilizados. Neste contexto, o elemento mais importante consiste no conhecimento que o pesquisador tem acerca do seu objeto de estudo, assim como, na confiabilidade dos dados que estão sendo utilizados. Dados menos confiáveis devem receber uma ponderação menor.

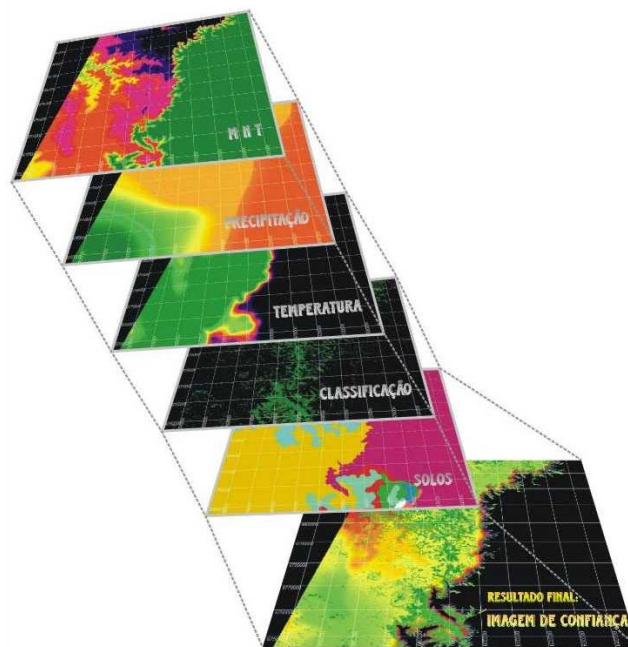


Fig. 4 – Combinação das Funções Pertinência na Geração da Imagem de Confiança

A partir dos pesos definidos para cada uma das imagens deve-se definir ainda se está imagem entrará no sistema como uma variável “positiva” ou “negativa”, ou seja se será uma variável que apoia uma hipótese, isto é a ocorrência de uma determinada classe espectral que esta sedo analisado ou que apoia a hipótese alternativa, isto é a não ocorrência. No primeiro caso a imagem irá mostrar o grau de apoio à hipótese que está sendo analisada no segundo a imagem irá representar o grau de rejeição a hipótese. A

partir destas definições o modelo ira gerar a imagem de confiança fazendo uso do algoritmo da soma ortogonal conforme descrito na seção 3.3, e de forma gráfica na

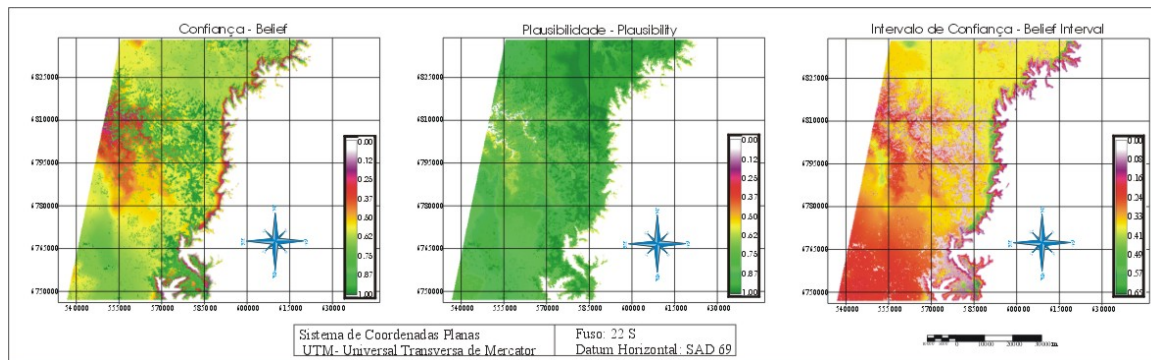


Fig. 5 – Imagens de Confiança, Plausibilidade e Intervalo de Confiança

figura 2. Assim como a imagem de confiança a imagem de plausibilidade é gerada a partir das imagens de probabilidade. A imagem contendo o intervalo de confiança é então geradas a partir destas duas (figura 5).

## Capítulo IV

### Estudo de Caso

#### 4.1 – Introdução

As técnicas e métodos de estudo em Sensoriamento Remoto possuem aplicação em diversas áreas da atividade humana como: agricultura, meteorologia, urbanismo, etc. Porém a sua mais nobre aplicação talvez sejam as áreas voltadas ao planejamento, monitoramento e preservação ambiental, por ser uma das poucas tecnologias modernas que possuem a capacidade de prestar um serviço para a preservação do pouco que restou, vítima das mais variadas atividades humanas, que visam predominantemente interesses econômicos ou uma produção de alimentos cada vez mais intensa para suprir uma população que não para de crescer, principalmente em Países subdesenvolvidos. A geração de alimentos para uma população que cresce sem controle gera um tipo de agricultura cada vez mais predatório e maléfico ao ambiente, além da intensificação da pecuária. A pecuária quando praticada em regiões de florestas também é outro fator preocupante, já que o pisoteio do gado inibe o crescimento da vegetação que começa a se formar nas áreas de campo, este fato é bastante nítido na área de estudo desta pesquisa. Portanto optou-se pela aplicação desta nova metodologia (Teoria da Evidência) em uma das mais belas e importantes formações naturais existentes no território brasileiro que é a Mata Nativa com Araucária, sendo a própria Araucária o foco principal desta preocupação, tendo-se em vista que trata-se de uma espécie que já esteve em vias de extinção devido a forte ação antrópica.

#### 4.2 - Floresta Ombrófila Mista Alto Montana ou Mata Nativa com Araucária

A Mata Nativa com Araucária é modernamente conhecida, segundo a classificação do projeto RADAM BRASIL, como Floresta Ombrófila Mista Alto Montana. O termo Ombrófila designa o tipo de mata que apresenta grande necessidade de água ou umidade, o que era conhecido como florestas pluviais, a designação mista



indica que esta mata possui uma diversidade de espécies em sua formação, esta diversidade no caso pode ser melhor entendida como a mistura de espécies de angiospermas e gimnospermas (que é o caso da Araucária), finalmente alto montana indica que é uma formação florestal que ocorre nas regiões mais altas. Como a Araucária ocorre na maioria das vezes misturadas com outras espécies, foi decidido fazer a aplicação do estudo na Mata Nativa como um todo e não apenas da espécie Araucária, visto que esta mata é um sistema que encontra-se em perfeita harmonia, no entanto, fica um tanto difícil dizer se nos focos observados ocorre realmente a Araucária ou apenas as espécies nativas de angiospermas que configuram a Mata Nativa com Araucária. Este é um problema que se deve assumir, quando se trabalha com imagens Landsat com resolução de 30 metros. Apesar de até ser possível uma certa diferenciação dentro da Mata Nativa, dos pixels que possivelmente pertençam a espécie Araucária, ficaria um tanto duvidoso afirmar isso visto que cada pixel abrange uma área de 900 m<sup>2</sup>. Poderá, portanto, haver um único indivíduo que consiga representar todo o pixel, como se ali houve-se vários indivíduos quando na realidade isso não ocorre, da mesma forma podem aparecer vários pixels representando a Mata Nativa que não denunciem a presença de Araucária e no entanto pode ocorrer uns poucos indivíduos que não são suficientes para serem representados na imagem.

#### 4.2.1 - A Araucária

Existem em todo o planeta 2 gêneros com 32 espécies de Araucária, todas provenientes da América do Sul ou Oceania. Portanto apenas no hemisfério sul do planeta, essa configuração remonta um passado paleontológico do gênero das Araucariáceas que já habitava a Terra a milhões de anos atrás, quando nesta época os continentes possuíam uma outra configuração. A Araucária existente no Brasil é a *Araucaria angustifolia* conhecida popularmente por: Pinheiro-brasileiro, Pinheiro-do-Paraná, Pinho etc. Uma árvore que pode atingir em sua fase adulta uma altura de até 50 m (indivíduos raros devido a ação humana), e atingir mais de 400 anos de idade. A *Araucaria angustifolia* habita preferencialmente o sul do Brasil, e além deste País só pode ser encontrada na Argentina na província de Misiones, esta região pode ser considerada como uma área marginal de dispersão da espécie, sendo que a cidade de

Curitiba (Paraná) poderia ser considerado como o ecocentro de distribuição da espécie. O nome Curitiba vem de curi que era o nome que os tupis davam a Araucária.

A *Araucaria angustifolia* junto com o Podocarpus, sendo o *Podocarpus lambertii* (Klotzsch) o mais comumente encontrado, são as únicas coníferas nativas do Brasil, sendo que o Podocarpus não possui interesse econômico por possuir uma qualidade da madeira inferior, ser de porte também inferior (12 a 15 m de altura), e de uma configuração, quanto ao tronco, mais próximo as espécies de angiospermas de médio porte (o que dificulta a utilização como mastros ou postes, como se utilizou inicialmente a Araucária). Contudo esta espécie também sofreu um grande declínio em número por estar intimamente ligado a Floresta Ombrófila Mista. Existem porém matas nativas típicas com o Podocarpus onde não ocorrem Araucárias. A Araucária existente no Brasil difere da maioria das outras espécies de coníferas devido ao seu porte, um tronco reto sem ramificações tendo uma copa em forma radial em seu extremo, lembrando um enorme candelabro. Este formato do tronco aliado a alta qualidade da madeira foram as características que mais despertaram interesses para sua exploração. Existe outra espécie de Araucária com uma configuração semelhante no Chile, trata-se da *Araucaria araucana* (Mol.) K. Koch, talvez a de origem mais próxima a da *Araucaria angustifolia*.

#### **4.2.1.1 - Distribuição**

No Brasil a distribuição da Araucária se dá nos três Estados do Sul: Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul formando grupamentos densos sobre o Planalto Meridional Sul Brasileiro (Serra Geral) em altitudes a partir de 500 m do nível do mar, ainda pode ser encontrada em São Paulo até o sul de Minas Gerais (na Serra da Mantiqueira) e no estado do Rio de Janeiro (na Serra dos Órgãos), porém nestes três últimos Estados a Araucária ocorre em forma de pequenas manchas esparsas e em altitudes maiores do que no sul do Brasil, como forma de compensar a menor latitude. Nestes Estados a Araucária pode ser encontrada em altitudes a partir de 700 m, 750 m ou 800 m, ou seja a uma altitude, aproximadamente 200 metros maior do que na região Sul do Brasil. Quanto a real área de ocorrência (levando-se em conta estes pequenos focos de ocorrência) existe várias controvérsias entre os mais importantes pesquisadores desta espécie, um dos fatos neste ponto mais importantes de se salientar é que

naturalmente é praticamente impossível ocorrer o surgimento natural de Araucárias em altitudes inferiores a 500 m, em qualquer ponto do Brasil. Se pode usar como exemplo

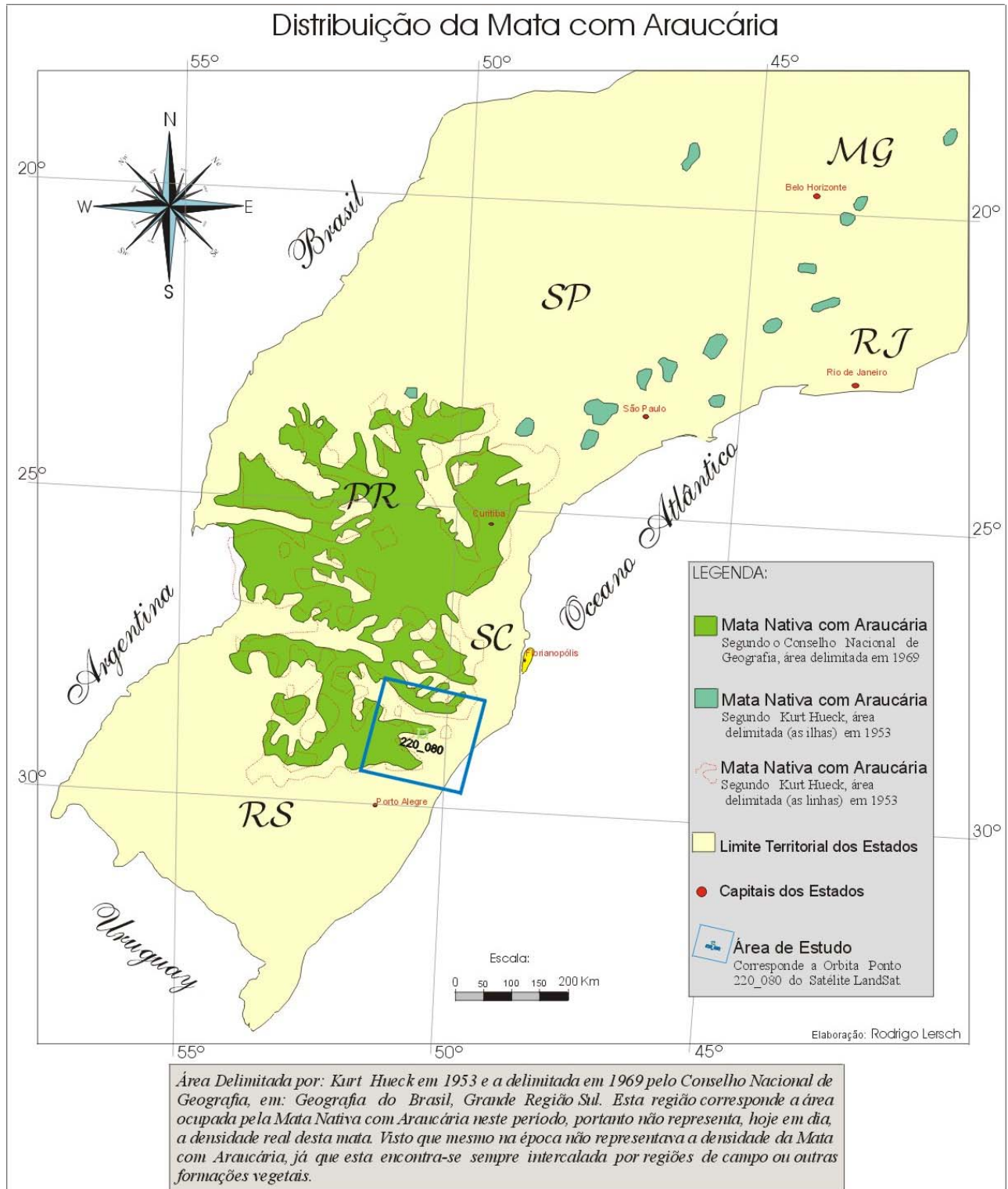


Fig. 6 – Distribuição Natural da *Araucaria angustifolia* em 1953 e 1969

a delimitação de Oliveira (1948) (FUPEF 1979) para as áreas extremas de ocorrência de Araucária, por estar em uma faixa intermediária, outros pesquisadores delimitam uma área maior ou então menor que esta, para tanto a área pode ser definida com as seguintes coordenadas:

Latitude: de 21° Sul a 30° Sul.

Longitude: de 44° Oeste a 54° Oeste.

O mapa representado na figura 6 mostra a distribuição da *Araucaria angustifolia* em todas as suas áreas de ocorrência, foi elaborado usando-se como base as distribuições propostas por Kurt Hueck em 1953 e pelo Conselho Nacional de Geografia em 1969. É importante ressaltar que os dados retirados, no caso de Hueck, mostram a distribuição da espécie em 1953, ou antes desta data, e é uma base que não possui rigor cartográfico (deve ter sido feito a partir de levantamentos em campo), além disto era a única base que mostrava a distribuição total, incluindo a estreita faixa que avança sobre a Argentina. A segunda base, do Conselho Nacional de Geografia, mostrava a distribuição apenas nos 3 Estados do sul, e embora sendo um levantamento mais recente possui menos rigor cartográfico que o de Hueck. Se optou por usar as duas bases para uma melhor definição, aproximada, das áreas ocupadas pela conífera, a união delas também pode trazer indícios do retração da Mata Nativa com Araucária em um período de 16 anos (devido a exploração), contudo isto não pode ser afirmado, do ponto de vista da precisão das áreas, devido a possíveis erros de “zoneamento” existente nas duas bases, em função da falta de rigor cartográfico e da menor tecnologia existente na época. Hoje, contudo, se pode imaginar que estas áreas delimitadas encontram-se bem mais reduzidas do que naquela época. Mesmo na época essa região não correspondia a presença densa de Araucária, visto que a Mata com Araucária encontra-se sempre intercalada entre regiões de campo ou por outras formações vegetais, o campo é a formação dominante no planalto do RS.

A forma de como se dá a distribuição natural da *Araucaria angustifolia* também é outro fator controverso alguns, como R. M. Klein (FUPEF 1979), acreditam que a Mata com Araucária é uma formação pioneira, ou seja são as espécies vegetais que primeiramente habitam uma dada região para posteriormente ser substituída por outra. Devido aos mecanismos de dispersão desta espécie com sementes pesadas (os pinhões) que condicionam como única forma de dispersão a fauna local: como cotias, esquilos,

gralha azul, etc. ,e por outro lado, com animais de maior porte e o próprio homem que usam esta semente em sua totalidade como alimento, inviabilizando a disseminação da espécie. Este entre outros fatores inviabilizam para a Araucária a característica de espécie pioneira. Também ,para a grande maioria dos pesquisadores (FUPEF 1979), não se enquadra tão bem como uma espécie clímax, embora seja uma classificação bem mais próxima da realidade do que uma formação pioneira. As espécies clímax são espécies finais no estágio de ocupação de uma região, esta hipótese é questionada pois a Araucária tende a ser naturalmente substituída por espécies de angiospermas de florestas tropicais e subtropicais, é bom lembrar porém que estas espécies de angiospermas não conseguem sobreviver nas partes mais altas e frias do Planalto, portanto ai se pode considerar que a Araucária é sim uma espécie clímax. Um fato defendido por Rambo (Rambo 1948) e Hueck (Hueck 1956) é que as áreas de campo existentes principalmente no Rio Grande do Sul, não corresponde ao tipo de clima existente atualmente. Para estes autores os fatores edáficos embora não sendo ótimos não são tão ruins ao ponto de impedirem a formação de florestas por todo o território, como seria de se esperar em função das condições físicas. Porém estudos atuais atribuem estas vastas áreas de campo ao solo, pois hoje se sabe que muitas das rochas vulcânicas que compõe o Planalto são de origem acida (riolitos, dacitos, etc.). O que condiciona um tipo de solo mais ácido, aliando-se a isto a pouca profundidade deste solo em muitos pontos desta região, o que inviabiliza o desenvolvimento de espécies de alto porte.

Para Rambo, no entanto, a grande área de campo se deve a um relictos de um clima passado, onde predominavam as estepes. A tendência atual (caso fosse neutralizada hipoteticamente a ação humana) é de que as Matas com Araucária invadissem as áreas de campo (nas regiões onde o solo é mais profundo), e estas por sua vez seria invadidas e sucumbiriam frente ao avanço das matas tropicais e subtropicais de espécies de angiospermas (Floresta Ombrófila Densa). Por outro lado as regiões frias e mais altas sempre seriam o Habita seguro onde a Araucária se destacaria como o mais imponente elemento da paisagem.

#### **4.2.1.2 - Meio Físico**

Existem diversos fatores físicos que caracterizam e condicionam o Habita da Araucária, entre estes os principais são: a altitude, precipitação, temperatura e o solo,

além de outros mais sutis e de difícil caracterização, como condicionantes da distribuição, como: umidade do ar, radiação solar, etc.

**(a) – Solos:**

Quanto ao substrato da região onde se distribui a Araucária se pode dizer que ele assenta-se no Planalto do RS sobre rochas vulcânicas, no entanto, nas outras regiões do Brasil a área de distribuição situa-se sobre as mais variadas litologias, como rochas cristalinas, sedimentares ou metamórficas.

A Araucária é capaz de se desenvolver naturalmente em uma grande variedade de tipos de solo, mas geralmente estes possuem uma textura argilosa ou síltica e são, na maioria das vezes, solos vermelhos. Os solos provenientes da decomposição de rochas vulcânicas possuem exatamente esta textura e cor avermelhada. Existe segundo Hueck uma grande mistura de componentes minerais fazendo com que os solos do planalto se pareçam muito com os solos húmidos de regiões temperadas.

Se pode montar uma classificação em ordem crescente dos tipos de solo no RS mais propícios as Matas com Araucária, segundo o Instituto Brasileiro do Desenvolvimento Florestal - IBDF (IBDF 1978).

1 – Latossólicos:

- 1.1 Latossolo distrófico
- 1.2 Latossolo vermelho escuro distrófico
- 1.3 Latossolo marrom distrófico

2 – Textural:

- 2.1 Terra roxa estruturada distrófica
- 2.2 Terra marrom estruturada distrófica
- 2.3 Robrozem
- 2.4 Brunzem avermelhado

3 – Cambissolo

- 3.1 Cambissolo distrofico
- 3.2 Cambissolo distrofico litólico
- 3.3 Cambissolo distrofico intermediário

### 3 - Solos Litólicos

#### - 4.1 Distroficos e Eutrofico

#### **(b) – Clima e Altitude:**

O clima da região Sul do Brasil encontra-se classificado na categoria *CF*, segundo a classificação de Koppen, esta classificação designa climas com 4 estações bem definidas e sem estações secas. A distribuição da Araucária se dá sobre os dois tipos climáticos existentes na região: *CFA* e *CFB*. Na classificação de Koppen o *C* designa climas sob uma temperatura média inferior a 18° C e superior a -3° C para o mês mais frio do ano. O *F* indica uma ausência de estações secas. O *B* verões frescos e o *A* verões quentes. Portanto *CFA* representa climas: subtropicais sem estação seca e com verão quente e *CFB* representa climas: subtropicais sem estação seca e com verão fresco. A temperatura média anual nas áreas de ocorrência de Araucária ficam entre 12 a 18° C possuindo mínimas, em alguns pontos, nos meses mais frios, inferiores a -10° C, o que classificaria a área de ocorrência como uma região de clima temperado sobre este ponto de vista. Outra observação importante é que a isoterma de 13° C no mês de julho é considerado como um limite térmico natural para a distribuição da Araucária. Fora da região, (onde as temperaturas são mais altas) que esta contida dentro da isoterma do mês de julho, não ocorre a conífera. Essa isoterma é portanto um delimitador natural da espécie.

Como na região de ocorrência de Araucária no Rio Grande do Sul não existe grandes variações de latitude é a altitude um dos fatores físicos que mais contribuem para as variações térmicas e com isto para o Habita natural da Araucária. A temperatura baixa aproximadamente 0,6° c a cada 100 m de altitude. Portanto a altitude é um dos fatores condicionantes que mais facilmente delimitam a região de ocorrência da Araucária, havendo, consenso entre os pesquisadores, que no estado do Rio Grande do Sul não ocorre, de forma natural, Araucárias em altitudes inferiores a 500 m, salvo em pequenas regiões influenciadas por fatores micro-climáticos que condicionam uma menor temperatura em altitudes mais baixas. Segundo Hueck a influência da altitude é tamanha que causa uma brusca interrupção da espécie ao ponto de parecer resultado de ação antrópica para uma delimitação tão abrupta e sem faixas intermediárias, isso ocorre tipicamente em altitudes em torno de 500 m.

## **Precipitação**

Semelhante ao que ocorre com a altitude a precipitação é outro fator físico que limita o Habita natural da Araucária, existindo também consenso entre quais os limites condicionantes para a sua distribuição. A região de ocorrência de Araucária situa-se em uma faixa onde a precipitação média varia entre 1250 mm a 2450 mm (São Francisco de Paula) de chuva ao ano, portanto uma área dominada por uma precipitação bastante elevada. Abaixo de 1000 mm ou 1100 mm de precipitação média anual pode se descartar completamente a ocorrência natural de *Araucaria angustifolia*. Aliado a alta precipitação a umidade relativa do ar também é bastante alta alcançando médias de 11 mm a 12,5 mm de tensão média anual de vapor e uma umidade relativa (média anual) entre 75 % e 87 %, para o Rio Grande do Sul (nos outros Estados: SC e PR, esta umidade relativa é ainda mais alta). Novamente citando as contribuições de Hueck, este afirma que nas áreas mais baixas a Araucária tende a buscar regiões onde o lençol freático é menos profundo, desta forma a árvore consegue compensar a maior temperatura e menor umidade do ar a medida que baixa a altitude.

### **4.2.1.3 - Exploração**

A exploração madeireira quase dizimou a espécie tendo seus picos de exploração nos anos 60 e começo dos 70, época em que a exportação de madeira atingiu os maiores índices, junta-se a isso a intensificação desenfreada da agricultura e pecuária na região como a segunda maior causa deste processo. Rambo estimava que originalmente 40 % do Rio Grande do Sul era coberto por florestas, hoje as florestas representam pouco mais de 1% do território do Estado. Segundo Hueck as áreas naturais de ocorrência da Mata Nativa com Araucária em finais da década de cinquenta (retirado do anuário estatístico do Brasil da época) eram as seguintes:

Paraná 73 780 Km<sup>2</sup>

Santa Catarina 56 693 Km<sup>2</sup>

Rio Grande do Sul 46 483 Km<sup>2</sup>

Rio de Janeiro, São Paulo e Minas Gerais continham mais 8 000 Km<sup>2</sup>

Atualmente estima-se 3166 km<sup>2</sup> para o Paraná, 1800 Km<sup>2</sup> para Santa Catarina e 657 Km<sup>2</sup> para o Rio Grande do Sul. Hueck menciona na mesma obra que para a



economia florestal e madeira do País esta foi a mais importante região, neste período havia uma exportação de cerca de um milhão de m<sup>3</sup> de madeira por ano, sendo que deste total 90 % eram de *Araucaria angustifolia*. Portanto a exploração e o desmatamento da Floresta Amazônica, que quase já extinguiu espécies como o mogno, por exemplo, é infinitamente irrisório se comparado com o que ocorreu com a Mata com Araucária. A exploração econômica da Araucária pode ser considerada ainda mais devastadora se for lembrado que nunca existiu reposição desta espécie para novamente utilizar-se de sua madeira, o florestamento promovido por indústrias de papel celulose, madeiras, etc. sempre se fez com a introdução do *Pinus elliottii* (Engelmann) que é uma espécie exótica escolhida por possuir rápido crescimento e fácil adaptação a maioria dos ambientes, visto que consegue sobreviver até mesmo em solos arenosos do litoral. O pinus além de não substituir a Araucária dentro de um ecossistema em equilíbrio (já que é plantado como uma monocultura, com a única finalidade de exploração) passa a prejudicar a flora nativa e a fauna que vive em harmonia com a Mata Nativa com Araucária. Visto que muitos animais se utilizam do pinhão como alimento e estes animais, por sua vez, são essenciais para a manutenção e desenvolvimento de inúmeras espécies vegetais nativas.

*Obs. No mês de julho de 2002, bem após a conclusão deste capítulo, foram noticiados nos principais meios de comunicação o corte ilegal de mais de 1000 Araucárias, em uma fazenda particular situada no Planalto Gaúcho, portanto nas imediações da área de estudo. Também próximo a esta data os deputados estaduais do RS aprovaram a liberação das queimadas nas áreas de campo do Estado. Tendo-se em vista que Mata com Araucária é sempre circundada de áreas de campo se pode perceber a gravidade desta aprovação. Portanto estes fatores reforçam ainda mais o motivo do direcionamento (na fase prática) deste trabalho para a preocupação com esta magnífica e importante espécie, que resistiu a inúmeras catástrofes naturais por milhões de anos e que agora parece não conseguir vencer a imbecilidade humana.*

### 4.3 - Área de Estudo

Tendo-se em vista o objeto de estudo é a Mata Nativa com Araucária, a área a se pesquisar deve necessariamente se localizar em uma região situada sobre o Planalto Gaúcho (formação Serra Geral). Optou-se desta forma pela borda Nordeste do Planalto que é uma área imageada pela orbita ponto 220\_080 do Satélite LANDSAT. Esta foi escolhida em razão da grande riqueza e variação Geomorfológica existente. A região apresenta um grande contraste entre a Planície Costeira, onde as altitudes chegam a apenas alguns metros acima do nível do mar, e o Planalto, onde as altitudes chegam a mais de 1300 m acima do nível do mar. Além desta quebra brusca de morfologia entre a Planície Costeira e o Planalto existe mais uma quebra sobre este planalto em um vale que corresponde a área escavada pelo Rio das Antas. Além destes acidentes geográficos existe ainda todos os conhecidos *Canyons*, localizados nos parques nacionais dos Aparados da Serra e da Serra Geral: Itaimbezinho, Fortaleza e outros, e ainda lagos, morros, praias, campos e o próprio Oceano Atlântico. Esta riqueza Geomorfológica e de ecossistemas é ideal para testar o modelo, pois como já foi visto a altitude é um dos fatores de maior importância para a ocorrência de Araucária, assim como as diferenças de precipitação e temperatura que estas duas grandes morfologias (Planície Costeira e Planalto) condicionam a região. Os detalhes da região estão ilustrados no mapa exibido na figura 7.

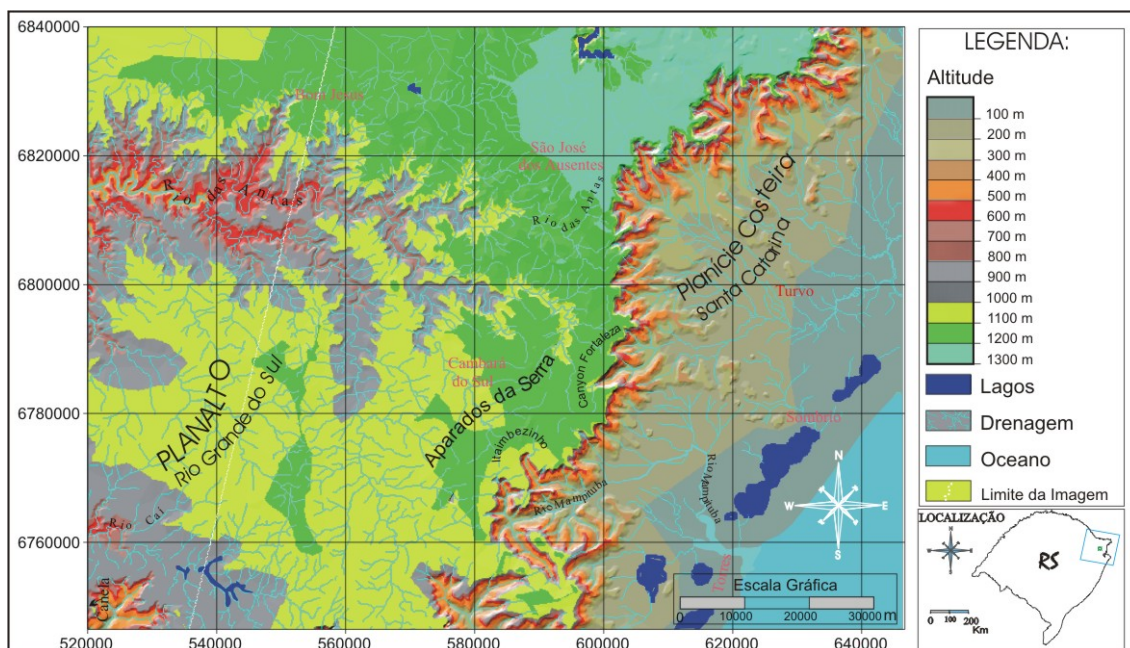


Fig. 7 – Área de Estudo

Neste mapa é possível observar o grande contraste mencionado entre a planície e o planalto, como por exemplo a grande diferença de altitude. A figura 7 ilustra ainda a localização aproximada dos principais municípios da região, dos *canyons* e dos rios mais importantes, destacando-se o rio Mampituba que separa o Estado do Rio Grande do Sul do Estado de Santa Catarina, ao longo da Planície Costeira. A fronteira entre estes dois Estados no sentido Leste e Oeste ocorre ao longo da escarpa do planalto, a uma altitude aproximada de 900 m, que coincide com o início do Planalto. A linha branca, em diagonal, que aparece na porção oeste na figura 7, ilustra o limite alcançado pela imagem Landsat utilizada neste estudo. Esta imagem delimita portanto a área utilizada para testar a metodologia investigada nesta dissertação. A figura 8 ilustra a área de estudo em uma visão tridimensional.



Fig. 8 – Imagem Landsat RGB543, em Visão Tridimensional

É possível perceber nitidamente nesta imagem, os contrastes entre campo e mata na área sobre o planalto. A imagem Landsat utilizada, compreende uma cena completa, isto é, a uma área de forma aproximadamente quadrada, com 180 Km de lado. Esta área mostrou ser adequada, pois abrange uma razoável variedade no que diz respeito às variáveis físicas relevantes, propiciando desta forma as condições necessárias à avaliação da metodologia proposta. Uma área com dimensões maiores, contribuiria significativamente ao estudo desenvolvido nesta dissertação indo acarretar por outro lado um incremento excessivo no tempo de processamento.

#### 4.4 - Material Utilizado

Para a geração do modelo criou-se uma metodologia baseada no uso de materiais bem acessíveis e comuns para a área de Sensoriamento Remoto, assim como os *softwares* utilizados. Esta opção se deu por dois motivos. Primeiramente por haver disponibilidade destes no CEP SRM, o que eliminou uma possível demanda de recursos da instituição para a realização do trabalho. Em segundo lugar para possibilitar a implementação deste modelo em trabalhos que poderiam ser realizados por órgãos que não possuem uma grande estrutura, o que não demandaria um gasto excessivo de verbas públicas. Pode-se simplificar isto ressaltando que para a simples implementação do modelo o material básico são as imagens Landsat, as cartas do exército, o referido atlas agroclimático e o mapa de solos. O modelo foi gerado dentro do *Software* Idrisi32, e além deste são necessários o *software* CartaLinx para a digitalização dos PIs (pode-se utilizar outro *software* similar como o Autocad, por exemplo) e o *Software* Surfer para fins de interpolação, todos são *softwares* que possuem um custo bem baixo se comparado a outros desta área, como, por exemplo, Erdas ou Arc Info.

O material utilizado para elaboração desta dissertação foi o seguinte:

- Imagem LandSat TM, bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7, orbita 220\_080 obtida em: 01/05/2000.
- Imagem Aster, bandas 2, 3 e 4, com resolução espacial de 15 m (obtida em 2000).
- Cartas da Diretoria do Serviço Geográfico do Exército (DSG), na escala 1:250.000.
- Levantamento Plani-Altimétrico da fazenda Espírito Santo – Cambará do Sul – RS .
- Atlas Agroclimático (IPAGRO).
- Mapa de Solos da Embrapa, formato digital.

#### *Hardware:*

- Pentium III, 700 MHz, com 128 Megabytes de memória Ram.
- Pentium IV, 1.7 GHz, com 256 Megabytes de memória Ram.
- AMD K6 II, 450 MHz, com 96 Megabytes de memória Ram.

#### *Software:*

- Idrisi 32
- CartaLinx 1.2
- Surfer 6.04
- Envi 3.2
- Spring 3.6.02
- Corel Draw 9
- Office 97

## 4.5 - Elaboração dos Planos de Informação

Essa seção tem por objetivo descrever a metodologia, a fonte e os critérios utilizados para construção de cada um dos P.I.s utilizados neste trabalho.

### 4.5.1 – P.I. de Temperaturas Médias ao Longo do Ano

Os dados referentes a temperatura média foram extraídos do Atlas Agroclimático do Rio Grande do Sul, volume 3, elaborado pelo Ipagro (Instituto de Pesquisas Agronômicas do Estado do Rio Grande do Sul) (IPAGRO 1989). Uma das dificuldades encontradas na elaboração deste P.I., refere-se ao fato de que aquele documento não apresenta características de um documento cartográfico. Entre outros aspectos não apresenta uma escala definida ou conhecida mas que de qualquer forma é pequena para as finalidades desta pesquisa, em torno de 1:2.000.000. Como solução alternativa tentou-se utilizar os dados das estações meteorológicas disponíveis na área. O número de estações disponíveis mostrou ser entretanto muito baixo (como ocorre em todo o território brasileiro). Nestas condições o processo de obtenção do P.I. de temperaturas médias ao ano por meio de métodos de interpolação entre os pontos torna-se muito pouco confiável, fato este comprovado pelas diferenças observadas nos resultados obtidos a partir de diferentes métodos de interpolação.

Outro problema para a digitalização das isotermas deste mapa, publicado no Atlas Agroclimático (IPAGRO 1989), se deve ao fato de os dados disponíveis se restringirem aos limites territoriais do Estado do Rio Grande do Sul. O comportamento das isotermas sobre o Estado de Santa Catarina foram inferidos a partir de croquis de mapas do Estado, existentes na bibliografia utilizada (estes croquis encontram-se em escalas ainda menores, em torno de 1:6.000.000). Na prática as isolinhas seguem, de certa forma, a escarpa que divide os dois Estados. Como variáveis atmosféricas, como temperatura e precipitação não apresentam um limite bem definido esta inferência das isotermas pode ser aceitável. No caso de outras variáveis tais como altitude ou classe de solos inferências desta natureza não seriam aceitáveis. Novamente se faz necessário lembrar que optou-se por esta abordagem, devido a ausência de uma fonte mais adequada, que se prestasse melhor a este tipo de trabalho.

Com as limitações impostas pela falta de dados adequados, o P.I. temperatura média foi então elaborado seguindo uma metodologia usual. A etapa inicial consistiu da digitalização do mapa disponível em um *scanner* com uma resolução espacial de 300 DPI. A imagem em formato matricial assim obtida foi então georreferenciada utilizando-se o *software* Idrisi32, em coordenadas geográficas, sistema este utilizado no mapa do atlas agroclimático. A imagem resultante foi então convertida do sistema de coordenadas geográficas para o sistema UTM (Universal Transversa de Mercator), fuso cartográfico 22 sul e Datum Horizontal SAD69. Em função da escala, a rotina de georreferenciamento foi processada várias vezes até que se fosse obtida a coincidência do limite do Estado do Rio Grande do Sul (existente no mapa) com o limite da escarpa visível na imagem Landsat e no P.I. modelo numérico do terreno. Esta imagem do mapa, já georreferenciado foi então importada para o *software* CartaLinx e colocada como um plano de fundo para a digitalização das isolinhas de temperatura. O arquivo vetorial resultante foi novamente exportado para o *software* Idrisi32. Neste programa as isolinhas digitalizadas foram convertidas para o formato de pontos, os quais foram então exportados para o formato utilizado pelo *software* Surfer. Neste *software* foi desenvolvido o processo de interpolação, aplicando-se o interpolador Kriging utilizando os pontos disponíveis. O processo de interpolação no *software* Surfer gera uma grade (malha de pontos, cada um com uma informação) no formato GRD. Este arquivo GRD foi novamente exportado para o *software* Idrisi. Certos problemas de interpolação, causados principalmente pelo reduzido número de pontos, foram suavizados e uniformizados no *software* Idrisi32. Como existe uma região (ao norte da imagem) sobre o Planalto onde ocorre uma diferença de altitude de mais de 200 metros em relação as outras áreas adjacentes sobre o planalto, optou-se por modificar o valor da temperatura nestes pontos mais altos, tendo-se em vista que a variação levada em conta foi apenas ao longo de uma vizinhança restrita, onde a influência de latitude, circulação atmosférica ou a continentalidade exercem, provavelmente um efeito desprezível. Este fato deve ser ressaltado, pois se fosse usado apenas altitude, como critério único para estimar as temperaturas em regiões muito extensas, se estaria incorrendo em uma simplificação grosseira e irreal. A redução da temperatura nesta área foi feita sabendo-se que a cada 100 m em uma coluna de ar da atmosfera ocorre uma redução de 0.6°C. Foi aplicada esta redução de 0.6°C a cada 100 m de altitude. Pode-se observar no P.I. apresentado na figura 9 que as regiões de temperatura mais baixas (em torno de 14°C) encontram-se no Planalto, principalmente na região norte do Estado, devido sua maior

altitude. As temperaturas médias anuais aumentam com o decréscimo da altitude, atingindo o valor aproximado de 19°C junto a costa. Na região de estudo, é verificado, portanto, um gradiente de 5°C.

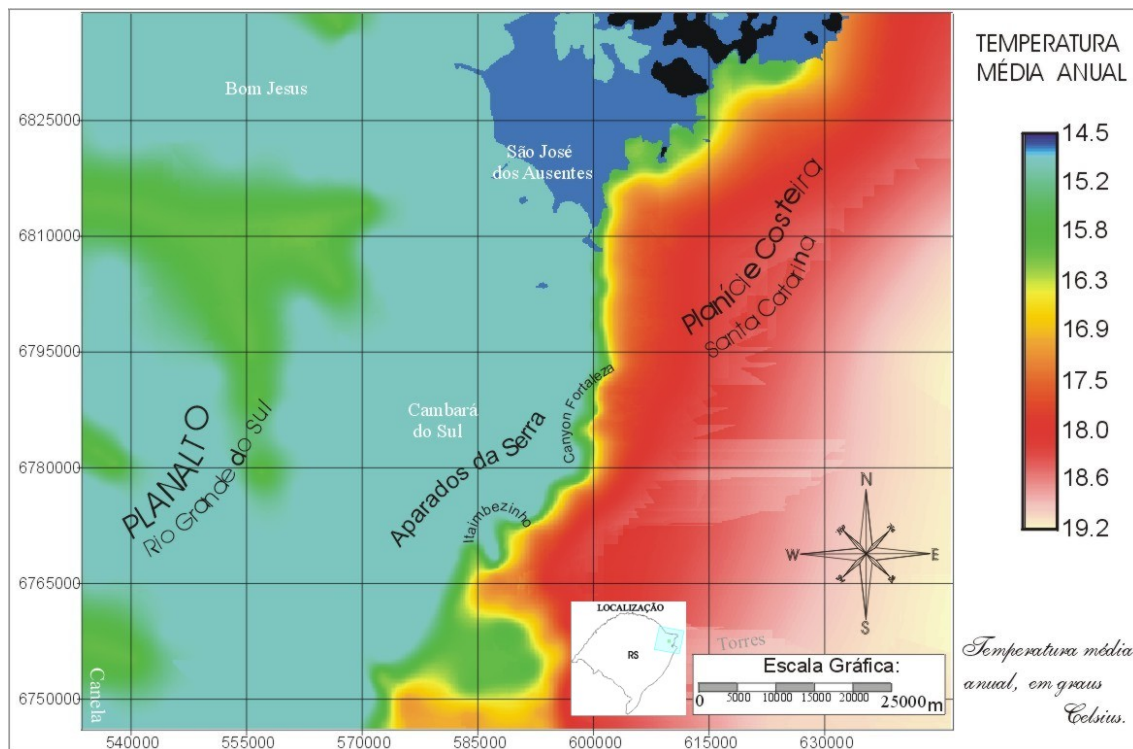


Fig. 9 – P.I. das Temperaturas Médias Anuais

#### 4.5.2 – P.I. de Precipitação Media Anual

A metodologia para elaboração deste segundo P.I. foi idêntica a realizado no P.I. de Temperaturas Médias, inclusive, quanto a fonte (IPAGRO 1989) o processo de georreferenciamento, digitalização e interpolação, havendo sido utilizado novamente o interpolador Kriging. Como a fonte dos dados foi a mesma daquela utilizada na elaboração do P.I. de temperatura os problemas anteriormente relatados também foram os mesmos, principalmente descontinuidade das linhas sobre o território do Estado de Santa Catarina.

Apesar das dificuldades relatadas para a elaboração destes dois primeiros P.I.s, os resultados finais, depois de algumas correções, parecem bem próximos dos valores encontrados (tanto a Temperatura, quanto a Precipitação) em diversas outras fontes que descrevem as características climáticas dos municípios situados na região de estudo. O resultado, ou seja, o P.I. referente a precipitação média anual pode ser visto na figura 10.

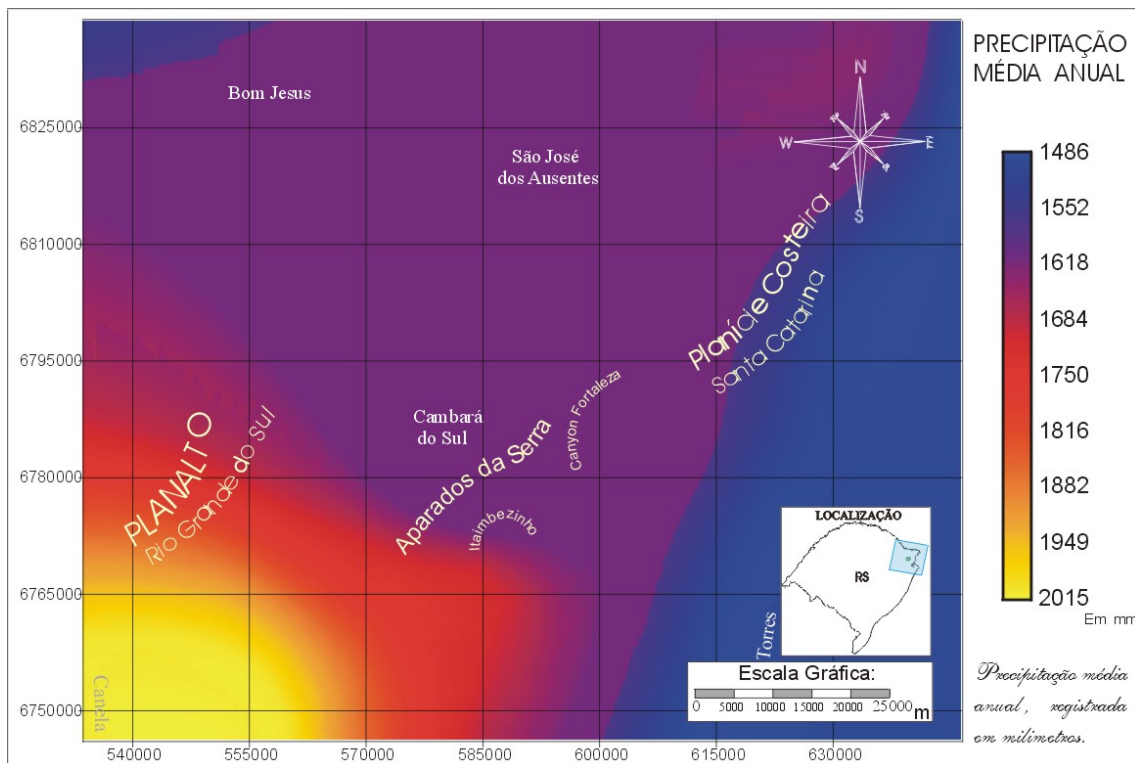


Fig. 10 – P.I. da Precipitação Média Anual

Este P.I. ilustra o fato de que os valores mais altos para precipitação ocorrem no Planalto. Estes valores tendem a diminuir na região da Planície Costeira. Este fato comprova que as condições climáticas favoráveis para o desenvolvimento da *Araucaria angustifolia* encontram-se nesta área. A região ao sudoeste da imagem é portanto a que apresenta a maior precipitação e portanto as condições mais favoráveis, segundo este critério, para o desenvolvimento desta espécie. Já pelo o critério temperatura a região mais propícia seria a região norte do planalto.



#### 4.5.3 – P.I. de Altitudes (Modelo Numérico do Terreno)

A metodologia para a elaboração deste P.I. difere daquela empregada nos P.I.s anteriores, tanto no que diz respeito à fonte de dados, quanto na metodologia utilizada em sua geração. Como fonte de dados foram utilizadas as cartas da Diretoria do Serviço Geográfico do Exército (DSG), na escala 1:250.000. Nesta escala as cartas Vacaria e Gravataí abrangem toda a área de estudo. Os dados necessários foram obtidos por digitalização das curvas de nível nestas duas cartas. Com a finalidade de otimizar o processo de interpolação, foram digitalizadas curvas de nível em uma área maior do que aquela envolvida neste estudo, para evitar problemas de interpolação ao longo das bordas desta área. A digitalização foi feita utilizando o *software* CartaLinx, empregando a imagem das cartas georreferenciadas como pano de fundo. Uma vez realizados os ajustes e correções nas curvas digitalizadas, estas foram então exportadas para o *software* Idrisi32 no qual foi realizado o processo de interpolação, empregando-se o método da Triangulação de Delaunay (TIN). O arquivo matricial resultante foi então recortado nas dimensões da área de estudo. O modelo numérico resultante é ilustrado na figura 11. Neste P.I. pode-se observar claramente a grande variação nas altitudes na região, fato este desejável para o presente estudo.

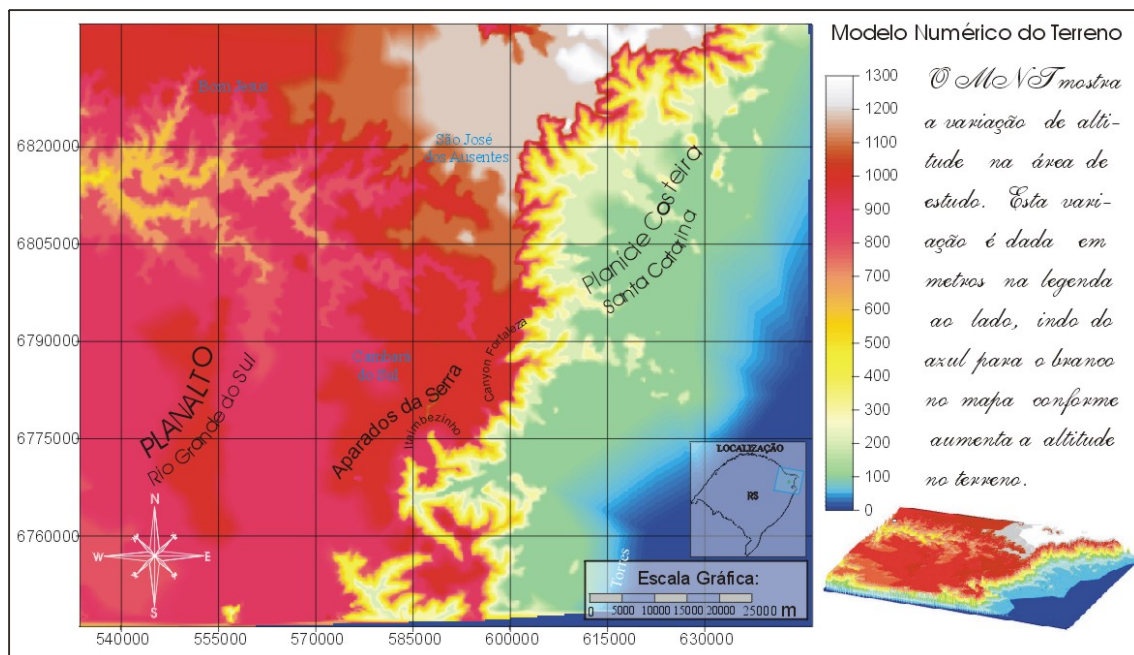


Fig. 11 – P.I. Referente ao Modelo Numérico do Terreno

#### 4.5.4 – P.I. das Classes de Solo

Para a elaboração deste P.I. utilizou-se um mapa pedológico do Estado do Rio Grande do Sul em formato digital, elaborado pela Empresa Brasileira de Pesquisas Agropecuárias (EMBRAPA). Como passo inicial, foi necessário recortar aquele mapa ao longo do limite da área de estudo e realizar o processo de ajuste, fechamento e classificação dos polígonos. A classificação destes polígonos no, entanto, se constituiu em um passo bem mais difícil do que elaboração do próprio P.I., devido ao fato de que o referido mapa digital utiliza classes de solos distintas daquelas empregadas pela Inventário Florestal do IBDF (IBDF 1978) e que sendo de natureza bastante recente, ainda não consta na literatura técnica disponível. As classes referentes aos polígonos foram fornecidas pela Associação Riograndense de Empreendimentos de Assistência Técnica e Extensão Rural (EMATER), empresa pública esta que participou da sua elaboração. O passo seguinte seria a conversão destas classes de solo para as existentes na Inventário Florestal do IBDF, a qual apresenta uma hierarquização dos tipos de solo mais propícios para a ocorrência da Araucária (descritos na seção 4.2.1). Esta conversão entretanto não foi possível, devido as mudanças de critérios existentes entre os dois sistemas, fato este que alteraria a forma dos polígonos que delimitam as classes de solos. Este problema foi contornado por meio da conversão das novas classes da EMBRAPA para o sistema de mapeamento de 1973 (DNPEA 1973), sistema este que agrupa as classes de solo por unidades de mapeamento e que correspondem as mesmas áreas dos polígonos do mapa elaborado pela EMBRAPA. Grande parte da bibliografia consultada sobre a Araucária cita algumas destas unidades de mapeamento (portanto usou-se o mesmo sistema) como sendo unidades de maior ocorrência da espécie, ao todo três destas unidades são citadas. Foi desenvolvido a partir deste sistema uma série de critérios para determinar a adaptabilidade da espécie em função do solo. A metodologia para esta determinação é tratada no capítulo 4.6.4. O mapa final ilustrado na figura 12 mostra as 11 classes, ou unidades de mapeamento existentes neste sistema, sendo que uma delas não possui classificação, por se tratar da região pertencente ao Estado Santa Catarina. Abaixo das unidades de mapeamento propostas em 1973 estão as novas classes conforme o sistema de classificação da EMBRAPA.

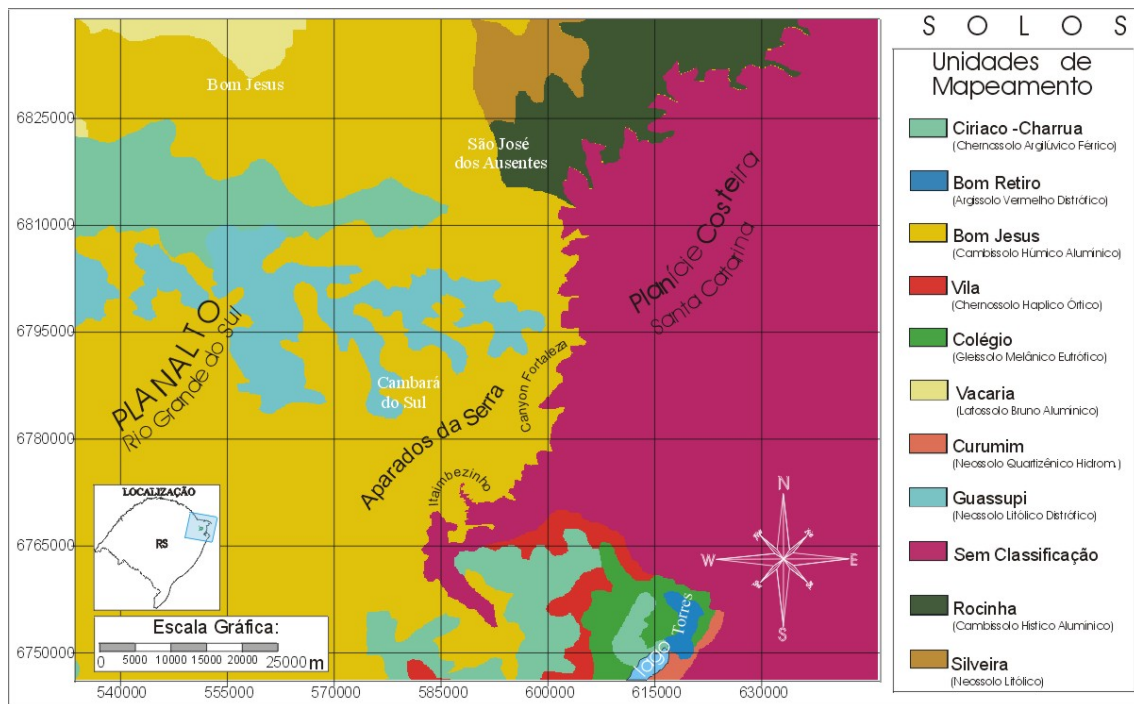


Fig. 12 – P.I. de Solos

#### 4.5.5 – P.I. Referente a Classificação Digital da Mata com Araucária

Trata-se do quinto e último P.I. utilizado. Este P.I. consiste de uma imagem classificada da região de estudo, contendo a classe Araucária. Dentro do contexto deste estudo, o método de classificação genericamente denominado de *fuzzy* foi utilizado. A abordagem *fuzzy* para o processo de classificação é especialmente adequada ao contexto deste estudo. A imagem de probabilidades (ou de grau de pertinência) associada à classe Araucária, em ambiente de um SIG, pode ser tratada como um P.I. adicional, contendo dados de probabilidade de ocorrência da classe Araucária a partir de dados multiespectrais. No presente estudo, foram consideradas as seguintes classes para fins de classificação pelo classificador *fuzzy*:

- Lagos.
- Campo.
- Área de cultivo.
- Mata de encosta iluminada.
- Mata de encosta sombreada (ou região de sombra).
- Mar.
- *Pinus elliottii* (Áreas exploratórias de Florestamento).
- Solo exposto (Muitas destas referentes as áreas cortadas de Pinus ou da própria Araucária).
- Área Urbana.
- Mata com Araucária.

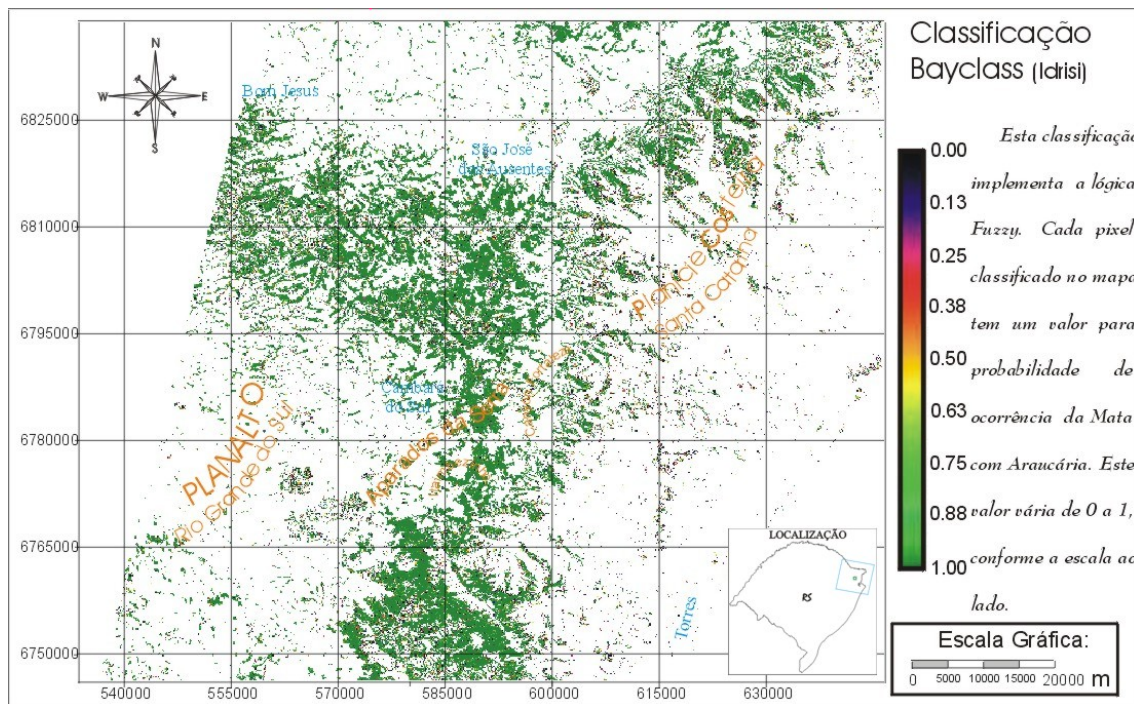


Fig. 13 – Classificação Fuzzy da Mata com Araucária

O mapa ilustrado na figura 13 mostra o resultado desta classificação para a classe Mata com Araucária. Pode-se observar que existe regiões com altos valores de ocorrência espalhados por grande parte da região. Em um classificador convencional (do tipo *hard*), estes pixels seriam atribuídos à classe Araucária. Informações adicionais de outras fontes (altitude, por exemplo), evidenciam o fato de que vários destes pixels efetivamente devem pertencer a alguma outra classe que não a classe Araucária. Estas regiões classificadas erroneamente como de alta probabilidade de ocorrência de Araucária constituem se em um bom parâmetro para testar a eficácia do modelo que está sendo proposto (Teoria da Evidência).

#### 4.6 - Elaboração das Imagens de Probabilidade ou Funções Pertinência

A seção anterior enfocou a elaboração dos P.I.s utilizados neste trabalho, incluso a classificação digital da Mata com Araucária. Nesta seção é apresentada a aplicação da metodologia adotada para a construção das imagens de probabilidade (por meio das funções pertinência) que foram elaboradas a partir destes P.I.s. Todas as imagens geradas foram obtidas através da lógica *Fuzzy* (mesma lógica utilizada na classificação digital), exceto para o caso do P.I. contendo as classes de solo.

As funções de pertinência tem a finalidade de atribuir graus de probabilidade de um pixel pertencer classe Mata com Araucária em função de uma determinada variável condicionante da espécie (variável independente). Conforme o que foi visto na seção 3.4.2, estas funções são definidas por uma forma geral e uma forma específica. Esta última forma deve atender as exigências do estudo pretendido, sendo definida por dois pontos de controle. No caso deste estudo, por exemplo, a temperatura será uma função decrescente, pois quanto mais baixa a temperatura maior a probabilidade de ocorrência da Mata com Araucária. A resultante desta construção será uma imagem (ou um P.I.) *fuzzy* contendo os graus de pertinência (ou graus de probabilidade) de cada pixel à classe Mata com Araucária, com valores mais altos nos pontos em que a temperatura média anual atinge os valores mais baixos, e vice versa. Os demais P.I.s como precipitação média anual e o MNT seguem o modelo crescente. Os exemplos exibidos na figura 3, servem para ilustrar funções de pertinência, assumindo como variável independente a temperatura média anual. Neste caso, o primeiro ponto de controle estaria nos 18° C (valor zero para o grau de pertinência) e o ponto máximo (valor máximo para o grau de pertinência) estaria em 12° C, portanto esta será uma função decrescente. Se no caso se estivesse trabalhando com algum tipo de palmeira, por exemplo, possivelmente, se poderia montar a função de forma inversa: primeiro ponto de controle nos 12° C e segundo ponto de controle 18° C (maior probabilidade de ocorrência possível), o resultado neste caso seria uma função crescente.

Nesta dissertação optou-se por usar a função sigmoidal em todas as imagens de probabilidade que foram geradas, pois nenhuma das variáveis utilizadas apresenta um tipo de variação que adquire valores crescentes ou decrescentes indefinidamente até infinito, como a função em J representa. Além disso, as variáveis naturais não apresentam um gradiente de variação constante, como ocorreria se fosse utilizada uma função de pertinência linear. A função de pertinência sigmoidal representa melhor os fenômenos ambientais pois o gradiente mais suave de variação entre os valores extremos condizem melhor com o que de fato acontece na natureza. Os limites de precipitação e temperatura, por exemplo, não apresentam faixas bem definidas, e desta forma não delimitam habitats naturais com faixas bruscas, mas sim com regiões de transição, entre diferentes paisagens.

#### 4.6.1 – Função de Pertinência para as Temperaturas Médias Anuais

Evidentemente esta função foi obtida a partir do P.I. que contém as temperaturas médias ao longo do ano para a região (figura 9). Como foi descrito no capítulo 4.2.1.2 a área de ocorrência da Araucária se caracteriza por uma temperatura média anual no intervalo entre 12°C a 18°C, sendo que nos meses mais frios algumas regiões podem atingir temperaturas de até -10°C. Portanto em regiões com temperatura média anual acima de 18°C deve-se atribuir a menor probabilidade possível para a ocorrência de Araucária, ou seja serão regiões com valor zero para probabilidade de um pixel pertencer à classe Mata com Araucária. Como se pode ver no P.I. de temperaturas médias anuais (figura 9) apenas uma porção situada na planície costeira possui médias anuais acima deste valor. A estas regiões é, portanto, atribuído o valor zero para a probabilidade de ocorrência da Mata com Araucária.

A partir destas informações a geração da função pertinência para a variável independente temperatura média anual, obedeceu os seguintes critérios: o grau de pertinência ou de probabilidade de um pixel à classe Mata com Araucária é crescente a partir do valor de 18° C para a temperatura média anual e chega ao valor máximo em 14,64°C (que é a menor temperatura registrada na região de estudo, segundo o P.I. de temperaturas médias anuais). Nestes pontos o grau de pertinência ou de probabilidade será máxima, ou seja 1, que em números reais (opção de saída para a imagem) significa o mesmo que 100% de probabilidade de o pixel pertencer à classe Mata com Araucária, segundo o critério temperatura média anual.

O grau de pertinência na imagem gerada varia de 0, na região condicionada por temperaturas médias anuais acima de 18°C, até 1 nas regiões em que a temperatura atinge 14.64°C. Como a temperatura é apenas uma das variáveis usadas no sistema é importante que esta não carregue o máximo de probabilidade possível. Por esta razão, optou-se nesta imagem, assim como em outras, empregar um fator de ponderação. Isto equivale à atribuir pesos as imagens que contém os graus de pertinência, ou de probabilidade, associados as varias variáveis independentes utilizadas neste estudo. Desta forma, a imagem contendo o grau de pertinência que tem como variável independente a temperatura média anual, foi atribuído um peso igual à 0.5. Neste caso, a ponderação reduziu em 50% os valores dos graus de pertinência associados à esta variável. A imagem final ficou portanto com o valor zero para o mínimo de probabilidade e 0.50 (ou 50%) para o máximo. Outros experimentos foram realizados

atribuindo diferentes valores para ponderação nesta imagem de pertinência. Os resultados são analisados no capítulo contendo os resultados obtidos com o modelo.

#### 4.6.2 – Função de Pertinência para Precipitação Média Anual

Como foi visto no capítulo 4.2.1.2 a precipitação média anual é uma variável que condiciona o habitat natural de ocorrência da Araucária. Neste sentido a precipitação talvez só seja um fator menos determinante do que a altitude. A espécie é encontrada em um intervalo de precipitação que vai de 1250 mm a 2450 mm ao ano (que é o máximo no Estado do Rio Grande do Sul). Em áreas condicionadas a menos de 1100 mm ao ano a probabilidade de ocorrência natural de Mata com Araucária é praticamente nula. Analisando-se o P.I. referente a precipitação média anual se pode perceber que este possui valores para a precipitação média, em toda a região de estudo, bem superiores a este mínimo exigido pela *Araucaria angustifolia*. Desta forma, considerando-se unicamente esta variável, se chegaria à conclusão de que não existe nenhuma área onde a ocorrência da espécie possa ser descartada. Desta forma, a variável precipitação média anual é utilizada neste estudo apenas para distinguir áreas com diferentes valores para a precipitação média anual e atribuir valores crescentes de probabilidade para valores maiores de precipitação média anual. Para tanto a função pertinência para a variável independente precipitação média anual foi construído, da seguinte forma: a probabilidade é crescente para precipitações a partir de 1485mm (que é o mínimo registrado na região) e chega ao valor máximo em regiões condicionadas por uma precipitação média anual de 2015mm (máximo registrado na região segundo o P.I. de precipitação média anual), usando a função sigmoïdal para se encontrar os valores intermediários entre estes dois extremos. Como nesta construção os valores mínimos começariam a partir de 1485mm, portanto, com uma probabilidade bem baixa, próxima ao zero, o que não condiz com a realidade pois segundo o critério precipitação média anual, áreas com valores próximos a 1500mm ao ano não podem ser consideradas como de muito baixa probabilidade. Com base nisso se desenvolveu a seguinte metodologia: a imagem *fuzzy* resultante em números reais (de 0 a 1) foi multiplicada por um fator de 0.30, resultando em uma imagem variando de 0 a 0.30. A este resultado foi então somado o valor de 0.20. O resultado é uma imagem que começa com uma probabilidade de 0.20 e vai ao máximo de 0.50, ficando com o peso máximo igual a imagem *fuzzy* de

temperatura média anual, porém, onde as regiões de menor probabilidade já carregam o valor 0.20. Como no caso de todas as imagens referentes as funções pertinência estes pesos foram alterados várias vezes para testar o comportamento do modelo a partir destas alterações. Este princípio envolvendo estas variações para a imagem de pertinência de precipitação média anual, ou seja, a probabilidade mínima já começar com 40% da probabilidade máxima, será sempre mantido com a intenção de se tentar representar melhor a realidade. Esta mesma imagem de pertinência também poderia ser montado da seguinte forma: na construção da imagem *fuzzy* se pode entrar com o valor mínimo de precipitação média anual exigido pela Araucária (1100 mm) como primeiro ponto de controle, se escolheria então uma função crescente de probabilidade e o segundo ponto de controle em 2015 mm ao ano (que é o máximo do P.I. de precipitação média anual).

#### 4.6.3 – Função de Pertinência para a Altitude (hipsométrico)

A variável altitude é certamente a que melhor delimita e condiciona a distribuição da *Araucaria angustifolia* em toda a sua abrangência. Como já foi visto a espécie tende a necessitar de uma maior altitude para compensar uma menor latitude. O Rio Grande do Sul é portanto, o Estado brasileiro que apresenta o mais baixo limite altimétrico onde a conífera consegue chegar. Isto ocorre tipicamente em torno dos 500 m acima do nível do mar, sendo um consenso entre os pesquisadores que em altitudes muito abaixo deste limite é completamente improvável a dispersão ou aparecimento natural da espécie. A partir destes fatos já se pode perceber que a influência deste P.I. será fundamental para aplicação no modelo proposto, tendo-se em conta a enorme variação altimétrica existente na região de estudo, que varia de zero metros, até 1300 m acima do nível do mar. A construção da função pertinência para a altitude foi elaborada da seguinte forma. A probabilidade passa a ser crescente (novamente obedecendo uma função sigmoideal) com o primeiro ponto de controle a 480 m (deixando-se 20 m de espaço, afim de não haver um corte tão brusco) acima do nível do mar. Atinge o máximo aos 1300 m de altitude. O resultado é um PI em números reais no qual as altitudes abaixo de 480 m terão probabilidade 0 e as altitudes acima de 480 m terão valores crescentes atingindo valor igual a 1, aos 1300m de altitude. Devido a importância maior desta variável, em relação as outras utilizadas, foi atribuído um peso



maior para ela. Inicialmente considerou-se um peso de 0.8 contra os 0.5 das duas variáveis anteriores. Novamente este critério foi implementado multiplicando-se a imagem por um fator de 0.8. Como a altitude é um fator altamente determinante para a ocorrência ou não da espécie se optou por implementá-la (na maioria das vezes) dentro do modelo como uma variável associada a hipótese alternativa (não Araucária), ou seja, com valores crescentes em relação às regiões mais inadequadas. Um P.I. alternativo associado a hipótese alternativa (não Araucária) poderia ser gerado empregando-se a mesma metodologia, desta vez usando uma função de pertinência decrescente. Em lugar desta abordagem, utilizou-se um processo alternativo. O PI gerado anteriormente e associado a hipótese Araucária, foi subtraído de um valor constante, igual a 0.8. O novo P.I. assim gerado, apresenta um valor de pertinência (ou de probabilidade) igual a 0.8 para altitudes iguais a 480 m e um valor de pertinência zero para altitudes iguais a 1300 m. Como a inexistência da conífera nesta região é um fato comprovado não existe a necessidade de se deixar este espaço de incerteza. Para tanto foi criada uma máscara na região abaixo dos 480 m, na qual se atribuiu peso 1 a esta única região que deveria ter peso 0.8, e manteve-se a mesma variação de 0 até 0.8 para as demais regiões, onde a altitude passa dos 480 m. O resultado é uma imagem, na qual, o 1 representa a inviabilidade total de ocorrência abaixo dos 480 m e acima desta altitude a impossibilidade de ocorrência da Araucária vai decrescendo até atingir o zero nas regiões com 1300m de altitude.

#### 4.6.4 – Função de Pertinência para as Classes de Solo

A elaboração das funções de pertinência para as três variáveis, anteriormente descritas, obedecem, de certa forma, a uma mesma metodologia visto que todas elas foram geradas através da mesma rotina no Idrisi, contudo, para as classes de solo a geração da função de pertinência foi elaborada de maneira bastante diversa. A necessidade desta mudança se deve à própria natureza desta variável. Pois as variáveis anteriores podem ser consideradas numéricas, mesmo a precipitação e a temperatura, pois são características do ambiente físico representadas por uma variação contínua e proporcional de valores numéricos ao longo de um eixo de coordenadas. Já o tipo de solo é uma variável eminentemente temática, para variáveis desta natureza a variação entre regiões se dá em termos de classes. Estas classes, por sua vez, são representadas

por polígonos contendo um código identificador na qual cada classe de solo será representado por um número ou nome. Neste caso não é possível a introdução de valores intermediários entre uma classe e outra, pois um pixel só poderá estar localizado dentro de um polígono que representa uma única classe de solo. Com base nisto a introdução de pesos para cada uma das classes (no caso especificamente da variável solos) só pode ser feito de modo manual, já que não é possível criar uma equação matemática que consiga atribuir pesos a cada uma das classes de solos, gerando um escalonamento de classes, a partir do grau de adaptabilidade de cada uma delas a variável que esta sendo estudada. Portanto este escalonamento, obedecendo o grau de adaptabilidade, que cada classe de solo terá para a variável *Araucaria angustifolia* só será possível através do conhecimento pessoal do pesquisador, isto pode ser feito manualmente ou elaborando-se um programa que consiga fazer uma hierarquização (o que seria desnecessário já que todas as informações teriam que ser introduzidas no sistema pelo próprio pesquisador).

Na seção 4.2.1.2 na descrição do Meio Físico sub-item (a) Solos, deste trabalho foi mostrada uma hierarquização das classes de solo mais propícios ao desenvolvimento da Araucária contidos no Inventario Florestal do IBDF (IBDF 1978), contudo as classes de solo existentes neste inventario não podem ser convertidas para as classes utilizadas pela EMBRAPA, que é o sistema utilizado no mapa de solos desta dissertação. O que se fez então foi a conversão para sistema de mapeamento de 1973 (DNPEA 1973), o motivo destas modificações foram vistas em maior detalhe na seção 4.5.4. A partir da conversão do mapa de solos para o sistema de Mapeamento de 1973 foi possível elaborar uma nova metodologia de hierarquização para as classes de solo utilizadas dentro deste sistema, visto que o referido sistema de mapeamento de solos contém as características físicas e químicas de cada uma das classes. Baseado-se na bibliografia (FUPEF 1979), (Hueck 1972), (IBDF 1978) se obteve várias informações sobre a composição química, profundidade e granulometria dos solos mais aptos ao desenvolvimento da Araucária, a partir destas informações se realizou a seguinte classificação dos solos presentes na área de estudo, quanto:

- **Profundidade** – Levando-se em conta os horizontes A e B, e dando-se mais peso ao primeiro. Segundo este critério quanto mais profundo o solo mais apto ele será ao desenvolvimento da Araucária.
- **Granulometria** – Segundo a bibliografia a conífera desenvolve-se preferencialmente em solos argilosos ou sílticos. Portanto quanto maior o

teor de argila e silte, mais adequado será o solo. Contrariamente quanto mais arenoso, pior será o solo.

- **Composição Química** – O teor de alumínio sempre é citado, contudo se encontrou muitas contradições entre diferentes estudos e optou-se por não usar este critério, em substituição ao teor de alumínio foram utilizados os teores de Mg e Ca, contidos no solo, quanto maior a presença destes dois elementos mais apto será o solo.

Utilizando-se destes três critérios foi montada uma tabela para cada uma das classes de solos existentes, a única classe de solo que não aparece nesta tabela corresponde a Unidade de Mapeamento Silveira ou Neossolo Litólico Hístico, na classificação atual da EMBRAPA, a ausência desta classe de solo se deve ao fato de não existir a tabela contendo as suas características, no referido sistema de mapeamento. O critério profundidade se divide em horizonte A e B, na primeira linha o número existente, seguido de A ou B, indica o número de horizontes, por exemplo, 1A, 2A, etc., NT representa a inexistência do horizonte. Para os outros 2 critérios as duas linhas existentes representam o percentual para os dois primeiros horizontes existentes no solo em questão, note que o solo da classe Guassupi possui apenas um horizonte por este motivo possui apenas uma linha.

	PROFUNDIDADE (cm)		COMPOSIÇÃO (%)		GRANULOMETRIA (%)		
	HORIZ. A	HORIZ. B	Ca	Mg	ARGILA	SILTE	AREIA
1- Bom Jesus – Cambissolo Húmico Alumínico	4 A 0-87	3 B 87-240	1.7 0.4	1.1 0.7	52 59	31 28	16 13
2- Vacaria – Latossolo Bruno Alumínico	2 A 0-37	3 B 37-137	1.6 1.0	1.0 0.4	59 63	32 30	9 7
3- Ciríaco ou Charrua – Chernossolo Argilúvico Ferríco	2 A 0-48	1 B 48-90	10.9 11.4	2 2	18 23	40 40	42 37
4- Rocinha – Cambissolo Hístico Alumínico	3 A 0-62	3 B 62-195	1.8 0.4	1.8 0.4	21 27	35 15	43 58
5- Guassupi – Neossolo Litólico Distrófico	1 A 20	NT	3.2	1	23	58	19
6- Colégio – Gleissolo Melânico Eutrófico	2 A 0-70	NT	14.4 7.4	4.2 2.8	49 36	27 24	24 40
7- Bom Retiro – Argissolo Vermelho Distrófico	4 A 0-75	2 B 75-125	0.3 0.1	0.3 0.1	8 10	12 13	80 77
8- Curumim – Neossolo Quartizênico Hidromórfico	1 A 0-20	NT	0.8 0.2	0.4 0.2	8 2	13 1	79 97
9- Vila – Chernossolo Litólico Distrófico	2 A 0-63	2 B 63-147	15 14.4	3.1 3.7	36 36	60 57	4 7

A hierarquização, das classes de solos contidos nesta tabela, obedeceu os seguintes critérios:

- Grau de adaptabilidade quanto a profundidade:

Para o horizonte A se atribui peso 1.5, para o B peso 1, por exemplo, uma classe de solo com 62 cm de horizonte A é multiplicado por 1.5 e somado com a amplitude do horizonte B, o solo da classe Rocinha, por exemplo, possui 133 cm de amplitude. O resultado para o solo Rocinha é portanto 226. Essa mesma metodologia foi utilizada para os demais solos, o resultado quanto a variável profundidade fica hierarquizado da seguinte forma, indo do mais adequado para o menos:

1 – Bom Jesus (283 cm)	2 – Rocinha (226 cm)	3 – Vila (178 cm)
4 – Bom Retiro (162 cm)	5 – Vacaria (155 cm)	6 – Ciriaco ou Charrua (114 cm)
7 – Colégio (105 cm)	8 – Guassupi (30 cm)	9 – Curumim (30 cm)

- Grau de adaptabilidade quanto a granulometria:

Como já foi visto a Araucária se desenvolve melhor em solos argilosos ou silticos, se pode supor a partir deste fato que quanto menor o tamanho de grão mais propício é o solo, e por conseguinte, quanto maior menos propício. Desta forma a hierarquização foi feita somando-se os valores de silte e argila (em percentual) e subtraindo-se este total pelo percentual de areia existente nos dois horizontes. Se pode tomar como exemplo, o solo da classe Bom Jesus o seu somatório de argila mais silte resulta em 170 % (visto que são 2 horizontes, portanto 100% para cada horizonte) subtrai-se 29% do percentual de areia resultando em 141 %.

1 – Vila (178%)	2 – Vacaria (168%)	3 – Bom Jesus (141%)
4 – Guassupi (124%)	5 – Colégio (72%)	6 – Ciriaco ou Charrua (42%)
7 – Rocinha (-3% [+ areia])	8 – Bom Retiro (-114%)	9 – Curumim (-152%)

- Grau de adaptabilidade quanto aos teores de Ca e Mg:

Para está variável simplesmente se somou os 2 horizontes de cada um dos elementos, e como não diferenciou-se os pesos dos dois elementos foi somado o total de um elemento com o total do outro, a hierarquização ficou escalonada desta forma segundo o percentual total dos dois elementos nos seus dois primeiros horizontes.

- 1 – Vila (36.2%)      2 – Colégio (28.8%)      3 – Ciriaco ou Charrua (26.3 %)  
 4 – Rocinha (4.4%)      5 – Guassupi (4.2%)      6 – Vacaria (4%)  
 7 – Bom Jesus (3.9%)      8 – Curumim (1.6%)      9 – Bom Retiro (0.8%)

A partir da hierarquização das classes de solos por cada um dos três critérios isoladamente se fez a hierarquização final, de acordo com a colocação obtida por cada uma destas classes de solo em cada um dos critérios. O somatório das colocações em cada um dos critérios definiu a posição final de cada um deles, sendo que o desempate para valores iguais se deu segundo a melhor colocação na variável de maior importância. Foi definida a textura como a de maior importância seguido da profundidade e por último a composição química. Possivelmente fosse mais adequado introduzir a profundidade como a variável mais importante, contudo, o critério de profundidade adotado pelo sistema de mapeamento de 1973 não é algo preciso. Já que não foi obtido por amostragens em toda área, mas sim por uma média genérica para uma classe de solo que ocupa uma extensa área. Uma mesma classe de solo, em realidade, terá diferenças de profundidade em função da morfologia do terreno e da geologia.

Hierarquização Final (segundo a colocação):

SOLO	TEXTURA 1º IMPORTÂNCIA	PROFUNDIDADE 2º IMPORTÂNCIA	Teor de Mg e Ca 3º IMPORTÂNCIA	Somatório Das Colocações
Bom Jesus	3º	1º	7º	11
Vacaria	2º	5º	6º	13
Ciriaco ou Charrua	6º	6º	3º	15
Rocinha	7º	2º	4º	13
Guassupi	4º	8º	5º	17
Colégio	5º	7º	2º	14
Bom Retiro	8º	4º	9º	21
Curumim	9º	9º	8º	26
Vila	1º	3º	1º	5

A hierarquização final foi atingida através do menor valor obtido no somatório das colocações usando-se como critério de desempate a ordem de importância da variável. A partir desta classificação final, pela metodologia aqui descrita, foi introduzido a classe de solo Silveira. A introdução desta classe de solo se fez com base no que foi encontrado na bibliografia referente a Araucária, na qual, se citam 3 classes

de solo com maior probabilidade de ocorrência da espécie. Pela bibliografia o solo da classe Bom Jesus seguidos das classes Vacaria e Silveira são os três solos de maior ocorrência para a *Araucaria angustifolia*. Por este motivo o solo da classe Silveira foi introduzido logo após a classe Vacaria.

Na tabela final se pode ver a classificação dos solos obtida pela metodologia aqui descrita e o reescalamento causado pela introdução do solo da classe Silveira, este finalmente foi o utilizado na geração da função pertinência para as classes de solo:

Hierarquização Obtida		Introdução da Classe Silveira
1°	VILA	VILA
2°	BOM JESUS	BOM JESUS
3°	VACARIA	VACARIA
4°	ROCINHA	SILVEIRA*
5°	COLÉGIO	ROCINHA
6°	CIRÍACO OU CHARRUA	COLÉGIO
7°	GUASSUPI	CIRÍACO OU CHARRUA
8°	BOM RETIRO	GUASSUPI
9°	CURUMIM	BOM RETIRO
10°		CURUMIM

Possivelmente a única classe de solo que esteja incoerente, nesta hierarquia, com o que é observado na região de estudo seja a unidade de mapeamento Vila. Este fato tem uma explicação bem simples, primeiro esta unidade ocupa uma área muito reduzida na área de estudo, em segundo lugar o sistema de mapeamento de solos de 1973 (DNPEA, 1973) cita que as áreas de ocorrência deste solo foram intensamente alteradas, principalmente pelo uso agrícola, este seja talvez um dos principais motivos da ausência de Araucária nas regiões cobertas por ele. Os demais solos melhores classificados, o Bom Jesus, Vacaria e Silveira confirmam o que realmente a bibliografia indica como solos de maior ocorrência para Araucária.

Com base neste escalonamento final se pesquisou no sistema de mapeamento de 1973 (DNPEA, 1973) qual era a cobertura principal para cada uma das unidades citadas. Se obteve as seguintes informações: O 1° tipo de solo (Vila) é definido como uma área de intensa modificação pelo uso agrícola. Para o 2°, 3° e 4° solos classificados 10 % da sua área original é coberta pela mata com Araucária. No 5° (Rocinha) é citada a ocorrência de Araucária em pequenas áreas esparsas. Para o 6° (Colégio) consta que é uma área intensamente modificadas quanto a vegetação nativa. Para o 7°, 8° 9° e 10° solos classificados não é mais encontrada a citação sobre a ocorrência de Araucária ou

outros fatores que levem a dedução que ali pode haver, ou ter havido esta ocorrência. Devido a estes fatores se pode inferir que esta hierarquização final esta bastante coerente (exceto para o solo da classe Vila).

O solo não chega ser uma variável determinante para o desenvolvimento da Araucária, ou seja os solos mais adequados possuem uma maior probabilidade para a ocorrência da espécie contudo não se pode dizer que existam solos que impossibilitem totalmente esta ocorrência, devido a isso, se optou primeiramente por atribuir 0.50 de peso para esta variável (inicialmente) ficando desta forma 3 variáveis com o mesmo peso (solo, precipitação e temperatura). Os valores foram introduzidos manualmente na imagem de pertinência referente as classes de solo, começando no zero para o oceano atlântico e nas lagoas até chegar ao 0.5 para a unidade de mapeamento Bom Jesus.

## 4.7 – Resultados

Nesta seção são analisados os resultados que foram obtidos a partir do modelo proposto, serão mostradas quais as informações que podem ser extraída a partir dele. Antes de mais nada é importante lembrar que tipo de informação o modelo gerado com o uso da Teoria da Evidência nos fornece. As imagens de probabilidade ou de funções pertinência, descritas na seção anterior, são combinadas dentro do modelo gerando 3 novas imagens: Confiança, Plausibilidade e Intervalo de Confiança. O significado de cada uma destas imagens foi descrito na seção 3.3. A partir destas imagens dois pontos básicos podem ser analisados: primeiramente que influência os P.I.s, referentes aos fatores climáticos e físicos, têm no resultado das imagens finais de confiança (*Belief*). O resultante destas imagem deve propiciar um aprimoramento em relação a área classificada como Mata Nativa com Araucária, visualizado na imagem referente a classificação digital obtida a partir da lógica *Fuzzy*. Em um segundo momento seria possível gerar informações obtidas a partir das imagens de Plausibilidade e do Intervalo de Confiança. Estas duas imagens podem auxiliar em vários tipos de investigação dependendo do objeto que está sendo investigado. No caso deste estudo específico elas podem mostrar os indícios das áreas onde possivelmente a Mata Nativa com Araucária foi mais devastada. Se teria assim dois tipos de resultados, ou produtos, um direcionado a área de Reconhecimento de Padrões, através de um modelo que buscara refinar uma classificação digital por meio do conhecimento específico a cerca do tema que esta sendo tratado, que no caso é a Mata Nativa com Araucária. O segundo resultado pode ser enquadrado dentro da área de Geoprocessamento, pois consistem em criar um modelo que possui a capacidade de analisar as possíveis áreas de exploração e desmatamento da Mata Nativa com Araucária a partir de um mesmo conhecimento básico acerca dos fatores físicos que condicionam a sobrevivência da *Araucaria angustifolia*. Entretanto nesta dissertação este resultado não será trabalhado, apenas se buscou analisar, em um primeiro momento, a viabilidade de sua aplicação.

Como já foi mencionado no início desta dissertação, estes resultados buscam antes de mais nada estruturar toda uma metodologia acerca do uso da Teoria da Evidência na classificação de imagens digitais, aqui aplicando-a a Ecologia ou Fitogeografia. A preocupação portanto é testar o seu uso, não preocupando-se agora quanto ao nível de precisão dos resultados obtidos. Isto significa que não foram feitos estudos em campo para aferição precisa dos resultados. Os resultados analisados podem,



entretanto, ser interpretados a partir do conhecimento básico disponível a respeito da região de estudo. Esta análise permite concluir se o modelo em estudo contribui positivamente para melhorar a exatidão do processo de classificação. Quanto ao uso das imagens de Plausibilidade e Intervalo de Confiança para determinar as áreas de possível exploração é um estudo inédito, que se for considerado viável, poderá ser aprofundado em trabalhos futuros.

O modelo foi gerado no *software* Idrisi32 dentro da rotina *belief* que encontra-se nas ferramentas de apoio a decisão. Em um primeiro experimento, foram utilizados os pesos que foram descritos na seção anterior para a geração das imagens: o modelo numérico do terreno (MNT) com peso 0.80, a classificação digital com peso 0.85 e as demais imagens associadas as funções de pertinência com peso 0.50. Para a geração do modelo é obrigatoriamente necessário definir a hipótese alternativa. Uma das imagens de pertinência portanto tem que obrigatoriamente representar os graus de rejeição à hipótese ocorrência da Mata Nativa. Desta forma o primeiro experimento foi gerado usando-se apenas a imagem do MNT como uma imagem associada a hipótese alternativa contrária a ocorrência, pois está é a variável que melhor delimita e condiciona a ocorrência da conífera. Também por este motivo é a variável que merece um peso maior em relação aos outros fatores físicos. A imagem contendo a classificação digital tem de ser obrigatoriamente sempre introduzida no sistema como uma variável que estima o grau de apoio a hipótese ocorrência, pois ela representa a informação na qual todas as demais variáveis devem contribuir ou influenciar de alguma forma, ou seja esta imagem contém exatamente as áreas classificadas nas quais o modelo deve ter a capacidade de influir nos seus pesos e desta forma eliminar possíveis erros de classificação ou contribuir com mais informações para se inferir novos graus de probabilidade para a hipótese em consideração. Foi verificado também que esta variável deve possuir um peso maior do que as demais pois quando seu valor fica abaixo das variáveis condicionantes acaba-se por eliminar áreas onde possivelmente existe a ocorrência da Araucária. Este fato será analisado em maiores detalhes no final desta seção.

Foram desenvolvido um número de experimentos superior a vinte, atribuindo-se pesos diferentes aos PIs pertinência envolvidos, bem como configurações distintas, isto é, configurando as funções de modo a aceitar ou rejeitar a hipótese de ocorrência de Araucária. Estes experimentos sugerem que neste particular, a melhor configuração do

modelo consiste em empregar três variáveis, com a configuração de aceitação da hipótese e as demais (duas) como de rejeição. Testando-se vários arranjos e montagens com estas imagens se verificou, que neste experimento, o melhor equilíbrio obtido foi atingido utilizando-se da seguinte configuração:

- Imagem referente a variável classificação *fuzzy* sempre com a configuração de aceitação da hipótese.
- Imagem referente a variável MNT como rejeição a hipótese.
- Imagens referente as variáveis temperatura média anual e precipitação média anual: como são variáveis físicas intimamente ligadas se optou por usa-las sempre em conjunto com o mesmo peso e, geralmente, com a mesma direção de apoio a hipótese. O peso atribuído a elas foi mais baixo do que as demais variáveis pois estas duas não possuem regiões significativas que condicionem a rejeição das áreas classificadas como Araucária.
- Imagem referente a variável solo: como é uma variável física que possui uma correlação menos íntima do que a que as duas variáveis climáticas possuem entre si, pode ser introduzida independentemente no sistema. Possuindo assim uma melhor característica para ser utilizada como a segunda variável negativa a hipótese Araucária. Contudo esta imagem também não deve carregar um peso muito grande pois a Araucária, embora, possua preferência para determinados tipos de solo não existe a constatação que certos tipos de solo inviabilizam a sua ocorrência. É, portanto, um fator importante porém não determinante.

Apesar desta configuração ter se mostrado mais eficiente foram feitos testes com outros diferentes arranjos, até mesmo para obter-se um melhor entendimento de como o modelo funciona na prática.

As três imagens representados na figura 5 são resultado deste arranjo descrito com os seguintes intervalos de probabilidade:

- MNT de 0.80 a 0 – rejeição da hipótese Araucária.
- Classificação de 0 a 0.85 - aceitação da hipótese Araucária.
- Precipitação de 0.20 a 0.50 - aceitação da hipótese Araucária.
- Temperatura de 0 a 0.50 – aceitação da hipótese Araucária.
- Solo de 0.50 a 0 – rejeição da hipótese Araucária.

Uma análise dos dados acima permite as seguintes conclusões. As variáveis climáticas (precipitação e temperatura média anuais) apresentam valores relativamente baixos para a probabilidade de aceitação da hipótese de ocorrência de Araucária. O intervalo entre os valores extremos de probabilidade também é pequeno (0.2 a 0.5 para a precipitação média anual e 0 a 0.5 para a temperatura média anual). Este fato significa que o poder discriminatório destas duas variáveis, ao longo da área de estudo é reduzido em relação as demais. Em outras palavras, comparativamente a outras funções pertinência usadas a função para a precipitação e temperatura média anual exercem um influência relativamente pequena no modelo proposto, isto é não são variáveis decisivas na aceitação ou rejeição da hipótese. Considerações semelhantes podem ser feitas para a variável solo. Uma situação oposta ocorre com relação as variáveis MNT e classificação. No primeiro caso, o intervalo de probabilidade varia de 0 a 0.8. No segundo caso esta variação ocorre entre 0 e 0.85. As imagens de probabilidade associadas a estas duas variáveis apresentam, portanto, um poder discriminante mais acentuado ao longo da área de estudo. A imagem de pertinência referente ao MNT estima as probabilidades de rejeição da hipótese de ocorrência de Araucária. A função pertinência é portanto decrescente com a altitude. Este valor é de 1 nas altitudes abaixo dos 480 m, 0.8 para a altitude igual a 480m chegando ao valor zero para altitude de 1300 m.

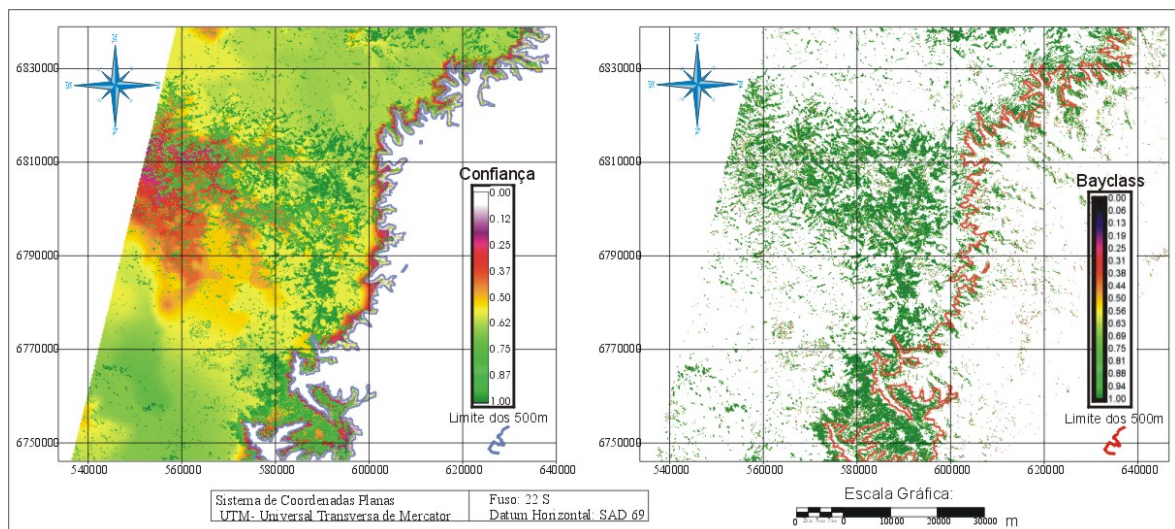


Fig. 14 – Influência do MNT na Imagem de Confiança

Neste primeiro experimento, se buscou principalmente averiguar se a influência da altitude seria suficiente para eliminar as áreas classificadas indevidamente como

Mata com Araucária na Planície Costeira. A figura 14 ilustra o resulta esperado. Nesta figura está sobreposta a curva de nível dos 500 m de altitude, tanto na imagem da classificação *Fuzzy* original (linha vermelha) quanto no resultado da imagem de Confiança (linha azul). Pode-se ver claramente que o modelo conseguiu eliminar completamente as áreas classificadas indevidamente, em regiões com altitudes menores. Este erro de classificação se devia predominantemente as áreas sombreadas da vertente sul das encostas dos morros.

A partir deste resultados foram geradas novas imagens diminuindo-se a contribuição do MNT na construção do modelo. Desta vez foram deixados espaços para a incerteza até mesmo nas áreas abaixo dos 500 m, mesmo sabendo-se que nestas regiões não deveria haver espaço para esta incerteza, já que é um fato certo a não ocorrência de Araucária nestas áreas. Este experimento foi feito para averiguar se o modelo ainda teria a capacidade de eliminar estes erros de classificação. A contribuição do MNT foi gradativamente sendo diminuído deixando-se 20, 30, 40 e até 60 % de espaço para incerteza, ou seja, estes respectivos espaços, para que outra variáveis possam vir a influir favoravelmente, a hipótese ocorrência de Araucária, nesta área abaixo dos 480 m. Entretanto tomou-se o cuidado de não se deixar a imagem referente a função pertinência de altitude com um peso menor do que as outras variáveis físicas, porém com intensidade também sempre inferior a imagem referente a classificação digital, mas não deixando o peso desta última muito superior a das outras.

Analisando a figura 14 se percebe que na imagem de confiança as áreas em tons de verde mais escuro acima dos 75 % de confiança representam a faixa de ocorrência da Mata Nativa com Araucária, as regiões com valores de confiança abaixo disto não representam a Mata Nativa. Este limiar de aceitação dos valores para a área classificada tem de ser aferidos pelo pesquisador, baseado na confrontação da imagem de confiança com a imagem original, que gerou a classificação e com as áreas observadas na classificação digital original, a melhor calibração das áreas de Mata Nativa com Araucária na imagem de confiança pode ser feita a partir de pesquisas em campo para aferição dos resultados, ou a partir de dados que representem a verdade terrestre, como dados fotogramétricos, cartográficos, etc. Uma maneira mais fácil para a definição das áreas onde realmente se pode inferir a existência da Mata Nativa na imagem de confiança é através do fatiamento desta imagem de confiança. Se pode, por exemplo, definir cortes em intervalos de 0.02 de confiança e a partir do resultado deste fatiamento é possível inferir qual é o limiar que realmente contém as áreas de Mata Nativa com

Araucária no resultado obtido. Esta definição pode ser feita simplesmente através da visualização da resultante do fatiamento, pois as áreas de mata possuem um formato bem característico. Quando em um determinado patamar fatiado aparecerem extensas áreas uniformes (principalmente no limite da área se visualizam curvas suaves) é possível definir que já se chegou ao limite da área de Mata Nativa na imagem de confiança, portanto este limite será o limiar que definira a Mata Nativa com Araucária.

A partir disto os resultados obtidos com as imagens de confiança, carregando os valores de incerteza crescente (para o MNT) foi que as áreas classificadas, abaixo dos 500 m, apareciam com uma probabilidade muito baixa, ou seja com valores de confiança muito baixos para a hipótese ocorrência da Mata Nativa com Araucária, o que acaba por representar na prática que a região de ocorrência continua corretamente classificada em regiões acima dos 500 m de altitude. Para ilustra melhor isto é possível mostrar o resultado obtido com o modelo montado da seguinte forma:

- Precipitação com peso de 0.30 - aceitação da hipótese Araucária.
- Temperatura com peso de 0.30 - aceitação da hipótese Araucária.
- Solo com peso de 0.50 – rejeição da hipótese Araucária.
- Classificação com peso 0.70 – aceitação da hipótese Araucária.
- MNT com peso de 0.60 – rejeição da hipótese Araucária.

Neste caso o MNT deixou 40 % de incerteza, ou entendendo-se de forma mais simples: o MNT permite 40 % de aceitação a hipótese Araucária na faixa abaixo dos 500 m, pois a sua rejeição máxima nesta área é de 60 %.

O resultado deste arranjo foi o seguinte: as áreas onde se pode inferir a ocorrência real de Araucária começam em torno dos 0.65 de confiança (65% de confiança), esta região situa-se tipicamente na encosta do Planalto e no vale do rio das Antas, chega ao máximo do valor de confiança em 0.85 (devido ao somatório dos pesos atribuídos as funções pertinência), na região norte do Planalto e bem no centro da região de estudo, onde existe a maior densidade de Mata Nativa observável. As regiões classificadas indevidamente na Planície Costeira passaram a carregar um valor de confiança entre 0.25 e 0.01, o que representa uma região onde a classificação da Mata com Araucária pode ser completamente descartada, tendo-se em vista que segundo esta imagem de confiança as áreas sobre o Planalto, que não representam a contribuição da classificação digital *Fuzzy*, carregam um valor de confiança muito mais alto, chegam até os 0.40 de confiança. Os valores de confiança nestas áreas se devem a coesão de informação (na aceitação a hipótese) que as variáveis físicas condicionam a região, pois

todas as variáveis físicas contribuem mais na região sobre o Planalto do que na Planície Costeira, é a contribuição da própria classificação digital que vai causar a diferenciação das áreas de Mata Nativa em relação as demais áreas. Sobre o Planalto a classificação sofre a aceitação da hipótese ocorrência de Araucária, pelas variáveis físicas, já sobre a Planície Costeira estas variáveis conseguem diminuir significativamente a contribuição da classificação digital, é bom lembrar que na classificação original Bayclass as áreas classificadas indevidamente carregam a mesma intensidade do que as áreas classificadas corretamente sobre o Planalto, isto pode ser visto através do mapa contido na figura 13.

Com base nisto se pode considerar que o modelo comportou-se de maneira muito satisfatória, conseguindo realizar o objetivo que se esperava dele, ou seja conseguir uma melhor acurácia em relação a classificação original, condicionando a ocorrência da Mata Nativa com Araucária nas regiões sobre o Planalto e nas encostas onde os valores de confiança são bem menores, esta é outra contribuição coerente pois nas regiões de encosta existe uma grande presença da mata subtropical puramente de espécies de angiospermas arbóreas, esta Mata tem a tendência de dominar a Mata Nativa com Araucária, e embora se possa constatar (indo-se até a região) que podem existir algumas Araucárias dentro desta mata a tendência natural é que a presença da Araucária acabe por sucumbir naturalmente com o passar do tempo. Contudo ainda é possível extrair mais informações a partir da análise das imagens de Confiança, será visto a seguir os detalhes mais discretos que esta imagem fornece.

Como este erro mais grosseiro de classificação, que são as áreas classificadas na Planície Costeira, foi satisfatoriamente resolvido pelo modelo o próximo passo é descobrir possíveis contribuições do modelo nas áreas sobre o Planalto. Nesta região as contribuições são bem mais sutis, devido aos seguintes fatores: Primeiramente a amplitude dos dados climáticos e de altitude é bem baixa nesta região, isto acaba por causar pouca interferência na região classificada sobre o Planalto, apenas a precipitação possui um gradiente mais acentuado na região sudoeste do Planalto, contudo como toda a região de estudo apresenta um índice pluviométrico bastante elevado a variação da precipitação média anual na sua imagem *Fuzzy* (ou função pertinência) acaba sendo baixa, visto que na construção desta imagem *Fuzzy* o valor mínimo já iniciava com 40 % do máximo. Quanto a temperatura, embora, exista uma pequena região que inviabiliza a ocorrência de Araucária sobre a planície costeira, sobre o planalto a sua amplitude é extremamente baixa, limita-se a área onde foi reduzida a temperatura obedecendo-se a dois gradientes de altitude de 100 m cada, e a própria altitude também

terá um pequeno incremento nesta região. Resumindo estes fatores irão condicionar as seguintes características: a região nordeste com duas variáveis contribuindo com um pouco mais de intensidade (em relação as outras áreas do Planalto), na região sudoeste a imagem de pertinência referente a precipitação média anual contribuindo com um pouco mais de intensidade. A região central do planalto é cortada pelo vale do rio das Antas nesta área as contribuições da altitude e temperatura também serão mais intensas porém no sentido de rejeitar a ocorrência de Araucária. O que resta desta forma para influir com mais força nas áreas sobre o Planalto é a imagem de pertinência referente as classes de solo. Se deve ter um certo cuidado, entretanto, na contribuição desta variável pois como foi visto o solo não é um fator altamente determinante para a ocorrência da espécie. De fato em muito dos resultados gerados é possível identificar nitidamente a influência desta variável nas áreas classificadas presentes na imagem de Confiança, a figura 15 ilustra um destes resultados, neste mapa foram sobrepostas a base vetorial das isotermas, do limite dos solos e das curvas de nível, que deram origem aos suas respectivas funções pertinência. Este resultado corresponde ao mesmo que foi anteriormente mencionado, em que o MNT carregava 0.60 de peso.

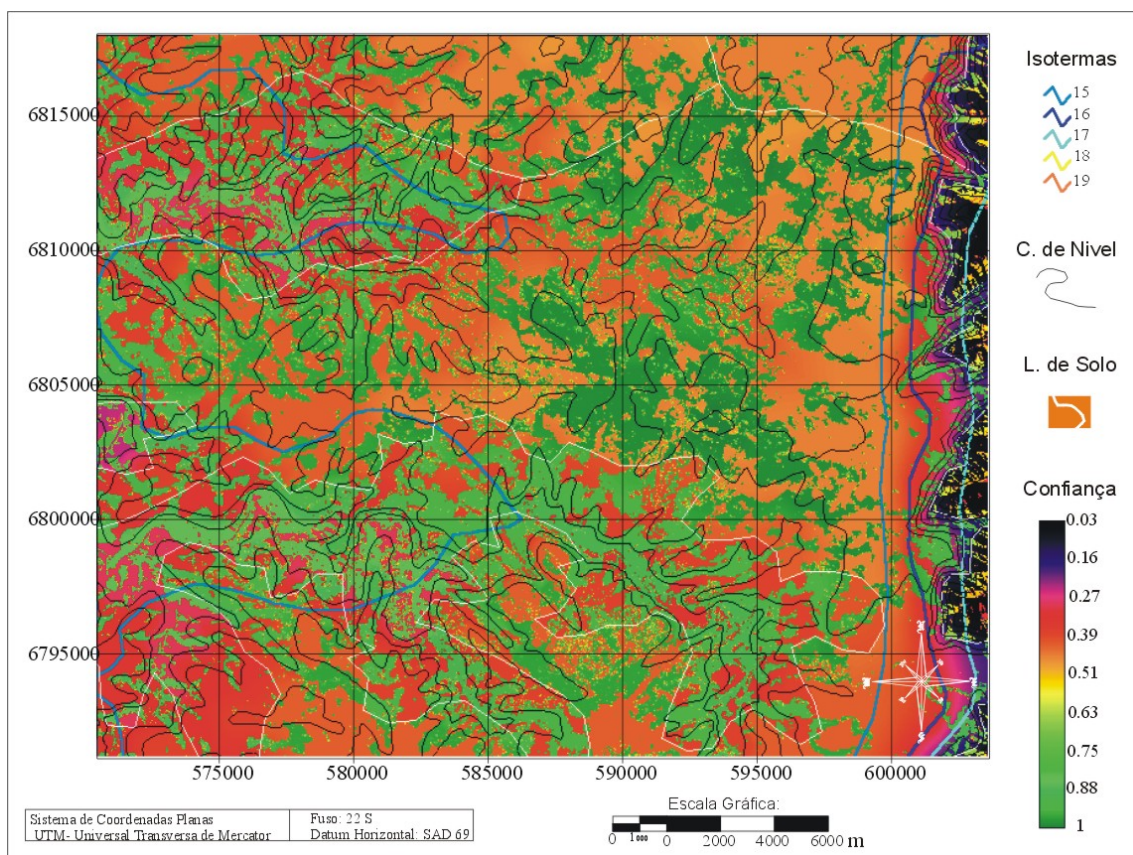


Fig. 15 – Detalhamento em uma Imagem de Confiança

Se pode ver por este mapa, embora fique muito mais claro na imagem original, que existem limites bem definidos onde a classificação possui um valor de confiança muito maior (verde escuro), um intermediário e outro mais baixo (em verde claro), analisando-se atentamente se pode notar que estas variações ocorrem mesmo em áreas onde as curvas de nível não passam, mas sim a linha branca que representa o limite das classes de solo. Os 3 níveis básicos de diferenciação dos níveis de confiança correspondem respectivamente a 3 classes de solo Bom Jesus, Ciriaco-Charrua e Guassupi, estas classes de solos possuem exatamente os níveis de probabilidade que condicionam a variação observada, pois o primeiro é o que foi classificado com a maior probabilidade possível (Bom Jesus) e os outros em 7º e 8º lugar, respectivamente. A melhor visualização da influência do solo se dá também por mais um fator: como o solo é uma variável temática ele possui limites bem definidos e bruscos, enquanto as outras variáveis possuem uma variação gradual que é gerada pelas rotinas de interpolação.

Ao analisar a imagem de confiança que gerou a figura 15 se pode notar que mesmo nestes 3 contrastes dos valores de confiança, existe ainda outras variações internas provocadas pelas demais variáveis, é possível inferir as seguintes conclusões a partir desta região: muitas das áreas com menor probabilidade encontram-se dentro, ou nos entornos, dos vales escavados pelos rios (Antas e seus afluentes), onde o solo realmente é diferente da região que está na em uma área mais plana (dominado pelo solo da classe Bom Jesus). Estas características podem indicar que este resultado, possivelmente, é correto para região, se pode inferir a partir disso que por estar nas encostas dos vales pode haver também a presença de Mata Subtropical, ou ainda, inferir que o modelo pode mostrar indícios da densidade da Araucária nestas regiões, ou seja, as regiões classificadas com um nível de confiança maior podem ter maior densidade de ocorrência de Araucária do que as regiões classificadas com um menor valor de confiança, mesmo que seja uma mata típica representante da Floresta Ombrófila Mista, já que as variáveis foram montadas com base nas necessidades unicamente da *Araucaria angustifolia*, as outras espécies de angiospermas desta Mata Nativa e o próprio *Podocarpus lambertii* tem uma exigência um pouco diferenciada destes fatores conseguindo, possivelmente, desenvolver-se mas com um número de Araucárias menor em sua composição, é bom lembrar que existem representantes deste tipo de Mata Nativa com a existência unicamente do Podocarpus. Talvez estas variações na imagem de confiança possa indicar, ainda, outras situações: mostrar que as regiões com menor valor de confiança são áreas em que se deveria lançar dúvidas sobre a sua real



ocorrência, já que pode ser que pelos processos naturais a Araucária tenha sido substituída. Seriam áreas ideais para possíveis estudos em campo.

Com já foi comprovada a influência coerente da altitude e do solo dentro do modelo o que falta seria ver a influência única dos fatores climáticos, contudo, esta influência é muito difícil de se perceber pelos inúmeros fatores, já mencionados. Mas para verificar se realmente na região do Planalto estes fatores estavam causando alguma contribuição foi gerado um teste com a seguinte metodologia: rodar o modelo apenas com a classificação digital e as funções pertinência referentes a precipitação e temperatura medias anuais, com a seguinte montagem:

- Classificação digital com 0.35 – aceitação a hipótese Araucária.
- Temperatura e precipitação com 0.30 – rejeição a hipótese Araucária .

Obviamente, como se esperava, este resultado não conseguiu eliminar nenhuma área com erro de classificação, no entanto conseguiu mudar a variação das probabilidades em relação a imagem da classificação (sobretudo por que o peso atribuído a classificação digital foi bastante reduzido). A seguir se pode ver os principais efeitos deste teste: a região da escarpa e o vale do rio das Antas sofreram uma redução considerável em seus valores de Confiança. A região da Planície Costeira sofreu uma redução do seu valor de Confiança ainda mais acentuada, este efeito comprova que as variáveis climáticas também contribuem com o MNT na eliminação das áreas indevidamente classificadas na Planície Costeira, embora sua influência seja muito mais discreta do que a desta última variável. Outro resultado, que também já era esperado, foi o aumento nos valores de Confiança na região dominada pela maior precipitação (ao Sul), região que registrou o maior valor de Confiança, o segundo incremento (muito mais suave do que este) foi na região Norte, influência da temperatura.

O confrontamento desta imagem de confiança com as demais imagens de confiança, geradas usando-se todas as variáveis, mostrou em que pontos as variáveis climáticas conseguiram influir. Este fato comprova que é importante a introdução do maior número possível de variáveis pois mesmo as que fornecerão uma contribuição menor ao sistema são uma fonte a mais de informação que poderá dar um detalhamento maior da situação, como por exemplo: informações quanto a densidade ou desenvolvimento maior que a Araucária possa ter nestes pontos com um valor de confiança maior, como acontece com a contribuição do solo.

Todos os resultados relatados até aqui mostram a eficácia que foi alcançada através do modelo gerado com o uso da Teoria da Evidência, atingindo resultados muito satisfatórios. O resultado alcançado, no caso do corte das regiões classificadas na Planície Costeira, é um efeito que corresponde fielmente a realidade, e é possível comprova-lo através da simples visualização e confrontação dos dados, os demais resultados, no entanto, careceriam de uma investigação muito mais aprofundada para se comprovar, o que seria inviável neste atual trabalho, contudo, se pode dizer que existe coerência entre os resultados obtidos em análise com a região onde estes se localizam. Cabe agora ressaltar um exemplo de um erro de classificação em que o sistema não foi capaz de influir. Este erro de classificação localiza-se em uma região de dimensões muito pequenas em comparação com o tamanho da área de estudo (12 Km no sentido Leste-Oeste e 8 Km no sentido Norte-Sul), este já seria um dos motivos para a ineficácia do sistema, já que se deveria trabalhar, neste caso, com P.I.s em uma escala muito maior (mais detalhamento), no entanto não foi este exatamente o problema. A área a se destacar está localizada em uma região de relevo extremamente suave sobre o Planalto, no município de Cambará do Sul), pertence a uma fazenda dedicada ao plantio de *Pinus elliottii* para fins exploratórios (Fazenda Espírito Santo), o mapa representado na figura 16, mostra a região onde situa-se a fazenda (a área exclusiva da fazenda compreende 4450 ha). A área foi selecionada por haver dados desta fazenda em

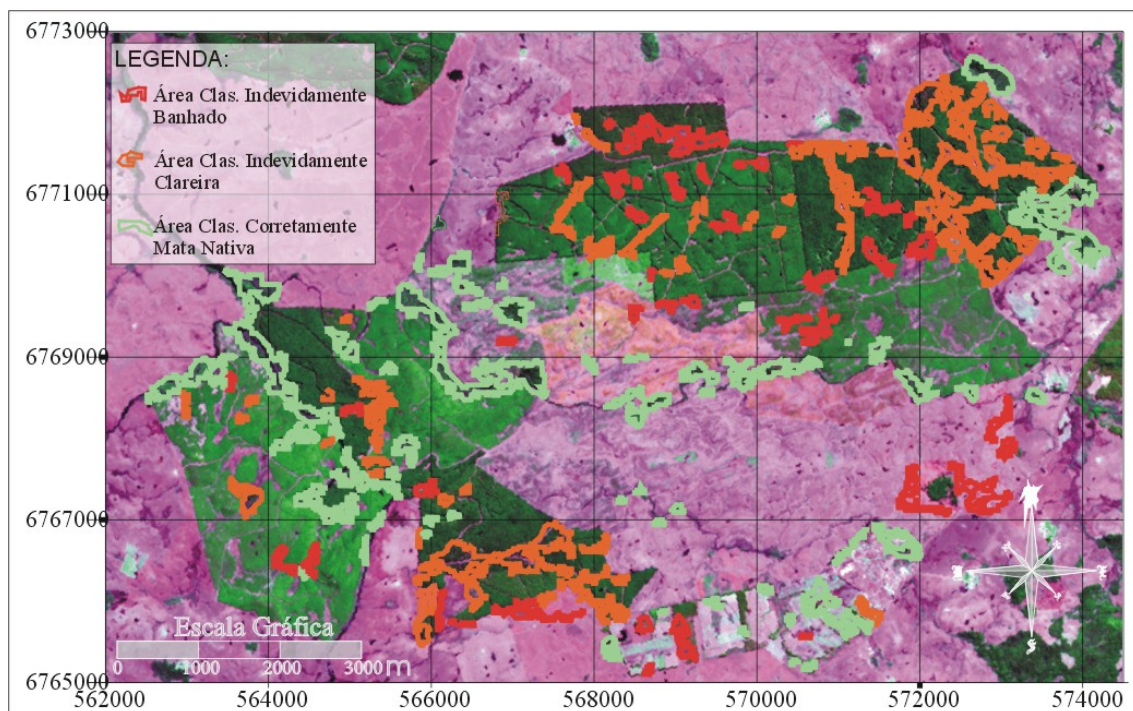


Fig. 16 - Fazenda Florestada com *Pinus elliottii*

forma de um levantamento plani-altimétrico, na escala 1:10.000, o que proporcionou um bom detalhamento e tornou possível usar esta base como verdade terrestre, embora seja um levantamento feito em 1982. Para uma melhor análise foi usada ainda uma imagem Aster (obtida no ano 2000) que foi georreferenciada de acordo com os demais planos e introduzida como um pano de fundo, para posterior comparação. Esta imagem tem uma resolução espacial de 15 m portanto mais detalhada do que a Landsat, o que proporcionou uma melhor verificação das áreas classificadas.

As áreas classificadas sobre esta região foram digitalizadas e sobrepostas sobre a imagem Aster, para que o mapa consiga representar melhor a situação.

Esta região apresentou dois problemas de classificação: um refere-se a áreas de banhado dentro desta fazenda (representado pelos polígonos em vermelho no mapa), pois os corpos d'água tendem a não refletir nada da energia eletromagnética para o sensor, na faixa do infravermelho, as áreas úmidas ou de banhado tem portanto uma baixa reflectância, o que se aproxima do comportamento espectral da Araucária. O segundo problema de classificação (que é o de maiores dimensões, representado em laranja no mapa) se deve as áreas sombreadas provocadas por clareiras nas áreas florestadas de pinus e pelos caminho abertos em meio a estas áreas, como já foi visto as áreas sombreadas também tem a tendência de sofrerem confusão com as áreas ocupadas pela Mata Nativa com Araucária, tendo-se em vista que o Pinus é facilmente separado da Araucária pelos métodos tradicionais de classificação. Contudo se pode ver, através dos polígonos em verde no mapa, que realmente existe uma grande área que é ocupada pela Mata Nativa com Araucária, estas regiões estão situadas nas bordas dos rios, configurando a Mata Ciliar, ou aparecem ainda em pequenos capões isolados ao longo de várias regiões abertas, que no mapa aparecia como áreas florestadas com Pinus e na imagem já se visualiza como uma área de campo ou alguma forma de vegetação pioneira de baixo porte.

Nenhuma das variáveis utilizadas contribui contrariamente a existência de Araucária nesta região (muito pelo contrario todas são favoráveis) a presença da Araucária dentro da fazenda, principalmente os capões, comprovam que realmente os fatores físicos são propícios para a sua existência, além disto não existe nenhum grande gradiente dos fatores físicos que poderia influir muito na região, nem tão pouco nenhum limite de solo. O que ocorreu é que o modelo não foi montado para inferir sobre a forte ação humana que existe na região, portanto não conseguiu eliminar estas áreas, até porque como foi visto, no inicio, as variáveis que condicionam toda a forte ação

antrópica são muito imprecisas e difíceis de serem implementadas dentro de um modelo que ira analisar uma região com as dimensões trabalhadas. As áreas de banhado por sua vez são fenômenos naturais em outras regiões, mas para usar este dado seria necessário digitalizar todas as áreas de banhado existentes para introduzi-las dentro do sistema, porém como as áreas de banhado são de pequenas dimensões elas por si só acarretam um erro final pequeno na classificação total.

Até aqui foram descritos os principais resultados obtidos com as imagens de Confiança, serão agora relatadas, brevemente, algumas das experiências realizadas com a modificação dos pesos e montagem do modelo, estes exemplos serão expostos mais a titulo de curiosidade, pois, foi através da geração de vários resultados que se pode fazer uma análise a fim de calibrar o sistema de forma que se obtivesse o resultado mais próximo da realidade quanto fosse possível.

1 - Resultado obtido usando-se o MNT como variável aceitação a hipótese Araucária e as imagens referentes as funções pertinência climáticas como variáveis rejeição a hipótese Araucária, e a seguinte montagem:

- Solo como aceitação da hipótese Araucária. Peso (inserido manualmente) de 0 a 0.50.
- Precipitação como rejeição da hipótese Araucária. Peso de 0.50 a 0.20.
- Temperatura como rejeição da hipótese Araucária. Peso de 0.5 a 0.
- Mnt como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.80.
- Classificação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.80.

Este resultado deixou a área classificada sobre o Planalto com valores de Confiança muito altos o que acaba por deixar uma amplitude de variação baixa nas manchas classificadas. Além disto a área classificada indevidamente na Planície Costeira, embora tendo um valor de Confiança muito abaixo do limiar para se considerar como área classificada, ficou com os mesmos valores das áreas sobre o Planalto que não estão classificadas. Este fator não corresponde a realidade pois as áreas sobre o Planalto devem possuir valores de confiança bem mais altos porque as variáveis físicas contribuem com mais intensidade nesta região.

2 - Resultado obtido usando-se o MNT como variável aceitação da hipótese Araucária e todas as outras variáveis físicas como rejeição da hipótese Araucária:

- Solo como rejeição da hipótese Araucária. Peso (inserido manualmente) de 0.50 a 0.
- Precipitação como rejeição da hipótese Araucária. Peso de 0.50 a 0.20.
- Temperatura como rejeição da hipótese Araucária. Peso de 0.5 a 0.
- Mnt como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.80 .

- Classificação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.80.

Este teste construiu um resultado bem interessante: as áreas classificadas como Mata Nativa com Araucária apresentaram valores de confiança com bastante variação, dependendo da região onde a Mata Nativa com Araucária estava, o que comprova que as variáveis físicas contribuíram intensamente dentro do sistema. Não houve eliminação de áreas corretamente classificadas, e além disso, a área indevidamente classificada na Planície Costeira teve seus valores de Confiança bem reduzidos em relação ao teste anterior, agora os valores de Confiança nesta área são mais baixos do que os das áreas não classificadas sobre o Planalto, esta diferença em comparação com o teste anterior é consequência de todas as 3 variáveis físicas serem contrárias a hipótese ocorrência de Araucária, o que acaba por contrabalançar o fato de o MNT estar funcionando como uma variável que apoia esta hipótese.

O resultado mais impressionante deste teste, e que não se repetiu em nenhum outro realizado, é que nas áreas não classificadas sobre o Planalto houveram variações bem definidas e que delimitaram com grande força várias regiões com pesos de confiança distintos: tendo-se na região nordeste do Planalto o valor mais alto, na região noroeste um valor intermediário-alto, na região central e sudeste um valor intermediário-baixo e na região sudoeste o valor mais baixo (devido a altitude), ainda existia a região bem no centro do vale do rio das Antas com um valor de confiança ainda mais baixo. Estas variações são condizentes com as suas respectivos condicionantes físicas, entretanto fica um tanto difícil dizer se os altos gradientes de variação representam a realidade do habita condicionante da Araucária.

3 - Resultado obtido aumentando-se significativamente o peso das funções pertinência, referentes as variáveis climáticas:

- Solo como rejeição da hipótese Araucária. Peso (inserido manualmente) de 0.65 a 0.
- Precipitação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.75.
- Temperatura como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.75.
- Classificação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.80.
- Mnt como rejeição da hipótese Araucária. Peso 0.80 a 0.

A principal diferença deste resultado em relação aos demais é que neste todas as funções pertinência contribuíram com bastante intensidade, inclusive, as associadas as variáveis climáticas. Na imagem de confiança apareceu uma mancha, na região Sudoeste, com valores bem mais altos do que as áreas ao seu entorno, resultado nítido da influência da precipitação média anual, no entanto, as áreas classificadas não tiveram um incremento muito grande no seu valor. No extremo Norte houveram também

incrementos nos valores de confiança, mas com menos intensidade, isto se deve, possivelmente, a menor amplitude de contribuição das variáveis condicionantes desta região (principalmente a temperatura média anual) em relação a variável condicionante na região Sudoeste (a precipitação média anual). Outro teste realizado usando-se esta mesma configuração, porém com o MNT funcionando como uma variável de aceitação a hipótese Araucária, inverteu este resultado. Neste é a região Norte que carrega maior valor de confiança em relação a região Sudoeste, isto comprova que quando uma variável é montada como rejeição da hipótese Araucária ela não contribui para o sistema, mas deixa espaço para que outras variáveis apoiem a hipótese aceitação, em regiões onde ela não possui um grau de rejeição alto. Portanto como a contribuição única da temperatura média anual é menor na região Norte do que a contribuição da precipitação na região Sudoeste ficou mais nítido a influência desta última.

4 - Resultado gerado diminuindo-se a contribuição, em relação ao anterior, de todas as funções pertinência, mas mantendo uma influência bem alta dos fatores climáticos com relação aos demais:

- Solo como rejeição da hipótese Araucária. Peso (inserido manualmente) de 0.50 a 0 .
- Precipitação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.50 .
- Temperatura como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.50 .
- Classificação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.70 .
- Mnt como rejeição da hipótese Araucária. Peso de 0.60 a 0 .

Com esta montagem se observou variações nas áreas classificadas sobre o Planalto, estas variações são influenciadas em maior parte pela variável classe de solos e o MNT. Nos extremos Norte e Sul da imagem se percebe também alguma variação influenciada pelos fatores climáticos.

5 - Resultado gerado com a diminuição significativa da contribuição das variáveis climáticas e do solo, este agora apoiando a aceitação da hipótese Araucária:

- Solo como aceitação da hipótese Araucária. Peso (inserido manualmente) de 0 a 0.30.
- Precipitação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.30.
- Temperatura como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.30.
- Classificação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.70 .
- Mnt como rejeição da hipótese Araucária. Peso de 0.60 a 0 .

Embora se tenha baixado o peso das três primeiras variáveis ainda se percebe facilmente a sua influência, isto se deve, possivelmente, porque agora as variáveis climáticas e o solo passam a contribuir conjuntamente como apoio a hipótese ocorrência da Mata Nativa com Araucária (aceitação), e como possuem um peso menor não elevam de mais o valor total de Confiança.

6 - Resultado obtido com o nivelamento do peso da classificação digital com as variáveis referente aos fatores físicos, ficando apenas o MNT com um peso ligeiramente mais alto:

- Solo como rejeição da hipótese Araucária. Peso (inserido manualmente) de 0.50 a 0 .
- Precipitação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.50 .
- Temperatura como aceitação da hipótese Araucária. Peso de a 0.50 .
- Classificação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.50 .
- Mnt como rejeição da hipótese Araucária. Peso de 0.60 a 0 .

O MNT foi a variável que mais influenciou neste resultado, ficando com peso mais alto que a própria classificação, isto acabou eliminando quase completamente áreas nas encostas, o que não corresponde a realidade. Buscou-se com este teste causar uma influência maior das variáveis físicas sobre o Planalto, entretanto, a influência nas encostas foi demasiada.

7 - Resultado obtido com a diminuição do peso para a classificação digital, porém baixando-se também a contribuição do MNT:

- Solo como rejeição da hipótese Araucária. Peso (inserido manualmente) de 0.30 a 0 .
- Precipitação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.30 .
- Temperatura como aceitação da hipótese Araucária. Peso de a 0.30 .
- Classificação como aceitação da hipótese Araucária. Peso de 0 a 0.35 .
- Mnt como rejeição da hipótese Araucária. Peso de 0.40 a 0 .

Este teste gerou variações excessivas na área classificada, porém todas as regiões, que podem estar corretamente classificadas, foram preservadas. Realizou-se outros testes em que a classificação ficou com peso menor do que as outras variáveis, isto acabou por eliminar grandes áreas sobre o Planalto, e que certamente devem estar corretamente classificadas. Todos resultados gerados com a classificação com peso abaixo das outras variáveis não foram satisfatórios, tentou-se baixar este peso com a mesma intenção do exemplo anterior, apenas visualizar a influência das variáveis climáticas. O que foi possível comprovar com estas experiências é que na realidade as variáveis climáticas na região sobre o Planalto não possuem realmente um caráter determinante. O peso atribuído a classificação digital foi sendo então gradativamente aumentado até se determinar o limiar mínimo, para que não houvesse eliminação de classificação em áreas que possivelmente estivessem bem classificadas, se pode dizer que este limiar é exatamente este último arranjo mencionado, mas o melhor seria não deixar o MNT com peso maior do que a classificação, como aconteceu neste caso.

Foi possível perceber que outros resultados gerados anteriormente estavam representando a realidade bem mais fielmente do que estes últimos, um exemplo de um

dos testes que deram melhor resultado é o que gerou o mapa da figura 15, que mostra a influência do solo, ele foi montado da seguinte maneira:

- Precipitação com peso de 0.30 – aceitação da hipótese Araucária.
- Temperatura com peso de 0.30 – aceitação da hipótese Araucária.
- Solo com peso de 0.50 – rejeição da hipótese Araucária.
- Classificação com peso 0.70 – aceitação da hipótese Araucária.
- MNT com peso de 0.60 – rejeição da hipótese Araucária.

Outros testes com configuração semelhante a esta, também obtiveram bons resultados como, por exemplo usar o solo com o mesmo peso das variáveis climáticas. Além da análise visual da imagem de Confiança, obtida com esta montagem, confirmar resultados melhores se pode perceber que a atribuição dos pesos possui conexão e coerência com as exigências de Habita que *Araucaria angustifolia* possui, em função da região que se está trabalhando. A altitude com mais peso por ser o fator mais determinante, o solo com peso intermediário por não ser uma variável determinante, porém com um bom gradiente de variação, os fatores climáticos com menos peso, pois possuem pouca amplitude de variação sobre o Planalto, região onde a Mata Nativa se localiza mais densamente (mencionando-se, ainda, a confiabilidade menor destes dados em função da fonte). Entretanto, como a temperatura possui certa correlação com a altitude, quando não se tem grandes diferenças de latitude ou os efeitos da continentalidade, o MNT com mais peso acaba, indiretamente, contemplando também a temperatura.

Com o objetivo de ilustrar melhor este resultado foi realizada a seguinte procedimento: esta imagem de confiança foi fatiada em intervalos de 0.02 gerando-se 10 níveis de probabilidade para a ocorrência da Araucária. Estes dez níveis foram então sobrepostos sobre uma imagem sombreada, imagem gerada a partir do MNT. A resultante deste processo consegue mostrar, a partir do relevo, quais regiões apresentam os maiores níveis de confiança (quanto maior o nível de confiança maior será a probabilidade de a região estar corretamente classificada). Este resultado pode ser visto no mapa representado na figura 17.



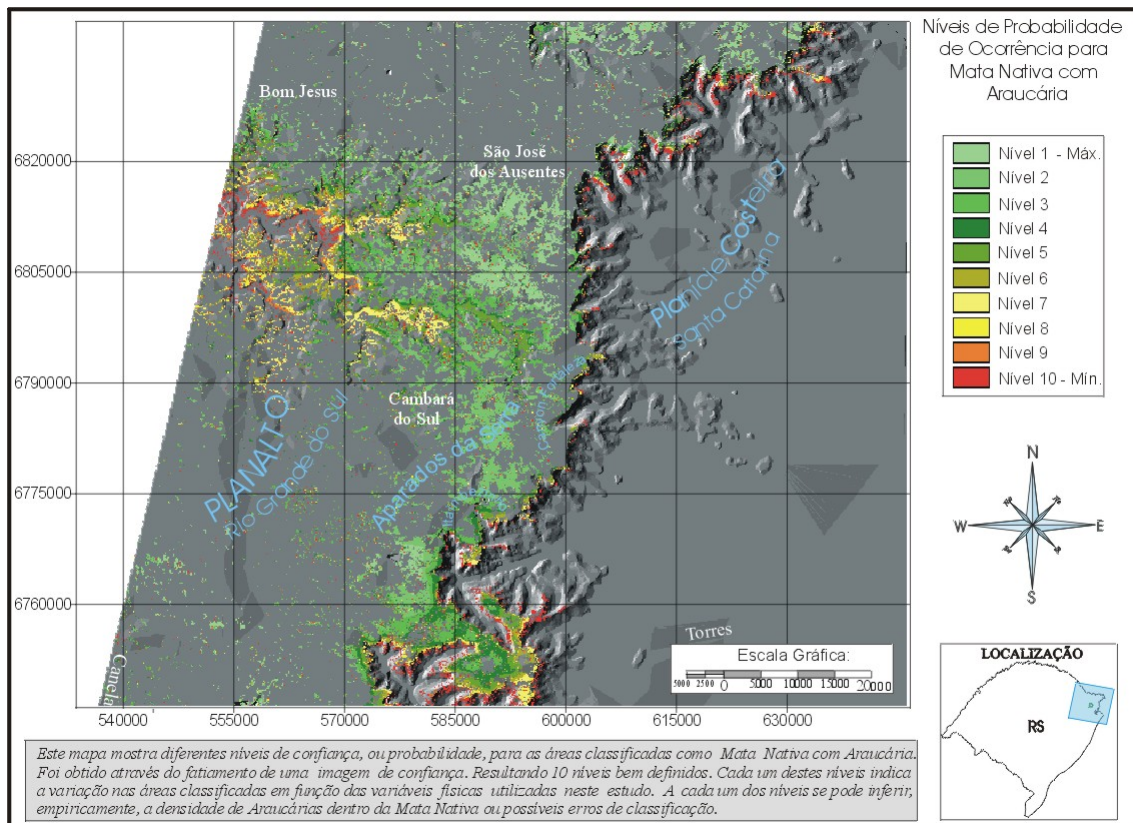


Fig. 17 – Imagem de Confiança Fatiada em Dez Níveis

Se pode perceber a partir da simples análise deste mapa que as regiões condicionadas pelos 5 primeiros níveis (em tons de verde) localizam-se justamente nas áreas mais suaves do Planalto, e justamente nas regiões onde o clima ou o solo são progressivamente mais favoráveis ao desenvolvimento da Araucária, pois nestas regiões a influência da altitude não é muito intensa. Os 5 níveis seguintes já denunciam a forte influência da altitude, pois localizam-se nas áreas de encosta. Estudos em campo em regiões que representem cada um destes níveis poderiam dar subsídios sobre a quantidade de Araucárias (indivíduos) dentro da Mata Nativa ou se a área classificada representa realmente a Mata Nativa com Araucária, os dois últimos níveis, por exemplo, possuem grande probabilidade de denunciarem erros de classificação, pois encontram-se próximos as áreas limite de ocorrência (o limite de 500 m de altitude, tendo-se em vista que o limite na função pertinência altitude foi definido em 480 m).

## Capítulo V

### 5 – Considerações Finais

Métodos para a introdução de diversas variáveis no processo de classificação de imagens multiespectrais vem sendo o objeto de estudo por vários pesquisadores. Nesta dissertação foi investigado a utilização de modelos baseados na teoria da evidência com a finalidade de se obter resultados mais precisos no processo de classificação da Mata com Araucária na região do planalto no Estado do Rio Grande do Sul. Este processo consistiu basicamente na utilização conjunta de varias variáveis relevantes a ocorrência da Mata com Araucária, inclusive os resultados do processo de classificação, utilizando dados multiespectrais.

A partir da análise dos resultados comprovou-se que o modelo criado utilizando-se da Teoria da Evidência (proposta por Dempster-Shafer), com a finalidade de aumentar a acurácia do processo de classificação de imagens multiespectrais, e neste caso específico aplicando-o as áreas de Mata Nativa com Araucária, atingiu os objetivos propostos. Isto significa afirmar que a introdução de dados de fontes diversas no processo de classificação de imagens digitais realmente permitiu, no caso do presente estudo, uma melhoria significativa nos processos tradicionais de classificação de imagens digitais em Sensoriamento Remoto. Tendo-se em vista que mesmo que ainda ocorram erros de classificação estes serão bastante minimizados em relação ao resultado da classificação original, portanto sempre haverá um ganho quanto a precisão dos resultados. A experiência adquirida ao longo deste estudo mostrou entretanto, que a utilização deste modelo deve ser efetivada de uma forma criteriosa de forma a evitar-se deficiências em sua implementação. Estas deficiências podem ocorrer em várias etapas do processo, por exemplo:

- Na fonte dos dados para a elaboração dos P.I.s. .
- Na própria elaboração dos P.I.s. .
- Na escolha incorreta dos temas para a elaboração dos P.I.s, ou seja a escolha de variáveis não relevantes para o fenômeno que esta sendo analisado em detrimento de outras que seriam fundamentais para esta analise.
- Nos critérios adotados para a construção das funções de pertinência. Esta é uma etapa que pode também depender da fonte utilizada.

- Na construção final do modelo. A definição dos valores para os pesos em cada variável e o seu direcionamento quanto a rejeição ou aceitação da hipótese que esta sendo investigada. Outro problema neste sentido e a metodologia empregada para a extração das informações contidas nas imagens geradas (confiança, plausibilidade e intervalo de confiança) com o modelo.

A eficácia do modelo vai, portanto, ser condicionada pela correta satisfação de cada uma destas etapas, os resultados obtidos devem ser analisados levando-se em conta a realidade terrestre, afim de buscar-se o resultado o mais próximo possível da realidade. Com uma avaliação criteriosa do objeto de estudo e da área onde este está situado pode-se montar o modelo proposto com estas características. Esta capacidade vai estar intimamente ligada ao conhecimento que o pesquisador tem acerca do tema que esta sendo estudado e no bom senso no momento de criar o modelo, é fundamental portanto que este pesquisador conheça o seu objeto de estudo e que tenha uma relação íntima com ele, seja na sua formação acadêmica ou seja ele um estudioso do tema. No caso específico da Mata Nativa com Araucária enfocada nesta dissertação, por exemplo, foram trabalhadas alguma das variáveis mais importantes no desenvolvimento da *Araucaria angustifolia*, entretanto um conhecimento botânico mais aprofundado das espécies integrantes desta Mata Nativa poderia contribuir para o uso e construção de outros P.I.s, o que possivelmente possibilitaria aumentar ainda mais a precisão dos dados finais obtidos.

O objetivo principal desta dissertação consistiu em definir e testar uma metodologia e verificar a viabilidade de sua aplicação. Este objetivo foi atingido comparando-se os resultados das áreas de Mata Nativa com Araucária classificada com a região de estudo. Para fins de utilização deste modelo seria desejável introduzir alguns aperfeiçoamentos. Entre outros, pode-se mencionar a conveniência de introduzir o uso de uma fonte mais detalhada e precisa dos dados climáticos do que a que foi utilizada. Com esta modificação seria possível aumentar a contribuição da influência da precipitação e temperatura médias anuais dentro do modelo. Dados mais precisos na elaboração do modelo digital de elevação poderiam ser obtidos, utilizando-se cartas topográficas com uma equidistância entre as curvas de nível menor do que aquela utilizada nesta pesquisa. Um modelo altimétrico mais preciso permitiria entre outras melhorias, a introdução de métodos para compensação do efeito de sombras devido ao relevo, que afeta especialmente as regiões mais acidentadas como na região da encosta

do planalto. Outras variáveis relevantes ao estudo, poderiam ser introduzidas, como já se mencionou, a partir de um estudo botânico mais aprofundado da Mata Nativa com Araucária. Contudo se o modelo montado, da forma que esta, fosse aplicado em uma extensa área como, por exemplo o Estado do Rio Grande do Sul, provavelmente se verificaria que ele teria condições de eliminar todos os erros mais graves de classificação, pois todas as variáveis, especialmente as climáticas, passariam a apresentar um maior poder discriminador, conseguindo desta forma eliminar áreas classificadas indevidamente, onde os valores condicionantes para a existência da Araucária não fossem atingidos. Semelhante ao que ocorreu com o efeito da altitude nas áreas da planície costeira.

Atingido este que era o objetivo principal desta dissertação (a melhor acurácia dos processos de classificação digital), verifico-se que a segunda proposta apresenta viabilidade: a identificação das regiões onde a Mata Nativa com Araucária foi mais devastada. O primeiro objetivo fez uso apenas da imagem de confiança gerada pelo modelo, esta mesma metodologia pode ser aplicada em vários outros fenômenos naturais. A segunda proposta diz respeito mais especificamente a Mata com Araucária aqui trabalhada. Esta proposta faria uso, do que até aqui foi, de certa forma, um subproduto do modelo: as imagens de plausibilidade e intervalo de confiança. As imagens de plausibilidade conseguem delimitar regiões onde as variáveis físicas condicionam com mais intensidade a ocorrência da Mata Nativa, a inexistência da Mata Nativa com Araucária nestas regiões são portanto um forte indicio de áreas de desmatamento. O uso destas imagens para esta finalidade, no entanto, careceriam de uma montagem mais cuidadosa do modelo e de verificações em campo para aferições dos resultados, pois pequenas mudanças podem causar grandes variações nestas áreas. Quanto as imagens de intervalo de confiança estas quantificam a diferença existente entre o grau de confiança na aceitação da hipótese (ocorrência da Araucária) e aquele segundo o qual esta hipótese não pode ser rejeitada (plausibilidade). Se as áreas classificadas fossem consideradas como certeza no sistema um intervalo de confiança grande indicaria, portanto, a diferença entre a área sem cobertura de Mata Nativa com Araucária e as áreas onde as variáveis físicas apoiam esta hipótese, isto estaria sugerindo conseqüentemente áreas de possível desmatamento. Como no caso deste estudo a classificação digital não entrou no modelo como uma variável que condiciona a certeza de existência da Mata Nativa com Araucária, mas sim como uma variável que tinha a função de sofrer a influência das demais variáveis, não existe de fato (neste caso)

a certeza na afirmação da hipótese (ocorrência de Araucária), o que faz com que a definição teórica pura para as imagens de intervalo de confiança não se apliquem de forma tão simples. Se necessitaria, portanto, investigar mais a respeito de como utilizar a informação que esta imagem fornece, no caso de estudos semelhantes ao desenvolvido nesta dissertação. O uso destas duas imagens podem auxiliar ainda em muitos outros trabalhos, que não necessariamente, façam uso de imagens digitais. Seria possível montar modelos em Geoprocessamento que auxiliem em diversas análises, como: ocupação humana, ou aplicado a análise de dispersão de fauna ou de espécies vegetais.

Esta dissertação pretendeu desenvolver uma pesquisa nova em termos de técnicas de classificação de imagens digitais. No âmbito do Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto da UFRGS não havia sido desenvolvida nenhuma pesquisa deste gênero. A utilização de imagens de plausibilidade e de intervalos de confiança se constituem em um campo adequado para futuros estudos. Além desta intenção de trabalhar com algo novo em Sensoriamento Remoto se buscou aplicar o seu uso no que pode existir de mais nobre em termos de pesquisa aplicada, que é a preservação das espécies naturais e da natureza como um todo, aplicando-a a Mata Nativa com Araucária, uma das mais importantes e ameaçadas formações naturais do País. Espera-se que estas pretensões tenham sido atingidas de alguma forma, pois esta foi a intenção.

## Referências Bibliográficas:

□  
ABKAR, ALI-AKBAR; SHARIFI, MOHAMMED ALI; MULDER, NANNO J.; “Likelihood-based image Segmentation and classification: a Framework for the integration of expert knowledge in image classification procedures.” – *Jag – volume 2, Issue 2 –2000.*

BENEDIKTSSON, J.; SWAIN, P.; ERSOY, O.; “Neural Network Approaches Versus Statistical Methods in Classification of Multisource Remote Sensing Data” – *IEEE - Transactions on geoscience and Remote Sensing, vol 28, no 4, July 1990.*

DENOEU, T.; “Analysis of Evidence-Theoretic Decision Rules for Pattern Classification” – *Pattern Recognition Society - vol 30, no 7 , pp. 1095-1107, 1997.*

DNPEA; “Levantamento de Reconhecimento de Solos do Rio Grande do Sul - Boletim Técnico nº30” – *DNPEA (Divisão de Pesquisas Pedológicas), IPEAS (Instituto de Experimentação Pedológica), DRNR (Departamento de Recursos Naturais Renováveis da Sec. da Agricultura do Estado do RS); Recife (1973)*

EASTMAN, J. R.; “Guide to GIS and Image Processing”, *vol. 2., Idrisi Productio, Clark University, 1999.*

FUPEF; “Problemas Florestais do Gênero Araucária”, *FUPEF, Curitiba - PR (1979/1980).*

GAHEGAM, M.; FLACK, J.; “A Model to Support the Integration of Image Understanding Techniques Within a GIS” – *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing - vol 62, no 5, pp. 483-490, may 1996.*

GARVEY, T.D.; LOWRANCE, J. D.; FISHER, M.; “An Inference Technique for Integrating Knowledge from Disparate Sources”, *Proceedings 7<sup>th</sup> International Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, pp. 319-325, 1981.*

GONG, P.; “Integrated Analysis of Spatial Data from Multiple Sources: Using Evidential Reasoning and Artificial Neural Network Techniques for Geological Mapping” – *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing - vol 62, no 5, pp. 513-523, may 1996.*

HUECK, K.; “As Florestas da América do Sul” – *Editora Polígono S.A. (editora da Universidade de Brasília), SP, 1972.*

IBDF; “Inventário Florestal do Pinheiro no Sul do Brasil” – *Instituto Brasileiro do Desenvolvimento Florestal – FUPEF- Fundação de Pesquisas Florestais do Paraná (Relatório Final), Curitiba (1978).*

IBGE; “Levantamento de Recursos Naturais (Projeto RADAM-BRASIL)” – *Folha SH. 22, Porto Alegre 1986.*

IPAGRO; “Atlas Agroclimático do Estado do Rio Grande do Sul – volume 3” – *Governo do Estado do Rio Grande do Sul - Secretaria de Agricultura e Abastecimento - Instituto de Pesquisas Agronômicas, Porto Alegre (1989).*

JARENKOW, J. A.; “Composição Florística e Estrutura da Mata com Araucária na Estação Ecológica de Aracuri, Esmeralda, RS” , *Dissertação de Mestrado em Ciências Biológicas – Ênfase em Botânica, 1985.*

PAL, N.; GHOSH, S.; “Some Classification Algorithms Integrating Dempster-Shafer Theory of Evidence with the Rank Nearest Neighbor Rules” – *IEEE - Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – part A: Systems and Applications, vol. 31, no 1, january 2001.*

RAMBO, BALDUINO P.; “A Fisionomia do Rio Grande do Sul” (Ensaio de monografia natural) – *Gráfica da Imprensa Oficial / Porto Alegre (1942).*

RICHARDS, J. R.; JIA, X.; “Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction”, *Springer, 3ª edição, 1999.*

RICHARDS, J. R.; “Remote Sensing Digital Image Analysis” , *20ª edição, Springer-Valey, 1992 (capítulo 12).*

RICHARDS, J. R.; LEE, T. J.; SWAIN, P. H.; “Probabilistic and Evidential Approach for Multisource Data Analysis”, *IEEE-Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, pp. 283-293, 1987.*

RICHARDS, J. R.; GUBLER; NICOLIN, B.; “A Knowledge Based System for the Analysis of Aerial Images” – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol 25 - nº 3, maio de 1987.*

RIZZINI, C. T.; “Fitogeografia do Brasil” – *Âmbito Cultural Edições Ltda, RJ, 1997.*

SHAFER, G.; “A Mathematical Theory of Evidence”, *Princeton University Press, 1976.*

UCHÔA, J. Q.; PANANTIM, S. M.; NICOLETTI, M. C.; “Elementos da Teoria da Evidência de Dempster-Shafer” – *Departamento de computação da Universidade Federal de São Carlos, 2002.*

WANG, FANGJU; “Integrating GIS’s and Remote Sensing Image Analysis Systems by Unifying Knowledge Representation Schemes” - *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol 29 - nº 4, julho de 1991.*

YAGER, R. R.; “On Ordered Weighted Averaging Aggregation Operators in Multicriteria Decisionmaking” – *IEEE - Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – vol. 18, no 1, january 1988.*