



**GEOTECNOLOGIA NA ESTRATIFICAÇÃO DE  
POVOAMENTOS DE *Eucalyptus spp.***

**ADAUTA CUPERTINO DE OLIVEIRA**

**2006**

**ADAUTA CUPERTINO DE OLIVEIRA**

**GEOTECNOLOGIA NA ESTRATIFICAÇÃO DE POVOAMENTOS DE  
*Eucalyptus spp.***

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do curso de mestrado em Engenharia Florestal, área de concentração em Florestas de Produção, para a obtenção do título de “Mestre”.

Orientador

Prof. Luis Marcelo Tavares de Carvalho

LAVRAS  
MINAS GERAIS - BRASIL  
2006

**Ficha Catalográfica Preparada pela Divisão de Processos Técnicos da  
Biblioteca Central da UFLA**

Oliveira, Adauta Cupertino de.

Geotecnologia na estratificação de povoamentos de *Eucalyptus spp.* / Adauta Cupertino de Oliveira. – Lavras : UFLA, 2006.  
93 p. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2006.  
Orientador: Luiz Marcelo Tavares de Carvalho.  
Bibliografia.

1. Sensoriamento remoto. 2. Classificação orientada a objetos. 3.  
Inventário florestal. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD – 634.928  
634.973766

**ADAUTA CUPERTINO DE OLIVEIRA**

**GEOTECNOLOGIA NA ESTRATIFICAÇÃO DE POVOAMENTOS DE  
*Eucalyptus spp***

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do curso de mestrado em Engenharia Florestal, área de concentração em Florestas de Produção, para a obtenção do título de “Mestre”.

APROVADA em 23 de agosto de 2006.

Prof. José Roberto Soares Scolforo UFLA

Prof. Maria Helena Ramos Alves EPAMIG

Prof. Fausto Weimar Acerbi Júnior UFLA

Prof. Luis Marcelo Tavares de Carvalho  
UFLA  
(Orientador)

LAVRAS  
MINAS GERAIS - BRASIL

## AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Lavras, em especial ao Departamento de Ciências Florestais.

À CAPES, pela concessão da Bolsa de estudos.

Ao meu orientador, professor Luis Marcelo Tavares de Carvalho, pela paciência e apoio ao longo deste trabalho.

Ao meu co-orientador, professor Fausto Weimar Acerbi Jr, por disponibilidade irrestrita, sua grande ajuda na orientação, suporte e fortalecimento. Ele me forneceu não só conhecimento técnico, mas também atitude rigorosa na pesquisa. Sinto-me afortunada por sua orientação e amizade, que tornaram o caminho mais alegre.

Ao Professor José Roberto Scolforo pelo empenho, por sua sabedoria e acima de tudo, exigência. Foi sem dúvida esse rigor que me incentivou ao crescimento, determinação e disciplina.

A Helena Ramos Alves, meus efusivos agradecimentos pela sua participação nesta banca de mestrado, o que certamente tornará nosso trabalho mais rico.

A todo o pessoal do Laboratório de Estudos em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento, com quem compartilhei idéias e momentos de companheirismo.

Aos amigos freqüentadores da pensão “Adelvis”, Sandro, Silvia, Edmilson, Gleyce, Bodinho, Espeto, Natalino...

Aos meus grandes amigos que, mesmo distantes, estiveram muito presentes, Symone, Evandro, Célia, Luciano, Carlinhos e Eduardo.

Aos meus sogros, Vicentino e Maria José; minhas cunhadas, Kelly, Françoise e Érika, meus cunhados, Alexis e Tiago e sobrinha, Maria Eduarda, que me apoiaram e proporcionaram a tranquilidade necessária, cuidando do meu filho e de mim quando do nascimento do Miguel.

A Maria, simplesmente mãe e exemplo.

Ao Elvis, pela dedicação e pelo amor, que nunca me faltaram.

Ao meu filho Miguel, por existir.

## SUMÁRIO

	<b>Página</b>
RESUMO GERAL .....	i
GENERAL ABSTRACT .....	ii
CAPÍTULO 1: Inventário florestal e sensoriamento remoto.....	1
1 Introdução geral .....	2
2 Referencial teórico .....	5
2.1 Inventário florestal .....	5
2.1.1 Amostragem casual simples .....	6
2.1.2 Amostragem casual estratificada .....	8
2.1.3 Amostragem sistemática .....	10
2.2 Sensoriamento remoto .....	12
2.2.1 Segmentação de imagens .....	17
2.2.2 Classificação digital de imagens .....	18
3 Descrição da área de estudos .....	21
4 Descrição dos materiais e dados .....	22
5 Referências bibliográficas .....	25
CAPÍTULO 2: Classificação orientada ao objeto para estratificar povoamentos clonais de <i>Eucalyptus</i> spp.....	26
1 Resumo .....	27
2 Abstract .....	28
3 Introdução .....	29
4 Metodologia .....	31
4.1 Correção geométrica .....	31
4.2 Segmentação .....	32
4.3 Classificação .....	33
4.4 Análise da acurácia .....	36
5 Resultados e discussão .....	37
5.1 Segmentação .....	37
5.2 Classificação .....	39
5.2.1 Classificação da imagem Landsat .....	44
5.2.2 Classificação da imagem Spot .....	53
5.2.3 Classificação da imagem QuickBird .....	59
6 Conclusões .....	66
7 Referências bibliográficas .....	64

CAPÍTULO 3: Utilização de imagens de sensoriamento remoto como ferramenta de apoio ao cadastro e ao inventário florestal de florestas de produção.....	
1	Resumo ..... 66
2	Abstract ..... 67
3	Introdução ..... 68
4	Metodologia..... 70
4.1	Seleção das imagens ..... 70
4.2	Processamento do inventário ..... 71
4.2.1	Amostragem casual simples ..... 71
4.2.2	Amostragem casual estratificada ..... 71
4.2.3	Redução no número de parcelas ..... 72
4.2.4	Processamento do inventário por talhão ..... 72
5	Resultados e discussão ..... 74
5.1	Redução no número de parcelas permanentes ..... 82
5.2	Processamento do Inventário por talhão ..... 87
6	Conclusões ..... 92
7	Referências bibliográficas ..... 93

## RESUMO GERAL

OLIVEIRA, Adauta Cupertino de. **Geotecnologia na estratificação de povoamentos de *Eucalyptus* spp.** 2006. 93p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.<sup>1</sup>

Este estudo teve o objetivo geral estabelecer uma metodologia para a estratificação de povoamentos florestais, baseada no processamento semi-automatizado de imagens de sensoriamento remoto. Para isso, foram utilizadas técnicas de segmentação e classificação orientada ao objeto em imagens de alta e média resolução espacial. A meta foi a elaboração de mapas segmentados em diferentes estratos, visando ao aumento da precisão e ou a redução do custo do inventário florestal. As imagens Landsat, Spot e QuickBird foram segmentadas utilizando-se diferentes parâmetros de escala, gerando, assim, conjuntos de segmentos com diferentes tamanhos e formas. A classificação foi realizada por meio do classificador vizinho mais próximo, utilizando as informações de volume das parcelas permanentes, oriundas do inventário florestal, a fim de classificar os segmentos segundo este critério. Para a comparação da eficiência na estratificação das imagens, calculou-se o erro do inventário utilizando-se a formulação da amostragem estratificada em comparação à amostragem casual simples. Os resultados demonstraram que a segmentação e a posterior classificação dos segmentos foram eficientes, segundo o coeficiente de concordância Kappa. Considerando os parâmetros de escala testados, obteve-se um valor Kappa superior naquele que produziu segmentos menores, com acurácia global superior a 80%, exceto para a imagem QuickBird. Isso se deve ao fato de que, em segmentos maiores, pode ocorrer mais de uma parcela, aumentando a incerteza na classificação dos mesmos. O menor erro de inventário foi obtido para a imagem Spot, possibilitando concluir que a resolução espacial é importante na segmentação e na estratificação das imagens, porém, até certo limite, já que, dependendo do objeto estudado, um alto nível de detalhamento pode dificultar o processo de segmentação e estratificação da imagem.

Palavras chave: Sensoriamento remoto, Segmentação, Classificação orientado a objetos, Inventário Florestal

---

<sup>1</sup> Comitê Orientador: Luis Marcelo Tavares de Carvalho- UFLA (Orientador) e Fausto Weimar Acerbi Júnior - UFLA.



## GENERAL ABSTRACT

OLIVEIRA, Adauta Cupertino of. **Geotecnology in the stratification of Eucalyptus spp. Plantation** 2006. 93p. Dissertation (Master's degree in Forest Engineering) – Universidade Federal de Lavras , Lavras, MG.

This study established a methodology for stratifying forest plantation, based on the half-automatized processing of remote sensing images. For achieving this, techniques of guided object segmentation and classification of high and average spatial resolution images were used. The goal was the elaboration of segmented maps in different strata, aiming at increasing the precision and reducing forest inventory cost. The images Landsat, Spot and QuickBird were segmented, using different parameters of scale, generating, sets of segments with different sizes and forms. The classification was carried out by means of the nearest neighbor classification algorithm, using the information of volume of permanent parcels of the forest inventory, in order to classify the segments according to this criterion. For the comparison of the efficiency in the stratification of the images, the error of the inventory was calculated using the formularization of the stratified sampling in comparison to simple casual sampling. The results demonstrated that the segmentation and the posterior classification of the segments were efficient, according to Kappa. Coefficient of Agreement. Considering the tested parameter scale, the obtained Kappa values were larger in the smaller segments, with global accuracy over 80%, except for the QuickBird image. This, probably, is due to the fact that, in larger segments can occur more than one parcel, increasing the uncertainty of their classification. The smaller inventory error was obtained in the Spot image, allowing the conclusion that the space resolution is important in image segmentation and stratification. However, only until reaching certain limit, since, depending on the studied object, a too high level of detailing may difficult the process of image segmentation and stratification.

Word-key: remote sensing, segmentation, classification guided to the object, forest inventory

---

<sup>1</sup> Guidance Committee: Luis Marcelo Tavares de Carvalho (Adviser) e Fausto Weimar Acerbi Júnior.

## **CAPÍTULO 1**

### **INVENTARIO FLORESTAL E SENSORIAMENTO REMOTO**

## 1 INTRODUÇÃO GERAL

As empresas do setor florestal brasileiro caracterizam-se por possuírem extensas áreas plantadas. Normalmente, essas áreas são muito heterogêneas, devido ao plantio de diferentes espécies, em diferentes épocas do ano (diferentes idades) e em diferentes tipos de solo (sítio). Portanto, a viabilidade técnica e econômica da atividade florestal está essencialmente ligada a um planejamento criterioso da produção, ou seja, é necessária a adoção de regimes de manejo adequados para cada espécie, em cada sítio e que visem, prioritariamente, à qualidade do produto final (Acerbi-Junior et al., 2002).

Para atingir esse objetivo, o planejador florestal necessita de instrumentos eficientes de apoio à tomada de decisão, tais como as informações de crescimento e produção, geradas por meio do inventário florestal. A confiabilidade das informações de campo para o planejamento é extremamente relevante no caso da empresa florestal, em que o longo prazo de retorno dos investimentos, associado aos altos custos envolvidos, demanda o uso de técnicas especiais de planejamento que permitam alcançar os objetivos almejados (Silva, 1992).

Os inventários florestais sucessivos em plantios de *Eucalyptus spp.* constituem um instrumento estratégico de planejamento destas empresas. No Brasil, o sistema de amostragem sucessivo mais utilizado é o Inventário Florestal Contínuo (IFC), o qual faz uso de parcelas permanentes, instaladas quando os estratos atingem dois ou três anos e remeidas sistematicamente em períodos que variam de um a dois anos (Scolforo e& Mello, 1997).

A definição do tamanho da amostra para o IFC é, normalmente, condicionada à variabilidade da floresta e à precisão desejada. O controle ideal da variação é o fator determinante para se ter uma boa relação entre custo e

representatividade, uma vez que é esta relação que implicitamente determina a precisão do inventário. Assim, o uso da estratificação como forma de controlar a variação tem forte influência sobre o tamanho da amostra e a precisão do inventário (Kanegae, 2004).

Tradicionalmente, a estratificação de um povoamento florestal é feita com base em informações cadastrais, tais como a idade, a espécie e o espaçamento (Péllico Netto & Brena, 1997). Contudo, essas informações não levam em consideração a distribuição espacial dos diferentes estratos formados e possíveis relações entre estratos vizinhos. Nesse contexto, o uso de imagens de sensoriamento remoto oferece uma alternativa nova e eficiente na busca de informações complementares que melhor caracterizam o povoamento florestal, auxiliando, assim, o processo de estratificação.

Por meio do uso de técnicas de processamento de imagens de sensoriamento remoto, como, por exemplo, a segmentação e a classificação orientada ao objeto, é possível segmentar uma imagem em grupos ou regiões, de acordo com um critério de homogeneidade preestabelecido, considerando, dessa forma, semelhanças entre objetos vizinhos (Definiens, 2002). Como produtos finais, obtêm-se mapas temáticos, nos quais regiões afins são agrupadas, facilitando a visualização do povoamento como um todo, bem como as particularidades de cada região.

Assim sendo, este estudo teve o objetivo geral de estabelecer uma metodologia para a estratificação de um povoamento florestal baseado no uso da geotecnologia. Para isso, utilizaram-se técnicas de segmentação e classificação orientada ao objeto, em imagens de sensoriamento remoto de alta e média resolução espacial, na elaboração de mapas, visando ao aumento da precisão e ou a redução do custo do inventário florestal.

Contudo, para atingir esse objetivo, uma série de questões necessita de clarificação, tais como: Qual sensor é o mais adequado para a estratificação de

um povoamento florestal, proporcionando menor erro do inventário? Qual atributo de classificação proporciona melhores resultados de acordo com cada sensor? Qual o melhor parâmetro de escala, de acordo com o sensor utilizado?

Sendo assim, os objetivos específicos deste estudo foram:

- a) avaliar diferentes estratégias de segmentação das imagens Landsat, Spot e Quick Bird, para a estratificação de povoamentos de *Eucalyptus* spp.;
- b) avaliar estratégias de classificação das regiões oriundas da segmentação das imagens Landsat, Spot e Quick Bird;
- c) comparar a estratificação propiciada pelas imagens Landsat, Spot e QuickBird, em termos de redução da variância e do erro do inventário, com o procedimento de inventário tradicional adotado pela empresa.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 Inventários florestais

Um dos maiores problemas enfrentados por grande parte das empresas reflorestadoras é a falta de informações fidedignas sobre estoque presente, tamanho das áreas, mudanças no povoamento, etc., o que dificulta a execução de um plano de manejo essencial ao bom desenvolvimento de qualquer empreendimento florestal (Scolforo, 1990).

Os inventários florestais sucessivos em plantios de *Eucalyptus spp.* constituem um instrumento estratégico de planejamento nas empresas florestais. Eles possibilitam, dentre outras ações, a construção de modelos de predição do crescimento e da produção florestal em relação ao manejo adotado e a definição de planos de suprimento baseados nessas informações. Assim, esforços para obter informações confiáveis sobre o estoque e o crescimento da floresta tornam-se imperiosos, ainda mais num momento de crescentes expansões das indústrias de base florestal no Brasil (Kanegae, 2004).

O Inventário Florestal Contínuo (IFC) pode ser definido como um conjunto de unidades de amostra permanentemente estabelecido numa população florestal, isto é, todas as unidades amostrais medidas no primeiro inventário são remedidas em todas as demais medições sucessivas (Loetsch & Haller, 1964).

A principal vantagem do sistema é a avaliação periódica do crescimento da floresta, estimado com um pequeno erro-padrão de mudança. No entanto, o sistema é rígido e caro, por fazer uso das parcelas permanentes e a estimativa do valor corrente da floresta não é melhor que as encontradas com a utilização de

outros procedimentos de inventários florestais, em termos de precisão (Loetsch & Haller, 1964).

Cunha (1976), referindo-se à eficiência do inventário florestal contínuo, enfatiza que sua flexibilidade e eficiência podem ser facilmente melhoradas por técnicas de amostragem em ocasiões sucessivas.

O desenvolvimento teórico da amostragem clássica foi efetuado com base no conceito de populações fixas, ou seja, aquelas cujo conjunto de unidades amostrais é finito e que, para cada unidade amostral, o valor da variável avaliada é fixada (Thompson & Seber, 1996; Hoef, 2002). Os procedimentos de amostragem mais utilizados nos inventários florestais são: casual simples, casual estratificado e sistemático. Segundo Matérn (1960) e Cressie (1993), estes procedimentos também são considerados na amostragem espacial.

Os estimadores dos procedimentos de amostragem casualizados foram construídos com base nas probabilidades geradas pela aleatorização dos mesmos sobre a população fixa (Brus & Gruijter, 1997). A descrição detalhada de cada um desses procedimentos pode ser encontrada em Cochran (1977), Thompson (1992), Péllico-Netto & Brena (1997) e Scolforo & Mello (1997), dentre outros.

Os métodos usados para inventariar populações florestais buscam o menor erro para uma mesma quantidade de trabalho. Assim, torna-se importante investigar, para o tipo florestal específico e para determinado nível de precisão, os métodos e os processos de amostragem que permitam reduzir o custo do inventário, o qual é diretamente influenciado pelo tempo de medição e pelo caminharmento (Cesaro et al., 1994).

### **2.1.1 Amostragem casual simples**

Amostragem, conforme Husch et al. (1982), consiste em observar uma porção da população (floresta e suas características) para se obter estimativas

representativas do todo. O objetivo da amostragem é fazer inferências corretas sobre a população, as quais são evidenciadas se a parte selecionada, que é a população amostral, constituir-se de uma representação verdadeira da população objeto (Loetsch & Haller, 1973).

A amostragem casual simples (ACS) é o processo fundamental de seleção a partir do qual derivaram todos os demais procedimentos de amostragem, visando aumentar a precisão das estimativas e reduzir custos do levantamento (Pellico-Neto & Brena, 1997).

Na amostragem casual simples, a área florestal a ser inventariada é tratada como uma população única. A seleção de cada unidade amostral deve ser livre de qualquer escolha e totalmente independente da seleção das demais unidades da amostra.

De acordo com Husch et al. (1982), a amostragem casual simples, em inventários florestais, produz estimativas sem tendência da população e permite estimar o erro de amostragem, mas apresenta as seguintes desvantagens:

- a) a necessidade de planejar a listagem das unidades, para selecionar aleatoriamente as parcelas ou pontos amostrais;
- b) a dificuldade de localizar, no campo, a posição das unidades amostrais dispersas na população;
- c) o tempo improdutivo gasto no deslocamento entre as unidades da amostra;
- d) a possibilidade de uma distribuição irregular das unidades, resultando uma amostragem irregular da população.

A amostragem casual simples é recomendada para os inventários de pequenas populações florestais que apresentam grande homogeneidade da variável de interesse e fácil acesso. As populações pequenas estabelecem, naturalmente, maior aproximação das unidades amostrais, o que determina um deslocamento menor entre as unidades e maior eficiência do trabalho de campo.



As populações homogêneas necessitam de menor intensidade de amostragem que as heterogêneas, para o mesmo erro de amostragem e probabilidade fixado (Pellico-Neto & Brena, 1997).

### **2.1.2 Amostragem casual estratificada**

A intensidade de amostragem necessária para se estimar os parâmetros de uma população, com uma precisão previamente fixada, depende da variabilidade dessa população. Se a variância for grande, a intensidade de amostragem será grande, bem como os custos de amostragem. Se a variância for pequena, a intensidade de amostragem será reduzida e os custos de amostragem serão menores.

Assim, sendo possível dividir uma população heterogênea em subpopulações ou estratos homogêneos, de tal modo que os valores da variável de interesse variem pouco de uma unidade para outra, pode-se obter uma estimativa precisa da média de um estrato qualquer, por meio de uma pequena amostra desse estrato (Pellico-Neto & Brena, 1997).

A estratificação é utilizada quando a floresta apresenta alto grau de variabilidade nas características de interesse (volume, índice de sítio, biomassa). Como a variância da média ou o erro padrão da média são afetados pela intensidade amostral e pela variabilidade da característica de interesse, procura-se obter estratos homogêneos nesta característica (Scolforo & Mello, 1997). Assim, o fundamento desse procedimento de amostragem consiste em eliminar fontes de variação que podem mascarar resultados do inventário. Para tal, a variabilidade dentro dos estratos deve ser menor que a variabilidade da floresta como um todo, de tal modo que ocorrerá redução na variância da amostragem estratificada em relação à amostragem casual simples (Scolforo et al, 1998).

A estratificação é desejável porque, ao se obterem estratos mais homogêneos que a população toda, conseguem-se estimadores mais precisos, já que, a medida de variabilidade de cada estrato será tanto menor quanto melhor for a estratificação da floresta. Exceção pode ocorrer se as bases utilizadas para a estratificação não apresentarem correlação com a característica de interesse. Outra característica interessante é que a estratificação facilita a coleta de dados e o processamento destes por estrato, sendo também conveniente para o planejamento e a condução dos trabalhos de campo (Scolforo, 1997).

O usuário pode estratificar utilizando qualquer combinação de variáveis (espécie, idade, procedência, regiões administrativas, sítio, condição topográfica, classes de densidade, classes de diâmetro, característica de interesse, etc.), desde que essas existam no cadastro florestal e possam ser relacionadas aos talhões.

O número de estratos a serem adotados depende da conveniência administrativa, do custo de levantamento e da variabilidade da característica de interesse. No caso de uma população com grande variabilidade, é possível dividir tal população em subpopulações ou estratos homogêneos, de forma que os valores da variável de interesse variem pouco de uma unidade para outra, podendo ser obtida uma estimativa precisa de uma média de um estrato qualquer, por meio de uma pequena amostra deste estrato. As estimativas dos estratos podem ser combinadas, resultando em estimativas precisas para toda a população. Os principais parâmetros e estimativas obtidos por meio deste processo são: média por estrato, média estratificada, variância por estrato, variância estratificada, variância da média estratificada, erro padrão, erro de amostragem, intervalo de confiança para média, total por estrato, total para a população e intervalo de confiança para o total.

A vantagem da amostragem casual estratificada é que, para um mesmo erro de inventário, é um procedimento mais barato que a casual simples e, para

uma mesma intensidade amostral, é um procedimento mais preciso que a amostragem casual simples (Scolforo & Mello, 1997).

A estratificação pressupõe a divisão da população em  $N$  estratos com  $n$  parcelas cabíveis em cada um deles. Entretanto, a intensidade amostral deve ser calculada para a população e ser realocada para cada estrato. Para que o cálculo da intensidade amostral para a população possa ser realizado, torna-se necessário conhecer a variabilidade de cada estrato, por meio de amostra piloto ou de outro procedimento que se julgue adequado.

Na amostragem casual simples, não se pode garantir que todos os segmentos de uma população sejam representados na amostra. Por outro lado, na amostragem estratificada, tem-se a possibilidade de se extrair uma amostra que represente os diferentes segmentos de uma população, para qualquer variável de interesse. Por esta razão, a estratificação é usada com frequência em levantamentos realizados por amostragem (Sukhatme et al., 1984).

A comparação entre dois ou mais métodos de amostragem, visando determinar o que proporciona o menor custo para uma mesma precisão, permite conhecer, para um determinado tipo florestal, o método mais econômico, pois o tempo de instalação, de medição e de caminhamento, entre eles, é distinto (Pellico-Neto & Brena, 1997).

### **2.1.3 Amostragem sistemática**

Segundo Loetsch & Haller (1973), em um processo sistemático, as unidades amostrais são selecionadas a partir de um esquema rígido e preestabelecido de sistematização, com o propósito de cobrir a população, em toda a sua extensão, e obter um modelo sistemático simples e uniforme.

A localização das unidades amostrais é, em geral, mais fácil em uma amostra sistemática do que em uma aleatória, uma vez que as unidades são distribuídas segundo a mesma orientação. Em decorrência disso, o tempo gasto em deslocamento para localizar as unidades amostrais é menor e o custo de amostragem é reduzido (Pellico-Neto & Brena, 1997).

Segundo Husch et al. (1972), a sistematização proporciona boa estimativa da média e total, devido à distribuição uniforme da amostra em toda a população. Além disso, uma amostragem sistemática é executada com maior rapidez e menor custo que uma aleatória, desde que a escolha das unidades amostrais seja mecânica e uniforme.

A amostragem sistemática, em geral, é mais precisa que a aleatória simples, porque estratifica a população em ( $n$ ) estratos de ( $k$ ) unidades. Por consequência, é de se esperar que a amostra sistemática seja quase tão precisa quanto a correspondente amostra estratificada com uma unidade por estrato. A diferença é que, na amostragem sistemática, as unidades são tomadas na mesma posição relativa dentro do estrato, enquanto na amostragem estratificada, a posição das unidades é independente e aleatória (Cochran, 1963).

A desvantagem encontrada ao se utilizar à amostragem sistemática está no fato de as unidades amostrais não terem a mesma chance de compor a amostra. O procedimento não é probabilístico, à exceção da primeira unidade amostral. Outra desvantagem está no efeito periódico na população. Quando se trabalha com populações biológicas, seus elementos se encontram arranjados independentemente uns dos outros, mas, de local para local, mostram uma variação periódica (Scolforo & Mello, 1997).

## 2.2 Sensoriamento remoto

Embora os levantamentos de campo sejam a forma mais precisa para a caracterização de um povoamento florestal, estes demandam muito tempo, são caros, necessitam de uma equipe bem treinada e produzem informações pontuais, ou seja, para uma única localidade geográfica de cada vez (de Jong, 1994). Nesse sentido, o sensoriamento remoto pode ser considerado uma das mais importantes ferramentas de auxílio ao inventário florestal, fornecendo informações com alto grau de precisão e atualizadas.

O uso de dados de satélites como fonte auxiliar de informação é uma interessante alternativa ao inventário tradicional. Como principal característica, as imagens de sensoriamento remoto permitem a caracterização de extensas áreas em intervalos regulares de tempo. Portanto, a inclusão de dados advindos de sensores remotos possibilita a otimização dos trabalhos de campo, respeitando recursos financeiros escassos, auxiliando, dessa forma, a tomada de decisão (Janoth et al., 2004).

Sensoriamento remoto é o ramo da ciência responsável pela obtenção de informações sobre um determinado objeto, área ou fenômeno, por meio da análise de dados adquiridos por um instrumento (sensor) que não está em contato direto com esse objeto, área ou fenômeno sob investigação (Lillessand & Kiefer, 2000).

No sensoriamento remoto, a identificação e a distribuição dos objetos ou materiais são feitas pelas suas diversas características espectrais expressas nas várias bandas de um sensor. Por sua vez, quanto maior for o número de imagens e bandas que a complementem, maior será o volume de dados, tornando-se necessário o uso de técnicas automáticas de análise que, pela versatilidade própria dos computadores, introduz múltiplas formas de abordagem de dados (Lillessand & Kiefer, 1987).

Slater (1980) afirma que os sistemas sensores multiespectrais são idealizados para atender a uma multidisciplinaridade de aplicações. Do especialista e usuário de sensoriamento remoto é exigido um mínimo de conhecimento sobre as propriedades físicas e químicas dos diferentes materiais que compõem a superfície do terreno. A informação espectral que está contida em cada elemento de resolução do terreno (pixel) é resultante da integração do conjunto de propriedades destes materiais (normalmente vegetação, solo, rocha e água). Portanto, para um entendimento melhor do conceito de sensoriamento remoto, deve-se ter sempre em mente que todo o processo de observação e obtenção de informação está agrupado em três parâmetros intimamente correlacionados: resolução espacial, resolução espectral e resolução radiométrica.

A resolução espacial pode ser definida como a área vista por um dado sensor sobre a superfície da Terra, dentro de um ângulo sólido, em dado instante de tempo. Segundo Mather (1987), resolução espacial de um sistema de imageamento não é um conceito fácil de definir, pois pode ser avaliada de inúmeras maneiras, dependendo dos objetivos do usuário. Townshend (1980) utiliza alguns critérios baseados nas propriedades geométricas do sistema de imageamento para definir a resolução espacial, como habilidade de distinguir os alvos entre si, habilidade para medir a periodicidade de alvos repetitivos e habilidade para medir as propriedades espectrais de pequenos alvos.

A resolução espectral é um conceito inerente às imagens multiespectrais de sensoriamento remoto. Ela é definida pelo número de bandas espectrais de um sistema sensor e pela amplitude do intervalo de comprimento de onda de cada banda. O sistema óptico decide em que parte do espectro o sensor será capaz de receber a radiação refletida ou emitida pela superfície terrestre e o tipo do detector é responsável pela sensibilidade e pelo intervalo espectral de cada

banda. A quantização das medidas radiométricas torna-se possível quando o sensor carrega dados de referência internos e calibrados.

A resolução radiométrica é dada pelo número de valores digitais representando níveis de cinza, usados para expressar os dados coletados pelo sensor. Quanto maior o número de valores, maior é a resolução radiométrica. O número de níveis de cinza é comumente expresso em função do número de dígitos binários (bits) necessários para armazenar, em forma digital, o valor do nível máximo (Gonzalez & Woods, 2000).

Curran (1985) afirma que o sensoriamento remoto ampliou a capacidade do homem de obter informações sobre os recursos naturais e o meio ambiente, colocando-se como mais uma ferramenta complementar para facilitar trabalhos temáticos e de levantamentos. Segundo Novo (1989), as principais vantagens que justificam os programas de sensoriamento remoto orbital são as seguintes: estímulo às pesquisas multidisciplinares; informações de áreas de difícil acesso; universalização dos dados e das técnicas de tratamento e análise de dados digitais; facilidade do recobrimento de grandes áreas (visão sinóptica); cobertura repetitiva com mesma hora local; grande quantidade de dados pontuais, sobre uma mesma área; transferência de dados satélite/Terra em tempo real e o aspecto multiespectral, isto é, a capacidade dos sistemas sensores de gerarem produtos em diferentes faixas espectrais, tornando possível o estudo e a análise de diferentes elementos, os quais são identificados em determinadas faixas do espectro eletromagnético.

As fotografias aéreas mostram ser valiosas ferramentas, pois permitem a discriminação mais detalhada dos elementos que compõem a paisagem. No entanto, a restituição fotogramétrica é uma tarefa onerosa. Até recentemente, os dados colhidos por sistemas de sensoriamento remoto a bordo de satélites encontravam uso limitado, devido a sua baixa resolução espacial. Recentemente, tais limitações foram superadas e imagens com resolução espacial em torno de

um metro podem ser adquiridas e a expectativa é a de que imagens com maior resolução estejam disponíveis num futuro próximo (Centeno et al., 2003).

Com isso, a mistura de elementos é reduzida, mas o novo problema consiste em identificar adequadamente estes objetos, como plantios de eucaliptos, que freqüentemente possuem características espectrais similares, e texturas diferentes, devido a fatores como plantio de material genético diferente, variações de solos, etc.

Até recentemente, os dados do programa de satélite indiano IRS\_1C/D eram considerados os de resolução espacial máxima (resolução no solo de 5,8 e 23 m, para os modos pancromáticos e multiespectral, respectivamente), sendo um sistema operacional amplamente disponível. Foram assim alcançadas, com algumas restrições, áreas que anteriormente estavam restritas às fotos aéreas (Blaschke & Kux, 2005).

A maior resolução espacial dentre todos os satélites civis de sensoriamento remoto (aprox. 60 cm), atualmente, é a do satélite Quickbird-2, da Digital Globe. O satélite QuickBird foi lançado em órbita da Terra em outubro de 2001 e possui sensores do tipo *charge coupled device* (CCD), que realizam varredura eletrônica em fileira linear (Petrie, 2002). A visada fora do nadir permite a cobertura mais freqüente do terreno e a aquisição de pares estereoscópicos. O sistema sensor do satélite captura imagens nos modos pancromático (PAN) e multiespectral (MS) (Pinheiro & Kux, 2005).

Junto com os produtos QuickBird estão disponíveis os arquivos contendo os dados de suporte à imagem (*Image Support Data*, ou ISD). Os ISD possuem as informações necessárias para a correção geométrica das imagens e os coeficientes racionais polinomiais (RPC), calculados a partir de informações da câmara do sensor e da órbita do satélite (Gerlach, 2002).

O satélite Spot possui o sensor *Haut Resolution Visible* (HRV), do tipo CCD. Uma característica do sistema HRV é a capacidade de visada do sensor



fora da linha do nadir, ou seja, fora da posição perpendicular à linha de deslocamento do satélite, possibilitando a estereoscopia dos dados imageados. Possui uma resolução espacial de 10 x 10 m, na banda pancromática e 20 x 20 m, nas bandas multiespectrais. A largura da faixa imageada é de 117 km e uma resolução espectral de 4 bandas.

O Sensor Landsat *Enhanced Thematic Mapper* (ETM) pode ser utilizado para muitas aplicações e solução de problemas, tendo os dados arquivados desde 1982 o transformado na ferramenta ideal para a utilização em programas de monitoramento. Isso é completado por uma boa qualidade geométrica e radiométrica, que foi muito analisada, permitindo avaliar os seus dados com pacotes de processamento de imagens padrão. Com um tamanho de cena de 185 x 185 km, dentre todos os satélites de resolução média, ele fornece a maior cobertura regional, tendo, assim, uma relação custo/benefício atraente. No entanto, a limitação da resolução, devido à tecnologia de scanner e da altitude de imageamento, dificulta sua utilização para aplicações com elevadas exigências de precisão (Ehlers, 2005).

Uma imagem Landsat ETM é composta por 8 bandas espectrais que podem ser combinadas em inúmeras possibilidades de composições coloridas e opções de processamento. Entre as principais melhorias técnicas, se comparado ao seu antecessor, o sensor Landsat TM, destacam-se a adição de uma banda pancromática com resolução espacial de 15 m, perfeitamente registrada com as demais bandas, melhorias nas características geométricas e radiométricas, e o aumento da resolução espacial da banda termal para 60 m. Esses avanços tecnológicos permitem qualificar o Landsat ETM como o sensor mais interessante para a geração de imagens com aplicações diretas até a escala 1:25.000, em áreas rurais principalmente, mesmo em grandes extensões de território, como acontece frequentemente no Brasil.

Esses sistemas sensores abrem novas perspectivas e chances para o sensoriamento remoto, ao mesmo tempo em que questionam as metodologias até agora estabelecidas para a análise dos dados obtidos.

### **2.2.1 Segmentação de imagens**

Na área de sensoriamento remoto, os procedimentos de segmentação foram desenvolvidos e aplicados há pouco tempo (Ruherd & Woodcock, 1996; Halle, 1999; Jahn, 1997). Somente a partir do ano 2000 passaram a existir os primeiros pacotes comerciais de softwares, como, por exemplo, o *Stand Delineation Tool* (ferramenta para delineamento dos talhões), da empresa finlandesa Arboreal, para aplicações na área de florestas; o *eCognition*, da empresa alemã Definiens, que segue uma concepção mais geral e o programa brasileiro Spring, desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Os processos utilizados para dividir a imagem em regiões espectralmente homogêneas, implementadas no Spring, são três: crescimento de regiões, detecção de bordas e a combinação desses dois (INPE, 2000).

O processo de segmentação de imagens tem por objetivo dividir uma imagem em unidades homogêneas, considerando algumas de suas características intrínsecas, como, por exemplo, a uniformidade espectral dos pixels, sua textura e contraste (Woodcock et al., 1994).

A segmentação multirresolução parte do pressuposto de que as informações contextuais são importantes e, por isso, a interpretação de uma cena deve considerar não apenas a dimensão espectral, como também a dimensão espacial. Para tanto, é necessário que o processo de segmentação seja moldado em função da resolução da imagem e da escala esperada para os objetos (Antunes, 2003).

A segmentação multirresolução representa um novo conceito que realiza a fusão de regiões e agrupa os setores da imagem par a par. Inicialmente, um pixel individual é considerado um objeto da imagem ou de uma região. Nos passos seguintes, pequenos objetos da imagem são agregados, gerando outros maiores. O processo ocorre segundo um critério de homogeneidade, descrevendo a semelhança dos objetos vizinhos.

A decisão de se agrupar ou não um pixel ou objeto é tomada pelo grau de homogeneidade (GH). Os pixels ou objetos são associados se o GH calculado for inferior ao parâmetro de escala. O parâmetro de escala determina a heterogeneidade máxima dos objetos e influencia no seu tamanho (Definiens, 2002). O uso de diferentes parâmetros escalares determina distintos níveis de segmentação.

### **2.2.2 Classificação digital de imagens**

Inicialmente, o processo de classificação de imagens de sensoriamento remoto se resumia na separação, pixel a pixel, do conteúdo das imagens. Este procedimento promovia a segmentação da imagem em pequenas partes (denominados objetos imagem), cujas características radiométricas dos pixels componentes tinham determinadas semelhanças.

A classificação por pixel parte de uma análise estatística dentro de um espaço de atributos, no qual não se considera a posição espacial dos pixels. Assim sendo, nos diferentes procedimentos para classificação, ocorre uma alocação do respectivo pixel a uma determinada classe, predominantemente com base no valor do pixel (Pilz & Strobl, 2005)

Por meio da resolução espacial mais elevada dos novos sensores, o problema dos pixels mistos é reduzido e, por outro lado, são ampliados a variância interna e o ruído dentro de classes de uso da terra. Por isso,

procedimentos convencionais de classificação multiespectral pixel a pixel, cujas composições de clusters se baseiam em homogeneidades espectrais, resultam em excessos de classes, ou seja, em classes mal definidas (Cushnie, 1987).

Enquanto as possibilidades da interpretação e discriminação visual clássica de diferentes coberturas da superfície foram sensivelmente melhoradas em função da melhoria do reconhecimento de detalhes, os procedimentos convencionais automáticos baseados em pixels não podem ser aplicados de forma eficiente (Baarz & Schape, 2000; Hoffmann, 2000). Esse é o caso quando o tamanho dos objetos que devem ser detectados se encontra na faixa limítrofe do tamanho do pixel ou, mesmo, acima. Para os dados de sensoriamento remoto de alta e altíssima resolução, procedimentos de base contextual precisam ser usados (Elhers, 2005).

Para poder, não obstante, avaliar esses dados adequadamente, as novas concepções estão direcionadas para os mais diversos métodos de fusão de dados (Baatz & Schape, 2000; De Kok *et al.*, 2000), a utilização de “redes neurais” ou os “procedimentos de classificação orientados a objetos” (Baarz & Schape, 2000; De Kok *et al.*, 2000; Hoffmann, 2000).

Ao contrário dos métodos orientados ao pixel para classificação digital de imagens, na classificação orientada ao objeto, a análise é realizada sobre objetos ou segmentos da imagem e não apenas sobre pixels. Numa imagem, um objeto representa uma entidade que pode ser individualizada, tem atributos próprios e as mesmas propriedades da classe que lhe deu origem (Definiens, 2002).

Os classificadores orientados ao objeto têm uma concepção diferente de processamento. Primeiramente, a imagem é segmentada pela comparação das características radiométricas de cada pixel, mas já consideram-se alguns elementos limitantes, como a forma e a dimensão dos elementos a serem encontrados na imagem. Essa segmentação já experimenta uma orientação

adicional à simples reunião de pixels com características radiométricas semelhantes. Após esta etapa inicial, é possível adicionar critérios que estão ligados às características intrínsecas dos objetos a serem pesquisados, bem como características relativas entre diversos objetos (Krelling, 2000).

Uma característica intrínseca de uma casa, por exemplo, pode ser sua forma retangular e a relação largura/comprimento próxima da unidade. A característica intrínseca de uma estrada, embora “retangular”, é a pequena relação largura/comprimento. Como outra característica relacional, podemos considerar o fato de que o centro do objeto imagem casa não deve coincidir com o eixo do objeto imagem estrada, caso contrário, aquela estaria no meio desta. Dessa forma, o objeto encontrado no meio da estrada não será classificado como casa, mas, talvez, como ponte, ou um veículo, embora tenha a mesma coloração de telhados.

Essa nova geração de classificadores apresenta procedimentos semelhantes à forma como trabalha o cérebro humano, no processo de procura de algo em meio a um conjunto enorme de objetos. A seqüência de procedimentos para a interpretação pode ser armazenada de maneira que, quando dispusermos de outra imagem, a mesma seqüência pode ser aplicada automaticamente. Outro aspecto interessante é a possibilidade de obtenção das características intrínsecas dos objetos decorrentes da segmentação inicial. Pode-se, entre outras, conhecer a área, a orientação do eixo principal, a posição, sua intensidade radiométrica, a relação contorno/área, a densidade de agrupamento dos pixels, etc. (Krelling, 2000).

Gonçalves et al. (2001) apresentam duas justificativas para se adotar a classificação orientada ao objeto: (i) o processamento de imagens está mais próximo dos processos cognitivos humanos do que de classificações baseadas em pixel e (ii) as informações contextuais com significado podem ser

incorporadas mais facilmente numa abordagem orientada ao objeto do que numa abordagem pixel a pixel.

Segundo Ribeiro *et al.* (2002), a principal vantagem desta metodologia encontra-se associada ao fato de que o uso de regiões como unidade de análise é mais apropriado para a decisão de unidades de paisagem do que uma abordagem pixel a pixel.

Shwarz *et al.* (2002) resumem o modelo de classificação da imagem orientado a objeto como segue: segmentação da imagem em diferentes níveis com distintos detalhes; definição da hierarquia de classe e descrição da classificação; classificação da imagem com base na hierarquia das classes; análise e apresentação da acurácia temática da classificação.

### **3 DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO**

O trabalho foi conduzido numa área de 637 hectares de *Eucalyptus* spp. com 7 anos de idade, plantados no espaçamentos 3x2, denominada “Projeto Cara Preta”, pertencente à empresa Votorantim Celulose e Papel (VCP).

O projeto Cara Preta está situado a 21°35' de Latitude Sul e 47°35' de Longitude Oeste (Figura 1), em altitude variando de 600 a 700 m, no município de Santa Rita do Passa Quatro, SP. O clima da região é do tipo CWa, segundo o sistema de Köppen, com predominância de chuvas no verão e inverno relativamente seco (Brasil, 1969).

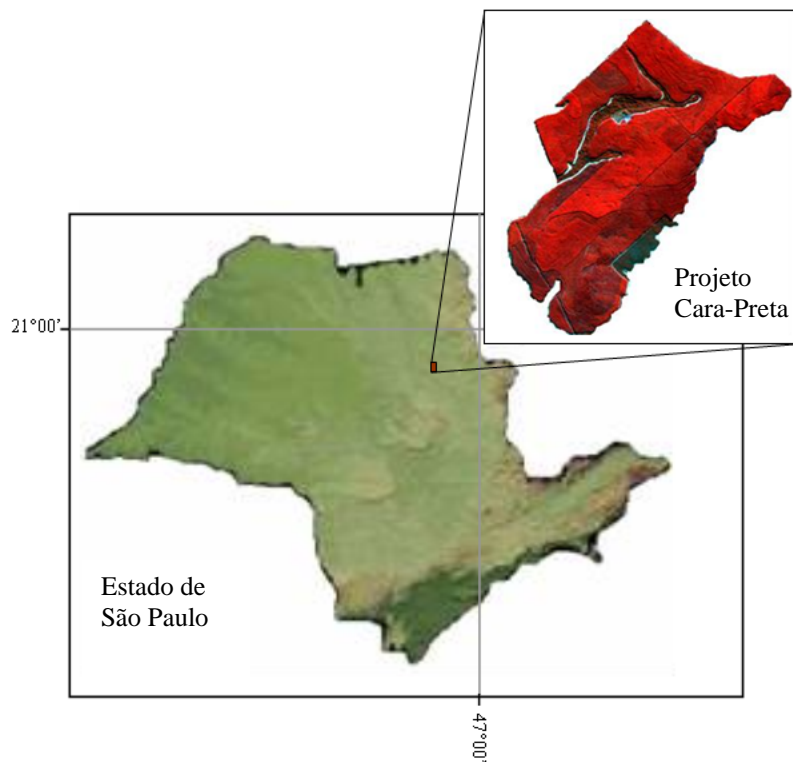


FIGURA 1 - Localização da área de estudo.

#### 4 DESCRIÇÃO DOS MATERIAIS E DADOS

A base de dados utilizada neste trabalho é composta por imagens de sensoriamento remoto de alta e média resolução espacial e dados coletados em campo. As informações das imagens utilizadas são as seguintes:

- 1) Imagem tomada pelo sensor Landsat ETM, adquirida em 01/09/2004, com resolução espacial de 30 m e 6 bandas espectrais.
- 2) Imagem tomada pelo sensor Spot HRV, adquirida em 03/03/2004, com resolução espacial de 10 m e 4 bandas espectrais.

3) Imagem tomada pelo sensor QuickBird CCD, adquirida em 03/06/2004, formada por uma banda pancromática (PAN) resolução espacial de 0,61 m e quatro bandas multiespectrais (MS) resolução espacial de 2,4 m.

Os seguintes aplicativos foram utilizados:

- a) eCognition Object-oriented Image Analysis 4.0 (segmentação e classificação orientada a objeto);
- b) ArcGis 9.0 (digitalização e análise espacial);
- c) Envi 4.2 (registro e recorte das imagens).

Os dados de campo são provenientes da empresa Votorantin Celulose e Papel S/A. Foram utilizadas as informações do inventário tradicional da empresa, formado por 63 parcelas permanentes de 500 m<sup>2</sup>, distribuídas aleatoriamente na área (Figura 2). Foram lançadas, de forma sistemática, outras 196 parcelas temporárias (Figura 3). Essas parcelas foram medidas no mês de maio do ano de 2004, com o objetivo de fazer uma varredura na área, tendo sido utilizadas na checagem da precisão do inventário.

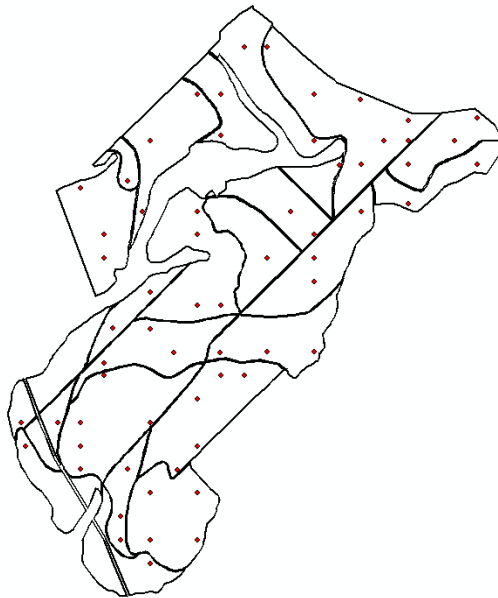


FIGURA 2 - Distribuição espacial das parcelas permanentes.



Em cada parcela foram medidos 100% dos *daps* (diâmetro a 1,3 metro do solo), algumas alturas (*Hts*) para estabelecimento da relação hipsométrica e a altura das árvores dominantes, segundo o conceito de Assmann. Portanto, em cada parcela, foram mensuradas as *Hts* das 10 primeiras árvores e das 5 árvores dominantes. Para a estimativa da altura das demais árvores na parcela, utilizaram-se modelos hipsométricos, enquanto quem para a estimativa do volume utilizou-se o modelo de Schumacher & Hall (1933), ajustado com os dados de uma cubagem rigorosa em 277 árvores-amostra abatidas.

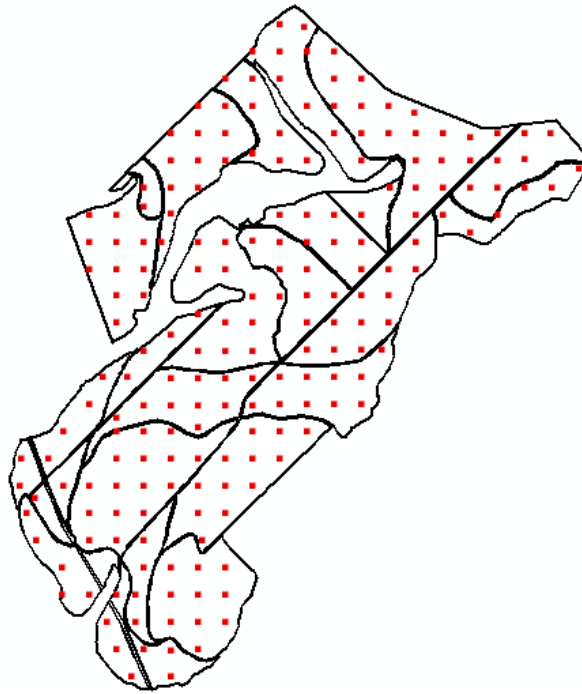


FIGURA 3 - Distribuição espacial das parcelas temporárias.

## 5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

**ENVI user's guide.** Washington: RSI – Research System, 2004. 1057p.

GERLACH, F. **Understanding rational polynomial coefficients and image geometric models.** Disponível em: <<http://www.imagingnotes.com>>. Acesso em: 25 jan. 2002.

HARALICK, R.M.; SHANMUGAM, K.K.; DINSTEN, I. Textural features for image classification. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v.3, n.6, p.610-611, 1973.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. Divisão de Processamento de Imagens. **SPRING-2.0:** modelagem, linguagens e funcionalidade. Disponível em: <http://www.inpe.br/spring>>. Acesso em: 25 abr. 2004.

LU, D.; MORAN, E.; BATISTELLA, M. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 87, p. 456-469, 2003.

LUCCA, E.V.D. **Avaliação e comparação de algoritmos de segmentação de imagens de radar de abertura sintética.** São José dos Campos: INPE, 1998. 207p. (INPE-7507-TDI/721).

RICHARDS, J.A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction.** Berlin, Springer-Verlag, 1986. 281p.

SCHUMACHER, F.X.; HALL, F. S. Logarithmic expression of timber-tree volume. **Journal of Agricultural Research**, v.47, n.9, p.719-734, 1933.

SKIDMORE, A.K. Accuracy assessment of spatial information. In: STEIN, A.; MEER, F. van der; GORTE, B. (Ed.). **Spatial statistics for remote sensing.** Dordrecht: Kluwer, 1999. p.197-209

## **CAPÍTULO 2**

### **CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA AO OBJETO, PARA ESTRATIFICAR POVOAMENTOS DE *Eucalyptus* spp.**

## 1 RESUMO

OLIVEIRA, Adauta Cupertino. Classificação orientada ao objeto para estratificar povoamentos de *Eucalyptus* spp. In: \_\_\_\_\_. **Geotecnologia na estratificação de povoamentos de *Eucalyptus* spp.** 2006. Cap.2, p.28-64. Dissertação (Mestrado em Manejo Ambiental) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG<sup>1</sup>.

O objetivo deste estudo foi estratificar um povoamento florestal, utilizando técnicas de segmentação e classificação orientada ao objeto em imagens Landsat, Spot e QuickBird. Estas imagens foram segmentadas utilizando diferentes parâmetros de escala, gerando assim conjuntos de segmentos com diferentes tamanhos e formas. A classificação foi realizada por meio do classificador vizinho mais próximo, utilizando as informações de volume das parcelas permanentes, oriundas do inventário florestal, a fim de classificar os segmentos segundo este critério. Como ferramenta auxiliar na classificação dos segmentos utilizou-se o processo de otimização do espaço de feições, permitindo a seleção de características mais importantes na diferenciação das classes. Para a avaliação da exatidão da classificação dos segmentos, utilizou-se uma rede de 196 parcelas temporárias, distribuídas sistematicamente na área. Os resultados demonstraram que a segmentação e a posterior classificação dos segmentos foram eficientes de acordo com índice de concordância Kappa que foram superiores nos parâmetros de escala que produziram segmentos menores, com valores acima de 80%, exceto para a imagem QuickBird. O menor erro de inventário foi obtido para a imagem Spot sendo possível concluir que a resolução espacial é importante na segmentação e estratificação das imagens, porém até certo limite já que, dependendo do objeto estudado, um alto nível de detalhamento pode dificultar o processo de segmentação e estratificação da imagem.

Palavras-chave: sensoriamento remoto, segmentação, classificação orientada ao objeto

<sup>1</sup> Comitê Orientador: Luis Marcelo Tavares de Carvalho (Orientador) e Fausto Weimar Acerbi Jr. (co-orientador).

## 2 ABSTRACT

OLIVEIRA, Adauta Cupertino. Guided object classification to stratify Eucalyptus spp. Plantation IN: \_\_\_\_\_. **Geotecnology in the stratification of Eucalyptus spp. Plantation 2006**. Cap.2, p.28-64. Dissertation (Master's degree in Environmental Handling) - Universidade Federal de Lavras , Lavras, MG<sup>1</sup>.

This study stratified a forest plantation, using techniques of guided object segmentation and classification of Landsat, Spot and QuickBird images. These images were segmented, using different parameters of scale, thus generating a set of segments with different sizes and forms. The classification was carried out using the nearest neighbor classification algorithm. Volume of permanent parcels of the forest inventory was used in order to classify the segments according to this criterion. In the classification of the segments the optimization process of the space features was used as an auxiliary tool, allowing the election of more important characteristics in the differentiation of the classes. For the evaluation of the exactness of the classification of the segments, a net of 196 temporary parcels was used, distributed systematically in the area. The results demonstrated that the segmentation and the posterior classification of the segments were efficient, according to Kappa. Coefficient of Agreement. Considering the tested parameter scale, the obtained Kappa values were larger in the smaller segments, with global accuracy over 80%, except for the QuickBird image. The smaller inventory error was given by the Spot image allowing the conclusion that the space resolution is important in image segmentation and stratification, however, only until certain limit, since, depending on the studied object, a too high detailing level may difficult the process of image segmentation and stratification.

Word-key: remote sensing, segmentation, classification guided to the object

<sup>1</sup> Guidance Committee: Luis Marcelo Tavares de Carvalho (Adviser) e Fausto Weimar Acerbi Jr. (co-adviser).

### 3 INTRODUÇÃO

Com o avanço da informática, nos últimos anos, tem-se adquirido um grande número de dados coletados por diferentes sensores, o que tem contribuído para estimular o desenvolvimento de novas tecnologias de processamento de imagens digitais. As restrições, em termos de resolução espacial das imagens disponíveis, é uma barreira que está sendo superada com o desenvolvimento de novos sensores, capazes de gerar imagens de alta resolução espacial.

Contudo, a preocupação em obter um maior aproveitamento dessas imagens de alta resolução espacial impõe novos desafios. As tradicionais análises por pixel tornam-se limitadas em imagens que captam detalhes de cenas muito heterogêneas. Nestes casos, é comum a sobreposição de classes no espaço de atributos, o que dificulta o processo de classificação. Surge, portanto, a necessidade de exploração de ferramentas alternativas que não se limitem apenas a atributos espectrais. Entre essas ferramentas, destaca-se a análise orientada a objetos.

O processo de classificação de imagens orientada ao objeto consiste em agrupar os “pixels” próximos e com atributos similares, em regiões, e em atribuir cada região a uma das classes. Esse processo tem como vantagem a utilização de uma maior quantidade de descritores para as regiões, como, por exemplo, a forma, o tamanho e a textura, o que tem como consequência o aumento de variáveis de entrada no processo de classificação (Centeno, 2005).

Diante disso, este estudo teve como objetivo estabelecer uma metodologia para a estratificação de um povoamento florestal baseado no uso da classificação orientada ao objeto. Dessa forma, testou-se a hipótese da possibilidade de estratificação de um povoamento florestal utilizando-se imagens de alta e média resolução espacial, avaliando-se a possibilidade de se

estratificar um povoamento florestal baseado exclusivamente nas informações de cor, forma, tamanho e textura das imagens. Para isso, analisaram-se diferentes estratégias de segmentação e classificação das imagens produzidas pelos sensores Landsat TM, Spot e QuickBird.

## 4 METODOLOGIA

### 4.1 Correção geométrica e retificação geométrica

A correção geométrica das imagens foi efetuada realizando-se uma transformação afim entre a geometria das imagens e uma geometria de referência definida pelo sistema de georreferência UTM e datum WGS 84.

A retificação geométrica é uma transformação geométrica que relaciona, neste caso, coordenadas geográficas (latitude e longitude) com coordenadas da imagem (linhas e colunas). Essa transformação corrige distorções existentes na imagem, causadas no processo de sua formação, pelo sistema sensor e por imprecisão dos dados de posicionamento da plataforma (Inpe, 1996). Neste estudo, o registro foi realizado, primeiramente, na imagem QuickBird, por meio de pontos de controle coletados em campo com GPS e o método de reamostragem da imagem adotado foi o do vizinho mais próximo (Richards, 1986). As imagens Spot e Landsat foram registradas em função da imagem QuickBird. Os erros médios quadráticos para as imagens Landsat, Spot e QuickBird foram, respectivamente, 0,2874, 0,43672 e 0,3924 pixel. Além disso, as imagens Spot e QuickBird foram ortoretificadas.

Junto com os produtos dessas imagens, estão disponíveis os arquivos contendo os dados de suporte às imagens (*Image Support Data*, ou ISD). Os ISD possuem as informações necessárias para a correção geométrica e a ortoretificação das imagens, os coeficientes racionais polinomiais (RPC), calculados a partir de informações da câmara do sensor e da órbita do satélite (Gerlach, 2002).



## 4.2 Segmentação

Em um processo de classificação orientada ao objeto, duas são as etapas principais: a segmentação e a classificação das regiões resultantes. Durante o processo de segmentação, a imagem é subdividida em porções uniformes menores (segmentos ou regiões), utilizando-se o algoritmo de crescimento de regiões e guardando a associação espacial entre os segmentos.

O critério mestre na segmentação é o “parâmetro de escala”, que é o resultado da uniformidade espectral e espacial das regiões. O parâmetro de escala é uma medida que define a máxima mudança em heterogeneidade que pode ocorrer quando duas regiões são agrupadas na imagem, sendo indiretamente responsável pelo tamanho médio dos segmentos formados na imagem, ou seja, valores elevados levam à formação de segmentos maiores na imagem, enquanto valores menores proporcionam segmentos menores.

Numa primeira fase, pondera-se a importância da informação espectral em relação à informação espacial. Caso seja considerado que a informação espacial é relevante, existe a alternativa de determinar qual característica é mais importante para as regiões: a compacidade ou a suavidade de seus contornos. Neste estudo, avaliou-se o desempenho da segmentação utilizando-se três diferentes valores do parâmetro escala para cada imagem (Tabela 1), uma vez que não há, na literatura, uma unanimidade em relação a esses valores.

TABELA 1 - Valores para o parâmetro escala, cor e forma para as imagens Landsat, Spot e QuickBird.

<b>Imagens</b>	<b>Parâmetro escala</b>			<b>Cor</b>	<b>Forma</b>
Landsat	2	3	5	0,8	0,2
Spot	5	10	15	0,8	0,2
QuickBird	25	50	75	0,8	0,2

Outro ponto importante diz respeito ao balanço entre a forma dos segmentos e sua uniformidade espectral que, por sua vez, é responsável pelo crescimento direcionado das regiões, passível de ser adaptado às características de cada imagem. Neste estudo, foi adotado um peso maior para a informação espectral (cor) do que para a forma (Tabela 1). Isso se deve ao fato de que o objetivo final é a separação das diferentes classes de eucaliptos e, nesse sentido, a informação espectral passa a ter uma importância maior quando comparada à forma.

A segmentação foi avaliada de forma qualitativa, por meio da inspeção visual dos resultados, visando à análise de parâmetros como a forma, as dimensões e as bordas das regiões (Lucca, 1998).

### **4.3 Classificação**

A classificação é o processo em que uma decisão é tomada a respeito da classe mais provável para cada elemento. Na abordagem “orientada ao objeto”, os elementos considerados não são mais os pixels isolados, mas grupos de pixels ou regiões. A grande vantagem de considerar regiões é que o número de variáveis consideradas na classificação aumenta, pois, além dos dados espectrais, é possível descrever cada região usando parâmetros de forma, textura e associação entre objetos. Dessa forma, os objetos podem ser mais adequadamente descritos. Outra vantagem em relação aos métodos tradicionais de classificação, baseados nos valores dos pixels, é que a classificação orientada ao objeto requer um número menor de amostras para treinamento do classificador, uma vez que, normalmente, dentro de um único objeto existem dezenas de pixels com suas variações.

Após a segmentação, dispõe-se de um conjunto de regiões uniformes, que devem ser interpretadas. A atribuição desses segmentos a uma das classes é feita seguindo-se os princípios de uma classificação supervisionada. Para isso, são coletadas amostras de treinamento para cada classe.

A primeira etapa constituiu-se na verificação dos parâmetros espectrais e espaciais que melhor descrevem as classes em consideração: “classes de eucaliptos”. Neste estudo, optou-se por utilizar o classificador vizinho mais próximo por este utilizar áreas de treinamento para as classes segundo a aquisição de amostras, ou seja, regiões características e puras de cada classe.

Foram utilizados os dados de volume oriundos das parcelas permanentes, a fim de classificar os segmentos segundo este critério. As parcelas foram agrupadas utilizando-se o método estatístico, em 3 classes de volume, denominadas: volume alto, volume médio e volume baixo (Figura 4).

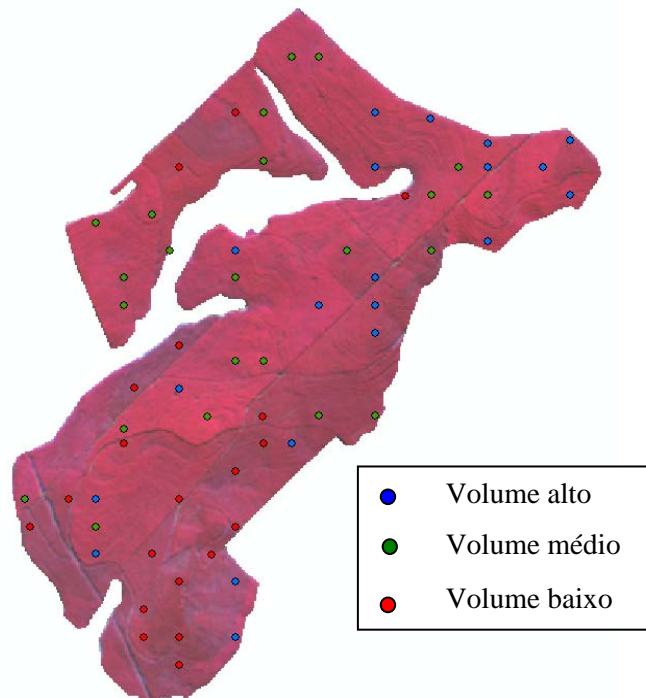


FIGURA 4 - Distribuição das parcelas de campo agrupadas em classes sobre a imagem da área.

Em cada classe, foram sorteadas 10 parcelas para serem utilizadas na amostragem dos segmentos. Esses segmentos foram amostrados de acordo com a parcela correspondente à sua localização e recebiam a mesma denominação das parcelas. A descrição obtida serve para, numa fase posterior, classificar o restante dos segmentos.

A idéia central da metodologia aplicada é o processamento de unidades de imagem, que se distinguem entre si por meio de feições características, ou seja, a cada objeto fica associado um conjunto de atributos obtidos com base nos valores espectrais dos pixels contidos nesse objeto. Neste estudo foram utilizados os atributos: média, desvio padrão, valor máximo e valor mínimo, considerando os pixels do segmento, além da vizinhança, da razão de bandas e da textura. Para derivar a textura dos segmentos, foram utilizadas a homogeneidade, a entropia e a média, que são alguns dos atributos de co-ocorrência introduzidos por Haralick et al. (1973). Este método explora a dependência espacial dos níveis de cinza da imagem para montar uma matriz que representa a informação textural. A matriz de co-ocorrência é definida para uma orientação e uma distância entre os pixels da imagem.

No processamento digital, a cada eixo desse espaço de atributos são atribuídos os níveis de cinza de uma determinada banda espectral. Como as imagens possuem resolução espectral diferente, a quantidade final de atributos de cada imagem foi proporcional ao número de bandas.

Como ferramenta auxiliar na classificação dos segmentos, utilizou-se o processo de otimização dos espaços de feições. Durante esse processo, é possível obter uma visão clara e quantitativa da importância de cada feição na separação das classes, maximizando, assim, o processo de classificação por meio da seleção de atributos com maior poder discriminante.

#### 4.4 Análise da exatidão

A avaliação da acurácia determina a qualidade dos mapas produzidos a partir dos dados de sensoriamento remoto, podendo essa avaliação ser qualitativa ou quantitativa. Neste estudo, utilizou-se a avaliação quantitativa da acurácia como uma forma de identificar e quantificar os erros nos mapas gerados. A avaliação quantitativa é realizada por meio da comparação dos mapas com as informações de campo (“referência de campo”), que devem ser precisas e independentes das informações utilizadas na geração dos mapas.

Dessa forma, utilizaram-se, como referência de campo, as informações advindas das parcelas temporárias, uma vez que essas representam muito bem a área, já que foram alocadas sistematicamente e são independentes, ou seja, não foram utilizadas no processo de classificação.

Um método comum para a avaliação da acurácia da classificação é o uso da matriz de confusão e das estatísticas derivadas, o que permite o cômputo da acurácia global, acurácia do produtor, acurácia do usuário e do coeficiente Kappa (Lu *et al.*, 2003). O uso da matriz de confusão em dados de sensoriamento remoto é relatado desde 1970 (Skidmore, 1999).

A acurácia global do mapeamento foi, então, obtida pela razão entre a somatória do número de segmentos corretamente classificados em todas as classes temáticas e o número total de segmentos da amostra de validação. Os segmentos corretamente classificados são os componentes da diagonal principal da matriz de confusão. Os erros de inclusão foram obtidos pela razão entre o número de segmentos classificados erroneamente em uma classe e o número total de segmentos classificados nesta classe. Esse erro indica o percentual de segmentos incluídos em uma classe, quando, na verdade, pertence a outra(s) classe(s). A acurácia do usuário foi obtida pela razão entre o número de

segmentos corretamente classificados em uma classe e o número total de segmentos classificados nesta classe.

Os erros de omissão foram calculados pela razão entre o número de segmentos classificados erroneamente em uma classe e o número total de segmentos da respectiva classe. Esse erro indica o percentual de segmentos omitidos da classe correta que foram atribuídos a outra(s) classe(s). A acurácia do produtor foi calculada pela razão entre o número de segmentos corretamente classificados em uma classe e o número de segmentos da amostra de validação da respectiva classe.

O valor do coeficiente Kappa (K) varia de 0 a 1, indicando a concordância entre a imagem classificada e as amostras de validação. O valor K pode ser comparado como os valores e conceitos contidos na Tabela 2, desenvolvidos por Landis & Koch (1977) e, dessa forma, avaliar o mapa temático obtido da classificação da imagem.

TABELA 2 - Conceitos do coeficiente de concordância Kappa.

<b>Valor de Kappa</b>	<b>Qualidade da classificação</b>
<0,0	Péssima
0,0 - 0,2	Ruim
0,2 - 0,4	Razoável
0,4 - 0,6	Boa
0,6 - 0,8	Muito boa
0,8 - 1,0	Excelente

Fonte: Adaptada de Landis & Koch (1977).

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 5.1 Segmentação

Com base na análise visual da segmentação, foi possível detectar a separação entre diferentes regiões, contendo classes espectralmente próximas entre si, que, provavelmente, não poderiam ser bem discriminadas pela classificação tradicional, uma vez que esta leva em consideração apenas o valor individual de cada pixel.

Os diferentes parâmetros de escala utilizados na segmentação das imagens geraram objetos de tamanhos variados. Com isso, algumas regiões visualmente distintas não foram separadas ao utilizar um parâmetro de escala maior (Figura 5). Neste caso, fica evidente que os parâmetros de escala que proporcionam segmentos menores são mais apropriados para a segmentação da área em questão, uma vez que, somente utilizando segmentos menores, é possível captar a heterogeneidade espectral das diferentes classes de eucalipto.

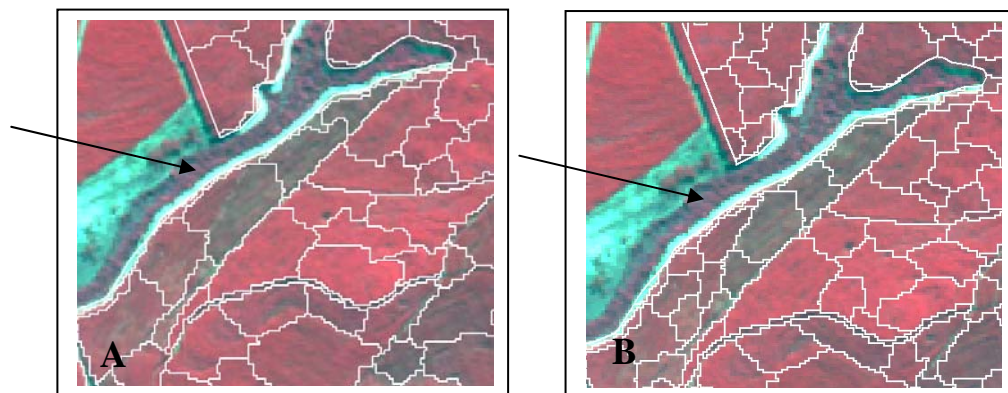


FIGURA 5 - Segmentação utilizando-se o parâmetro de escala 10 (A) e o parâmetro de escala 5 (B) de vegetação de eucalipto, dentro da mesma seqüência de segmentação, em imagem Spot.

Comparando-se a segmentação resultante das três imagens, nota-se uma menor riqueza de detalhes na segmentação da imagem Landsat (ETM), em comparação com as demais imagens utilizadas (Figura 6). Esse resultado já era esperado, uma vez que a imagem Landsat apresenta um menor poder de resolução espacial (30m). Contudo, observa-se que o procedimento de segmentação foi eficiente, já que permitiu a estratificação de regiões espectralmente distintas na imagem. Nos sensores Spot e QuickBird, foi possível observar um melhor detalhamento de objetos conhecidos na área, como estradas e aceiros, que foram delimitados no processo de segmentação (Figura 6). Isso ocorreu devido à alta resolução espacial dessas imagens.

## **5.2 Classificação**

Na classificação dos objetos, utilizando-se as parcelas do inventário como amostras das diferentes classes de eucalipto, foram gerados mapas temáticos distintos para cada imagem, de acordo com o parâmetro de escala utilizado. Esta fase consistiu na caracterização de cada uma das classes por meio da seleção de atributos espectrais e espaciais de cada região.

Os atributos constituem uma importante ferramenta para discriminar os objetos de uma cena que possui a mesma aparência espectral, porém, pertencem a diferentes classes. O termo seleção de atributos refere-se aos algoritmos que selecionam o melhor subconjunto, a partir de um conjunto de atributos escolhidos pelo analista, que conduza a um menor erro na classificação. Isso foi feito por meio da ferramenta de otimização do espaço de atributos, com o objetivo de diminuir a dimensionalidade dos dados.



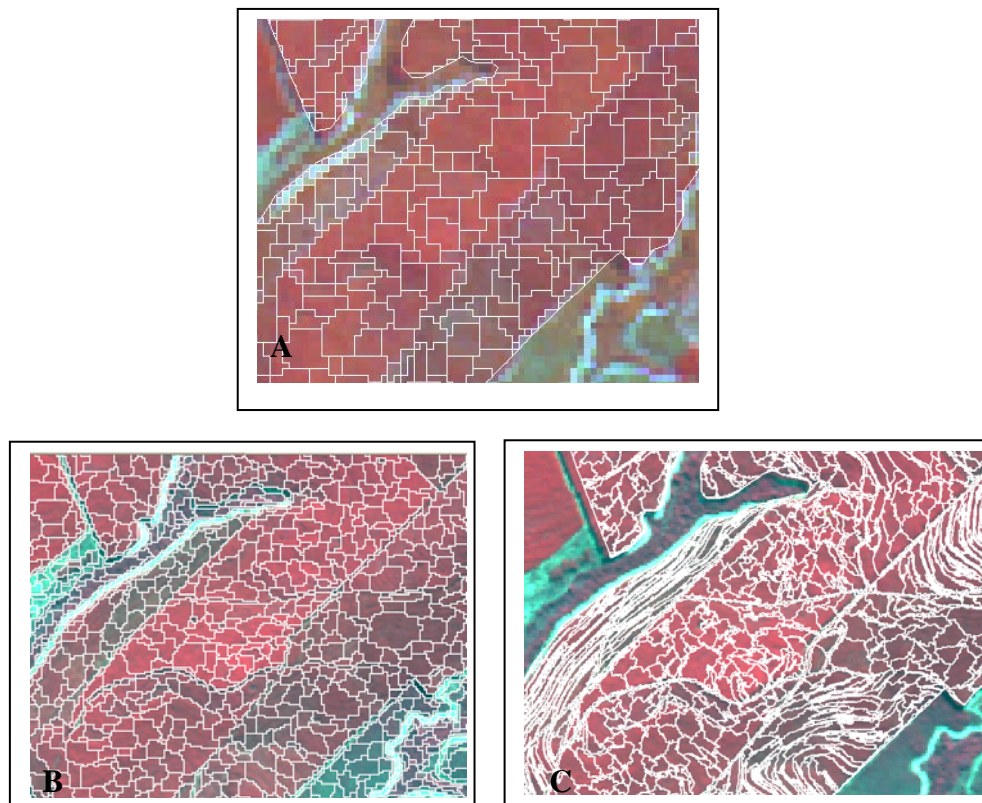


FIGURA 6 - Segmentação das imagens Landsat com parâmetro de escala 2 (A), Spot com parâmetro de escala 5 (B) e QuickBird com parâmetro de escala 25 (C).

O resultado desta análise pode ser observado pelo gráfico do grau de separabilidade de diferentes combinações de atributos, utilizado para a imagem Spot no parâmetro de escala 15 (Figura 7). Este gráfico descreve o comportamento de diferentes conjuntos de atributos e sua capacidade de separar as classes de objetos a partir das amostras selecionadas. Neste exemplo, um conjunto de oito atributos proporcionou a melhor separabilidade, pois esse é o valor em que a taxa de acerto foi máxima. A partir desse, valor nota-se a

estabilização da curva, sendo que, nesta região, a adição de novos atributos não altera (ou altera muito sutilmente) a taxa de separabilidade. A estabilização na taxa de acerto se deve ao fato de que os atributos importantes para se distinguir os padrões já foram inseridos e os atributos extras não são mais significativamente relevantes para a classificação.

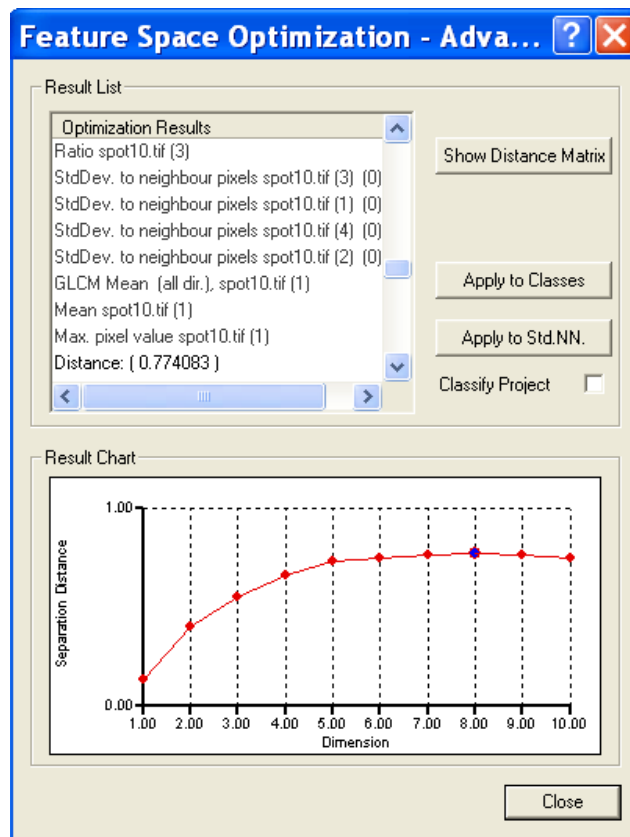


FIGURA 7 - Exemplo de gráfico do grau de separabilidade das diferentes combinações de atributos.

Os atributos que foram selecionados para serem utilizados na classificação podem ser visualizados na Tabela 3. Em cada imagem e para cada

parâmetro de escala, foi utilizado um conjunto diferente de atributos. No entanto, é possível observar que certos atributos são comuns na imagem, apesar da mudança no parâmetro de escala. Na imagem Landsat, o desvio padrão nas bandas 1, 2 e 3, a homogeneidade (textura) e a vizinhança na banda 4 aparecem em todos os parâmetros de escala, indicando que esses atributos são importantes na separação das classes para esta imagem. Para a imagem Spot, a vizinhança nas bandas 3 e 4 destaca-se como uma característica importante na separação das classes, já que este atributo aparece nos três parâmetros de escala testados para essa imagem. Na imagem QuickBird, os atributos que mais aparecem são razão, na banda 2; contraste (textura), na banda 4 e vizinhança, na banda 3. De forma geral, os atributos que se destacam, por serem selecionados em vários parâmetros de escala, são: vizinhança, nas bandas 3 e 4, e homogeneidade (textura) e desvio padrão, na banda 1.

TABELA 3 - Características selecionadas para a classificação das imagens nos diferentes parâmetros de escala.

Características selecionadas	Parâmetro de escala								
	Landsat			Spot			QuickBird		
	2	3	5	5	10	15	25	50	75
Desvio (B1)	x	x	x	x	x		x		
Desvio (B2)	x	x	x	x					
Desvio (B3)	x	x	x						
Desvio (B4)	x							x	x
Média (B1)					x				
Média (B4)	x								
Razão (B1)			x						
Razão (B2)							x	x	x
Razão (B3)		x				x	x		
Razão (B4)	x		x						
Vizinhança (B1)				x	x	x		x	x

**Continua...**

**TABELA 3 – Continuação**

Vizinhança (B2)						X			X
Vizinhança (B3)			X	X	X	X	X	X	X
Vizinhança (B4)	X	X	X	X	X	X	X		
Textura–contr. (B1)				X				X	X
Textura– contr. (B2)				X					
Textura– contr. (B3)			X	X			X		
Textura– cont. (B4)				X			X	X	X
Textura – Média (B1)				X	X	X			
Textura – Homog.	X	X	X	X	X				
Textura – Homog. (B1)							X	X	
Máx. valor Pixel (B1)					X	X			
Máx. valor Pixel (B4)		X						X	X
Mín. valor Pixel (B1)					X				
Mín. valor Pixel (B2)						X			
Mín. valor Pixel (B3)		X							
Mín. valor Pixel (B4)							X	X	

Para a verificação da acurácia da classificação, foi calculada a matriz de confusão. Por meio desta matriz, foi possível obter a acurácia global e o coeficiente de concordância Kappa, bem como a acurácia por classe de volume e os respectivos erros de inclusão e omissão.

Considerando-se a estatística global, a classificação da imagem Spot usando parâmetro de escala 5 apresentou maior acurácia, seguida da imagem Landsat, no parâmetro de escala 2 e da imagem QuickBird, no parâmetro de escala 75 (Figura 8). Considerando-se os valores do coeficiente Kappa (K), a tendência foi similar com a imagem Spot, parâmetro de escala 5, apresentando valor  $K=0,822$ ; a imagem Landsat, parâmetro de escala 2, apresentando valor  $K=0,808$  e a imagem QuickBird, parâmetro de escala 75, apresentando valor  $K=0,7559$ . Contudo, esses são valores que indicam a precisão de forma mais global e que, portanto, impossibilitam uma análise detalhada da acurácia da classificação por classe de volume.

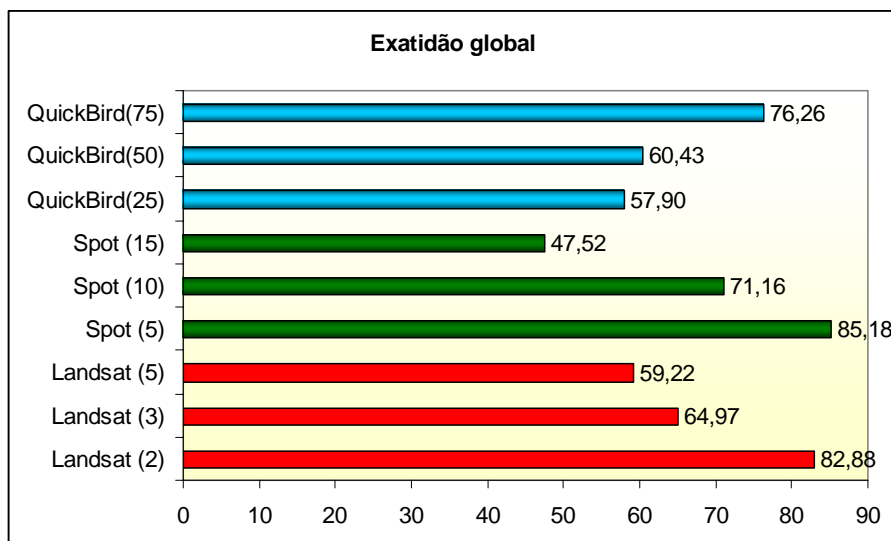


FIGURA 8 - Valores de acurácia global calculados para as imagens Landsat, Spot e QuickBird.

### 5.2.1 Classificação da imagem Landsat

Como visto anteriormente, os processos de segmentação e classificação geraram três mapas temáticos distintos para a imagem Landsat, de acordo com os parâmetros de escala 2, 3 e 5 (Figura 9). Comparando-se visualmente a classificação resultante dos três parâmetros de escala, nota-se um melhor detalhamento da área no parâmetro de escala 2. Neste mapa, é possível visualizar, em alguns pontos da área, o contorno dos talhões, apesar da baixa resolução espacial da imagem. Analisando-se o mapa gerado utilizando o parâmetro de escala 5, observa-se a formação de segmentos maiores e que não captam a variabilidade da área estudada. Isso significa que áreas heterogêneas, ou seja, que possuem diferentes classes de eucalipto, foram agrupadas no mesmo segmento ao se utilizar esse parâmetro de escala.

Dessa forma, foi possível ilustrar a influência do parâmetro de escala na segmentação, uma vez que a utilização de um parâmetro de escala maior se traduz num limite menos rigoroso em heterogeneidade, no momento do agrupamento, o que pode levar à formação de segmentos que não refletem a variabilidade da área.

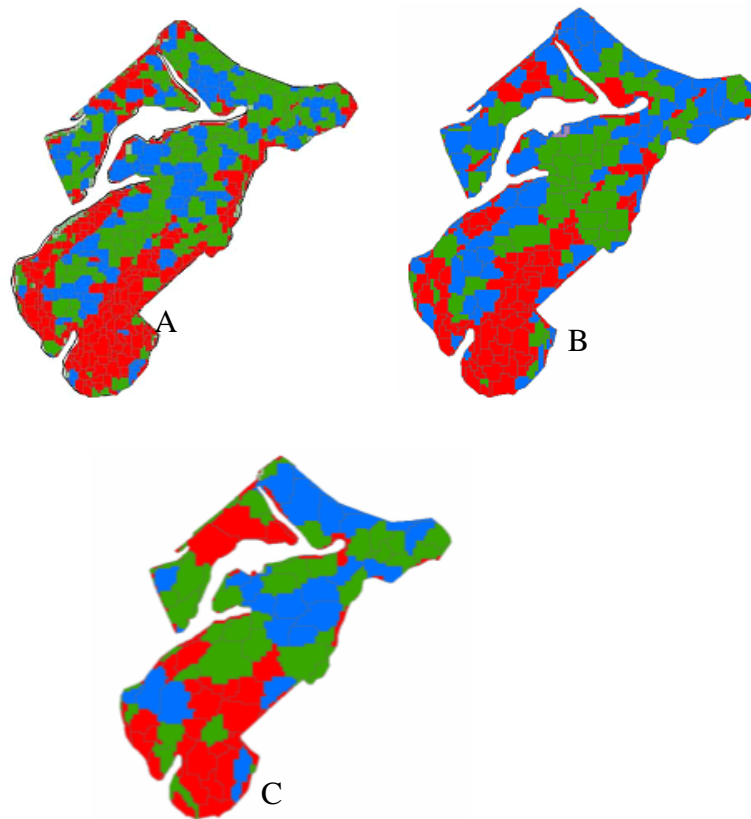


FIGURA 9 – Imagem Landsat classificada utilizando-se parâmetro de escala 2 (A), parâmetro de escala 3 (B) e parâmetro de escala 5(C).

A acurácia global da imagem Landsat segmentada, utilizando-se o parâmetro de escala 2, foi de 82,88%, enquanto o coeficiente Kappa apresentou

o valor 0,821, representando uma excelente classificação, de acordo com Landis & Kock (1977) (Tabela 2).

Em referência à acurácia por classe de volume, os resultados obtidos são apresentados na Tabela 4. A classe que apresentou melhor precisão foi a classe volume médio, com nenhum erro de omissão e erros de inclusão inferiores a 1%. Os maiores erros de omissão ocorreram nas classes volume alto e volume baixo, (31,16% e 14,37%, respectivamente), indicando o percentual de segmentos de referência de uma classe, que foram classificados erroneamente em outras classes. Com relação aos erros de inclusão, a tendência foi oposta, com erros em torno de 30% para o volume baixo e 15% para o volume alto. Os erros de inclusão indicam o percentual de segmentos incluídos numa classe, quando, na verdade, eles pertencem a outra(s) classe(s).

TABELA 4 - Matriz de confusão da classificação da imagem Landsat, utilizando-se parâmetro de escala 2.

Classificação	Amostras de validação (segmentos)			Total	Inclusão (%)
	volume alto	volume médio	volume baixo		
Volume alto	201	0	36	237	15,19
Volume médio	0	198	1,26	199,26	0,63
Volume baixo	91	0	222	313	29,07
Total	292	198	268	749,26	
Omissão (%)	31,16	0	14,37		
<b>Acurácia global (%) = 82,88</b>					
<b>Kappa= 0,822</b>					

A acurácia do usuário representa a proporção de segmentos corretamente classificados numa classe, em relação ao número total de segmentos classificados na classe. A acurácia do produtor representa o percentual de segmentos corretamente classificados em relação ao número total de segmentos da amostra de validação. Observa-se, na Figura 10, que todas as

classes de volume apresentaram valores de acurácia do usuário acima de 70%, enquanto que a acurácia do produtor foi ainda superior, apresentando valores acima de 80%, com exceção da classe volume alto.

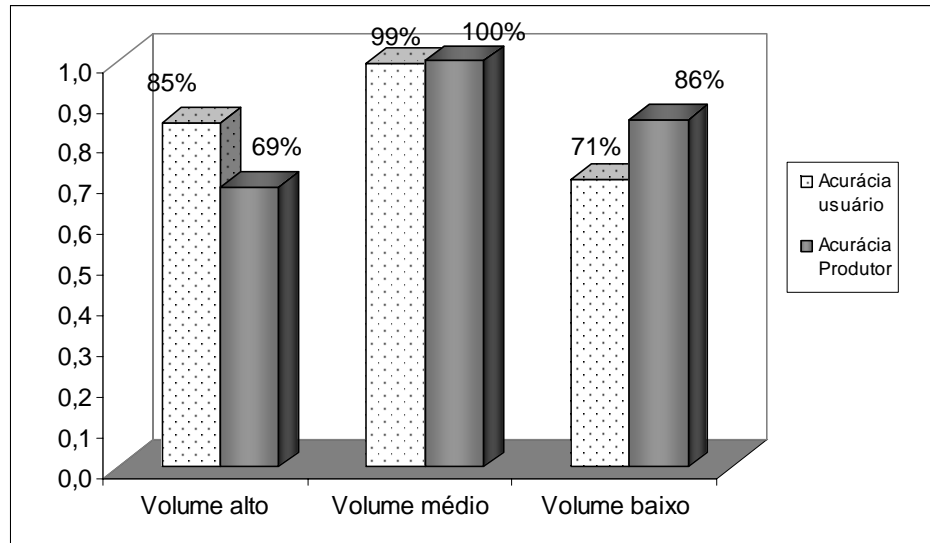


FIGURA 10 - Distribuição dos valores de precisão do produtor e do usuário, por classe de volume, para imagem Landsat segmentada, utilizando-se parâmetro de escala 2.

Considerando-se a classificação do mapa gerado utilizando-se o parâmetro de escala 3, a acurácia global foi de 64,97%, com coeficiente Kappa apresentando valor 0,643, representando uma classificação muito boa, de acordo com Landis & Kock (1977) (Tabela 2).

O melhor resultado de acurácia por classe de volume foi para a classe volume baixo, com erros de inclusão inferiores a 11% e erros de omissão inferiores a 30% (Tabela 5). Nas demais classes, os resultados demonstraram desempenho inferior, com erros de inclusão e omissão em torno de 40%. Para a classe volume médio, os erros de inclusão foram superiores a 50%.



TABELA 5 - Matriz de confusão da classificação da imagem Landsat, utilizando-se parâmetro de escala 3.

Classificação	Amostras de validação (segmentos)			Total	Inclusão (%)
	volume alto	volume médio	volume baixo		
Volume alto	199	53	99	351	43,30
Volume médio	139	120	0	259	53,67
Volume baixo	0	32	280	312	10,26
Total	338	205	379	922	
Omissão (%)	41,12	41,46	26,12		
<b>Acurácia global (%) = 64,97</b>					
<b>Kappa= 0,643</b>					

Observa-se, no gráfico da Figura 11, que a classe de volume baixo apresentou valor de acurácia do produtor acima de 70%, enquanto que a acurácia do usuário foi ainda superior, com valor de 90%. Menores precisões do usuário ocorreram para as classes volume alto e volume médio (57% e 46%, respectivamente) e precisão do produtor em torno de 60%, para as duas classes.

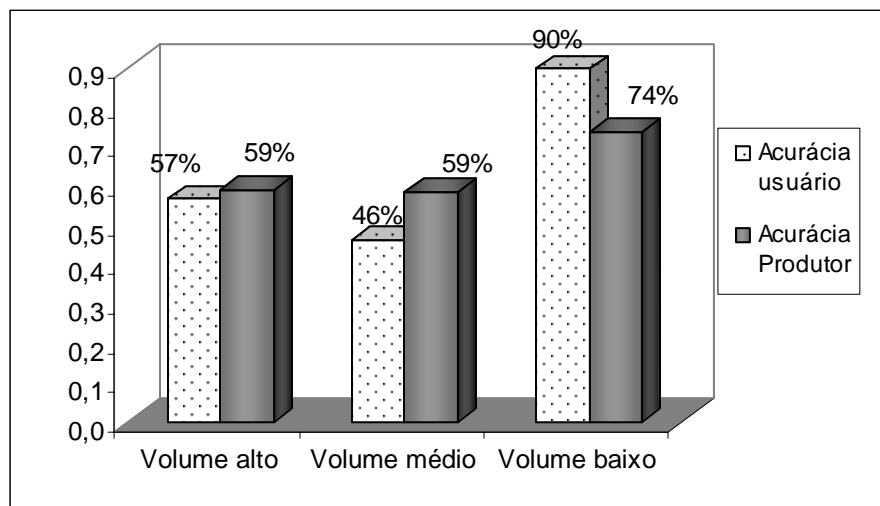


FIGURA 11 - Distribuição dos valores de precisão do produtor e do usuário, por classe de volume, para imagem Landsat segmentada, utilizando-se parâmetro de escala 3.

A acurácia global da imagem Landsat segmentada, utilizando-se o parâmetro de escala 5, foi de 59,22%, enquanto o coeficiente Kappa apresentou o valor 0,585, representando uma boa classificação, de acordo com Landis & Kock (1977) (Tabela 2).

Em relação à acurácia por classe de volume, os resultados obtidos são apresentados na Tabela 6. A classe que apresentou melhor precisão foi a classe volume baixo, com erro de inclusão inferior a 17% e erro de omissão inferior a 25%. Erros de omissão maiores ocorreram nas classes volume alto e volume médio (42,43% e 68,74%, respectivamente), indicando o percentual de segmentos de referência de uma classe que foram classificados erroneamente em outras classes. Com relação aos erros de inclusão, a tendência foi oposta, com erro em torno de 63%, para o volume alto e 53%, para o volume médio.

TABELA 6 Matriz de confusão da classificação da imagem Landsat, utilizando-se parâmetro de escala 5.

Classificação	Amostras de validação (segmentos)			Total	Inclusão (%)
	volume alto	volume médio	volume baixo		
Volume alto	350	425	186	961	63,58
Volume médio	169	241	110	520	53,65
Volume baixo	89	105	983	1177	16,48
Total	608	771	1279	2658	
Omissão (%)	42,43	68,74	23,14		
<b>Acurácia global (%) = 59,22</b>					
<b>Kappa= 0,585</b>					

Observa-se, na Figura 12, que a classe de volume baixo apresentou valores de acurácia do produtor acima de 70%, enquanto que a acurácia do usuário foi ainda superior, apresentando valores acima de 80%. As menores

precisões do usuário ocorreram para as classes volume alto e volume médio (36% e 46%, respectivamente) e precisão do produtor em torno de 58%, para a classe de volume alto e em torno de 31%, para a classe de volume médio.

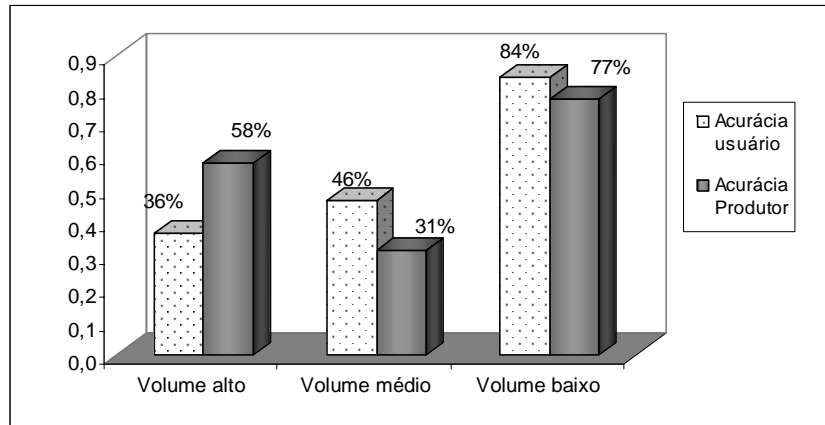


FIGURA 12 - Distribuição dos valores de precisão do produtor e do usuário, por classe de volume, para imagem Landsat segmentada, utilizando-se parâmetro de escala 5.

### 5.2.2 Classificação da imagem Spot

Para a imagem Spot, foram obtidos três mapas temáticos, gerados a partir dos parâmetros de escala 5, 10 e 15 (Figura 13). Observa-se, nesses mapas, a mesma tendência encontrada na análise dos mapas gerados a partir da imagem Landsat, ou seja, a utilização de parâmetros de escala menores leva a um maior detalhamento da área. A diferença é que, para a imagem Spot, mesmo utilizando o maior parâmetro de escala testado (15), foi possível visualizar algumas estruturas conhecidas, como estradas e aceiros. Isso se deve à melhor resolução espacial da imagem Spot (10m) em relação à imagem Landsat (30m).

Contudo, nos mapas gerados a partir dos parâmetros de escala 10 e 15, houve maior dificuldade na coleta das amostras de treinamento e validação. Isso ocorreu devido ao fato de que segmentos maiores, muitas vezes, englobam

parcelas pertencentes a diferentes classes de eucalipto, dificultando, dessa forma, a coleta de amostras puras. O mesmo não acontece para o parâmetro de escala 5, em que apenas ocorre uma parcela por segmento.

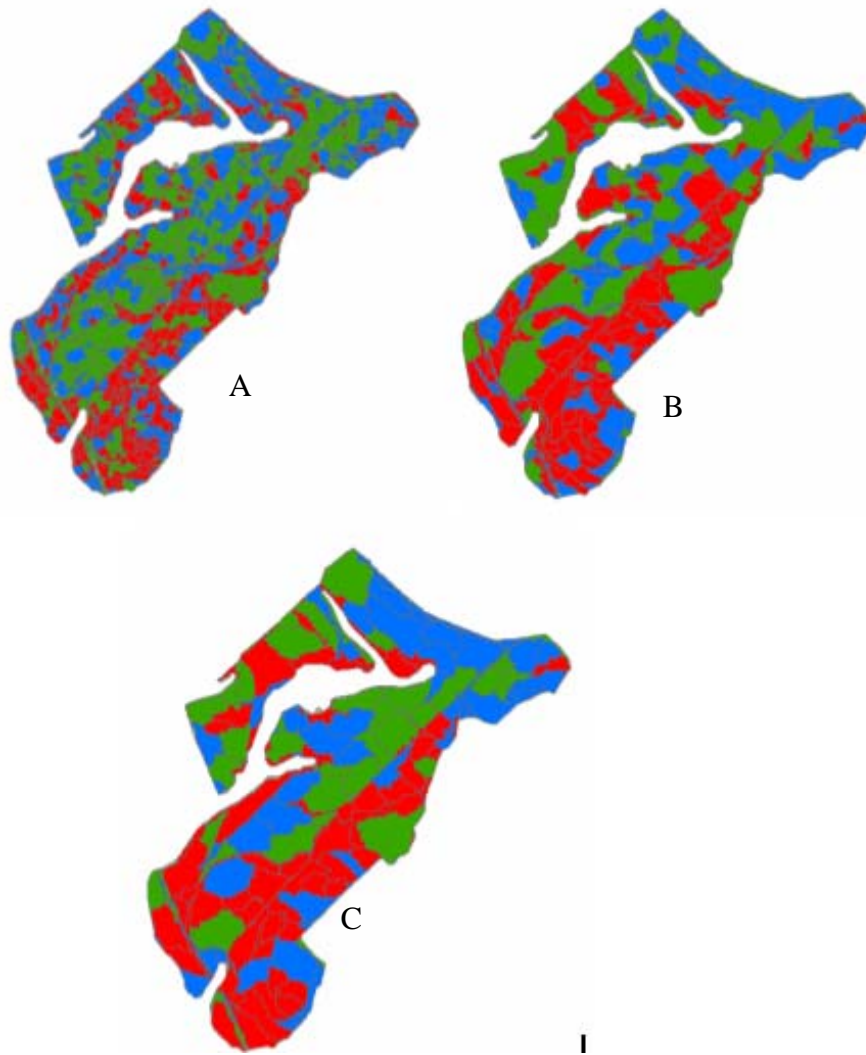


FIGURA 13 – Imagem Spot classificada utilizando-se parâmetro de escala 5 (A), parâmetro de escala 10 (B) e parâmetro de escala 15(C).

A acurácia global da imagem Spot segmentada utilizando o parâmetro de escala 5 foi de 85,2%, enquanto o coeficiente Kappa apresentou o valor

51

0,845, representando uma excelente classificação, de acordo com Landis & Kock (1977) (Tabela 2).

Em relação à exatidão por classe de volume, os resultados obtidos são apresentados na Tabela 7. A classe que apresentou menor erro de omissão foi a classe volume médio, em torno de 6% e erro de inclusão, em torno de 21%. Os maiores erros de omissão ocorreram nas classes volume alto e volume baixo, (12,99% e 16,65%, respectivamente), indicando o percentual de segmentos de referência de uma classe que foram classificados erroneamente em outras classes. Com relação aos erros de inclusão, a tendência foi oposta, com erro em torno de 7% para o volume alto e nenhum erro para o volume baixo.

TABELA 7 - Matriz de confusão da classificação da imagem Spot, utilizando-se parâmetro de escala 5.

Classificação	Amostras de validação (segmentos)			Total	Inclusão (%)
	volume alto	volume médio	volume baixo		
Volume alto	998	77	0	1075	7,16
Volume médio	149	1165	164	1478	21,18
Volume baixo	0	0	711	711	0
Total	1147	1242	985	3374	
Omissão (%)	12,99	6,2	16,65		

**Acurácia global (%) = 85,18**  
**Kappa= 0,845**

Observa-se, na Figura 14, que todas as classes de volume apresentaram valores de acurácia do usuário e do produtor acima de 70%. Esses valores representam um resultado muito bom, principalmente considerando a classe volume baixo, em que o valor da acurácia do usuário foi de 100%, enquanto que a acurácia do produtor foi superior a 80%.

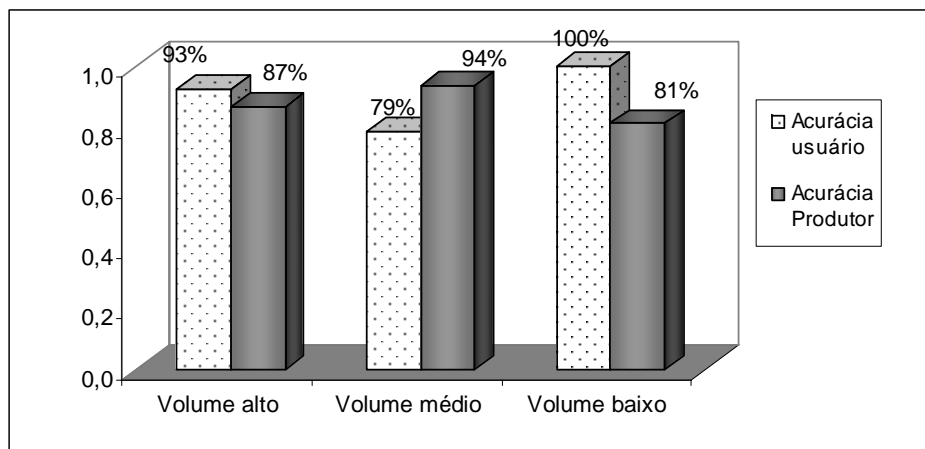


FIGURA 14 - Distribuição dos valores de precisão do produtor e do usuário, por classe de volume, para a imagem Spot segmentada, utilizando-se parâmetro de escala 5.

Para o parâmetro de escala 10, a acurácia global da classificação foi de 71,2%, com coeficiente Kappa apresentando valor 0,705, representando uma classificação muito boa, de acordo com Landis & Kock (1977) (Tabela 2).

O melhor resultado de acurácia por classe de volume foi para a classe volume baixo com erro de inclusão inferior a 20% e erro de omissão inferior a 30% (Tabela 8). Nas demais classes, os erros de omissão foram em torno de 25%, para a classe de volume médio e 32%, para a classe de volume alto, enquanto os erros de inclusão ficaram em torno de 30%, para as duas classes.

TABELA 8 - Matriz de confusão da classificação da imagem Spot, utilizando-se parâmetro de escala 10.

Classificação	Amostras de validação (segmentos)			Total	Inclusão (%)
	volume alto	volume médio	volume baixo		
Volume alto	3456	987	598	5041	31,44
Volume médio	1121	3001	302	4424	32,17
Volume baixo	566	58	2506	3130	19,94
Total	5143	4046	3406	12595	
Omissão (%)	32,8	25,83	26,42		
<b>Acurácia global (%) = 71,16</b>					
<b>Kappa= 0,705</b>					

Observa-se, na Figura 15, que todas as classes de volume apresentaram valores de acurácia do usuário e do produtor acima de 60%. Esses valores representam um resultado bom, principalmente considerando-se a classe volume baixo, em que o valor da acurácia do produtor foi de 74%, enquanto que a acurácia do usuário foi superior a 80%.

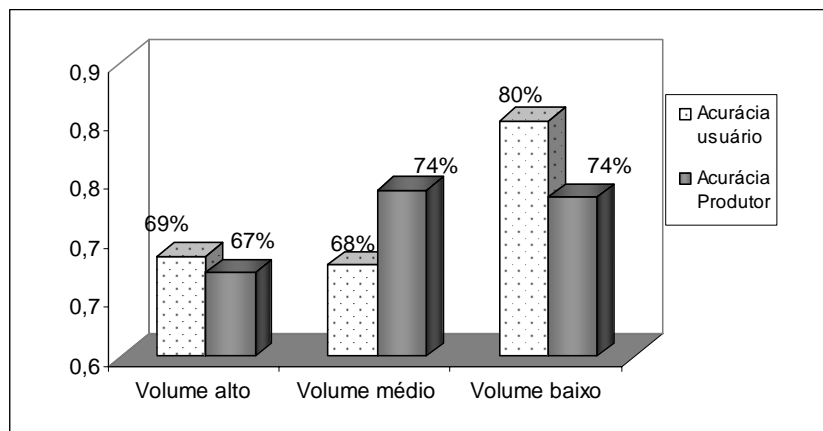


FIGURA 15 - Distribuição dos valores de precisão do produtor e do usuário, por classe de volume, para a imagem Spot segmentada, utilizando-se parâmetro de escala 10.

A acurácia global da imagem Spot segmentada, utilizando-se o parâmetro de escala 15, foi de 47,52%, enquanto o coeficiente Kappa apresentou o valor 0,468, representando uma boa classificação, de acordo com Landis & Kock (1977) (Tabela 2).

Em relação à acurácia por classe de volume, os resultados obtidos são apresentados na Tabela 9. A classe que apresentou menor erro de omissão foi a classe volume médio, em torno de 37% e erro de inclusão em torno de 38%. Os maiores erros de omissão ocorreram nas classes volume alto e volume baixo, (66,04% e 57,6%, respectivamente), indicando o percentual de segmentos de referência de uma classe que foram classificados erroneamente em outras classes. Com relação aos erros de inclusão, a classe volume alto obteve um erro em torno de 50%, enquanto que na classe volume baixo o erro foi de 66,86%.

TABELA 9 - Matriz de confusão da classificação da imagem Spot utilizando parâmetro de escala 15.

Classificação	Amostras de validação (segmentos)			Total	Inclusão (%)
	volume alto	volume médio	volume baixo		
Volume alto	3657	5	3657	7319	50,03
Volume médio	2261	8425	2968	13654	38,30
Volume baixo	4851	4985	4876	14712	66,86
Total	10769	13415	11501	35685	
Omissão (%)	66,04	37,2	57,6		

**Acurácia global (%) = 47,52**  
**Kappa= 0,468**

Observa-se, na Figura 16, que a classe de volume médio apresentou valores de acurácia do produtor e do usuário acima de 60%. As menores precisões do produtor ocorreram para as classes volume alto e volume baixo (34% e 42%, respectivamente) e a precisão do usuário foi de 50%, para a classe de volume alto e em torno de 30%, para a classe de volume baixo.



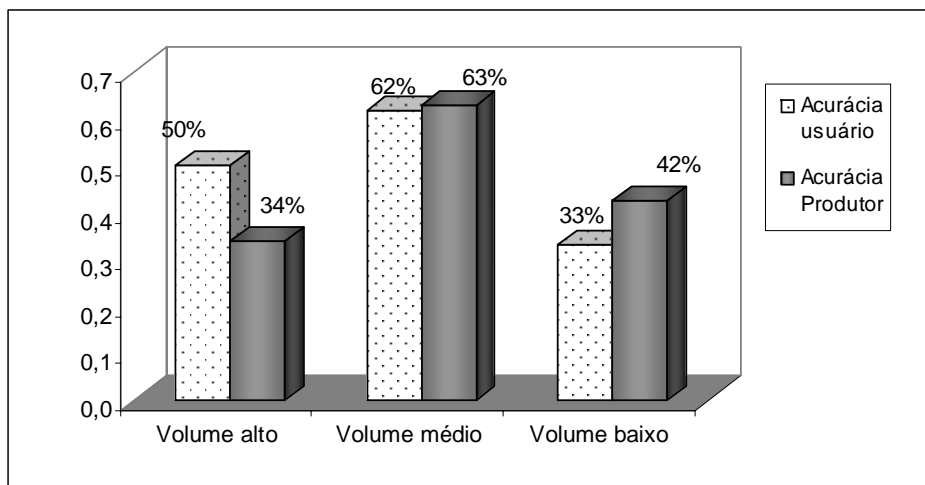


FIGURA 16 - Distribuição dos valores de precisão do produtor e do usuário, por classe de volume, para a imagem Spot segmentada, utilizando-se parâmetro de escala 15.

### 5.2.3 Classificação da imagem QuickBird

Na imagem QuickBird, foram obtidos três mapas temáticos, gerados a partir dos parâmetros de escala 25, 50 e 75 (Figura 17). Novamente, observa-se a influência do parâmetro de escala no detalhamento dos mapas gerados. Contudo, devido à alta resolução espacial das imagens QuickBird (2,4m), o detalhamento é realmente necessário para atingir o objetivo almejado, uma vez que, ao se observar a Figura 17, nota-se que áreas homogêneas foram separadas em diferentes classes.

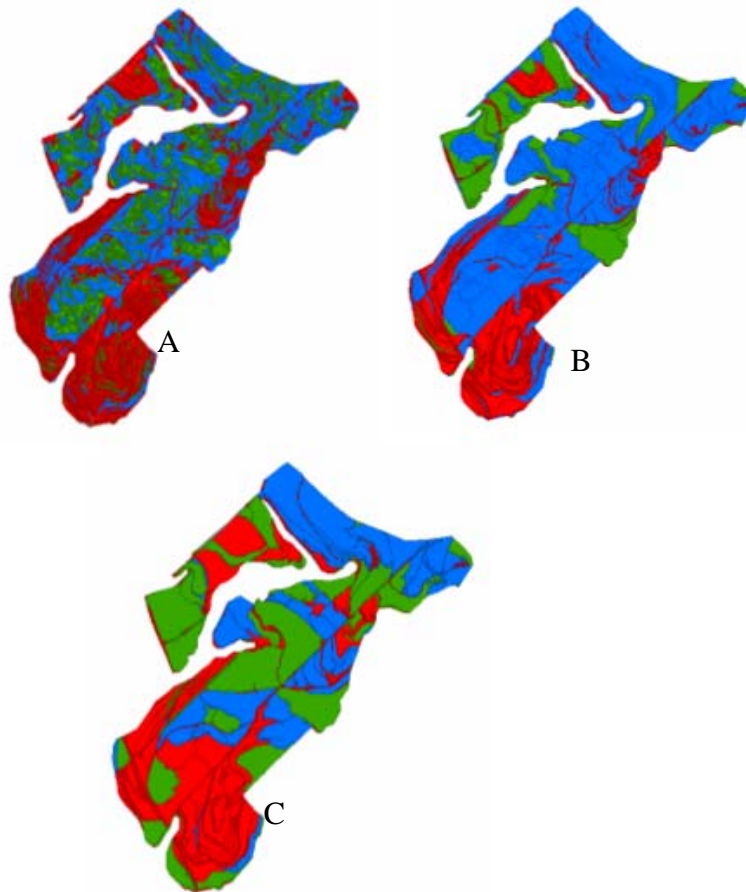


FIGURA 17 – Imagem QuickBird classificada utilizando-se parâmetro de escala 25 (A), parâmetro de escala 50 (B) e parâmetro de escala 75(C).

A acurácia global da imagem QuickBird segmentada, utilizando-se o parâmetro de escala 25, foi de 57,9%, enquanto o coeficiente Kappa apresentou o valor 0,5724, representando uma boa classificação, de acordo com Landis & Kock (1977) (Tabela 2).

Em relação à acurácia por classe de volume, os resultados obtidos são apresentados na Tabela 10. A classe que apresentou menor erro de omissão foi a

classe volume baixo, em torno de 23% e erro de inclusão, em torno de 27%. Os maiores erros de omissão ocorreram nas classes volume alto e volume médio, (72,9% e 27,30%, respectivamente), indicando o percentual de segmentos de referência de uma classe que foram classificados erroneamente em outras classes. Com relação aos erros de inclusão, as duas classes obtiveram erros de 50%.

TABELA 10 - Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird, utilizando-se parâmetro de escala 25.

Classificação	Amostras de validação (segmentos)			Total	Inclusão (%)
	volume alto	volume médio	volume baixo		
Volume alto	475	215	265	955	50
Volume médio	1024	1145	125	2294	50
Volume baixo	254	215	1265	1734	27
Total	1753	1575	1655	4983	
Omissão (%)	72,9	27,3	23,56		
<b>Acurácia global (%) = 57,9</b>					
<b>Kappa= 0,572</b>					

Observa-se, no gráfico da Figura 18, que a classe de volume baixo apresentou os maiores valores de acurácia do produtor e do usuário, acima de 70%. As menores precisões do produtor ocorreram para as classes volume alto e volume médio (50% e 50%, respectivamente) e a precisão do usuário foi de 27% para a classe de volume alto e em torno de 73% para a classe de volume baixo.

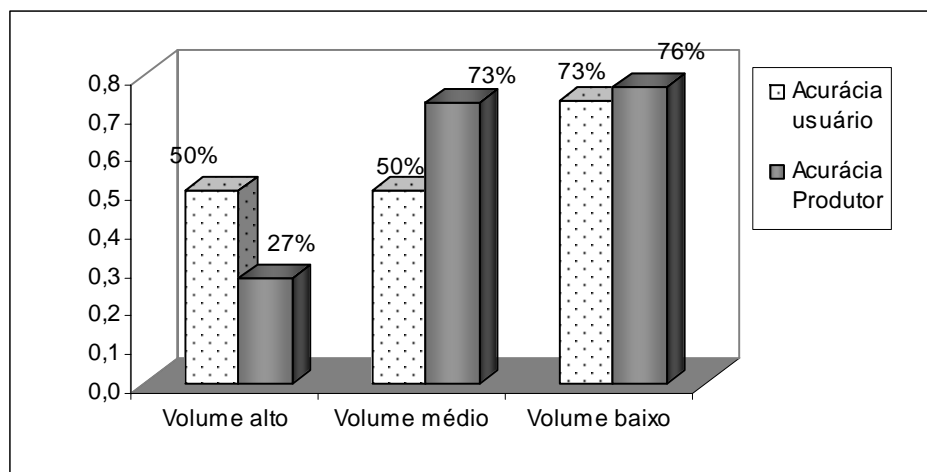


FIGURA 18 - Distribuição dos valores de precisão do produtor e do usuário, por classe de volume, para imagem QuickBird segmentada, utilizando-se parâmetro de escala 25.

A acurácia global da imagem QuickBird segmentada, utilizando-se o parâmetro de escala 50, foi de 60,43%, enquanto o coeficiente Kappa apresentou o valor 0,6, representando uma boa classificação, de acordo com Landis & Kock (1977) (Tabela 2).

Em relação à acurácia por classe de volume, os resultados obtidos são apresentados na Tabela 11. A classe que apresentou menor erro de omissão e inclusão foi a classe volume alto, com ambos os valores em torno de 35%. Os maiores erros de omissão ocorreram nas classes volume médio e volume baixo (36,01% e 46,66%, respectivamente), indicando o percentual de segmentos de referência de uma classe que foram classificados erroneamente em outras classes. Com relação aos erros de inclusão, a classe volume médio obteve um erro de 42,69%, enquanto que na classe volume baixo o erro foi de 39,68%.

TABELA 11 - Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird, utilizando-se parâmetro de escala 50.

Classificação	Amostras de validação (segmentos)			Total	Inclusão (%)
	volume alto	volume médio	volume baixo		
Volume alto	8625	2546	2145	13316	35,23
Volume médio	2365	10325	5326	18016	42,69
Volume baixo	2354	3265	8542	14161	39,68
Total	13344	16136	16013	45493	
Omissão (%)	35,36	36,01	46,66		
<b>Acurácia global (%) = 60,43</b>					
<b>Kappa= 0,60</b>					

Observa-se, pelo gráfico da Figura 19, que todas as classes de volume apresentaram valores de acurácia do usuário e do produtor acima de 50%. A classe de volume alto obteve 65% de precisão do produtor e do usuário. As menores precisões do produtor ocorreram para as classes volume médio e volume baixo (57% e 60%, respectivamente) e a precisão do usuário foi de 64%, para a classe volume médio e em torno de 53%, para a classe volume baixo.

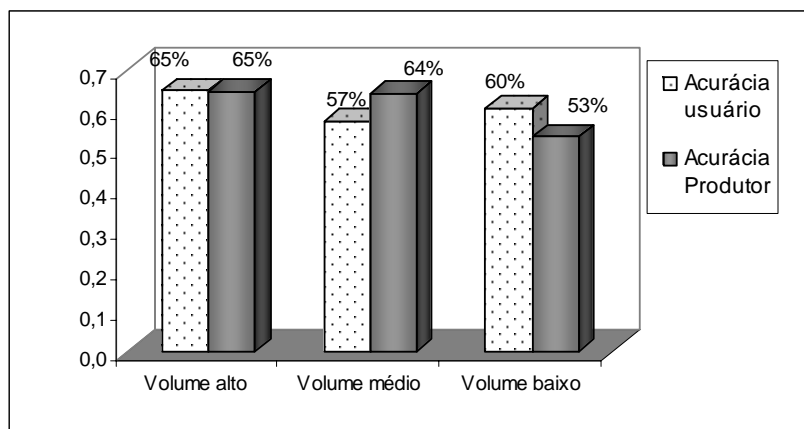


FIGURA 19 - Distribuição dos valores de precisão do produtor e do usuário, por classe de volume, para a imagem QuickBird segmentada, utilizando-se parâmetro de escala 50.

A acurácia global da imagem QuickBird segmentada utilizando o parâmetro de escala 75 foi de 76,26%, enquanto o coeficiente Kappa apresentou o valor 0,756, representando uma classificação muito boa, de acordo com Landis & Kock (1977) (Tabela 2).

Em relação à exatidão por classe de volume, os resultados obtidos são apresentados na Tabela 12. A classe que apresentou menor erro de omissão foi a classe volume baixo, em torno de 18,52% e erro de inclusão, em torno de 20,64%. Os maiores erros de omissão ocorreram nas classes volume alto e volume médio (24,12% e 28,08%, respectivamente). Com relação aos erros de inclusão, a classe volume alto obteve um erro de 38,77%, enquanto que, na classe volume baixo, o erro foi de 10,41%.

TABELA 12 - Matriz de confusão da classificação da imagem QuickBird, utilizando-se parâmetro de escala 75.

Classificação	Amostras de validação (segmentos)			Total	Inclusão (%)
	volume alto	volume médio	volume baixo		
Volume alto	14214	4784	4215	23213	38,77
Volume médio	2154	18547	0	20701	10,41
Volume baixo	2365	2458	18547	23370	20,64
Total	18733	25789	22762	67284	
Omissão (%)	24,12	28,08	18,52		
<b>Acurácia global (%) = 76,26</b>					
<b>Kappa= 0,756</b>					

Observa-se, pelo gráfico da Figura 20, que a classe volume médio apresentou a melhor precisão para o usuário, com valores em torno de 90%. As classes de volume alto e volume médio apresentaram menores precisões do produtor (76% e 72%, respectivamente). A menor precisão para o usuário foi 61%, na classe volume alto e em torno de 70%, na classe volume médio.

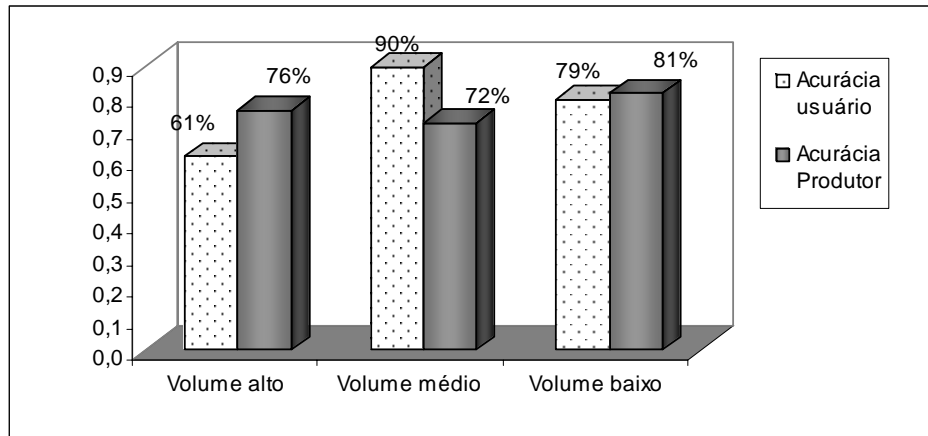


FIGURA 20 - Distribuição dos valores de precisão do produtor e do usuário, por classe de volume, para imagem QuickBird segmentada, utilizando-se parâmetro de escala 75

No parâmetro de escala 25 da imagem QuickBird, os segmentos são extremamente pequenos, devido à alta resolução da imagem, delineando, por exemplo, as linhas de plantio nos locais de menor homogeneidade na imagem. Com isso, houve uma maior dificuldade na coleta das amostras de treinamento e validação, uma vez que uma mesma parcela poderia pertencer a mais de um segmento. Portanto, os parâmetros de escala subsequentes tiveram um melhor desempenho, em termos de acurácia e, visualmente, descrevem melhor as características da área.

## 6 CONCLUSÕES

- O processo de segmentação utilizado é eficiente na separação de diferentes regiões nas imagens estudadas, mesmo quando essas contêm classes espectralmente próximas entre si.
- Existe uma interdependência entre a resolução espacial da imagem, a heterogeneidade espectral e o parâmetro de escala utilizado. Para as imagens Landsat (30m) e Spot (10m), os parâmetros de escala que geraram segmentos menores são mais apropriados para a segmentação da área, uma vez que, somente utilizando-se segmentos menores, é possível captar a heterogeneidade espectral das diferentes classes de eucalipto.
- Para a imagem QuickBird, o parâmetro de escala que gera menores segmentos não é adequado, devido a um detalhamento excessivo da heterogeneidade espectral da área.
- Imagens Spot são as mais eficientes para captar a variabilidade espacial que existe nos povoamentos do projeto Cara Preta.
- Imagens Landsat, apesar de menos eficientes que as imagens Spot, podem ser usadas para captar a variabilidade espacial que existe nos povoamentos do projeto Cara Preta.
- Quando comparadas às demais imagens estudadas, as imagens QuickBird são as menos eficientes para a estratificação do projeto Cara Preta.



- Por terem sido importantes em todas as classificações, os atributos desvio, vizinhança e textura são os mais efetivos para separar as classes de volume existentes nos povoamentos do projeto Cara Preta.

## 7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

**ENVI user's guide.** Washington: RSI – Research System, 2004. 1057p.

GERLACH, F. **Understanding rational polynomial coefficients and image geometric models.** Disponível em: <<http://www.imagingnotes.com>>. Acesso em: 25 jan. 2002.

HARALICK, R.M.; SHANMUGAM, K.K.; DINSTEN, I. Textural features for image classification. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v.3, n.6, p.610.611, 1973.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. Divisão de Processamento de Imagens. **SPRING-2.0:** modelagem, linguagens e funcionalidade. Disponível em: <http://www.inpe.br/spring>>. Acesso em: 25 abr. 2004.

LU, D.; MORAN, E.; BATISTELLA, M. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 87, p. 456-469, 2003.

LUCCA, E.V.D. **Avaliação e comparação de algoritmos de segmentação de imagens de radar de abertura sintética.** São José dos Campos: INPE, 1998. 207p. (INPE-7507-TDI/721).

RICHARDS, J.A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction.** Berlin, Springer-Verlag, 1986. 281p.

SCHUMACHER, F.X.; HALL, F. S. Logarithmic expression of timber-tree volume. **Journal of Agricultural Research**, v.47, n.9, p.719-734, 1933.

SKIDMORE, A.K. Accuracy assessment of spatial information. In: STEIN, A.; MEER, F. van der; GORTE, B. (Ed.). **Spatial statistics for remote sensing.** Dordrecht: Kluwer, 1999. p.197-209

### **CAPÍTULO 3**

## **UTILIZAÇÃO DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO COMO FERRAMENTA DE APOIO AO CADASTRO E AO INVENTÁRIO FLORESTAL DE FLORESTAS DE PRODUÇÃO**

## 1 RESUMO

OLIVEIRA, Adauta Cupertino. Utilização de imagens de sensoriamento remoto como ferramenta de apoio ao cadastro e ao inventário florestal de florestas de produção. In: \_\_\_\_\_. **Geotecnologia na estratificação de povoamentos de *Eucalyptus spp.*** 2006. Cap.3, p.65-93. Dissertação (Mestrado em Manejo Ambiental) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG

A estratificação do povoamento para fins de inventário florestal sucessivo, normalmente, é feita com base em informações cadastrais dos talhões, tais como a idade, a espécie, o espaçamento e o regime de manejo, dentre outras. O tamanho da amostra, geralmente, é condicionado à variabilidade da floresta e à precisão desejada. Dessa forma, o controle da variação, por meio da estratificação eficiente, tem forte influência sobre a precisão e o tamanho da amostra. Assim, os objetivos deste estudo foram: analisar a estratificação propiciada por diferentes imagens classificadas e avaliá-las em relação à amostragem casual simples, na redução da variância da média e do erro de amostragem. Para a geração dos estratos, utilizou-se a variável dendrométrica volume. Pelos resultados obtidos, pôde-se concluir que a estratificação propiciada pelo uso de imagens de sensoriamento remoto reduziu em 47% a variância média do povoamento e em 32% o erro de amostragem do inventário, quando comparada com a amostragem casual simples.

Palavras chave: Sensoriamento remoto, Inventário Florestal

<sup>1</sup> Comitê Orientador: Luis Marcelo Tavares de Carvalho - UFLA (Orientador) e Fausto Weimar Acerbi Jr. - UFLA (co-orientador).

## 2 ABSTRACT

OLIVEIRA, Adauta Cupertino. Use of remote sensing images as a support tool to database collection and forest inventory of production forests. IN: \_\_\_\_\_. **Geotecnology in the stratification of Eucalyptus spp. Plantation 2006**. Cap.2, p.65-93. Dissertation (Master's degree in Environmental Management) - Universidade Federal de Lavras , Lavras, MG.

The stratification of the plantation for ends of successive forest inventory, normally, is based on information registers in cadastre of the stands, such as the age, the species, the spacing and the management regimen, amongst others. The size of the sample, generally, depends on the variability of the forest and on the desired precision. Therefore, the control of the variation, by using an efficient stratification, strongly affects the precision and the size of the sample. Thus, the objectives of this study were: to analyze the stratification propitiated by different classified images and to evaluate them in relation to simple casual sampling, in the reduction of the variance of the mean and the sampling error. To generate the strata the variable dendrometric volume was used. It was concluded that the stratification using remote sensing images reduced the average variance of the plantation by 47% and the sampling error of the inventory by 32%, when compared to simple casual sampling.

Word-key: remote sensing, forest inventory

<sup>1</sup> Guidance Committee: Luis Marcelo Tavares de Carvalho - UFLA (Adviser) e Fausto Weimar Acerbi Jr.- UFLA (co-adviser).

### 3 INTRODUÇÃO

Um dos grandes desafios do inventário florestal na atualidade é a alta precisão requerida para as informações sobre o estoque presente de madeira e o crescimento da floresta e para as estimativas futuras da produção, decorrentes da expansão das plantas industriais para a produção de celulose e papel, entre outros e, conseqüentemente, a escassez de madeira no mercado.

A estratificação nos inventários florestais sucessivos tem forte influência sobre a precisão, o tamanho da amostra (Scolforo & Mello, 1999) e os custos, devido ao controle da variação que ela deve exercer sobre a variável de interesse a ser estimada. Normalmente, a estratificação da floresta é realizada com base em informações cadastrais, tais como a idade, a espécie, o espaçamento e o regime de manejo, embora o ideal seja a estratificação baseada na própria variável de interesse.

Contudo, essas informações não levam em consideração a distribuição espacial dos diferentes estratos formados e possíveis relações entre estratos vizinhos. Portanto, torna-se necessário encontrar formas eficazes de obter estratos florestais bem definidos. Nesse sentido, o sensoriamento remoto pode ser considerado uma das mais importantes ferramentas de auxílio ao inventário florestal, fornecendo informações com alto grau de precisão e atualizadas.

Nesse contexto, o uso de imagens de sensoriamento remoto, de alta e média resolução espacial, oferece uma alternativa nova e eficiente na busca de informações complementares que melhor caracterizam o povoamento florestal, auxiliando, assim, o processo de estratificação.

Como principal característica, as imagens de sensoriamento remoto permitem a caracterização de extensas áreas em intervalos regulares de tempo. Portanto, as inclusões de dados advindos de sensores remotos possibilitam a

otimização dos trabalhos de campo, respeitando recursos financeiros escassos e auxiliando a tomada de decisão (Janoth et al., 2004).

Este estudo teve o objetivo geral de testar a viabilidade de utilização de imagens de sensoriamento remoto como ferramenta complementar ao inventário e ao cadastro florestal. Nesse sentido, buscou-se a melhoria da qualidade e da eficiência do sistema de inventário por meio de uma estratificação baseada em imagens de sensoriamento remoto. Especificamente, comparou-se a estratificação propiciada pelas imagens Landsat, Spot e QuickBird, em termos de redução da variância e do erro do inventário, com o procedimento de inventário tradicional, baseado na amostragem casual simples, adotado pela empresa. Também avaliaram-se os benefícios da estratificação, obtida por meio de imagens sobre a precisão das estimativas do inventário por talhão.

## 4 METODOLOGIA

### 4.1 Seleção das imagens

Foram selecionadas, para o processamento do inventário, as imagens que apresentaram maiores valores de acurácia (Figura 1). Dessa forma, partiu-se do princípio de que as imagens que obtiveram maiores valores de exatidão global para a classificação, proporcionarão melhor desempenho no processamento do inventário, uma vez que estas possuem estratos mais homogêneos e condizentes com a realidade da área sob estudo. No gráfico da Figura 1, observa-se a exatidão global das imagens classificadas nos diferentes parâmetros de escala, sendo selecionadas as imagens Landsat (2), Spot (5) e QuickBird (75).

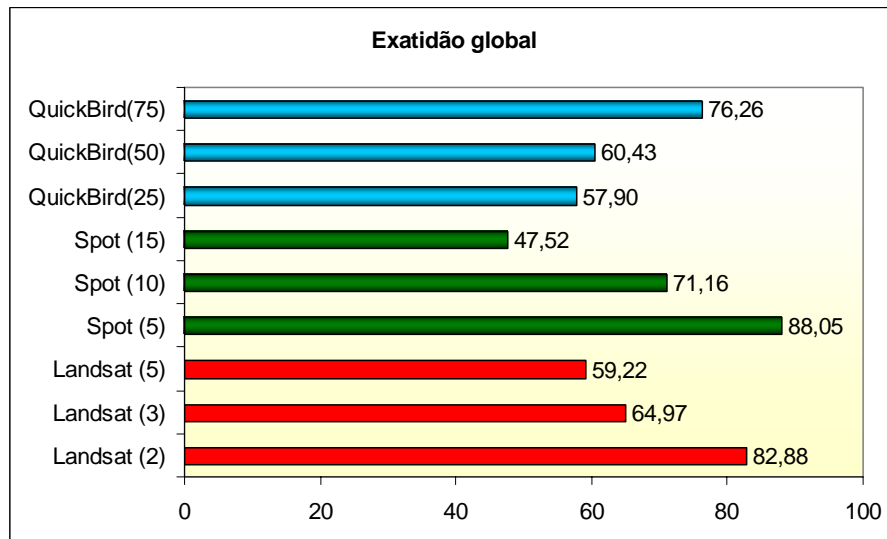


FIGURA 1 – Valores de exatidão global calculados para as imagens Landsat, Spot e QuickBird.

## **4.2 Processamento do inventário**

### **4.2.1 Amostragem casual simples**

Primeiramente, foi processado o inventário da forma tradicional adotada pela empresa, ou seja, processaram-se as 63 parcelas permanentes, utilizando-se a formulação da amostragem casual simples (ACS), para o cálculo da média, da variância, do erro padrão da média e do erro do inventário. Em seguida, buscou-se uma forma de se obter uma estimativa mais precisa do estoque da floresta. Para isso, utilizou-se uma intensa amostragem, empregando-se as 196 parcelas temporárias. Essas parcelas foram alocadas sistematicamente na área (Figura 3), de forma a retratar com eficiência a variabilidade do povoamento, permitindo uma estimativa mais precisa e confiável do volume da floresta.

Os resultados deste processamento podem ser vistos como o valor “paramétrico”, uma vez que a alta intensidade amostral propiciará estimativas próximas do real. Estas parcelas foram utilizadas, posteriormente, como base de comparação para a checagem de cada inventário.

### **4.2.2 Amostragem casual estratificada**

Para o processamento do inventário utilizando-se a formulação da amostragem estratificada (AE), as planilhas contendo as medições de campo com os dados de cada parcela foram digitalizadas no Software ArcGis 9.0. Assim, foi possível obter o resultado de uma consulta exibida na forma de um mapa, já que foi criada uma camada de dados na base cartográfica capaz de identificar os estratos que contêm essas parcelas.

As parcelas do inventário contínuo contidas em cada estrato foram exportadas em arquivos separados. Esse procedimento, juntamente com a



obtenção do valor da área de cada estrato, possibilitou a aquisição dos parâmetros necessários ao processamento do inventário. Foi, então, calculada a média, o desvio padrão, o coeficiente de variação e o erro padrão da média para a população estratificada. Posteriormente, esse resultado foi comparado com aquele obtido da amostragem intensiva (parâmetro).

#### **4.2.3 Redução no número de parcelas**

Utilizando-se a imagem cujo erro do inventário obteve valor mais baixo, foi calculado um novo inventário, a partir da redução do número de parcelas permanentes em 20%, 30%, 40% e 50%. Esse procedimento permite avaliar até que ponto a estratificação diminui a variabilidade e se, com isso, é possível reduzir o número de parcelas permanentes, já que a manutenção e o processamento destas, durante o ciclo da floresta, têm um custo significativo.

#### **4.2.4 Processamento do inventário por talhão**

A partir desta mesma imagem, foi calculado o inventário por talhão. Para isso, foram utilizadas as 63 parcelas permanentes e as 196 temporárias no processamento do inventário por meio da formulação da amostragem casual simples. Além disso, utilizou-se parte das parcelas temporárias para efetuar o inventário pré-corte, que caracteriza-se pela utilização de parcelas cuja intensidade amostral é maior que a do inventário florestal contínuo (1:5ha).

O inventário pré-corte foi realizado numa proporção de 1 parcela a cada 5 hectares, que foram processadas utilizando-se a formulação da amostragem casual simples e a amostragem estratificada, a partir das parcelas encontradas nos três estratos dentro de cada um dos 15 talhões que dividem o povoamento. O número de parcelas permanentes e temporárias e as parcelas pré-corte

proporcionais à área de cada talhão estão detalhadas na Tabela 1. As informações das parcelas temporárias (amostragem intensiva) foram utilizadas como valor paramétrico no talhão.

TABELA 1 – Informação de área e número de parcela por talhão.

<b>Talhão</b>	<b>Área (ha)</b>	<b>Nº parcelas permanentes</b>	<b>Nº parcelas temporárias</b>	<b>Nº parcelas pré-corte</b>
1	37,6	4	13	8
2	30,32	3	12	5
3	18,96	2	7	4
4	28,26	2	8	5
5	56,14	7	20	10
6	22,41	3	6	4
8	28,31	3	9	5
9	33,48	3	11	7
10	69,51	5	18	11
11	29,7	3	10	6
13	28,84	3	10	5
14	40,37	5	12	6
16	26,51	2	8	4
17	48,56	5	16	9
19	38,15	4	10	6

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

As análises das estimativas obtidas do inventário utilizando as 63 parcelas permanentes encontram-se na Tabela 2. Por meio dos dados desta tabela, observa-se que a média dos volumes para a população foi de  $227,3\text{m}^3$  por parcela e a variância  $3.175,8\text{m}^6$ . Por meio desse valor foi possível obter o desvio padrão dos volumes em cada parcela, possibilitando o cálculo do coeficiente de variação. Assim, o inventário apresentou uma população cuja variabilidade relativa é de 24,79%.

O erro padrão da média da população foi de  $7,15\text{m}^3$  por parcela e o erro do inventário de  $14,2\text{m}^3$  por parcela. O erro do inventário encontrado foi da ordem de 6,23%. Estes resultados mostraram que, apesar da alta variabilidade da área, o erro obtido está dentro da faixa de erro de 10%, admitido na maioria dos inventários.

TABELA 2 - Estatísticas do inventário da área, por meio da amostragem casual simples, utilizando-se as parcelas permanentes

População	Média ( $\text{m}^3$ )	Variância ( $\text{m}^6$ )	Coeficiente de variação (%)	Erro padrão da média ( $\text{m}^3$ )	Erro do inventário ( $\text{m}^3$ )	Erro do inventário (%)
	227,3	3175,8	24,79	7,15	14,2	6,23

Para a análise das estimativas do inventário utilizando as 196 parcelas temporárias, o resultado encontra-se na Tabela 3. A média do inventário foi de  $235\text{m}^3$  por parcela e a variância de  $3.567,8\text{m}^6$  por parcela. Nota-se que esses valores são superiores aos encontrados no processamento das parcelas

permanentes. No presente estudo, as estatísticas da Tabela 3 são aquelas mais próximas do parâmetro populacional, já que as parcelas sistematizadas percorrem toda a área, captando melhor a variação existente.

O erro padrão da média encontrado foi de  $4,32\text{m}^3$  por parcela. Assim, o inventário apresentou uma população cuja variabilidade relativa é de 25,42% e o erro do inventário foi da ordem de 3,56%. A redução no erro reafirma o fato de a intensidade amostral mais elevada conseguir controlar melhor os fatores de variação do povoamento.

TABELA 3 – Estatísticas do inventário da área, por meio da amostragem casual simples, utilizando-se parcelas temporárias.

População	Média ( $\text{m}^3$ )	Variância ( $\text{m}^6$ )	Coeficiente de variação (%)	Erro padrão da média ( $\text{m}^3$ )	Erro do inventário ( $\text{m}^3$ )	Erro do inventário (%)
	235	3567,8	25,42	4,3	8,4	3,56

Para a estimativa dos parâmetros do inventário utilizando-se a formulação da amostragem estratificada com as parcelas permanentes, foram utilizadas as estratificações geradas a partir das imagens Landsat, Spot e QuickBird.

Na Figura 2 é mostrada a área de estudo estratificada utilizando-se a imagem Landsat e os resultados da análise do erro do inventário, para esta imagem, são apresentados na Tabela 4. Como já era esperado, as médias encontradas obedecem à classificação de cada estrato, ou seja, o estrato de volume alto obteve a maior média, com valor  $270,4\text{m}^3$ ; o estrato de volume

médio e o volume baixo obtiveram valores de média iguais a 235,8 m<sup>3</sup> e 175,1 m<sup>3</sup>, respectivamente.

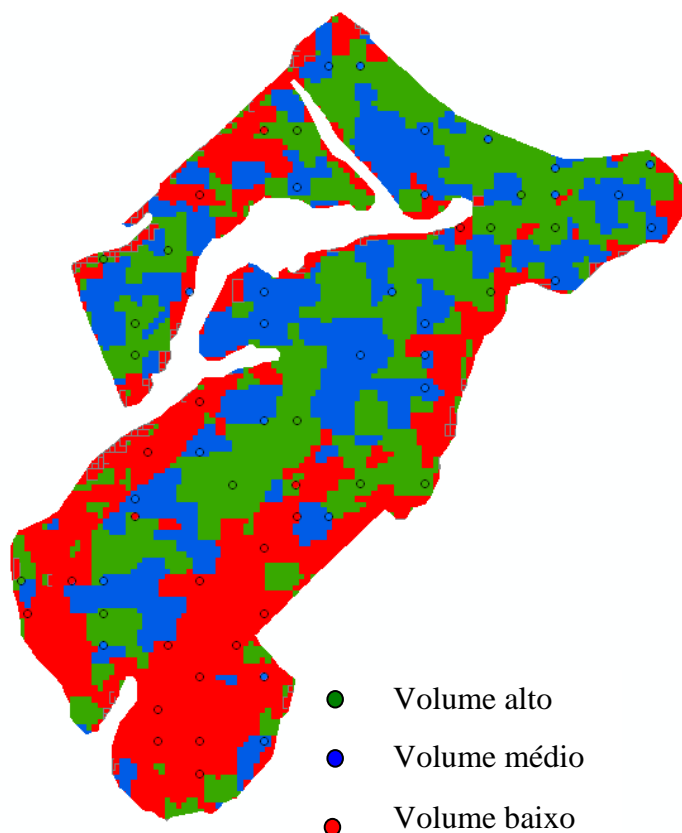


FIGURA 2 – Parcelas permanentes sobrepostas à imagem Landsat classificada

O menor coeficiente de variação foi encontrado no estrato de volume médio, com 8,18%, seguido do estrato volume alto, com 14,13% e o estrato volume baixo, com 29,13%. Todos os estratos tiveram coeficiente de variação inferior aos valores de coeficiente de variação encontrados, utilizando-se a

formulação da amostragem casual simples para 63 e 196 parcelas. Destaca-se a importância da estratificação, no que diz respeito ao controle desta variável.

O erro do inventário para esta imagem foi de 4,2%, observando-se uma queda de 32,8% no erro ao utilizar essa estratificação da área, já que o erro da população não estratificada foi de 6,25%.

Estrato	Área estrato (há)	Nj	Nj/N	Média (yj)	Desvio (sj)	cvj	n	Sest	Sestr (%)	Erro	Erro (%)
Valto	240,45	4809	0,37	270,4	38,2	14,1	23				
Vmédio	195	3900	0,3	235,8	19,3	8,18	18				
Vbaixo	212,49	4249	0,33	175,1	51	29,1	22				
total	647,94	12959	1	228,5			63	4,8	2,1	9,7	4,24

TABELA 4 – Parâmetros do inventário da área estratificada, utilizando-se imagem Landsat

Na Figura 3 está ilustrada a área de estudo estratificada utilizando-se a imagem Spot e os resultados da análise do erro do inventário para esta imagem são apresentados na Tabela 5. Nesta estratificação, a média encontrada para os estratos também seguem a mesma lógica da estratificação anterior. Encontrou-se a maior média no estrato de volume alto, cujo valor foi de 272,5m<sup>3</sup>; o estrato de volume médio e o de volume baixo obtiveram valores de média iguais a 224,3 m<sup>3</sup> e 161,7m<sup>3</sup>, respectivamente.

O menor coeficiente de variação foi encontrado no estrato de volume médio, com 9,14%, seguido do estrato volume alto, com 14,39% e o estrato volume baixo, com 24,74%. Nesta estratificação, os estratos também tiveram coeficiente de variação inferior aos valores de coeficiente de variação

encontrados utilizando-se a formulação da amostragem casual simples para 63 e 196 parcelas.

O erro do inventário para esta imagem foi de 3,8%, observando-se uma queda de 39% no erro ao utilizar essa estratificação da área, já que o erro da população não estratificada foi de 6,25%.

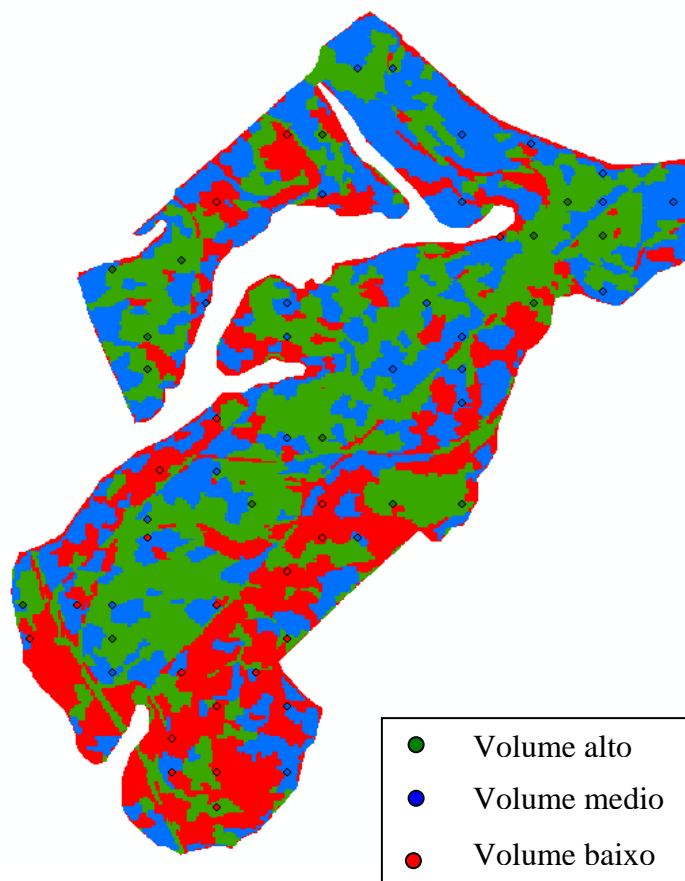


FIGURA 3 – Parcelas permanentes sobrepostas à imagem Spot classificada

Estrato	Área estrato (ha)	Nj	Nj/N	Media (yj)	Desvio (sj)	cvj	n	Sestrato	Sestrato (%)	erro	Erro (%)
Valto	236,10	4721,9	0,37	272,5	39,2	14,39	25				
Vmédio	219,87	4397,3	0,35	224,3	20,5	9,14	21				
Vbaixo	180,82	3616,3	0,28	161,7	40	24,74	17				
total	636,78	12735,5	1	224,6			63	4,28	1,91	8,6	3,83

TABELA 5- Parâmetros do inventário da área estratificada, utilizando-se imagem Spot

Na Figura 4 está ilustrada a área de estudo estratificada utilizando a imagem QuickBird e os resultados da análise do erro do inventário para esta imagem são apresentados na Tabela 6. Nesta estratificação, a média encontrada para os estratos também segue a mesma lógica das outras estratificações apresentadas. A maior média é encontrada no estrato de volume alto, cujo valor foi  $267,3\text{m}^3$ ; o estrato de volume médio e o de volume baixo obtiveram valores de média iguais a  $233,2\text{ m}^3$  e  $175,8\text{m}^3$ , respectivamente.



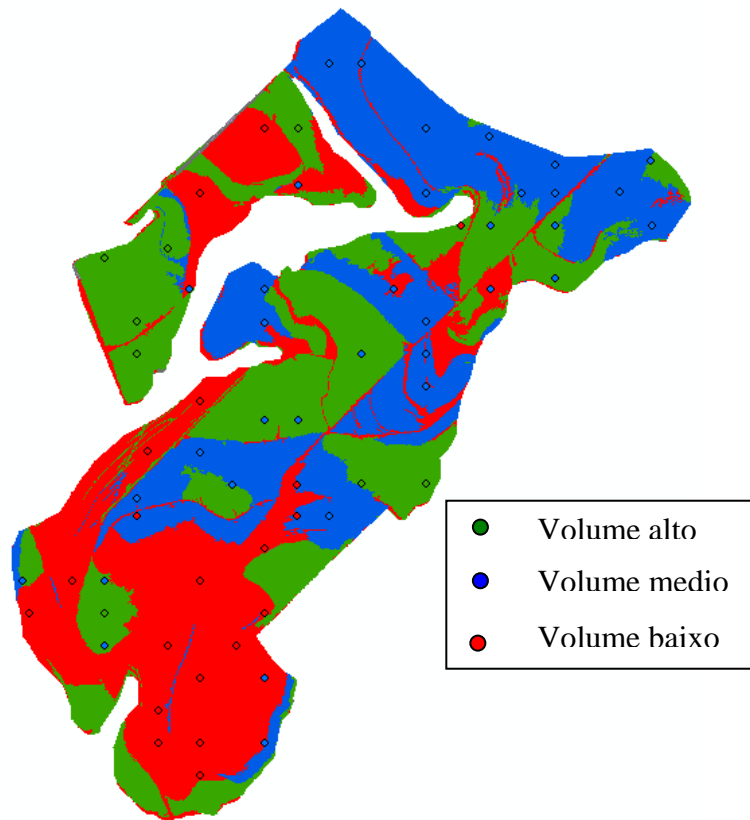


FIGURA 4 – Parcelas permanentes sobrepostas à imagem QuickBird classificada

O menor coeficiente de variação foi encontrado no estrato de volume médio, com 12,78%, seguido do estrato volume alto, com 17,54% e o estrato volume baixo, com 29,56%. Todos os coeficientes de variação tiveram valores inferiores aos encontrados utilizando a formulação da amostragem casual simples para 63 e 196 parcelas, exceto para o estrato volume baixo.

O erro do inventário para esta imagem foi de 5,09%, observando-se uma queda de 18,3% no erro, ao utilizar essa estratificação da área, já que o erro da população não estratificada foi de 6,25%.

TABELA 6 – Parâmetros do inventário da área estratificada, utilizando imagem QuickBird

Estrato	Área estrato (há)	Nj	Nj/N	Media (yj)	Desvio (sj)	cvj	n	Sestr	Sestr (%)	erro	Erro (%)
Valto	217,38	4347,6	0,34	267,3	46,9	17,5	25				
Vmédio	203,79	4075,8	0,31	233,2	29,8	12,8	21				
Vbaixo	226,64	4532,8	0,35	175,8	52	29,5	17				
total	647,81	12956,2	1	224,7			63	5,73	2,55	11,4	5,09

Comparando-se as estratificações apresentadas, constata-se que a que obteve menor erro do inventário foi a estratificação propiciada pela imagem Spot, cujo valor de erro do inventário foi de 3,8%, seguida das imagens Landsat, com erro de 4,2% e da imagem QuickBird, com erro de 5,09%. Além disso, a estratificação propiciada pela imagem Spot obteve valor de erro do inventário mais próximo do erro encontrado utilizando as 196 parcelas temporárias, consideradas aqui como parâmetro de comparação, por fornecerem informação de toda a área.

A vantagem em adotar essa estratificação está no fato de que, ao se estratificar a área, consegue-se controlar melhor a variação e chegar a um erro próximo à realidade do povoamento sem aumentar o esforço amostral, pois o processamento é feito usando-se somente as parcelas permanentes de uso tradicional da empresa.

## 5.1 Redução no número de parcelas permanentes

Como a estratificação da imagem Spot foi a que resultou em menor erro do inventário, foram recalculados sobre ela novos inventários, utilizando-se as parcelas permanentes reduzidas em 20%, 30%, 40% e 50% do número original (63 parcelas). Com esse procedimento, verificou-se a possibilidade da redução no número de parcelas permanentes do inventário florestal contínuo.

O resultado do processamento do inventário com redução das parcelas em 20% está apresentado na Tabela 7. Por meio desta tabela é possível observar que o erro do inventário, calculado a partir de 50 parcelas, foi de 4,82%, havendo uma queda de 22,64% ao utilizar essa quantidade de parcelas, já que o erro da população não estratificada foi de 6,25%.

Os valores de média encontrados seguem a descrição dos estratos, ou seja, o estrato volume alto possui a maior média de volume, 278,4 m<sup>3</sup>; o estrato de volume médio e volume baixo obtiveram valores de média iguais a 224,8 m<sup>3</sup> e 158,8m<sup>3</sup>, respectivamente.

O menor coeficiente de variação foi encontrado no estrato de volume médio, com 8,72%, seguido do estrato volume alto, com 15% e o estrato volume baixo, com 28,8%. Todos os coeficientes de variação tiveram valores inferiores aos encontrados utilizando a formulação da amostragem casual simples para 63 e 196 parcelas, exceto para o estrato volume baixo.

TABELA 7 – Parâmetros do inventário da área estratificada utilizando imagem Spot com redução das parcelas permanentes em 20% (50 parcelas)

Estrato	Área estrato (há)	Nj	Nj/N	Média (yj)	Desvio (sj)	cvj	n	Sestr	Sestr (%)	erro	Erro (%)
Valto	236,1	4721,9	0,37	278,4	41,9	15,0	17				
Vmédio	219,9	4397,3	0,35	224,8	19,6	8,72	20				
Vbaixo	180,8	3616,3	0,28	158,8	45,8	28,8	13				
Total	636,8	12735,5	1,00	226,1			50	5,42	2,39	10,9	4,82

O resultado do processamento do inventário com redução das parcelas em 30% está apresentado na Tabela 8. Por meio desta tabela é possível observar que o erro do inventário foi de 4,88%, havendo uma queda de 21,67% no erro ao utilizar essa quantidade de parcelas, já que o erro da população não estratificada foi de 6,25%.

O valor de média encontrado para os estratos também segue a mesma lógica do inventário anterior, em que se encontra a maior média no estrato de volume alto, cujo valor foi  $286,7\text{m}^3$ ; o estrato de volume médio e o de volume baixo obtiveram valores de média iguais a  $226,3\text{m}^3$  e  $157,6\text{m}^3$ , respectivamente.

O menor coeficiente de variação foi encontrado no estrato de volume médio, com 8,8%, seguido do estrato volume alto, com 12,4% e o estrato volume baixo, com 30,3%. Todos os coeficientes de variação tiveram valores inferiores aos encontrados utilizando a formulação da amostragem casual simples para 63 e 196 parcelas, exceto para o estrato volume baixo.

TABELA 8 – Parâmetros do inventário da área estratificada, utilizando-se imagem Spot com redução das parcelas permanentes em 30% (44 parcelas)

Estrato	Área estrato (há)	Nj	Nj/N	Média (yj)	Desvio (sj)	cvj	n	Sestr	Sestr (%)	erro	Erro (%)
Valto	236,1	4721,9	0,37	286,7	35,6	12,4	15				
Vmédio	219,9	4397,3	0,35	226,3	19,9	8,8	18				
Vbaixo	180,8	3616,3	0,28	157,6	47,8	30,3	11				
Total	636,8	12735,5	1	229,4			44	5,56	2,42	11,2	4,88

Resultado do processamento do inventário com redução das parcelas em 40% está apresentado na Tabela 9. Por meio desta tabela, é possível observar que o erro do inventário foi de 5,55%, havendo uma queda de 10,92% no erro ao utilizar essa quantidade de parcelas, já que o erro da população não estratificada foi de 6,25%.

O valor de média encontrado para os estratos também segue a mesma lógica dos inventários anteriores, em que se encontra a maior média no estrato de volume alto cujo valor foi 287,1m<sup>3</sup>; o estrato de volume médio e o de volume baixo obtiveram valores de média iguais a 225,8m<sup>3</sup> e 157,4m<sup>3</sup>, respectivamente.

O menor coeficiente de variação foi encontrado no estrato de volume médio, com 9,5%, seguido do estrato volume alto, com 13,4% e o estrato volume baixo, com 32%. Todos os coeficientes de variação tiveram valores inferiores aos encontrados utilizando a formulação da amostragem casual simples para 63 e 196 parcelas, exceto para o estrato volume baixo.

TABELA 9 – Parâmetros do inventário da área estratificada, utilizando-se

Estrato	Área estrato (há)	Nj	Nj/N	Média (yj)	Desvio (sj)	cvj	n	Sestr	Sestr (%)	erro	Erro (%)
Valto	236,1	4721,9	0,37	287,1	38,4	13,4	13				
Vmédio	219,9	4397,3	0,35	225,8	21,5	9,5	15				
Vbaixo	180,8	3616,3	0,28	157,4	50,3	32,0	10				
Total	636,8	12735,6	1	229,3			38	6,29	2,24	12,7	5,55

imagem Spot com redução das parcelas permanentes em 40% (38 parcelas)

O resultado do processamento do inventário com redução das parcelas em 50% está apresentado na Tabela 10. Por meio desta tabela é possível observar que o erro do inventário foi de 7,16%, não tendo ocorrido queda no erro ao utilizar essa quantidade de parcelas. Isso porque o erro da população não estratificada foi de 6,25%, indicando que uma redução em 50% no número de parcelas não consegue captar com precisão a variação do povoamento.

O valor de média encontrado para os estratos também segue a mesma lógica dos inventários anteriores, em se encontra a maior média no estrato de volume alto cujo valor foi de 288,8m<sup>3</sup>; o estrato de volume médio e o de volume baixo obtiveram valores de média iguais a 227,9m<sup>3</sup> e 156,7m<sup>3</sup>, respectivamente.

O menor coeficiente de variação foi encontrado no estrato de volume médio, com 10,4%, seguido do estrato volume alto, com 14,5% e o estrato volume baixo, com 35,9%. Todos os coeficientes de variação tiveram valores inferiores aos encontrados utilizando a formulação da amostragem casual simples para 63 e 196 parcelas, exceto para o estrato volume baixo.

TABELA 10 – Parâmetros do inventário da área estratificada utilizando imagem

Estrato	Área estrato (ha)	Nj	Nj/N	Média (yj)	Desvio (sj)	cvj	n	Sestr	Sestr (%)	erro	Erro (%)
Valto	236,1	4721,9	0,4	288,8	41,8	14,5	11				
Vmédio	219,9	4397,3	0,4	227,9	23,7	10,4	11				
Vbaixo	180,8	3616,3	0,3	156,7	56,3	35,9	9				
Total	636,8	12735,6	1,0	230,5			31	7,49	3,25	16,5	7,16

Spot com redução das parcelas permanentes em 50% (31 parcelas)

Os valores médios e de erros para diferentes intensidades amostrais retiradas das parcelas permanentes encontram-se na Tabela 11. Foi possível avaliar o efeito da estratificação sobre o número de parcelas e, conseqüentemente, sobre as estatísticas do inventário. Detectou-se que a redução de 13 parcelas não afetou a estimativa da média e nem do erro percentual do inventário. Porém, reduções maiores proporcionaram impacto sobre o erro, dentro da faixa admissível de 10%. Por outro lado, percebeu-se um viés na estimativa da média na ordem de 5 a 6 m<sup>3</sup>/ha em relação ao valor considerado “paramétrico”. Este viés analisado somente por hectare parece não ser alto. No entanto, considerando-se uma área maior (500 ha), ele torna-se relativamente grande, mesmo o erro estando dentro do admissível.

TABELA 11 – Estatísticas do inventário para diferentes intensidades amostrais, sobre a imagem do Spot

Intensidade amostral	X	E(m <sup>3</sup> /ha)	E(%)
63	224,6	8,6	3,83
50	226,1	10,9	4,82
44	229,4	11,2	4,88
38	229,3	12,7	5,55
31	230,5	16,5	7,16

O erro do inventário obtido para cada número de parcelas pode ser visto no gráfico da Figura 5. Por meio deste gráfico, é possível observar que uma redução em até 40% no número de parcelas (38 parcelas) não atinge o valor de 6,25% encontrado ao utilizar as 63 parcelas do inventário tradicional da empresa. Esse é um ótimo resultado, já que esta prática implica em diminuir custo com a alocação e a medição de parcelas, mostrando o ganho na utilização da estratificação gerada pela imagem Spot.

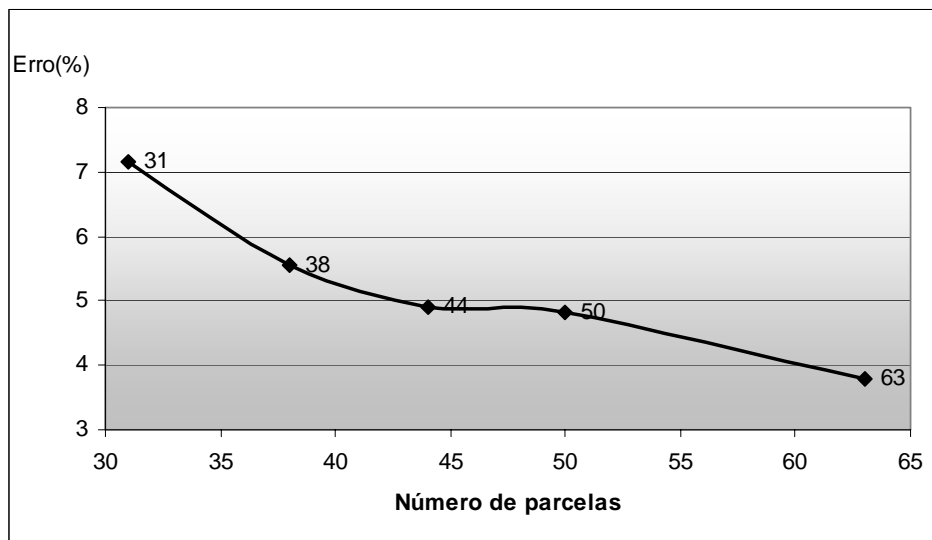


FIGURA 5 – Relação do erro percentual para diferentes números de parcelas

## 5.2 Processamento do inventário por talhão

Na Tabela 12 encontram-se as informações médias de volume e do erro do inventário por talhão, processados utilizando-se as parcelas permanentes, as parcelas temporárias “valor paramétrico” e as parcelas do pré-corte.



Verificou-se que o erro do inventário utilizando as parcelas temporárias foi menor do que aquele encontrado utilizando-se as parcelas permanentes. Isso ocorreu em todos os talhões, exceto no talhão 1 e 4 (Figura 6), e pode ser explicado pela grande variação existente em um mesmo talhão. Nesses casos, pode ocorrer de menos parcelas caírem em locais mais homogêneos e resultarem em erros mais baixos que aqueles captados por um número um pouco maior de parcelas.

Cabe lembrar que as parcelas temporárias foram distribuídas de forma sistemática na área e por isso conseguem captar melhor a realidade do povoamento, servindo como parâmetro de comparação para os demais inventários calculados.

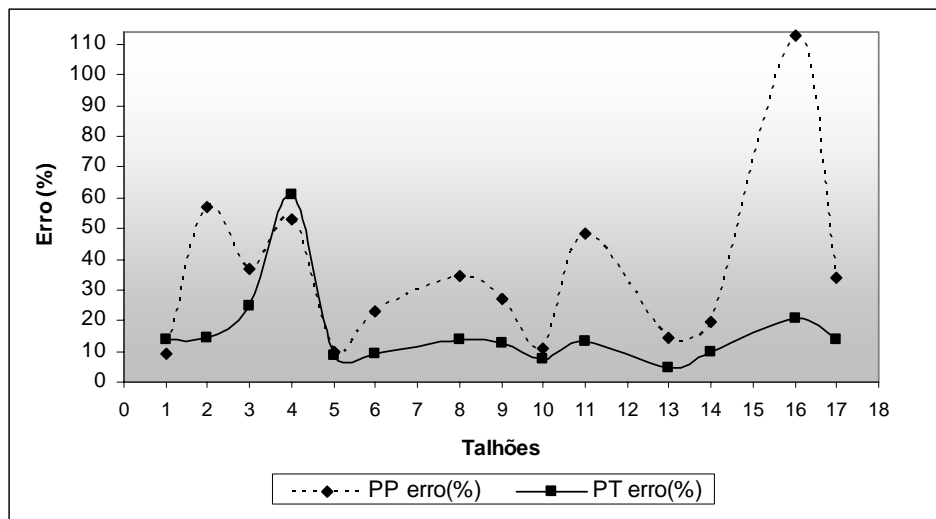


Figura 6 – Erro do inventário por talhão utilizando-se as parcelas permanentes (PP) e as parcelas temporárias (PT)

TABELA 12 – Estatística do inventário florestal processado por talhão.

Talhão	ACS (PP)			ACS(PT)			ACS(pré-corte)			ACE(pré-corte)		
	Média	Número parcelas	erro(%)	Média	Número parcelas	erro(%)	Média	Número parcelas	erro(%)	Média	Número parcelas	erro(%)
<b>1</b>	313,3	4	9,4	303,8	13	13,7	320,9	8	7,6	320,5	8	7,39
<b>2</b>	200,8	3	56,8	207,9	12	14,3	190,9	5	29,4	195,3	5	22,5
<b>3</b>	282,5	2	37	277,1	7	24,7	311,6	4	38,6	317,3	4	33,2
<b>4</b>	230,1	2	52,7	273,6	8	61,2	292	5	35,4	283,7	5	30,18
<b>5</b>	247,3	7	9,9	266,3	20	8,7	267,1	10	13,6	265	10	9,44
<b>6</b>	241,5	3	23,1	252,9	6	9,1	248,6	4	16	247,2	4	4,94
<b>7</b>	228,3	3	34,4	267,6	9	13,9	267,5	5	15,4	271,5	5	15,57
<b>8</b>	243	3	27,1	235,5	11	12,8	243,9	7	9	244,6	7	9,77
<b>9</b>	250,7	5	11	248,9	17	7,2	255	11	9,8	258,63	11	7,8
<b>10</b>	255,8	3	48,3	249,4	10	13,5	237,3	6	17,5	246,8	6	14,47
<b>11</b>	261,7	3	14,6	253,2	10	4,7	257,2	5	8,6	257,77	5	9,61
<b>12</b>	183,9	5	19,7	185,1	12	10	191,9	6	16,5	189,8	6	17,33
<b>13</b>	217,6	2	113,1	208,7	8	20,7	183,6	4	19,5	185,3	4	10,55
<b>14</b>	231,7	5	34,1	208,8	16	13,7	207,8	9	18	207,8	9	18,63

Com relação às médias de volume por parcela, os valores são próximos para as parcelas temporárias e permanentes, com exceção dos talhões 4, 5, 6, 8 e 17 (Figura 7).

Pela Figura 10 foi possível detectar a estimativa volumétrica por talhão, com as parcelas permanentes sendo muito semelhantes às parcelas temporárias. Os resultados do presente estudo mostraram que as parcelas permanentes foram eficientes para estimar o volume por parcela, sem considerar a estratificação. A estimativa média teve viés pequeno, porém, o viés do erro foi que, em apenas 5 talhões, o erro foi inferior a 10% com a amostragem intensiva. Assim, pode-se considerar que a estimativa por talhão não funciona para faixas de erros considerados tradicionalmente no inventário florestal.

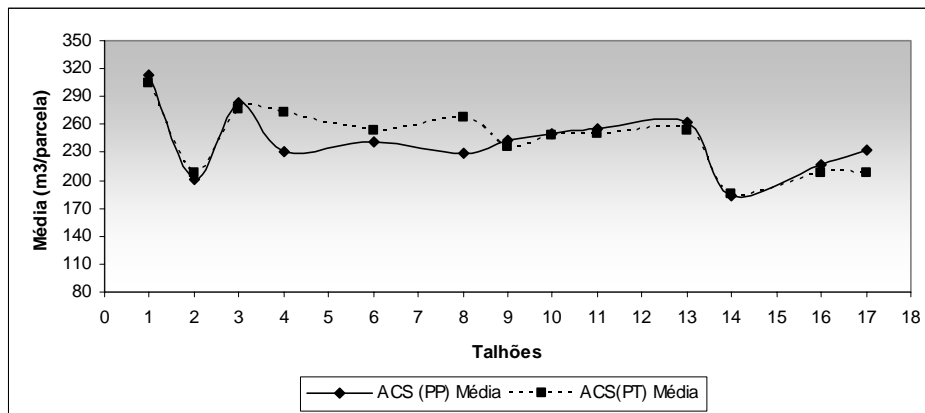


FIGURA 7 – Médias de volume por parcela, utilizando-se as parcelas permanentes (PP) e temporárias (PT) no cálculo do inventário.

No inventário pré-corte, em 26,31% dos talhões o erro foi inferior a 10% ao utilizar a amostragem casual simples no processamento do inventário; na amostragem estratificada, esse percentual subiu para 43%. Além disso, em todos

os talhões, o erro foi menor na amostragem estratificada, em relação ao mesmo número de parcelas processadas utilizando a amostragem casual simples, com exceção dos talhões 8, 9, 13, 14 e 17 (Figura 8).

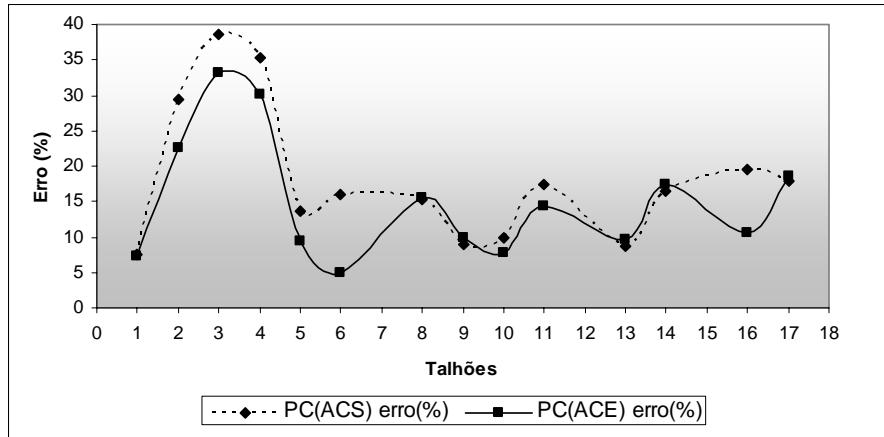


FIGURA 8 - Erro do inventário por talhão ,utilizando as parcelas do pré-corte (PC) processadas pela formulação da amostragem casual simples e pela amostragem estratificada

Por meio da Figura 9 foi possível observar que as médias de volume por parcela seguiram a mesma tendência entre as médias obtidas pela amostragem casual simples e pela amostragem estratificada, não ocorrendo valores discrepantes. Isso mostra, mais uma vez, que, em termos médios, acertou-se por talhão. Assim, no processamento do inventário por talhão, deve-se observar somente a média e não também a medida de precisão comumente avaliada no inventário florestal.

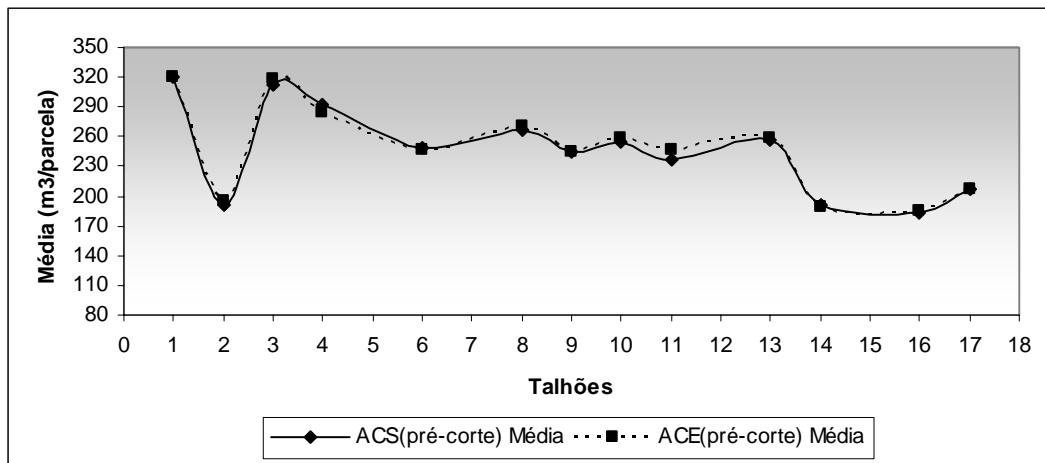


FIGURA 9 - Média de volume por parcela, utilizando-se as parcelas pré-corte (PC) processadas pela formulação da amostragem casual simples e pela amostragem estratificada.

## 6 CONCLUSÕES

- O uso de imagens de sensoriamento remoto para a estratificação dos povoamentos do projeto Cara Preta é eficiente, já que reduz o erro do inventário em relação ao erro do inventário processado com a formulação da amostragem casual simples.
- A estratificação dos povoamentos do projeto Cara Preta a partir das imagens Spot produz o menor erro do inventário

- Usando imagens Spot para a estratificação da área, consegue-se reduzir o número de parcelas e obter um erro inferior àquele encontrado utilizando-se a formulação da amostragem casual simples.
- No processamento do inventário por talhão, não houve ganhos significativos com a estratificação em relação ao erro do inventario, porém, em termos médios, é possível acertar por talhão.

## 7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

JANOTH, J.EISI, M.; KLAUSHOFER, F.; LUCKEL, W. Procedimentos baseados em segmentação para análise de mudanças e classificação florestal com dados de satélite de alta resolução. In: BLASCHKE, T.; KUX, H. (Org.). **Sensoriamento remoto e SIG: métodos inovadores** São Paulo: Oficina de Textos, 2004.

SCHUMACHER, F.X.; HALL, F. S. Logarithmic expression of timber-tree volume. **Journal of Agricultural Research**, v.47, n.9, p.719-734, 1933.

SCOLFORO, J.R.S.; MELLO, J.M. **Inventário florestal**. Lavras: UFLA-FAEPE, 1999. 344p.