



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS

JEANGELIS SILVA SANTOS

**ESTRATIFICAÇÃO DE FLORESTAS DE EUCALIPTO COM BASE NA
FORMA DO FUSTE DAS ÁRVORES**

JERÔNIMO MONTEIRO

2014

JEANGELIS SILVA SANTOS

**ESTRATIFICAÇÃO DE FLORESTAS DE EUCALIPTO COM BASE NA
FORMA DO FUSTE DAS ÁRVORES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais do Centro de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Ciências Florestais na Área de Concentração Ciências Florestais.

Orientador: Adriano Ribeiro de Mendonça

Coorientadores: José Franklim Chichorro e Gilson Fernandes da Silva

JERÔNIMO MONTEIRO

2014

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)
(Biblioteca Setorial de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)

S237e Santos, Jeangelis Silva, 1989-
Estratificação de florestas de eucalipto com base na forma do fuste das
árvores / Jeangelis Silva Santos. – 2014.
72 f. : il.

Orientador: Adriano Ribeiro de Mendonça.

Co-orientadores: José Franklim Chichorro, Gilson Fernandes da Silva.

Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal
do Espírito Santo, Centro de Ciências Agrárias.

1. Levantamentos florestais. 2. Amostragem (Estatística). 3. Análise por
agrupamento. 4. Inteligência artificial. 5. Redes neurais artificiais. 6.
Mensuração florestal. I. Mendonça, Adriano Ribeiro de. II. Chichorro, José
Franklim. III. Silva, Gilson Fernandes da. IV. Universidade Federal do Espírito
Santo. Centro de Ciências Agrárias. V. Título.

CDU: 630

**ESTRATIFICAÇÃO DE FLORESTAS DE EUCALIPTO COM BASE NA
FORMA DO FUSTE DAS ÁRVORES**

JEANGELIS SILVA SANTOS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais do Centro de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Ciências Florestais na Área de Concentração Ciências Florestais.
Orientador: Adriano Ribeiro de Mendonça
Coorientadores: José Franklim Chichorro e Gilson Fernandes da Silva

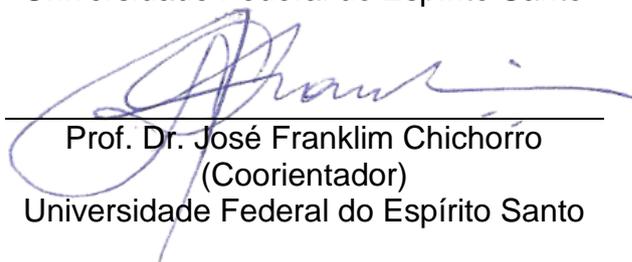
Aprovada em 28 de novembro de 2014



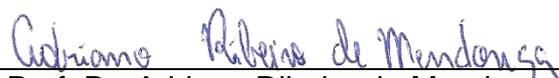
Dr. Daniel Henrique Breda Binoti
(Membro externo)



Prof. Dr. Sidney Sara Zanetti
(Membro interno)
Universidade Federal do Espírito Santo



Prof. Dr. José Franklim Chichorro
(Coorientador)
Universidade Federal do Espírito Santo



Prof. Dr. Adriano Ribeiro de Mendonça
(Orientador)
Universidade Federal do Espírito Santo

AGRADECIMENTOS

A Deus, que sempre me guia.

À Universidade Federal do Espírito Santo, pela oportunidade de estudo e aperfeiçoamento.

Ao Prof. Dr. Adriano Ribeiro de Mendonça, pela orientação, conselhos e amizade.

Aos coorientadores Prof. Dr. José Franklim Chichorro e Prof. Dr. Gilson Fernandes da Silva, pelas sugestões e conhecimento transmitidos que muito enriqueceram este trabalho.

À empresa Fibria Celulose S.A., pela possibilidade de realização deste trabalho, em especial à Eng. Florestal Cristiane Coutinho Meneguzzi, por todo o apoio e disponibilidade.

Aos membros da Comissão Examinadora, Prof. Dr. Sidney Sára Zanetti e Dr. Daniel Henrique Breda Binoti, pelas relevantes contribuições para esta dissertação.

Aos amigos do Laboratório de Manejo e Mensuração Florestal, pela amizade, ajuda e boa convivência neste período.

À minha família, pelo incentivo a continuar os estudos.

À minha noiva Priscila, pela compreensão, carinho e apoio incondicional.

Meus sinceros agradecimentos a todos que contribuíram direta ou indiretamente para a realização deste trabalho.

RESUMO

SANTOS, Jeangelis Silva. **Estratificação de florestas de eucalipto com base na forma do fuste das árvores**. 2014. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, ES. Orientador: Prof. Dr. Adriano Ribeiro de Mendonça. Coorientadores: Prof. Dr. José Franklim Chichorro, Prof. Dr. Gilson Fernandes da Silva.

O inventário florestal é o principal método para a obtenção de informações quantitativas e qualitativas sobre as florestas. Entretanto, ao se trabalhar com grandes áreas, há o inconveniente das variáveis analisadas apresentarem grande heterogeneidade, sendo necessário adotar uma maior intensidade amostral. Nestes casos, uma alternativa para a realização dos inventários florestais é a estratificação da área em subpopulações mais homogêneas quanto a variável de interesse, garantindo estimativas mais precisas com uma menor intensidade amostral. Com isso, este estudo teve como objetivo realizar a estratificação de florestas de eucalipto considerando variáveis que descrevem a forma do fuste. Para tanto, foi utilizada uma base de dados contendo informações de 47.770 ha de povoamentos de clones do gênero *Eucalyptus*. Os plantios são compostos por quatorze clones plantados sob três diferentes regimes de manejo (alto fuste, dividido em áreas de implantação e reforma, e talhadia) e quatro espaçamentos de plantios (6, 9, 10 e 16 m² de área útil por planta), com idades variando de quatro a seis anos. Inicialmente, foi realizada a estratificação da área, gerando um total de quarenta estratos, nos quais foram realizados a cubagem rigorosa e os inventários florestais. Em seguida, foram aplicados os métodos de agrupamento por similaridade de perfil, análise de componentes principais, classes de quociente de forma, classes de fator de forma artificial e redes neurais artificiais, gerando novos estratos de amostragem. A título de comparação, também foram consideradas amostragem sem estratificação, a estratificação completa (40 estratos iniciais), estratificação considerando a idade e o espaçamento, e estratificação apenas pela idade. Em seguida, foi realizado o cálculo dos estimadores populacionais para o inventário florestal, considerando cada método de estratificação apresentado, bem como o custo de realização do inventário florestal e

cubagem rigorosa. Dentre os métodos propostos para estratificação dos povoamentos, os que apresentaram melhores resultados, quanto a precisão, foi o agrupamento por redes neurais artificiais e o agrupamento por classes de quociente de forma ($K_{0,5H}$). Em relação aos custos, o método de agrupamento por redes neurais artificiais também obteve melhores resultados, seguido pelo agrupamento pelo método da similaridade de perfis. Analisando conjuntamente precisão e custo, dentre todos os métodos avaliados, a utilização de redes neurais artificiais se mostrou a alternativa mais eficiente para a estratificação de florestas.

Palavras-chave: Amostragem estratificada, inventário florestal, redes neurais artificiais.

ABSTRACT

SANTOS, Jeangelis Silva. **Stratification of eucalyptus forests based on bole form of trees.** 2014. Dissertation (Mesters degree in Forest Sciences) – Federal University of Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, ES. Adviser: Prof. Dr. Adriano Ribeiro de Mendonça. Co-advisors: Prof. Dr. José Franklim Chichorro, Prof. Dr. Gilson Fernandes da Silva.

The forest inventory is the main method to obtain quantitative and qualitative information on forests. However, when working with large areas, there is the inconvenience of the variables present great heterogeneity, being necessary to adopt a higher sampling intensity. In these cases, an alternative for the realization of forest inventories is the stratification of the area in more homogeneous subpopulations as the variable of interest, ensuring more accurate estimates with a lower sampling intensity. This study aimed to stratify eucalyptus forests considering variables that describe bole form. For this purpose, we used a database containing information of 47.770 ha with clonal *Eucalyptus* stands. The stands consisted of fourteen clones with three different management regimes (high forest, divided into areas of first and second rotations, and coppice) and four spacings (6, 9, 10 and 16 m² per plant), aged four to six years. Initially the area stratification was performed, yielding forty strata, in which were performed the scaling and forest inventories. Then, were applied the clustering methods of profile similarity, principal component analysis, class of form quotient, class of form factor and artificial neural networks, generating new sampling strata. For comparison, were also considered sampling without stratification, the complete stratification (40 initial strata), stratification considering the age and spacing and stratification by age only. Then was conducted the calculation of population estimators for forest inventory considering each stratification method presented, as well as the cost of conducting a forest inventory and scaling. Among the methods proposed to stratify the stands, the ones that showed the best results in accuracy, was the clustering by artificial neural networks and clustering by class of form quotient ($K_{0,5H}$). Regarding costs, the clustering method by artificial neural networks has also achieved best results, followed by clustering by profile similarity method.

By analyzing precision and cost, among all methods, the use of artificial neural networks proved to be the most efficient alternative to the stratification of forests.

Key-words: Cluster sampling, forest inventory, artificial neural network.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	11
1.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA.....	12
1.2 OBJETIVOS	13
2. REVISÃO DE LITERATURA	14
2.1 O GÊNERO Eucalyptus.....	14
2.2 FORMA DO FUSTE DE ÁRVORES.....	15
2.2.1 Estimação do volume do fuste	17
2.2.1.1 Fatores de forma	17
2.2.1.2 Quociente de forma.....	19
2.2.1.3 Modelos volumétricos.....	20
2.2.1.4 Modelos de afilamento	21
2.3 INVENTÁRIO FLORESTAL.....	23
2.3.1 Critérios para estratificação das florestas.....	24
2.4 O MÉTODO DA SIMILARIDADE DE PERFIS.....	25
2.5 REDES NEURAS ARTIFICIAIS	26
2.5.1 Redes Self-organizing Map (SOM).....	30
2.5.2 RNAs aplicadas ao agrupamento e classificação de dados	31
3. MATERIAL E MÉTODOS	33
3.1 DESCRIÇÃO DA ÁREA E MATERIAL DE ESTUDO	33
3.2 COLETA E PROCESSAMENTO DE DADOS	33
3.2.1 Cubagem rigorosa.....	33
3.2.2 Inventário florestal.....	35
3.3 AJUSTE DOS MODELOS DE AFILAMENTO	35
3.4 MÉTODOS PARA ESTRATIFICAÇÃO DAS FLORESTAS	38
3.4.1 Método da similaridade de perfis.....	39
3.4.2 Agrupamento a partir da análise de componentes principais	39
3.4.3 Agrupamento por classes de quocientes de forma	40
3.4.4 Agrupamento por classes de fator de forma artificial	41
3.4.5 Agrupamento utilizando redes neurais artificiais	41
3.5 COMPARAÇÃO ENTRE OS MÉTODOS DE ESTRATIFICAÇÃO	42
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	46
4.1 AVALIAÇÃO DOS MODELOS DE AFILAMENTO.....	46

4.2 MÉTODOS PARA ESTRATIFICAÇÃO DAS FLORESTAS	48
4.2.1 Método da similaridade de perfis.....	48
4.2.2 Agrupamento a partir da análise de componentes principais	49
4.2.3 Agrupamento por classes de quocientes de forma	50
4.2.4 Agrupamento por classes de fator de forma artificial	51
4.2.5 Agrupamento utilizando redes neurais artificiais	52
4.2.6 Considerações sobre os novos estratos de amostragem.....	55
4.3 COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS DE ESTRATIFICAÇÃO DAS FLORESTAS EM RELAÇÃO A PRECISÃO E CUSTOS	56
5. CONCLUSÕES	63
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	64
APÊNDICES.....	69

1. INTRODUÇÃO

O planejamento e a administração dos povoamentos florestais são de fundamental importância devido a tendência de ampliação da demanda por produtos de origem florestal no mercado interno e externo. Desta forma, a avaliação precisa e eficiente das florestas é determinante na tomada de decisões, sejam elas para intervenções silviculturais ou de exploração. Neste sentido, o inventário florestal é uma importante técnica para a obtenção de informações sobre a quantidade e qualidade dos estoques florestais e sua predição (DRUSZCZ et al., 2012).

Os inventários são amplamente utilizados no setor florestal, sendo executados em diversas ocasiões, como na quantificação da produção florestal, na análise fitossociológica de um fragmento florestal, avaliação da regeneração natural, elaboração de planos de manejo, partilha de bens e avaliação de propriedades rurais. As metodologias aplicadas no inventário florestal são definidas em função dos recursos disponíveis e dos objetivos do inventário.

Alguns casos específicos demandam que, no inventário, seja realizada a mensuração de todos os indivíduos de uma floresta (censo), como na execução de planos de manejo para exploração sustentável de florestas nativas. Entretanto, na maioria das vezes, o inventário florestal é realizado por procedimentos de amostragem, por demandar menor tempo de realização e menores custos, além de fornecer informações precisas sobre a floresta.

De acordo com Soares, Paula Neto e Souza (2011), a precisão da amostragem no inventário florestal está relacionada com a variabilidade da população. Neste contexto, quanto maior a variabilidade da população, maior deverá ser a intensidade amostral e, conseqüentemente, maiores serão os custos. Quando se tem uma população muito heterogênea, recomenda-se que seja realizada uma divisão da população em estratos ou subpopulações mais homogêneas, reduzindo assim a variância amostral dentro dos estratos. Com isso, é possível obter estimativas mais precisas das variáveis de interesse, com uma menor intensidade amostral, além de menores custos. Este procedimento é denominado amostragem estratificada (PÉLLICO NETO; BRENA, 1997).

Segundo Shiver e Borders (1996), a eficiência da amostragem estratificada depende da eficiência da estratificação. Assim, é necessário que se utilize estratificadores que possuam uma relação com as características que se deseja avaliar. Quando o objetivo do inventário é quantificar o volume de madeira existente no povoamento, normalmente a divisão dos estratos é realizada por material genético, espaçamento, classe de idade e regime de corte (CAMPOS; LEITE, 2013). Todos estes são fatores que afetam a forma do fuste das árvores. Entretanto, é importante avaliar a estratificação das florestas não apenas por fatores que afetam a forma das árvores, mas sim diretamente com variáveis que expressam a forma do fuste como o fator de forma, quociente de forma e o índice de esbeltez.

1.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

O inventário por amostragem estratificada é o mais utilizado pelas empresas do setor florestal, pois permite a estimação precisa da produção florestal em áreas com diferentes características, como material genético, espaçamento e idade. Assim, é necessário o estudo dos diferentes aspectos envolvidos neste tipo de amostragem, visando um aumento na precisão das estimativas, sem que haja um aumento significativo nos custos.

Com isso, é necessária a análise da influência da forma do fuste como estratificador, na precisão e custo do inventário florestal, em comparação com os estratificadores convencionais. Desta forma, pretende-se que, ao término deste estudo, a seguinte pergunta seja respondida: Qual o melhor método para estratificação de florestas de *Eucalyptus*, considerando a forma do fuste das árvores?

Tem-se duas hipóteses associadas a esta pergunta. No primeiro caso, a estratificação pelos métodos aqui analisados pode não produzir resultados satisfatórios do ponto de vista estatístico ou quanto à redução de custos. Sendo assim, devem-se rejeitar tais metodologias, permanecendo o uso dos estratificadores convencionais. Por outro lado, pode-se ter que as metodologias

propostas produzam resultados mais precisos e com menor intensidade amostral, em relação à estratificação convencional. Caso tal fato seja comprovado, haverá um ganho na realização de inventários florestais, em função de uma maior precisão nas estimativas e redução do tempo e custo de execução.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo deste estudo foi analisar metodologias para estratificação com base na forma do fuste de diferentes clones de *Eucalyptus*, a fim de se propor um método alternativo para a estratificação de florestas para inventários florestais. Para tanto, foram cumpridos os seguintes objetivos específicos:

- a) Ajustar e selecionar modelos de afilamento para descrever o perfil do fuste das árvores e estimar seu volume individual;
- b) Aplicar diferentes metodologias para estratificação das árvores com base na forma do fuste;
- c) Obter estratos homogêneos quanto a forma do fuste;
- d) Avaliar a precisão do inventário florestal, utilizando a estratificação com base na forma do fuste, em comparação com a estratificação convencional e sem estratificação; e
- e) Verificar o impacto das estratificações propostas nos custos do inventário florestal e cubagem rigorosa.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 O GÊNERO *Eucalyptus*

O gênero *Eucalyptus* foi introduzido no Brasil por Navarro de Andrade, que desenvolveu trabalhos experimentais entre os anos de 1904 e 1909, no Horto de Jundiaí, São Paulo. Em seus estudos, este pesquisador notou maior taxa de crescimento no eucalipto, em comparação com as espécies nativas (CARDOSO, 2011). Assim, em 1909 se iniciaram os plantios de eucalipto em escala comercial pela Companhia Paulista de Estradas de Ferro (MORA; GARCIA, 2000).

O gênero *Eucalyptus* pertence à família Myrtaceae, que compreende aproximadamente 100 gêneros e 3.000 espécies, sendo a maior família da ordem Myrtales. Este gênero é nativo da Austrália, onde cobre 90% da área do país, sendo que das 670 espécies já identificadas, apenas duas delas, *Eucalyptus urophylla* e *Eucalyptus deglupta*, têm ocorrência natural fora do território australiano (ROCHA; SANTOS, 2007).

Muitas espécies do gênero *Eucalyptus* possuem dimorfismo foliar, sendo que, quando jovens, suas folhas são opostas, ovais ou arredondadas e, ocasionalmente, sem pecíolo. Após um ou dois anos de crescimento, começam a surgir folhas alternadas, de lanceoladas a falciformes, e estreitas. A maior parte das espécies não floresce enquanto a folhagem adulta não aparece (LORENZI et al., 2003).

O gênero é representado por árvores com alta taxa de crescimento, plasticidade, forma retilínea do fuste, desrama natural e madeira com variações nas propriedades tecnológicas, adaptadas às mais variadas condições de uso (OLIVEIRA et al., 1999).

Segundo Mora e Garcia (2000), a madeira de eucalipto é amplamente utilizada pelo setor industrial como matéria-prima de produtos como celulose e papel, carvão, lenha, painéis, postes, dormentes, mourões, serrados e embalagens.

Em função da sua fácil adaptação a diversos ambientes e baixa exigência por nutrientes, o eucalipto também pode ser utilizado para a recuperação de áreas degradadas, servindo para o reflorestamento em áreas devastadas por queimadas e desmatamentos (ROCHA; SANTOS, 2007).

A alta tecnologia desenvolvida para a cultura do eucalipto, aliada às condições de solo e clima favoráveis, confere ao Brasil uma posição de destaque na produção de biomassa de eucalipto, quando comparado com os países de clima temperados (VALVERDE et al., 2004). De acordo com o anuário estatístico da Indústria Brasileira de Árvores – IBÁ (2014), a produtividade média das florestas de eucalipto no país é de $38,1 \text{ m}^3\text{ha}^{-1}\text{ano}^{-1}$, mais de seis vezes maior que a de países como a Suécia e a Finlândia.

No ano de 2013, a cobertura florestal com o gênero *Eucalyptus* abrangeu uma área de 5,47 milhões de hectares, com crescimento de aproximadamente 3,1% em relação ao ano de 2012. Além disso, o PIB do setor florestal de 2013 também apresentou um crescimento de 5,9% em relação ao ano de 2012, com um valor estimado de R\$56 bilhões em 2013, representando cerca de 1,2% do PIB nacional (IBÁ, 2014).

2.2 FORMA DO FUSTE DE ÁRVORES

Para Péllico Netto (2004), os fustes das árvores se assemelham a sólidos geométricos do tipo neiloide, parabolóide ou conóides. Contudo, ao considerar a árvore como um todo, tais formas não estão dispostas de maneira isolada. Em função disso, considera-se que o fuste é constituído por uma sequência de diferentes sólidos geométricos.

A principal dificuldade no cálculo do volume se dá pelo fato de não ser possível distinguir o início e o fim de cada forma geométrica ao longo do fuste. Caso contrário, bastaria aplicar fórmulas correspondentes a cada sólido geométrico e o volume real do fuste seria obtido.

Diversas metodologias são aplicadas para estimar o volume do fuste, entretanto, o real valor do volume, geralmente, só pode ser obtido utilizando-se

o xilômetro (MÔRA, 2011). Os demais métodos consistem na divisão do fuste em subseções, visando minimizar o erro ocorrido pelo afilamento do tronco. Desta forma, o volume é calculado por expressões matemáticas utilizando os diâmetros e o comprimento de cada seção. Essa metodologia é denominada de cubagem rigorosa.

Para Scolforo e Thiersch (2004), os métodos de cubagem rigorosa podem ser divididos em duas classes:

- a) Métodos absolutos: o tamanho das seções é fixo, não importando a altura da árvore (exemplos: Smalian, Huber e Newton).
- b) Métodos relativos: os tamanhos das seções variam conforme o valor da altura total ou comercial da árvore (exemplos: Hohenadl e FAO).

Soares, Paula Neto e Souza (2011) afirmam que o principal fator que influencia na forma do fuste é a espécie, em função das diferentes características genéticas e taxas de crescimento. O espaçamento de plantio também causa variações na forma do fuste, pois em espaçamentos reduzidos entre árvores, estes tendem a ser menos cônicos. O mesmo ocorre com a idade, uma vez que árvores com maior idade possuem fustes menos cônicos que árvores mais jovens.

As práticas silviculturais aplicadas aos povoamentos também podem causar alterações na forma do fuste (CAMPOS; LEITE, 2013). Ferreira et al. (2014), estudando o efeito do desbaste na forma do fuste de *Eremanthus incanus* em povoamentos naturais, concluíram que maiores intensidades de desbaste resultam em árvores mais cônicas e com maior comprimento de copa.

Ao estudar o efeito da desrama em povoamentos de *Pinus elliotti*, Schneider, Finger e Hoppe (1999) observaram que o crescimento em diâmetro e a produção de madeira foram afetados quando se realizou desrama acima de 40% da altura total das árvores.

2.2.1 Estimação do volume do fuste

O volume das árvores é uma variável de difícil obtenção. Na realização de inventários florestais, quando é necessário conhecer o volume de um grande número de árvores, o problema se torna ainda maior. Em função disso, várias metodologias são propostas para estimar o volume do fuste, como o uso de fatores de forma, quocientes de forma, modelos volumétricos e modelos de afileamento.

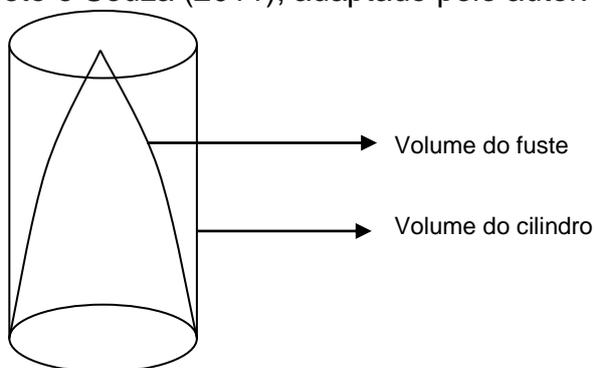
Em todos os métodos de estimação do volume do fuste é necessário que seja realizada, *a priori*, a cubagem rigorosa de algumas árvores para os cálculos e ajustes. Para tanto, Scolforo e Thiersch (2004) recomendam que sejam cubadas pelo menos 30 árvores quando a população é considerada homogênea em relação ao diâmetro, com desvio padrão de até 2 cm. Guimarães e Leite (1996) avaliaram a influência do número de árvores cubadas na determinação de equações volumétricas de *Eucalyptus grandis*. Estes autores constataram que o número ideal é 150 árvores, sendo que a cubagem de menores números de árvores apresentou tendenciosidade no ajuste dos modelos. Por outro lado, quando foi realizada a cubagem de mais de 150 árvores não ocorreram ganhos significativos na precisão das estimativas.

2.2.1.1 Fatores de forma

O fator de forma é a relação entre o volume do fuste da árvore e o volume de um cilindro, com diâmetro e altura iguais ao da árvore. Existem dois tipos de fator de forma: o fator de forma artificial ($f_{1,3}$), quando o diâmetro do cilindro é igual ao diâmetro da árvore à 1,3 m do solo (*DAP*), e o fator de forma natural ($f_{0,1}$), quando é considerado o diâmetro do cilindro igual ao diâmetro obtido a 10% da altura total da árvore.

Como o fator de forma é uma razão entre volumes, ele só pode ser obtido após a cubagem rigorosa de algumas árvores (SILVA; PAULA NETO, 1979). Na Figura 1 pode ser verificado um exemplo dessa relação.

Figura 1. Relação entre o volume do fuste e o volume de um cilindro.
Fonte: Soares, Paula Neto e Souza (2011), adaptado pelo autor.



A fórmula de cálculo do fator de forma (f) pode ser observada na Equação 1. Assim, o volume da árvore pode ser estimado multiplicando o volume do cilindro por um fator de forma médio para a espécie em questão.

$$f = \frac{V_{real}}{V_{cilindro}} \quad (1)$$

em que:

f = fator de forma;

V_{real} = volume real do fuste, em m^3 ;

$V_{cilindro}$ = volume do cilindro, em m^3 .

De acordo com Soares, Paula Neto e Souza (2011), normalmente utiliza-se a altura total para a geração dos fatores de forma pela sua facilidade de obtenção, exceto em florestas inequiâneas, em que a altura comercial é obtida mais facilmente. Assim, antes de se utilizar algum fator de forma, é importante analisar qual a altura foi utilizada para o cálculo deste fator, bem como se o diâmetro utilizado foi com ou sem a casca da árvore.

2.2.1.2 Quociente de forma

O decréscimo natural do diâmetro ao longo do fuste define o chamado quociente de forma, que é uma razão entre diâmetros (SOARES, PAULA NETO e SOUZA, 2011). Segundo Souza (2009), a aplicação do quociente de forma é a mesma dada ao fator de forma, ou seja, serve como fator de redução para o volume do cilindro. Entretanto, a estimativa do volume assim calculado não tem a mesma precisão que a obtida com o fator de forma. Além disso, o quociente de forma também pode ser utilizado como variável independente em modelos volumétricos.

De acordo com Schneider et al. (1996), o quociente de forma, proposto por Schuberg em 1881, é calculado como a relação entre o diâmetro à metade da altura da árvore e ao *DAP*, conforme a Equação 2. Assim, o volume do fuste da árvore pode ser calculado multiplicando-se o volume do cilindro pelo quociente de forma médio para determinada espécie (SOARES, PAULA NETO e SOUZA, 2011).

$$K = \frac{d_{0,5H}}{DAP} \quad (2)$$

em que:

K = quociente de forma;

$d_{0,5H}$ = diâmetro à metade da altura da árvore, em cm;

DAP = diâmetro à 1,3 m do solo, em cm.

Segundo Scolforo e Thiersch (2004), este método de cálculo do quociente de forma apresenta o inconveniente de possuir valores iguais ou maiores que um, quando são aplicados a árvores com altura igual ou menor que 2,6 m. Em função disso, diversos métodos de cálculo do quociente de forma foram propostos, dentre eles estão o quociente de forma de Johnson (K_J), Girard (K_G) e Hohenadl (K_H).

O quociente de forma de Johnson é a razão entre os diâmetros na posição equivalente à metade da altura da árvore mais 1,3 m e o *DAP*

(Equação 3). O quociente de forma de Girard é expresso pela razão entre o diâmetro obtido a 5,27 m e o *DAP* (Equação 4). Os quocientes de forma de Hohenadl, também conhecidos como quocientes de forma naturais, são calculados pela razão entre os diâmetros mensurados a 10%, 30%, 50%, 70% e 90% da altura total da árvore e o diâmetro a 10% da altura total (Equação 5).

$$K_J = \frac{(d_{0,5H} + 1,3)}{DAP} \quad (3)$$

$$K_G = \frac{d_{5,27}}{DAP} \quad (4)$$

$$K_H = \frac{d_{0,iH}}{d_{0,1H}} \quad (5)$$

em que:

$d_{5,27}$ = diâmetro mensurado a 5,27 m do solo;

$d_{0,iH}$ = diâmetro mensurado a 10%, 30%, 50%, 70% e 90% da altura total;

$d_{0,1H}$ = diâmetro mensurado a 10% da altura total.

2.2.1.3 Modelos volumétricos

Os modelos volumétricos, assim como o fator e quociente de forma, são obtidos com os dados de cubagem rigorosa. As árvores-amostra que serão cubadas para ajuste dos modelos volumétricos devem ser representativas da população. Por tanto, devem ser cubadas árvores em todas as classes diamétricas do povoamento (SOARES, PAULA NETO e SOUZA, 2011). De acordo com Carvalho (2010), os modelos volumétricos mais difundidos no setor florestal são os de Schumacher e Hall (1933), Spurr (1952) e Stoate (1945), conforme pode ser observado nas Equações 6, 7 e 8, respectivamente.

$$v_j = \beta_0 DAP_j^{\beta_1} H_j^{\beta_2} + \varepsilon \quad (6)$$

$$v_j = \beta_0 + \beta_1 DAP_j^2 H_j + \varepsilon \quad (7)$$

$$v_j = \beta_0 + \beta_1 DAP_j^2 H_j + \beta_2 DAP_j^2 + \beta_3 H_j + \varepsilon \quad (8)$$

em que:

v_j = volume do fuste da j-ésima árvore, em m³;

DAP_j = diâmetro a 1,3 m do solo da j-ésima árvore, em cm;

H_j = altura total da j-ésima árvore, em m;

β_i = parâmetros dos modelos, onde $i = 0, 1$ e 2 ;

ε = erro aleatório, sendo $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$.

Segundo Carvalho (2010), como todos os modelos geralmente utilizados são empíricos, faz-se necessário ajustá-los com frequência para adaptá-los a diferentes espécies, idades, espaçamentos e regiões. Este mesmo autor afirma, ainda, que as equações volumétricas, cujos modelos incluem como variável independente a altura total e o *DAP* da árvore, são de uso mais geral. Entretanto, podem ser adicionadas outras variáveis independentes aos modelos, como idade e sítio, permitindo o uso de um mesmo modelo ajustado em diversos cenários.

2.2.1.4 Modelos de afilamento

Segundo Souza (2009), os modelos de afilamento são relações funcionais que permitem descrever o perfil longitudinal de um fuste. Tais funções são consideradas dinâmicas, pois possibilitam estimar o diâmetro do fuste em determinada altura e a altura a qualquer diâmetro especificado, como também servem para estudar a evolução da forma da árvore durante sua vida.

Os modelos mais utilizados são o de Kozak, Munro e Smith (1969), Demaerschalk (1972), Garay (1979), Schöepfer (1966), Ormerod (1973) e Biging (1984) como expostos nas Equações 9, 10, 11, 12, 13 e 14, respectivamente (SOARES, PAULA NETO e SOUZA, 2011; MÔRA, 2011).

$$\left(\frac{d_{ij}}{DAP_j}\right)^2 = \beta_0 + \beta_1\left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right) + \beta_2\left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^2 + \varepsilon_{ij} \quad (9)$$

$$\left(\frac{d_{ij}}{DAP_j}\right)^2 = 10^{2\beta_0} DAP_j^{2\beta_1-2} H_j^{2\beta_2} (H_j - h_{ij})^{2\beta_3} + \varepsilon_{ij} \quad (10)$$

$$\frac{d_{ij}}{DAP_j} = \beta_0 \left[1 + \beta_1 \text{Ln} \left(1 - \beta_2 h_{ij}^{\beta_3} H_j^{\beta_3} \right) \right] + \varepsilon_{ij} \quad (11)$$

$$\frac{d_{ij}}{DAP_j} = \beta_0 + \beta_1\left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right) + \beta_2\left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^2 + \beta_3\left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^3 + \beta_4\left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^4 + \beta_5\left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^5 + \varepsilon_{ij} \quad (12)$$

$$\frac{d_{ij}}{DAP_j} = \left(\frac{H_j - h_{ij}}{H_j - 1,3}\right)^{\beta_1} + \varepsilon_{ij} \quad (13)$$

$$\frac{d_{ij}}{DAP_j} = \beta_1 + \beta_2 \text{Ln} \left[1 - \left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^{\frac{1}{3}} \left(1 - e^{-\beta_1/\beta_2} \right) \right] + \varepsilon_{ij} \quad (14)$$

em que:

d_{ij} = diâmetro da j-ésima árvore na i-ésima posição, em cm;

DAP_j = diâmetro da j-ésima árvore a 1,30 m do solo, em cm;

h_{ij} = altura correspondente ao diâmetro d_{ij} , em m;

H_j = altura total da j-ésima árvore, em m;

β_k = parâmetros dos modelos, onde $k = 0, 1, 2, \dots, n$; e

ε_{ij} = erro aleatório, sendo $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$.

Para obter o volume total ou de qualquer segmento do fuste, é necessário integrar os modelos de afilamento entre os limites de altura desejados.

De acordo com Carvalho (2010), com a utilização de *softwares* estatísticos, é possível trabalhar com modelos mais complexos para estimar o perfil de fuste, como por exemplo, modelos polinomiais segmentados ou não segmentados e os modelos sigmoidais. Além disso, é possível inserir nos modelos os mais diversos fatores que possam afetar a estimação do perfil, tais como idade, espécie/clone, densidade e sítio.

2.3 INVENTÁRIO FLORESTAL

Inventários florestais são procedimentos para obter informações sobre a quantidade e a qualidade dos recursos florestais e de muitas características das áreas sobre as quais as árvores estão crescendo (HUSCH, BEERS e KERSHAW JR., 2003). Nas empresas florestais, onde o objetivo é a produção de madeira, normalmente são obtidas estimativas de área basal, volume de madeira, incremento anual, altura dominante e distribuição diamétrica.

Segundo Meunier, Silva e Ferreira (2001), as informações oriundas do inventário florestal constituem em um importante instrumento para a tomada de decisões, podendo auxiliar na definição de diretrizes da política florestal, organização da administração florestal, preparação de planos de corte e de manejo, e estudos de impactos ambientais.

Conforme Soares, Paula Neto e Souza (2011), os inventários florestais podem ser classificados segundo o tipo de estrutura das unidades de amostra, sendo as mais utilizadas a amostragem casual simples, a amostragem casual estratificada e a amostragem sistemática.

A amostragem casual simples é o método básico de seleção probabilística em que, na seleção de uma amostra composta de n unidades amostrais, todas as combinações das n unidades teriam as mesmas chances de serem selecionadas. A amostragem casual estratificada consiste na divisão

da população em subpopulações mais homogêneas em termos de distribuição das características de interesse, denominadas estrato, dentro dos quais se realiza a distribuição das unidades amostrais de forma aleatória. Por outro lado, na amostragem sistemática, somente a primeira unidade amostral é alocada de forma aleatória, sendo todas as demais dependentes dela. Desta forma, a amostra é estruturada por meio de um esquema rígido e preestabelecido de sistematização, com o propósito de cobrir a população em toda a sua extensão.

2.3.1 Critérios para estratificação das florestas

Como visto anteriormente, a amostragem casual estratificada possui a vantagem de oferecer estimativas precisas quando aplicada a grandes áreas com populações heterogêneas. Entretanto, para que esta amostragem seja eficiente, é necessária a escolha adequada dos critérios que serão utilizados para a divisão da população em estratos homogêneos (SHIVER; BORDERS, 1996).

Segundo Soares, Paula Neto e Souza (2011), sempre que possível, a estratificação deverá ser baseada na mesma característica que será estimada pelo procedimento de amostragem, ou seja, para estimar o volume, é desejável estratificar a floresta por classes de volume. Entretanto, esta estratificação nem sempre é possível, em função da falta de informações sobre o povoamento. Desta forma, é recomendado que a estratificação seja feita com base em variáveis que influenciam no volume dos povoamentos, como espécies ou clones, idade, espaçamento, regime de manejo e classe de sítio.

Outro critério comum para estratificar as florestas é a chamada estratificação administrativa. Esta estratificação tem como objetivo fornecer informações setorializadas por áreas de interesse.

Péllico Netto e Sanquetta (1996), analisando florestas plantadas e naturais, demonstraram que ocorre uma redução de 25% na variância ao se utilizar amostragem estratificada ao invés da amostragem casual simples. Além

disso, ao estudar a influência do número de estratos na variância, estes autores observaram que o número de estratos não deve ultrapassar a dez.

Oliveira (2006) utilizou técnicas de segmentação e classificação orientada ao projeto em imagens de alta e média resolução para a estratificação de povoamentos de *Eucalyptus* spp. Estes autores verificaram que o método de estratificação utilizado apresentou melhores resultados que a amostragem casual simples. Além disso, a resolução das imagens se mostrou importante na segmentação e estratificação até certo ponto, pois dependendo do objeto estudado, altos níveis de detalhamento podem dificultar a segmentação e estratificação das imagens.

Em florestas naturais a estratificação é mais complexa, pois há ocorrência de diferentes espécies em várias idades, além de diversos tipos de solo, topografia e outras variáveis ambientais. Em função desta dificuldade, Silva et al. (2009) aplicaram fotointerpretação para estratificar uma área de cerrado *sensu strictu* em Minas Gerais. Ao comparar os resultados obtidos pela amostragem sistemática e amostragem sistemática estratificada, estes autores constataram que houve uma redução no erro de amostragem de 45% ao se utilizar a estratificação.

2.4 O MÉTODO DA SIMILARIDADE DE PERFIS

Os avanços no melhoramento genético e na clonagem de espécies florestais permitem que as empresas substituam os seus plantios por novos materiais genéticos mais produtivos ao final de cada rotação. Entretanto, este fato dificulta a quantificação da produção florestal, pois se torna necessário o ajuste de novos modelos volumétricos ou de afilamento para cada material genético, que geralmente não dispõem de dados suficientes para este ajuste.

Segundo Oliveira et al. (2009), uma solução interessante nesses casos seria estimar equações específicas para clones mais representativos, ou seja, que abrangem maiores áreas plantadas, e utilizar equações genéricas para os demais.

Em função desta necessidade, os mesmos autores sugeriram um método para agrupar os clones pelo perfil do fuste. Desta forma, permite-se o uso de um modelo ajustado anteriormente, para um clone de maior utilização, para estimar o volume de um novo clone que possua forma de fuste semelhante. Este procedimento foi denominado método da similaridade de perfis.

Para tanto, Oliveira et al. (2009) ajustaram o modelo de afilamento proposto por Kozak, Munro e Smith (1969) para uma população de 2.036 árvores com idades entre quatro e cinco anos. Esta população foi dividida de acordo com a região e o material genético. O mesmo modelo também foi ajustado para oito clones novos, utilizando-se dados de três árvores de cada, sendo uma pequena, uma média e uma grande, em termos de *DAP* e altura total, representando sítios de baixa, média e alta produtividade.

De posse dos parâmetros estimados para os modelos ajustados, os autores utilizaram a distância euclidiana para determinar quais clones eram mais similares. Desta forma, foram verificados os valores na matriz de distância euclidiana, sendo que quanto menor o valor, mais semelhante seriam os clones. Assim, pode-se identificar a qual estrato (clone e região) o novo clone pertence. Em seguida, foi utilizado o modelo do respectivo estrato para estimar o volume das três árvores do novo clone.

Ao término do estudo, Oliveira et al. (2009) verificaram que o método proposto gerou resultados satisfatórios, do ponto de vista estatístico, para estimar o volume, seja de árvores individuais ou em nível de talhão, sendo superiores aos resultados obtidos quando se utiliza equações genéricas. Além disso, a cubagem de apenas três árvores (pequena, média e grande) dos clones novos é suficiente para a determinação de qual estrato ele pertencerá.

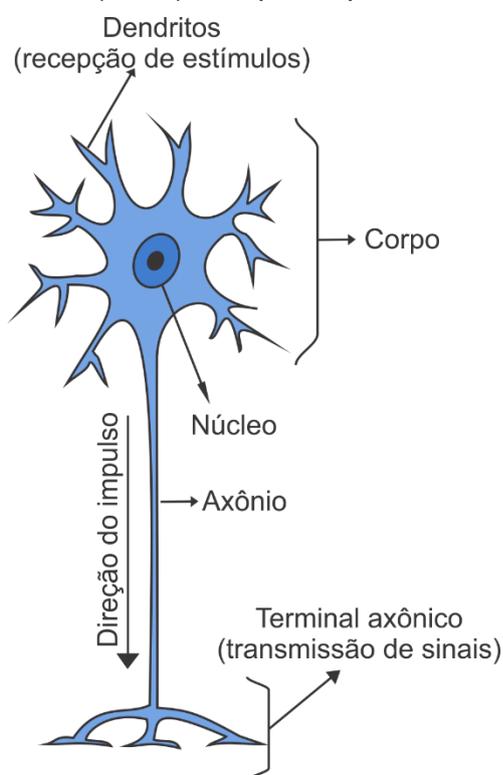
2.5 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

O cérebro humano pode ser considerado um computador altamente complexo, com a capacidade de organizar seus constituintes estruturais

(neurônios) de forma a realizar diversos processamentos, como reconhecimento de padrões, percepção e controle motor (HAYKIN, 2001).

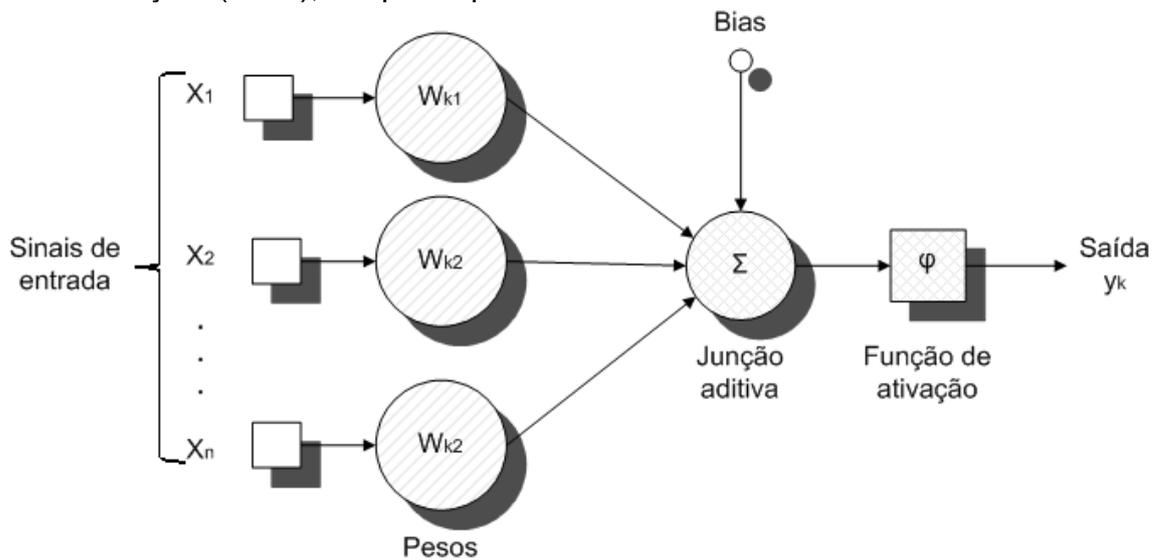
Para o processamento no cérebro, os neurônios recebem impulsos nervosos em seus dendritos, que os enviam para o corpo celular, que processa o estímulo e o envia para o seu axônio, para ser transmitidos para os neurônios adjacentes pelas ramificações terminais, como está representado na Figura 2 (JUNQUEIRA; CARNEIRO, 2013).

Figura 2. Célula neural biológica com a sequência de propagação do sinal
Fonte: Junqueira e Carneiro (2013), adaptado pelo autor.



Com base neste conceito foram idealizadas as redes neurais artificiais (RNAs), que são sistemas computacionais constituídos de várias unidades de processamento, conhecidas como neurônios ou nodos, conectadas entre si para desempenhar determinada tarefa (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2012), conforme exposto na Figura 3.

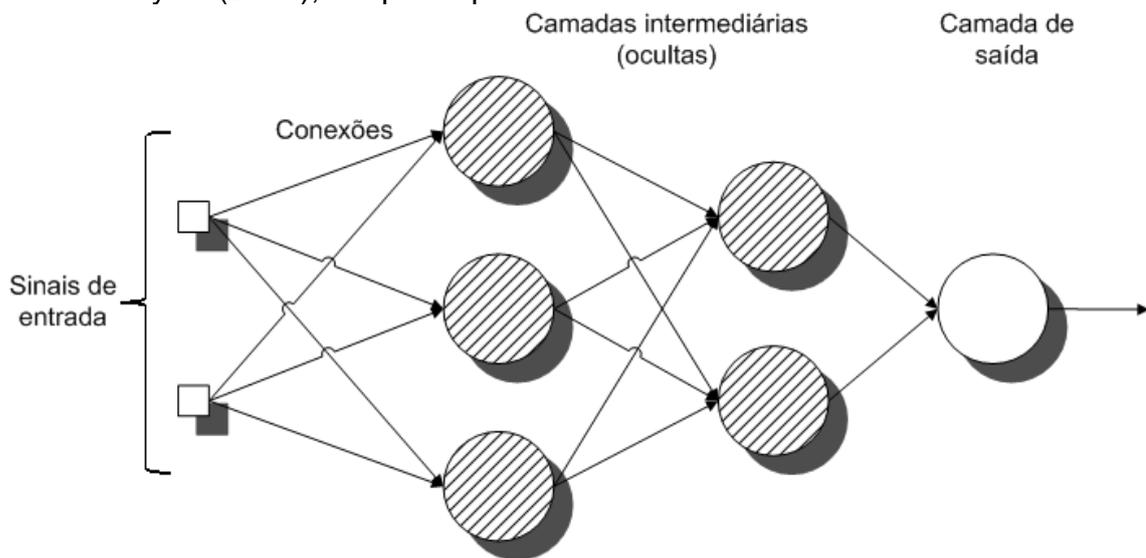
Figura 3. Esquematização de um neurônio artificial.
 Fonte: Haykin (2001), adaptado pelo autor.



De acordo com Haykin (2001), uma RNA se assemelha a um cérebro humano em dois aspectos: (1) o conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente por meio de um processo de aprendizagem; e (2) forças de conexão entre os neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento aprendido.

As RNAs são sistemas paralelos, com seus neurônios artificiais interligados e dispostos em várias camadas, formando um grande número de conexões. Em cada uma dessas conexões está associado um peso sináptico, que é ajustado para transformar cada entrada recebida, produzindo os resultados desejados, conforme é mostrado na Figura 4 (ARTERO, 2009).

Figura 4. Estrutura básica de uma rede neural artificial
 Fonte: Haykin (2001), adaptado pelo autor.



Segundo Haykin (2001), as vantagens no uso das RNAs são: a sua capacidade de processamento paralelo e a habilidade de aprendizado e generalização, o que permite produzir resultados adequados para dados de entradas que não estavam presentes no momento da aprendizagem.

Este mesmo autor lista algumas características importantes das RNAs, sendo elas:

- Não linearidade;
- Capacidade de reconhecer padrões e agrupar dados;
- Capacidade de adaptar seus pesos sinápticos a modificações do meio ambiente;
- Tolerância a falhas;
- Possibilidade de incorporar redundâncias;
- Flexibilidade no atendimento a critérios de generalização; e
- Analogia neurobiológica.

2.5.1 Redes Self-organizing Map (SOM)

As redes neurais SOM, conhecidas como mapas auto organizáveis ou redes de Kohonen, foram desenvolvidas por Teuvo Kohonen na década de 80, com o objetivo de identificar padrões multidimensionais para o agrupamento de dados. Estas redes possuem inspiração neurofisiológica, com base no mapa topológico presente no córtex cerebral (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2012).

Segundo Artero (2009), esta classe de rede neural é considerada competitiva e de treinamento não supervisionado, podendo ser aplicadas para problemas não lineares de alta dimensionalidade.

De acordo com Haykin (2001), no treinamento não supervisionado, somente os padrões de entrada estão disponíveis para a rede. Desta forma, a rede SOM busca estabelecer uma harmonia com as regularidades estatísticas dos dados de entrada, desenvolvendo a habilidade de formar representações internas e criar novas classes ou grupos automaticamente.

No aprendizado competitivo, característico deste tipo de rede, ocorre a competição do tipo “o vencedor leva tudo” (*winner-takes-all*), na qual apenas o neurônio vencedor será ativado para determinado padrão de entrada (ARTERO, 2009). Para induzir este tipo de competição, são utilizadas conexões inibitórias laterais, impedindo a ativação de outros neurônios que não o vencedor (HAYKIN, 2001).

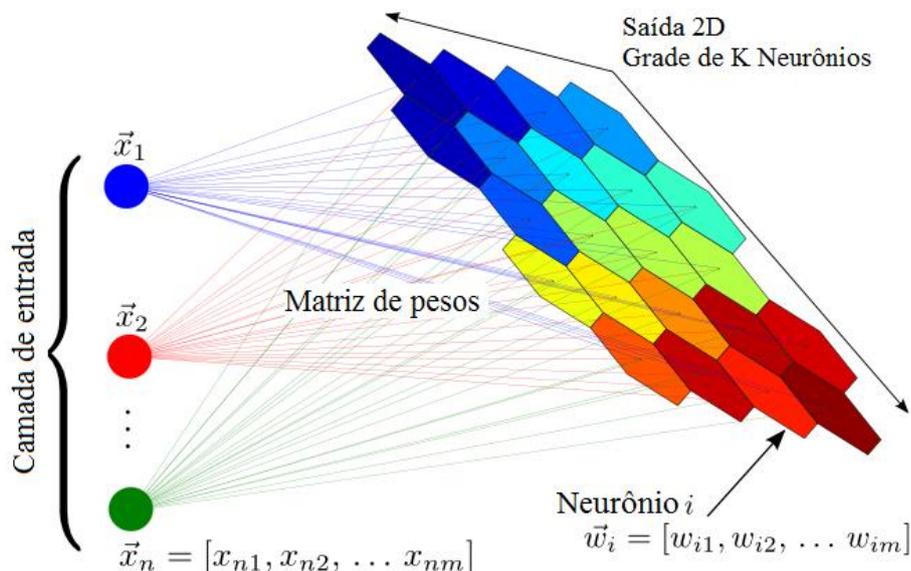
Neste tipo de rede, os vetores de entrada são ligados a um arranjo de neurônios uni ou bidimensional, também chamado de mapa topológico (Figura 5). Segundo Artero (2009), quando um padrão de dados é apresentado a esta rede, determinados neurônios são ativados, reforçando a sua ligação com a camada de entrada. Ao fim do aprendizado, tem-se que padrões de entrada semelhantes irão ativar as mesmas regiões do mapa topológico. Com isto, o agrupamento das entradas é realizado de acordo com a região (neurônios) ativada pelas mesmas.

Esta arquitetura apresenta uma justificativa biológica importante, uma vez que o cérebro humano também apresenta regiões de neurônios

especializadas em determinadas funções, como o córtex auditivo e visual, entre outros (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2012).

Figura 5. Estrutura de uma rede SOM.

Fonte: Kind e Brunner (2014)



2.5.2 RNAs aplicadas ao agrupamento e classificação de dados

As pesquisas científicas, na maioria das vezes, envolvem a análise de um grande número de dados sobre diferentes atributos de populações, o que torna a sua interpretação complexa. Diante disso, uma alternativa inteligente é a organização destes dados por meio de ferramentas eficientes que permitem uma melhor avaliação das informações, como é o caso das análises de agrupamento (*clustering analysis*), que são técnicas de análise multivariada.

As análises de agrupamento são aplicadas nas mais diversas áreas, como o reconhecimento de padrões em engenharia, discriminação de populações semelhantes para o melhoramento genético e na medicina com o agrupamento de doenças por meio dos sintomas. Entretanto, os avanços das pesquisas na área de inteligência artificial permitem o uso de algoritmos de

treinamento das redes neurais artificiais para resolver problemas referentes ao agrupamento de dados.

O uso das RNAs nas ciências florestais ainda é incipiente, principalmente para o agrupamento e classificação de dados. Entretanto, em áreas como ciências computacionais e engenharias é comum encontrar diversos trabalhos abordando o uso das RNAs para tal finalidade.

Ao comparar o agrupamento por meio de análises multivariadas e redes neurais artificiais em dez populações simuladas, Pereira (2009) observou que as funções discriminantes de Fisher e Anderson apresentaram um maior erro de classificação do que as RNAs. Silva (2009) aplicou as redes neurais do tipo SOM com sucesso para a classificação *e-mails* como sendo legítimos ou *spam*.

Marques (2008) comparou o agrupamento estatístico *K-means* e redes SOM para traçar o perfil de consumidores em pesquisa de mercado. Neste estudo, a aplicação das RNAs apresentou resultados semelhantes aos obtidos pelo método tradicional.

Ao utilizar rede SOM para avaliar parâmetros da qualidade da água, Affonso (2011) concluiu que esta metodologia demonstrou adaptação do resultado aos parâmetros de treinamento, com uma representatividade satisfatória. Além disso, a utilização do SOM apresentou eficiência e rapidez na análise dos dados de qualidade da água, possibilitando a visualização das correlações de forma rápida e dinâmica.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 DESCRIÇÃO DA ÁREA E MATERIAL DE ESTUDO

Este trabalho foi realizado em povoamentos clonais de *Eucalyptus* pertencentes a empresa Fibria, regional Aracruz, no Espírito Santo. Os dados foram coletados em 2.715 talhões, abrangendo um total de 47.770 ha.

A região é classificada, em sua maioria, como terras quentes, planas e de transição chuvosa/seca, com temperatura média variando entre 14,9°C no mês mais frio e 32,4°C no mês mais quente (CERQUEIRA et al., 1999). Os solos predominantes na região são Latossolos Vermelho Amarelo Distrófico e Podzólicos Vermelho e Amarelo. A precipitação pluviométrica média é de 1200 mm.ano⁻¹ (INCAPER, 2011).

Os plantios analisados abrangem um total de 14 clones diferentes, nas idades de quatro, cinco e seis anos, divididos em 3 regimes de manejo, sendo eles alto fuste, dividido em áreas de implantação e reforma, e talhadia. Os espaçamentos de plantio são de 6 m², 9 m², 10 m² e 16 m² de área útil por planta.

Para a realização das análises, os dados foram organizados e separados por clone, idade, regime de manejo e espaçamento, gerando 40 estratos diferentes (Apêndice A).

3.2 COLETA E PROCESSAMENTO DE DADOS

3.2.1 Cubagem rigorosa

Foram abatidas e cubadas, pelo método de Smalian, 611 árvores. Os diâmetros foram medidos nas posições de 0%, 5%, 10%, 15%, 25%, 35%,

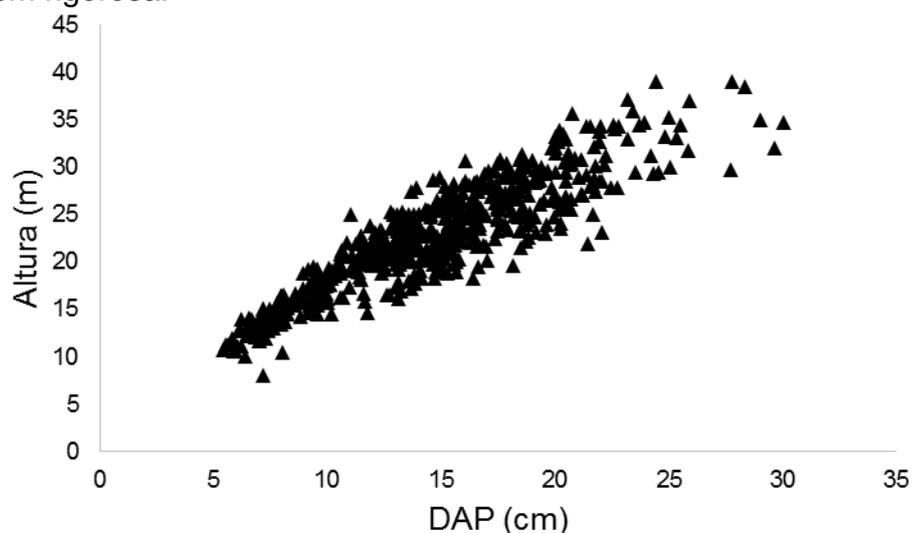
45%, 55%, 65%, 75%, 85% e 95% da altura total da árvore, além de 1,30 m do solo (*DAP*). Foram selecionadas árvores em todas as classes diamétricas do povoamento, como é apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Distribuição diamétrica do povoamento

Classes diamétricas (cm)	Centro de classe de altura total (m)								Total
	10	14	18	22	26	30	34	38	
5 † 7	9	14							23
7 † 9	4	42	9						55
9 † 11		10	44	4					58
11 † 13		2	16	50	3				71
13 † 15			17	59	36	2			114
15 † 17			6	35	58	13			112
17 † 19			1	9	39	27			76
19 † 21				4	16	22	8		50
21 † 23				2	6	12	9		29
23 † 25						4	5	3	12
25 † 27						2	2	1	5
27 † 29						1	1	2	4
29 † 31							2		2
Total	13	68	93	163	158	83	27	6	611

Na Figura 6 encontra-se o gráfico da relação entre o *DAP* e a altura total das árvores selecionadas para a cubagem rigorosa.

Figura 6. Relação entre o *DAP* e a altura total das árvores-amostra da cubagem rigorosa.



3.2.2 Inventário florestal

Na realização dos inventários florestais, foram distribuídas 4.777 parcelas circulares com área de 400m² de forma aleatória em todo o povoamento, na proporção de uma parcela para cada dez hectares. No cálculo da intensidade amostral, foi utilizado o método da alocação ótima de Neyman, e estabelecido o limite de erro máximo admitido de 5%, a 95% de probabilidade (SOARES; PAULA NETO; SOUZA, 2011). Foram considerados dois delineamentos de amostragem, a amostragem casual estratificada (ACE), sendo os estratos formados pelos métodos tradicionais e propostos, e a amostragem casual simples (ACS).

3.3 AJUSTE DOS MODELOS DE AFILAMENTO

Para descrever o perfil do fuste, bem como estimar o volume de árvores individuais medidas no inventário florestal, foram ajustados os seguintes modelos de afilamento:

a) Kozak, Munro e Smith (1969):

$$\left(\frac{d_{ij}}{DAP_j}\right)^2 = \beta_0 + \beta_1\left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right) + \beta_2\left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^2 + \varepsilon_{ij} \quad (15)$$

$$\hat{V}_{ij} = \frac{\pi}{40000} DAP_j^2 \left[\hat{\beta}_0(h_2 - h_1) + \frac{\hat{\beta}_1}{2H_j}(h_2^2 - h_1^2) + \frac{\hat{\beta}_2}{3H_j^2}(h_2^3 - h_1^3) \right] \quad (16)$$

b) Demaerschalk (1972):

$$\left(\frac{d_{ij}}{DAP_j}\right)^2 = 10^{2\beta_0} DAP_j^{2\beta_1-2} H_j^{2\beta_2} (H_j - h_{ij})^{2\beta_3} + \varepsilon_{ij} \quad (17)$$

$$\hat{V}_{ij} = \frac{\pi}{40000} 10^{2\hat{\beta}_0} DAP_j^{2\hat{\beta}_1} H_j^{2\hat{\beta}_2} \left[\frac{(H_j - h_1)^{2\hat{\beta}_3+1} - (H_j - h_2)^{2\hat{\beta}_3+1}}{2\hat{\beta}_3 + 1} \right] \quad (18)$$

c) Ormerod (1973):

$$\left(\frac{d_{ij}}{DAP_j}\right)^2 = \left(\frac{H_j - h_{ij}}{H_j - 1,3}\right)^{2\beta_1} + \varepsilon_{ij} \quad (19)$$

$$\hat{V}_{ij} = \frac{\pi}{40000} DAP_j^2 \left(\frac{1}{H_j - 1,3}\right)^{2\hat{\beta}_1} \left[\frac{(H_j - h_1)^{2\hat{\beta}_1+1} - (H_j - h_2)^{2\hat{\beta}_1+1}}{2\hat{\beta}_1 + 1} \right] \quad (20)$$

d) Schöepfer (Polinômio de 5º Grau) (1966):

$$\frac{d_{ij}}{DAP_j} = \beta_0 + \beta_1 \left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right) + \beta_2 \left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^2 + \beta_3 \left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^3 + \beta_4 \left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^4 + \beta_5 \left(\frac{h_{ij}}{H_j}\right)^5 + \varepsilon_{ij} \quad (21)$$

$$\hat{V}_{ij} = \frac{\pi}{40000} \int_{h_1}^{h_2} d_{ij}^2 \delta h \quad (22)$$

em que:

\hat{V} = volume estimado, em m³;

h_1 = altura correspondente ao limite inferior da seção, em m;

h_2 = altura correspondente ao limite superior da seção, em m;

Para avaliar as estimativas de cada modelo ajustado foram calculados o erro-padrão residual (S_{yx}), erro padrão relativo ($S_{yx}\%$) e o coeficiente de correlação de Pearson (ρ). As fórmulas de cálculo dessas estatísticas são:

$$\rho = \frac{\text{cov}(y, \hat{y})}{\sqrt{\text{var}(y)\text{var}(\hat{y})}} \quad (23)$$

$$S_{y.x} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - p}} \quad (24)$$

$$S_{y.x}(\%) = \frac{S_{y.x}}{\bar{y}} 100 \quad (25)$$

em que:

- n = número de observações;
- p = número de parâmetros do modelo;
- y_i = valores observados da variável dependente;
- \hat{y}_i = valores estimados da variável dependente; e
- \bar{y} = valor médio da variável dependente.

A seleção dos modelos foi realizada por meio de um *ranking* envolvendo três estatísticas, conforme foi aplicado por Souza et al. (2012): o viés (v), a média das diferenças absolutas (MD) e o desvio-padrão das diferenças (DPD), além de uma complementação com a análise gráfica dos resíduos. As fórmulas de cálculo desses critérios de seleção podem ser visualizadas nas Equações 26, 27 e 28, respectivamente.

$$v = \frac{\sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i}{n} \quad (26)$$

$$MD = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (27)$$

$$DPD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 - \frac{\left[\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)\right]^2}{n}}{n - p}} \quad (28)$$

em que:

y_i = valores observados da variável dependente;

\hat{y}_i = valores estimados da variável dependente;

n = número de observações; e

p = número de parâmetros de cada modelo.

Essa seleção foi feita por meio da atribuição de notas aos valores obtidos de cada uma das estatísticas para os quatro modelos avaliados. Assim, foi atribuída nota 1 (um) para o modelo com menor valor absoluto da estatística, até a nota 4 (quatro) para o de maior valor. Após a distribuição das notas, o modelo com menor valor do *ranking* foi selecionado para descrever o perfil do fuste e, posteriormente, realizar o agrupamento dos perfis semelhantes.

3.4 MÉTODOS PARA ESTRATIFICAÇÃO DAS FLORESTAS

Os métodos de estratificação de florestas aqui apresentados foram aplicados utilizando os dados de cubagem rigorosa de cada uma das situações expressas no apêndice A. Após o agrupamento de todas estas situações iniciais, foram formados os novos estratos de amostragem, utilizados para o cálculo dos estimadores do inventário florestal estratificado (item 3.5).

3.4.1 Método da similaridade de perfis

A metodologia aqui utilizada foi adaptada da proposta por Oliveira et al. (2009), a qual preconiza que os parâmetros da equação de afilamento representativa de cada clone devem ser organizados e, posteriormente, comparados por meio de um dendrograma. Para tanto, foi utilizada a distância euclidiana, que é uma medida de dissimilaridade (MANLY, 2008). A fórmula de cálculo da distância euclidiana pode ser observada na Equação 29.

$$d_{ii'} = \sqrt{\sum_{j=1}^p (X_{ij} - X_{i'j})^2} \quad (29)$$

em que:

$d_{ii'}$ = distância euclidiana entre dois indivíduos i e i' e;

X_{ij} e $X_{i'j}$ = observação no i -ésimo estrato inicial ($i=1,2,\dots,n$) em referência ao j -ésimo parâmetro ($j=1,2,\dots,p$).

Foi calculada a distância euclidiana entre os parâmetros estimados (β_k) das equações de afilamento de todos os estratos iniciais. Para a formação dos grupos, foi utilizado o algoritmo de otimização de Tocher. Assim, os estratos que possuírem equações de afilamento mais semelhantes farão parte do mesmo grupo.

3.4.2 Agrupamento a partir da análise de componentes principais

Neste método foram consideradas as variáveis: diâmetro a 1,3 m do solo (DAP), altura total (H), fator de forma artificial ($F_{1,3}$), os quocientes de forma a 30%, 50%, 70% e 90% da altura total ($K_{0,3H}$, $K_{0,5H}$, $K_{0,7H}$, $K_{0,9H}$) e o índice de esbeltez (H/DAP).

Para a análise dessas variáveis, primeiramente os dados foram padronizados e em seguida, foi realizada uma análise de componentes principais (ACP) (MANLY, 2008). Esta técnica consiste em uma combinação linear de todas as variáveis originais, tendo como principal objetivo a redução da dimensionalidade do conjunto original de variáveis, com a menor perda de informações possível, além de permitir o agrupamento de indivíduos similares, mediante exames visuais em dispersões gráficas no espaço bi ou tridimensional.

Após a obtenção dos componentes principais das variáveis analisadas, foi calculada a distância euclidiana entre os escores dos componentes principais mais representativos, a fim de se obter uma matriz de dissimilaridade. Em seguida, o agrupamento foi realizado pelo algoritmo de otimização de Tocher.

3.4.3 Agrupamento por classes de quocientes de forma

A metodologia aqui utilizada foi proposta por Souza et al. (2012) para o ajuste de funções de afilamento. No presente estudo, inicialmente foram calculados os quocientes de forma a 30%, 50%, 70% e 90% da altura total de cada um dos estratos iniciais. Em seguida, foi realizada uma análise de componentes principais para determinar a importância de cada um dos quocientes de forma analisados. Foi selecionado o quociente de forma de maior peso no primeiro componente principal, considerado o mais representativo.

Após esta seleção, os estratos iniciais foram divididos em classes, sendo o número de classes definidos de acordo com o proposto por Sturges (1926), conforme a Equação 30. Cada classe de quociente de forma foi considerada um novo estrato de amostragem no inventário florestal.

$$C = 1 + 3,322 \log_{10}(N) \quad (30)$$

em que:

C = número de classes;

Log_{10} = logaritmo de base 10; e

N = número total de dados.

3.4.4 Agrupamento por classes de fator de forma artificial

Neste método, foi calculado o fator de forma artificial ($F_{1,3}$) médio de cada um dos estratos iniciais. Em seguida, assim como no método anterior, foi realizado o agrupamento dos dados por classe de fator de forma. Assim, cada classe foi considerada um novo estrato de amostragem.

3.4.5 Agrupamento utilizando redes neurais artificiais

Para este método foram treinadas redes SOM com dois, três e quatro neurônios, agrupando os dados em dois, três e quatro grupos, respectivamente chamadas de rede A, B e C. O treinamento foi feito por aprendizagem batch, sendo consideradas 200 épocas para cada estrutura de rede.

As variáveis de entrada foram as mesmas utilizadas no agrupamento por ACP, sendo elas o diâmetro a 1,3m (DAP), altura total (H), fator de forma artificial ($F_{1,3}$), os quocientes de forma ($K_{0,3H}$, $K_{0,5H}$, $K_{0,7H}$, $K_{0,9H}$) e o índice de esbeltez (H/DAP).

Como nesta metodologia são aplicadas redes auto-organizáveis, não havendo um resultado observado para ser comparado com o resultado estimado pela rede, o desempenho de cada uma das redes será avaliado pelas medidas de precisão do inventário.

3.5 COMPARAÇÃO ENTRE OS MÉTODOS DE ESTRATIFICAÇÃO

Após a formação dos estratos pelos métodos propostos, foram calculados os estimadores populacionais para a amostragem casual estratificada, seguindo a estratificação proposta pelos métodos analisados, conforme Soares, Paula Neto e Souza (2011).

a) Média por estrato:

$$\bar{x}_h = \frac{\sum_{i=1}^n x_{ih}}{n_h} \quad (31)$$

b) Média estratificada:

$$\bar{x} = \sum_{h=1}^L W_h \bar{x}_h \quad (32)$$

c) Variância por estrato:

$$s_h^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{ih} - \bar{x}_h)^2}{n_h - 1} \quad (33)$$

d) Variância estratificada:

$$s^2 = \sum_{h=1}^L W_h s_h^2 \quad (34)$$

e) Variância da média:

$$s_{\bar{x}}^2 = \sum_{h=1}^L W_h^2 \frac{s_h^2}{n_h} (1 - f_h) \quad (35)$$

f) Erro padrão da média:

$$s_{\bar{x}} = \pm \sqrt{s_{\bar{x}}^2} \quad (36)$$

g) Erro de amostragem absoluto:

$$E_a = \pm t s_{\bar{x}} \quad (37)$$

h) Erro de amostragem relativo:

$$E_r = \pm \frac{t s_{\bar{x}}}{\bar{x}} 100 \quad (38)$$

em que:

L = número de estratos;

N_h = número potencial de unidades do estrato (h);

N = número total potencial de unidades de amostra da população;

n_h = número de unidades amostrais do estrato (h);

n = número total de unidades amostradas;

$W_h = \frac{N_h}{N}$ = proporção do estrato (h) na população;

$w_h = \frac{n_h}{n}$ = proporção do estrato (h) na amostra total;

$f_h = \frac{n_h}{N_h}$ = fração amostral do estrato (h);

$f = \frac{n}{N}$ = fração amostral;

x_{ih} = variável de interesse referente ao estrato h ; e

t = valor tabelado relativo a estatística t de Student, com $n-1$ graus de liberdade.

Com a finalidade de comparar as metodologias de agrupamento analisadas, também foram calculados estes estimadores para a amostragem

estratificada, considerando três situações: 1) amostragem com estratificação completa (AEC), considerando os quarenta estratos iniciais, ou seja, material genético, regime de manejo, idade e espaçamento; 2) estratificação por idade e espaçamento, e; 3) estratificação somente pela idade. Complementarmente, também foram calculados os estimadores populacionais sem considerar a estratificação (ACS), conforme Soares, Paula Neto e Souza (2011).

a) Média aritmética:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^h x_i}{n_h} \quad (39)$$

b) Variância:

$$s_x^2 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i\right)^2}{n}}{n-1} \quad (40)$$

d) Variância da média:

$$s_x^2 = \frac{S_x^2}{n} (1-f) \quad (41)$$

e) Erro padrão da média:

$$s_{\bar{x}} = \pm \sqrt{s_x^2} \quad (42)$$

f) Erro de amostragem absoluto:

$$E_a = \pm t s_{\bar{x}} \quad (43)$$

g) Erro de amostragem relativo:

$$E_r = \pm \frac{ts_{\bar{x}}}{\bar{X}} 100 \quad (44)$$

em que:

x_i = variável de interesse;

Desta forma, comparando os erros de amostragem em todas as situações descritas anteriormente, foi possível analisar a precisão do inventário florestal realizado pelos diferentes métodos apresentados.

3.6 ANÁLISE DOS CUSTOS DA CUBAGEM RIGOROSA E DO INVENTÁRIO FLORESTAL

Para o cálculo do custo da cubagem rigorosa, foi considerada a cubagem de 150 árvores por estrato, conforme recomendado por Guimarães e Leite (1996), pois a população pode ser considerada heterogênea e apresentou desvio padrão dos diâmetros superior a 2. O custo total da cubagem foi obtido pela multiplicação do número total de árvores em todos os estratos pelo custo deubar uma árvore, considerado igual a R\$33,00 por árvore.

Para avaliar o custo dos inventários florestais, considerando todos os métodos de estratificação, foi utilizado o número ótimo de parcelas, calculado pelo método da alocação ótima de Neyman, multiplicado pelo valor de medição de cada parcela. Para tanto, foi considerado o valor praticado no mercado da região, que é de R\$54,63 por parcela.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 AVALIAÇÃO DOS MODELOS DE AFILAMENTO

Os valores das estimativas dos parâmetros ajustados de cada modelo para o total dos dados estão na Tabela 2. Nota-se que os parâmetros foram significativos para todos os modelos avaliados.

Tabela 2 – Estimativas dos parâmetros para os modelos de afilamento

Modelo	Parâmetros estimados					
	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$
Kozak, Munro e Smith (1969)	1,2423*	-1,8386*	0,5522*	-	-	-
Demaerschalk (1972)	0,0776*	0,8550*	-0,7239*	0,8277*	-	-
Ormerod (1973)	-	0,7449*	-	-	-	-
Schöpfer (1966)	1,1841*	-2,8781*	8,1116*	-11,3684*	5,8184*	-0,8355*

*significativo a 5% pelo teste t.

Na Tabela 3 encontram-se os valores das estatísticas e o *ranking* para avaliação dos modelos. Pode-se verificar que os valores do coeficiente de correlação de Pearson (r) entre os valores observados e estimados pelos modelos foram superiores a 0,95, sendo que o maior valor ocorreu no modelo de Schöpfer (1966). Em relação ao erro padrão residual e relativo, todos os valores foram inferiores a 13%, novamente destacando-se o modelo de Schöpfer, com o menor valor de erro dentre os demais.

Ao analisar o *ranking*, nota-se novamente a superioridade do modelo de Schöpfer em relação aos outros. Este modelo ficou melhor colocado em todas as três estatísticas que compunham o *ranking*. O segundo melhor modelo foi o de Ormerod (1973), seguido por Kozak, Munro e Smith (1969). Os

piores valores de Viés, MD e DPD foram encontrados para o modelo de Demaerschalk (1972).

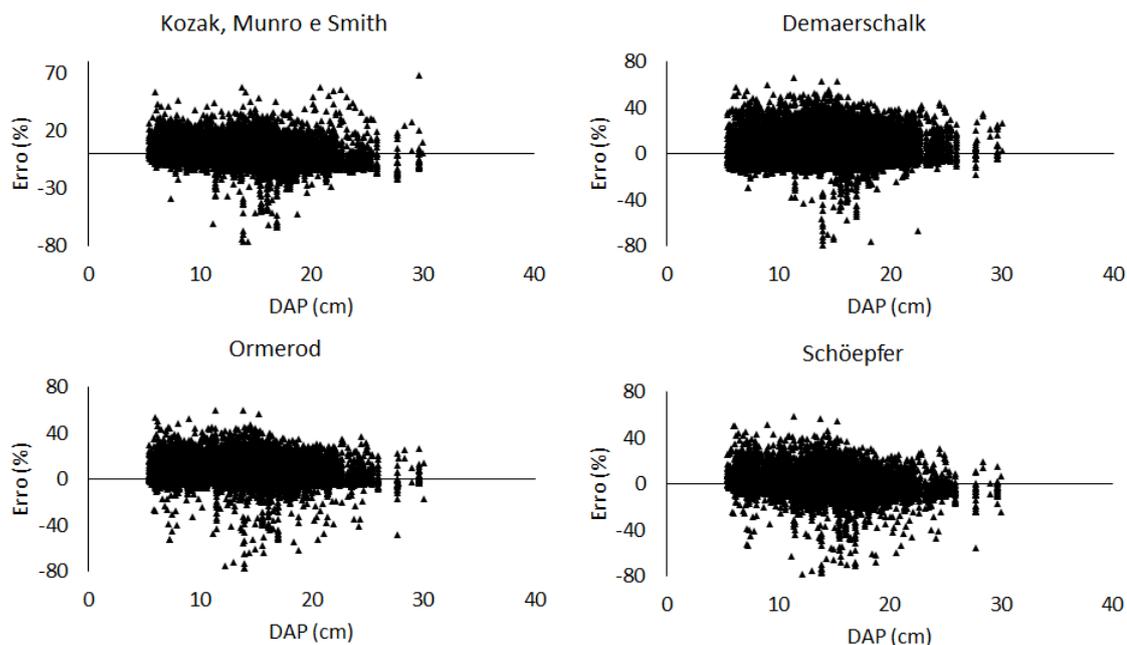
Tabela 3 – Estatísticas e *ranking* para seleção do melhor modelo de afilamento

Estatísticas	Kozak, Munro e	Demaerschalk	Ormerod	Schöepfer
	Smith (1969)	(1972)	(1973)	(1966)
r	0,9531	0,9730	0,9722	0,9785
$S_{y,x}(\%)$	12,16	11,77	12,93	9,92
Ranking				
Viés	0,0031 (2)	0,0139 (3)	0,0460 (4)	$6,6 \cdot 10^{-5}$ (1)
MD	0,0604 (3)	0,0631 (4)	0,0586 (2)	0,0479 (1)
DPD	0,0914 (4)	0,0874 (3)	0,0857 (2)	0,0746 (1)
Total	9	10	8	3

Ao analisar a Figura 7, é possível notar que o modelo de Ormerod apresentou tendência a subestimar os resultados, com 76% dos pontos acima do eixo X. Os demais modelos, em geral, não apresentaram tendências nas estimativas, com boa dispersão de resíduos.

Considerando a análise das estatísticas, do *ranking* e dos resíduos, ficou evidenciado que o modelo de Schöepfer (1966) foi o que melhor se ajustou para estimativa dos dados em estudo. Assim, este modelo foi ajustado para cada um dos estratos iniciais para aplicação do método de similaridade de perfis.

Figura 7. Dispersão dos resíduos em função do DAP.



4.2 MÉTODOS PARA ESTRATIFICAÇÃO DAS FLORESTAS

4.2.1 Método da similaridade de perfis

Para a aplicação deste método, foi ajustado o modelo de Schöpfer para cada material individualmente. As estimativas dos parâmetros podem ser visualizadas no Apêndice B. Em seguida, foi calculada a distância euclidiana entre cada um dos parâmetros estimados, gerando uma matriz de distâncias euclidianas (Apêndice C). Nesta matriz de dissimilaridades foi aplicado o algoritmo de otimização de Tocher para a formação dos grupos, que estão expostos na Tabela 4.

Tabela 4 – Grupos formados pelo método da similaridade de perfis

Grupo	Estratos
I	9, 24, 13, 8, 33, 34, 28, 27, 35, 16, 2, 5, 6, 1, 10, 39, 25, 7, 19, 38, 18, 32, 15, 3, 37, 20, 17, 29, 40, 31, 30, 36, 4, 12, 22, 11 e 26
II	14 e 21
III	23

4.2.2 Agrupamento a partir da análise de componentes principais

O resultado da análise de componentes principais está apresentado na Tabela 5. Pode-se notar que apenas o primeiro componente principal foi responsável por 45% da variância dos dados, sendo a variável $K_{0,5H}$ a de maior peso neste componente, ou seja, a mais representativa dentre as demais. Ao analisar o componente de menor contribuição para a variância total dos dados (Y_8), pode ser verificado que a variável DAP foi a de maior peso, o que a caracteriza como a variável de menor importância para explicar a variação dos dados.

Tabela 5 – Análise de componentes principais das variáveis relacionadas às árvores

Componente	Correlação entre as variáveis padronizadas e Y_i								Variância Acumulada de Y_i (%)
	Principal	DAP	H	$F_{1,3}$	$K_{0,3H}$	$K_{0,5H}$	$K_{0,7H}$	$K_{0,9H}$	
Y_1	0,0287	0,3641	0,4314	0,8940	0,8990	0,7834	0,8581	0,6035	45,51
Y_2	0,9718	0,8447	-0,4743	-0,0226	-0,2100	0,0893	0,2148	-0,2918	71,35
Y_3	0,0125	0,3771	0,2487	0,0838	-0,2254	-0,5161	-0,1164	0,6413	83,26
Y_4	0,2212	0,0426	0,7214	-0,0322	-0,0656	0,0309	-0,0896	-0,3193	91,86
Y_5	-0,0562	-0,0040	0,0814	-0,4010	-0,2052	0,1671	0,3386	0,1481	96,57
Y_6	-0,0105	0,0868	-0,0007	-0,0609	-0,0304	0,2811	-0,2830	0,1216	98,90
Y_7	0,0349	0,0360	0,0065	-0,1665	0,2227	-0,0639	-0,0340	0,0181	99,97
Y_8	-0,0346	0,0331	0,0005	-0,0014	0,0006	-0,0012	0,0022	-0,0192	100,00

Neste estudo foram utilizados os três primeiros componentes principais, pois juntos são responsáveis por 83,26% da variação dos dados.

Após o cálculo das distâncias euclidianas entre os escores e a aplicação do algoritmo de otimização de Tocher, foram formados seis grupos, que podem ser observados na Tabela 6.

Tabela 6 – Grupos formados pela análise de componentes principais

Grupo	Estratos
I	26, 30, 21, 29, 19, 28, 22, 32, 27, 38, 31, 3, 6, 11, 4, 1, 5, 8, 39, 34, 18, 25, 37, 16, 35, 36, 9, 2 e 13
II	10, 12 e 15
III	17 e 40
IV	14 e 20
V	24 e 33
VI	23
VII	7

4.2.3 Agrupamento por classes de quocientes de forma

Ao analisar os componentes principais para os quocientes de forma analisados (Tabela 7), é possível notar que a variável $K_{0,5H}$ é a de maior peso no primeiro componente principal e, conseqüentemente, considerada a mais importante para explicar a variância total dos dados. Assim, esta variável foi selecionada para definir as classes de quocientes de forma que serão utilizadas neste método de agrupamento.

Souza (2009) comparou o ajuste de modelos de afilamento com estratificação por quocientes de forma a 30%, 50% e 70% da altura total. O autor constatou que os melhores ajustes foram obtidos ao utilizar o quociente de forma a 70% da altura total. Já David et al. (2014) ao comparar diferentes critérios de estratificação para o ajuste de modelos de afilamento em pinus, constataram que a estratificação por quociente de forma a 50% da altura foi

mais eficiente que a estratificação por diâmetro a 1,3 m do solo, com redução de até 50% no erro padrão residual.

Tabela 7 – Análise de componentes principais dos quocientes de forma

Componente Principal	Correlação entre as variáveis padronizadas e Y_i				Variância
	$K_{0,3H}$	$K_{0,5H}$	$K_{0,7H}$	$K_{0,9H}$	Acumulada de Y_i (%)
Y_1	0,8690	0,9303	0,8633	0,8650	77,85
Y_2	-0,4481	-0,2069	0,3786	0,2949	89,70
Y_3	-0,0785	0,1613	0,3095	-0,4035	96,97
Y_4	-0,1945	0,2563	-0,1249	0,0445	100,00

A variável $K_{0,5H}$ foi dividida em 6 classes, conforme calculado pelo método de Sturges (1926). Cada uma dessas classes constitui um grupo, como pode ser observado na Tabela 8.

Tabela 8 – Grupos formados pelo intervalo de classes do quociente de forma $K_{0,5H}$

Grupo	Classe de $K_{0,5H}$	Estratos
I	0,62 f 0,64	23 e 33
II	0,64 f 0,66	15 e 24
III	0,66 f 0,68	2, 9, 10, 13, 14, 25, 34, 35 e 36
IV	0,68 f 0,70	4, 8, 12, 16, 19, 20, 22, 27, 28, 30, 37 e 39
V	0,70 f 0,72	1, 5, 6, 7, 11, 17, 18, 21, 26, 29, 31, 32 e 38
VI	0,72 f 0,74	3 e 40

4.2.4 Agrupamento por classes de fator de forma artificial

Os valores do fator de forma artificial ($f_{1,3}$) variaram entre 0,13 e 0,54, com isto, os dados foram agrupados em três classes com amplitude de 0,2, formando os grupos que estão expostos na Tabela 9.

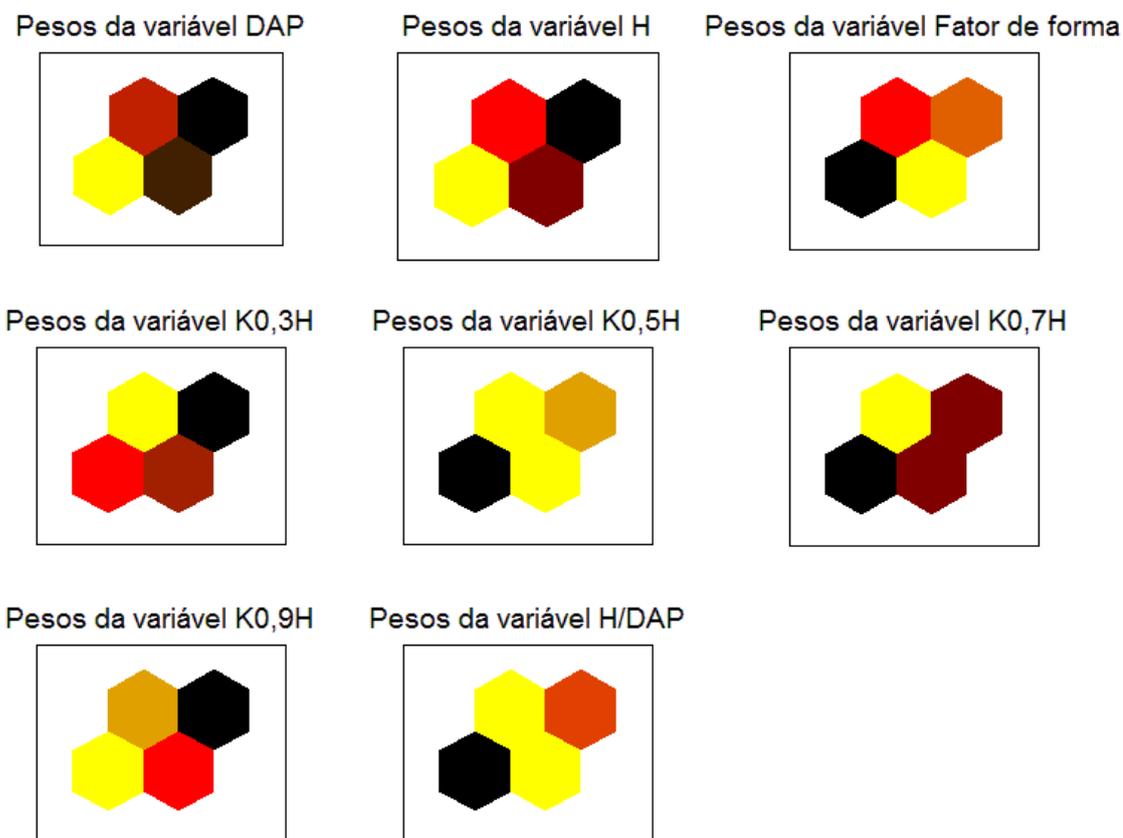
Tabela 9 – Grupos formados por classes de fator de forma artificial

Grupo	Classe de $f_{1,3}$	Estratos
I	0,1 F 0,3	12
II	0,3 F 0,5	2, 4, 8, 9, 10, 11, 13, 14, 15, 16, 20, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38 e 39
III	0,5 F 0,7	1, 3, 5, 6, 7, 17, 18, 19, 21, 29 e 40

4.2.5 Agrupamento utilizando redes neurais artificiais

Na Figura 8 está representado o mapa dos pesos com a associação das variáveis de entrada com cada neurônio da rede C, onde as cores mais escuras representam maiores pesos. Nesta figura pode ser visualizada a influência que cada variável exerce sobre os neurônios da rede. Nota-se que apenas dois neurônios são responsáveis pelos maiores pesos das variáveis, sendo um deles mais relacionado com as variáveis DAP , H , $K_{0,3H}$ e $K_{0,9H}$ e o outro com o fator de forma, $K_{0,5H}$, $K_{0,7H}$ e a relação H/DAP . Além disso, a análise da semelhança entre o padrão de cores (pesos) permite saber o grau de correlação entre as variáveis. Ao observar a Figura 8, é possível verificar que as variáveis mais correlacionadas são DAP e H , que possuem os padrões de cores mais semelhantes, sendo que a variável $K_{0,9H}$ também está correlacionada com estas duas, embora em menor grau.

Figura 8. Pesos das variáveis de entrada nos quatro neurônios da rede C.



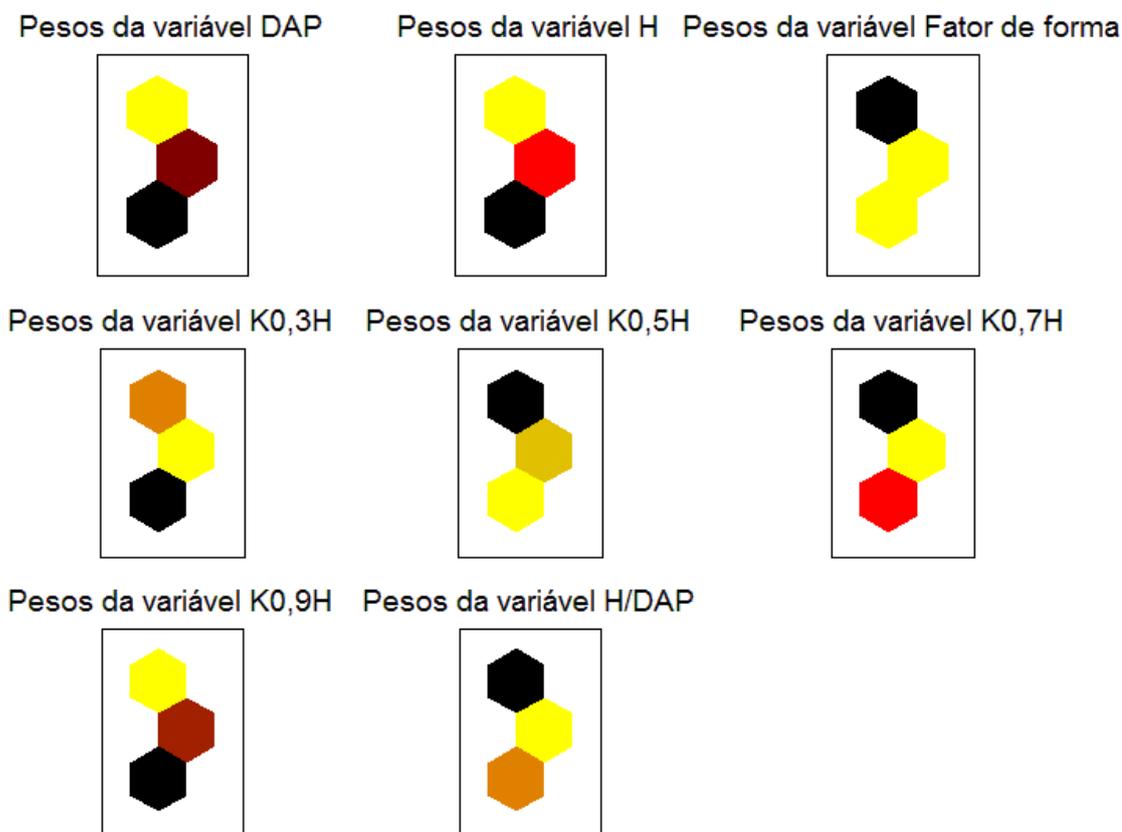
Os indivíduos que compõem os quatro grupos formados pela rede A podem ser observados na Tabela 10.

Tabela 10 – Grupos formados pela RNA composta por quatro neurônios

Grupo	Estratos
I	14 e 20
II	2, 6, 12, 16, 19, 21, 22, 28, 29, 30, 34, 35 e 36
III	1, 7, 10, 15, 17, 18, 25, 33, 37, 39, 40
IV	3, 4, 5, 8, 9, 11, 13, 23, 24, 26, 27, 31, 32 e 38

A associação entre os pesos das variáveis e os neurônios da rede B pode ser observada na Figura 9. Nesta rede é possível notar os mesmos padrões da rede anterior, tanto para o peso das variáveis nos neurônios, como da correlação entre as variáveis, sendo as maiores correlações entre *DAP*, *H* e *K_{0,9H}*.

Figura 9. Pesos das variáveis de entrada nos três neurônios da rede B.



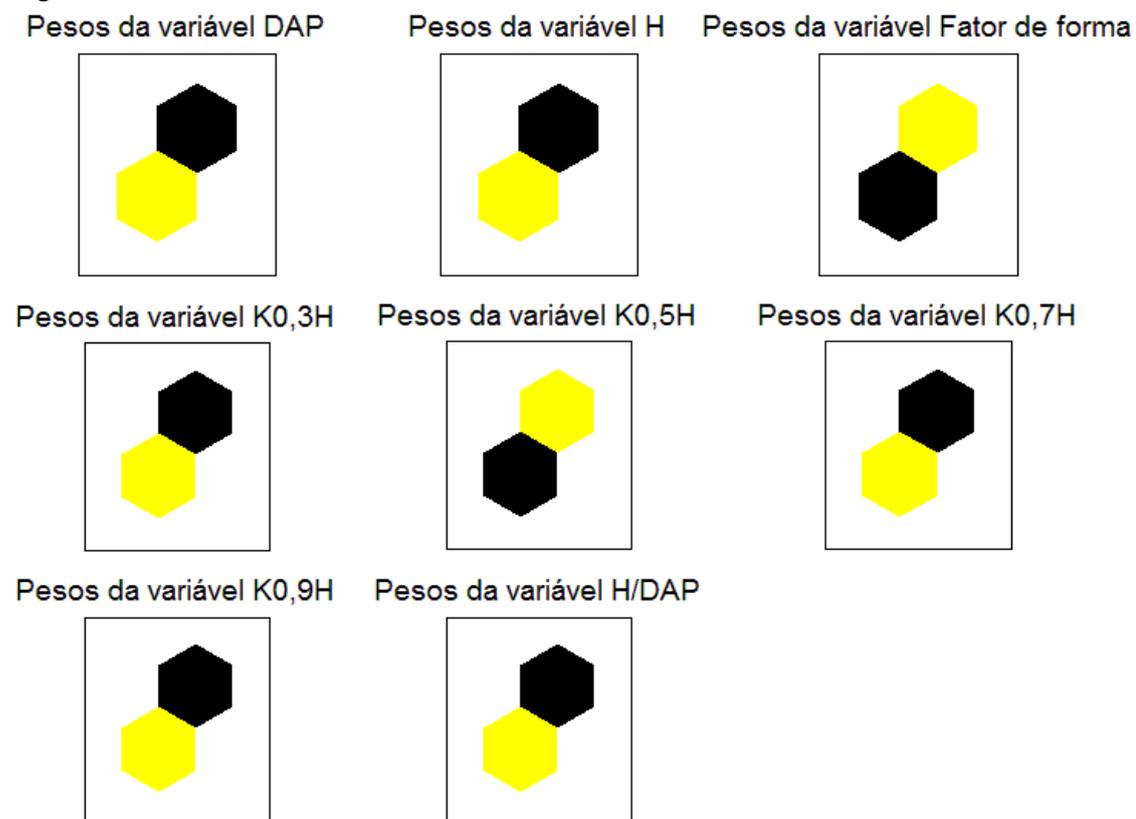
A composição dos grupos gerados pela rede B é apresentada na Tabela 11.

Tabela 11 – Grupos formados pela RNA composta por três neurônios

Grupo	Estratos
I	3, 4, 5, 6, 8, 9, 11, 12, 13, 19, 21, 23, 24, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 35, 36 e 38
II	1, 2, 7, 10, 15, 16, 17, 18, 22, 25, 33, 34, 37, 39 e 40
III	14 e 20

Na Figura 10 estão os pesos associados entre as variáveis de entrada e os neurônios da rede A. Pelo fato desta rede possuir apenas dois neurônios, a percepção da correlação entre variáveis em função da semelhança entre o padrão de cores não é eficiente como nos casos anteriores. Entretanto, pode-se notar a correlação entre o *DAP*, *H* e *K_{0,9H}*, como nos casos anteriores.

Figura 10. Pesos das variáveis de entrada nos dois neurônios da rede A.



Os indivíduos que compõem os dois grupos formados pela rede A são apresentados na Tabela 12.

Tabela 12 – Grupos formados pela RNA composta por dois neurônios

Grupo	Estratos
I	1, 7, 10, 14, 15, 16, 17, 18, 20, 25, 33, 37, 39 e 40
II	2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 11, 12, 13, 19, 21, 22, 23, 24, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 34, 35, 36 e 38

4.2.6 Considerações sobre os novos estratos de amostragem

Ao analisar a composição dos novos estratos de amostragem gerados por todos os métodos aplicados, foi possível notar que os agrupamentos foram

completamente aleatórios, não havendo tendência de agrupamento de indivíduos do mesmo clone, regime de manejo, idade ou espaçamento.

4.3 COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS DE ESTRATIFICAÇÃO DAS FLORESTAS EM RELAÇÃO A PRECISÃO E CUSTOS

Os estimadores populacionais obtidos pelos métodos tradicionais e propostos podem ser observados na Tabela 13.

Ao analisar a média estratificada (\bar{x}), pode-se verificar que todos os métodos apresentaram valores próximos, sendo o menor valor encontrado pela estratificação por idade e espaçamento, e o maior pela amostragem casual simples (ACS). Comparando a amostragem com estratificação completa (AEC), considerando material genético, regime de manejo, idade e espaçamento, com a ACS, nota-se que a estratificação gerou uma redução de 79,72% na variância e 54,26% no erro de amostragem.

Ao comparar o erro de amostragem relativo (E_r), a AEC foi a mais precisa. Isso já era esperado, uma vez que neste método todas as fontes de variação são separadas em estratos diferentes, fazendo com que a variância dentro de cada estrato seja a mais homogênea possível. Em seguida, a de maior precisão foi a da estratificação por idade e espaçamento e pela estratificação pela Rede A, sendo a menos precisa a ACS.

Como esperado, na ACS é necessário um maior número de parcelas para atender o limite de erro máximo admitido de 5%, quando comparado com os demais métodos. Na AEC foi constatado o menor número ótimo de parcelas dentre todos os métodos de amostragem e estratificação, embora tenha sido o método com o maior número de estratos.

Tabela 13 – Estimadores populacionais pelos métodos tradicionais e propostos de inventário florestal

Método de estratificação	Estimadores						
	\bar{X}	s^2	$s_{\bar{X}}^2$	$s_{\bar{X}}$	E_r	n	L
ACS	158,7232	15.503,25	3,245	1,802	2,23	948	1
AEC	156,3375	3.144,72	0,658	0,811	1,02	190	40
Idade e Espaçamento	154,246	3.456,45	0,724	0,851	1,08	224	6
Idade	157,8211	15.245,06	3,192	1,787	2,22	739	3
Similaridade de perfil	155,6977	3.698,04	0,774	0,880	1,11	237	3
ACP	155,4435	3.655,49	0,765	0,875	1,10	234	7
Classe de $K_{0,5H}$	154,4136	3.539,33	0,741	0,861	1,09	228	6
Classe de $F_{1,3}$	156,3527	6.419,04	1,343	1,159	1,45	315	3
Rede A	154,9552	3.520,79	0,737	0,859	1,09	228	2
Rede B	155,4344	3.612,86	0,756	0,870	1,10	232	3
Rede C	156,0377	6.389,13	1,338	1,157	1,45	381	4

Em que: \bar{X} = média (m^3ha^{-1}); s^2 = variância (m^3ha^{-1})²; $s_{\bar{X}}^2$ = variância da média (m^3ha^{-1})²; $s_{\bar{X}}$ = erro padrão da média (m^3ha^{-1}); E_r = erro relativo de amostragem (%); n = número ótimo de parcelas; L = número de estratos.

Ao comparar os resultados dos métodos de estratificação por classe de quociente de forma e fator de forma artificial, pode-se notar que, embora ambos sejam variáveis que descrevem a forma dos fustes, o $K_{0,5H}$ se mostrou mais eficiente para este fim, com menor erro relativo e menor número ótimo de parcelas. Este fato está de acordo com o ocorrido quando foi realizada a análise de componentes principais com todas as variáveis referentes às características das árvores analisadas (Tabela 5), quando o $K_{0,5H}$ se mostrou a variável mais representativa na variância total dos dados.

Os resultados da estratificação por RNA evidenciam que a Rede A foi a mais precisa, além de possuir um menor número ótimo de parcelas. A superioridade desta rede pode ser explicada pelo fato de que, tanto nas redes com três e quatro neurônios (B e C), apenas dois destes neurônios

apresentavam maiores pesos das variáveis de entrada, como foi visto nas Figuras 8 e 9.

Dentre os métodos propostos, a menor variância e o menor erro de amostragem foram encontrados no método de agrupamento por redes neurais artificiais (Rede A), seguido pelo método de estratificação por quociente de forma, sendo que o menor número de estratos (dois), dentre todos os métodos foi constatado com o uso das RNAs. Além disso, comparando-se a estratificação com RNAs e a ACS, é possível notar que este método de estratificação foi responsável por uma redução de 77,29% na variância e 51,12% no erro relativo de amostragem. Com isto, constatou-se que o agrupamento por RNAs foi o mais eficiente quanto à redução do erro de amostragem, apresentando menor número ótimo de parcelas e estratos.

Ao comparar os resultados obtidos pelo melhor método de estratificação tradicional (AEC) com os resultados do melhor método proposto (Rede A), nota-se que a diferença da média estimada entre ambos foi de $1,3823 \text{ m}^3\text{ha}^{-1}$, o que corresponde a 0,88%, enquanto a diferença entre o erro relativo de amostragem foi aproximadamente 0,07 pontos percentuais (6,79%), sendo o menor erro encontrado na AEC. O número ótimo de parcelas calculado para a AEC também foi inferior ao obtido pelo método de estratificação por RNAs, sendo necessárias 38 parcelas a mais neste último método. Entretanto, ao analisar a estratificação em si, a estratificação por RNAs gerou estimativas próximas as obtidas pela AEC, necessitando de apenas dois estratos de amostragem, enquanto no método tradicional foram necessários quarenta estratos de amostragem. Desta forma, conclui-se que a estratificação por RNA foi mais eficiente que a estratificação tradicional. Na prática, ao ajustar modelos para estimar variáveis como volume e o afilamento do tronco, haveria uma necessidade de ajustar uma equação para cada estrato (SCOLFORO; THIERSCH, 2004). Considerando este fator, a estratificação via RNAs geraria apenas duas equações e a AEC quarenta equações. Esse fato corrobora a vantagem da estratificação por meio do método de agrupamento baseado em RNAs. Além disso, conforme demonstrado por Péllico Netto e Sanquetta (1996), na amostragem estratificada, o número de estratos não deve ultrapassar a 10.

Na Tabela 14 estão expostos os custos do inventário florestal e da cubagem rigorosa para todos os métodos estudados. O custo do inventário florestal está diretamente relacionado com o número ótimo de parcelas de cada método. Desta forma, os métodos que necessitaram de um maior número ótimo de parcelas consequentemente apresentam um maior custo de inventário florestal. Por outro lado, devido ao fato de que o ajuste de equações volumétricas deve ser feito por estrato, os métodos com maior número de estratos se tornaram mais onerosos, em função da necessidade da cubagem rigorosa de um maior número de árvores.

Tabela 14 – Custo total do inventário florestal e da cubagem rigorosa nos diferentes métodos de estratificação seguindo a recomendação de Guimarães e Leite (1996)

Metodologia de estratificação	Inventário florestal		Cubagem rigorosa		Custo total (R\$)
	Número de parcelas	Custo (R\$)	Número de árvores	Custo (R\$)	
ACS	948	51.789,24	150	4.950,00	56.739,24
AEC	190	10.379,70	6000	198.000,00	208.379,7
Idade e espaçamento	224	12.237,12	900	29.700,00	41.937,12
Idade	739	40.371,57	450	14.850,00	55.221,57
Similaridade de perfil	237	12.947,31	450	14.850,00	27.797,31
ACP	234	12.783,42	1050	34.650,00	47.433,42
Classes de $K_{0,5H}$	228	12.455,64	900	29.700,00	42.155,64
Classes de $F_{1,3}$	315	17.208,45	450	14.850,00	32.058,45
RNA	228	12.455,64	300	9.900,00	22.355,64

A amostragem sem estratificação (ACS) teve o maior custo de inventário florestal e, como neste tipo de amostragem toda a área é considerada como um estrato para cubagem rigorosa, ocorreu o menor custo de cubagem. Entretanto, este menor número de árvores cubadas pode influenciar negativamente no ajuste dos modelos volumétricos, gerando

estimativas menos precisas, devido a heterogeneidade ao não considerar as diferenças entre as subpopulações formadas pelos 40 estratos amostrados. Na amostragem com estratificação completa aconteceu o inverso, constatando-se o menor custo de medição de parcelas e o maior custo de cubagem, em função da necessidade de realizar a cubagem rigorosa em todos os quarenta estratos de amostragem. Este método também apresentou o maior custo total dentre os analisados. O menor custo total foi encontrado no método de agrupamento por RNAs, seguido pelo método de similaridade de perfil e classes de fator de forma artificial.

A diferença percentual entre o custo do inventário florestal e da cubagem rigorosa, entre todos os métodos analisados e o método considerado padrão (AEC), estão expostos na Tabela 15. Ao analisar esta tabela, pode-se notar que o agrupamento por RNAs apresentou 20% a mais no custo do inventário florestal quando comparada com a AEC. Entretanto o custo da cubagem rigorosa foi 95% menor no método proposto, o que gerou um custo total aproximadamente 89,27% mais baixo, equivalente a uma economia de R\$186.024,26.

Tabela 15 – Diferença percentual do custo dos métodos de estratificação testados em relação a AEC

Método de estratificação	Inventário florestal (%)	Cubagem rigorosa (%)	Total (%)
ACS	398,95	-97,50	-72,77
Idade e espaçamento	17,89	-85,00	-79,87
Idade	288,95	-92,50	-73,50
Similaridade de perfil	24,74	-92,50	-86,66
ACP	23,16	-82,50	-77,24
Classes de $K_{0,5H}$	20,00	-85,00	-79,77
Classes de $F_{1,3}$	65,79	-92,50	-84,62
RNA	20,00	-95,00	-89,27

Na Tabela 16 é apresentado um *ranking* contendo a colocação de cada método de estratificação em relação a precisão e ao custo total.

Como era previsto, a amostragem casual simples foi o pior método de amostragem, por tratar uma área bastante heterogênea como sendo homogênea. Este método teve a pior precisão e o segundo maior custo total. A amostragem com estratificação completa ficou em quinto lugar, pois, embora tenha a melhor precisão, o custo para obtê-la foi elevado, principalmente o custo da cubagem rigorosa.

Tabela 16 – *Ranking* dos métodos de estratificação avaliados quanto a precisão e custo

Método	Ranking		Total (colocação)
	Precisão	Custo	
ACS	9	8	17 (8 ^o)
AEC	1	9	10 (5 ^o)
Idade e espaçamento	2	4	6 (2 ^o)
Idade	8	7	15 (7 ^o)
Similaridade de perfil	6	2	8 (3 ^o)
ACP	5	6	11 (6 ^o)
Classes de $K_{0,5H}$	4	5	9 (4 ^o)
Classes de $F_{1,3}$	7	3	10 (5 ^o)
RNA	3	1	4 (1 ^o)

O método mais eficiente para estratificação das florestas foi o agrupamento por RNA, com o menor custo total dentre os demais e a terceira maior precisão. Em segundo lugar ficou a estratificação por idade e espaçamento, seguido da estratificação pelo método de similaridade de perfil.

A utilização de redes neurais artificiais é uma tendência crescente no setor florestal. Diversos trabalhos mostram ganhos significativos no ajuste de modelos por meio das RNAs em comparação com os modelos clássicos de regressão (BINOTI, BINOTI e LEITE, 2013; CASTRO et al., 2013a; CASTRO et al., 2013b). Além disso, Binoti et al. (2013), utilizando redes neurais artificiais para relações hipsométricas, reduziram a medição da altura das árvores para apenas 10% do total e, com isso, ocorreu uma redução de 20% no tempo de medição da parcela.

Tais fatos evidenciam a importância de se empreender novos estudos aplicando a tecnologia das redes neurais artificiais no meio florestal, principalmente em função da capacidade de melhoria da precisão das estimativas e redução de custos.

5. CONCLUSÕES

Dentre os modelos analisados, Schöepfer foi o mais preciso para descrever o afilamento do fuste e estimar o volume das árvores individualmente.

A estratificação de florestas de *Eucalyptus* com base na forma do fuste das árvores se mostrou uma alternativa viável para a realização de inventários florestais.

Todos os métodos de estratificação obtiveram resultados superiores quando comparado com a amostragem casual simples.

A utilização de redes neurais artificiais para a formação de estratos de amostragem não gerou redução no número de parcelas do inventário florestal, entretanto o número de estratos foi reduzido significativamente quando comparado aos demais métodos.

As redes neurais artificiais se mostraram a melhor alternativa, dentre as metodologias propostas, para estratificação das florestas, em termos de precisão e redução de custos, conjuntamente.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AFFONSO, G. S. **Mapas Auto-organizáveis de Kohonen (SOM) aplicados na avaliação dos parâmetros da qualidade da água**. 2011. 89 f. Dissertação (Mestrado em Ciências – Tecnologia Nuclear) Instituto de Pesquisas Energéticas, Unversidade de São Paulo, São Paulo, 2011.
- ARTERO, A. O. **Inteligência artificial: teórica e prática**. 1. ed. São Paulo: Livraria da física, 2009. 230p.
- BIGING, G. S. Taper equations for second mixed-conifers of Northean California. **Forest science**, Bethesda, v. 30, n. 4, p. 1103-1117, 1984.
- BINOTI, D. H. B.; BINOTI, M. L. M. S.; LEITE, H. G; SILVA, A. Redução dos custos em inventário de povoamentos equiâneos. **Revista brasileira de Ciências Agrárias**, Recife, v. 8, n. 1, p. 125-129, 2013.
- BINOTI, M. L. M. S.; BINOTI, D. H. B.; LEITE, H. G. Aplicação de redes neurais artificiais para estimação da altura de povoamentos equiâneos de eucalipto. **Revista Arvore**, Viçosa-MG, v. 37, n. 4, p. 639-645, 2013.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P. L. F.; LUDERMIR, T. B. **Redes neurais: teoria e aplicações**. 2. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2012. 226p.
- CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. **Mensuração florestal: perguntas e respostas**. 4. Ed. Viçosa: UFV, 2013. 607p.
- CARDOSO, A. L. **Desrama artificial em eucalipto e seu efeito na resistência a danos por vento e nós da madeira**. 2011. 94 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais). Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, 2011.
- CARVALHO, S. P. C. **Uma nova metodologia de avaliação do crescimento e da produção de *Eucalyptus* sp clonal para fins energéticos**. 2010. 113 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2010.
- CASTRO, R. V. O.; SOARES, C. P. B.; LEITE, H. G.; SOUZA, A. L.; NOGUEIRA, G. S.; MARTINS, F. B.; Individual growth model for *Eucalyptus* stands in Brazil using artificial neural network. **ISRN Forestry**, New York, v. 2013, 2013b.
- CASTRO, R. V. O.; SOARES, C. P. B.; MARTINS, F. B.; LEITE, H. G. Crescimento e produção de plantios comerciais de eucalipto estimados por duas categorias de modelos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 48, n. 3, p. 287-295, 2013a.

CERQUEIRA, A. F.; FEITOZA, H. N.; FEITOZA, L. R.; LOSS, W. R. **Zonas naturais do Espírito Santo**: uma regionalização do Estado, das microrregiões e dos municípios. Vitória: SEPLAN, 1999. 104p.

DAVID, H. C.; MARINHESKI FILHO, A.; PELISSARI, A. L.; PÉLLICO NETTO, S.; ARAÚJO, E. J. G.; BAUM, L. Critérios de estratificação para o ajuste de funções de afilamento em fustes de pinus. **Pesquisa Florestal Brasileira**, Colombo, v. 34, n. 79, p. 197-206, 2014.

DEMAERSCHALK, J. P. Converting volume equations to compatible taper equations. **Forest Science**, Bethesda, v. 18, n. 3, p. 241-245, 1972.

DRUSZCZ, J. P.; NAKAJIMA, N. Y.; PÉLLICO NETTO, S.; MACHADO, S. A. Custos de inventário florestal com amostragem de Bitterlich (PNA) e conglomerado em cruz (CC) em plantação de *Pinus taeda* L. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 40, n. 94, p. 231-239, jun. 2012.

FERREIRA, G. W. D.; FERRAZ FILHO, A. C.; PINTO, A. L. R.; SCOLFORO, J. R. S. Influência do desbaste na forma do fuste de povoamentos naturais de *Eremanthus incanus* (Less.) Less. **Semina: ciências agrárias**, Londrina, v. 35, n. 4, p. 1707-1720, 2014.

GARAY, L. **Tropical forest utilization system VIII**: A taper model for entire stem profile including buttressing. Seattle: College of Forest Resources, Institute of Forest Products, University of Washington, 1979. 64p.

GUIMARÃES, D. P.; LEITE, H. G. Influência do número de árvores na determinação de equação volumétrica para *Eucalyptus grandis*. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, n. 50, p. 37-43, 1996.

HAYKIN, S. **Redes neurais**: princípios e prática. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 900p.

HUSCH, B.; BEERS, T. W.; KERSHAW JR., J. A. **Forest mensuration**. 4. ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2003. 443p.

IBÁ – Indústria Brasileira de Árvores. **IBÁ 2014**. IBÁ, Brasília, 2014.

INCAPER – Instituto Capixaba de Pesquisa, Assistência Técnica e Extensão Rural. **Programa de assistência técnica e extensão rural 2011-2013**: Aracruz. Vitória: INCAPER, 2011.

JUNQUEIRA L. C.; CARNEIRO, J. **Histologia básica**. 12. ed. Guanabara Koogan, Rio de Janeiro, 2013. 556p.

KIND, M. C.; BRUNNER, R. J. SOMz: photometric redshift PDFs with self-organizing maps and random atlas. **Monthly Notices of the Royal Astronomical Society**, Oxford, v. 438, n. 4, p. 3409-3421, 2014.

KOZAK, A.; MUNRO, D. D.; SMITH, J. H. G. Taper functions and their application in forest inventory. **Forestry Chronicle**, Mattawa, v. 45, n. 4, p. 278-283, 1969.

LORENZI, H.; SOUZA, H. M.; TORRES, M. A. V.; BACHER, L. B. **Árvores exóticas no brasil**: madeireiras, ornamentais e exóticas. Nova Odessa, SP: Instituto Plantarum. 2003. 384 p.

MANLY, B. J. F. **Métodos estatísticos multivariados**: uma introdução. 3. ed. Porto Alegre: Artmed, 2008. 229p.

MARQUES, M. C. Comparação entre os métodos de agrupamentos K-means e Mapa de Kohonen (SOM) em análise de pesquisa de mercado. **Inteligência Computacional Aplicada**, Rio de Janeiro, n. 1, 2008.

MEUNIER, I. M. J.; SILVA, J. A. A.; FERREIRA, R. L. C. **Inventário florestal**: Programas de Estudo. Recife: Imprensa Universitária da UFRPE, 189 p. 2001.

MORA, A. L.; GARCIA, C. H. **A cultura do Eucalipto no Brasil**. São Paulo: Sociedade brasileira de silvicultura, 114 p., 2000.

MÔRA, R. **Influência da forma de ajuste e do comprimento das seções no desempenho de funções de afilamento**. 2011. 96 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais). Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, 2011.

OLIVEIRA, A. C. **Geotecnologia na estratificação de povoamentos de *Eucalyptus sp.*** 2006. 100 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal de Lavras, Lavras. 2006.

OLIVEIRA, J. T. S.; HELLMEISTER, J. C.; SIMÕES, J. W.; TOMAZELLO FILHO, M. Caracterização da madeira de sete espécies de eucaliptos para a construção civil: avaliações dendrométricas das árvores. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, n. 56, p. 113-124, dez. 1999.

OLIVEIRA, M. L. R.; LEITE, H. G.; GARCIA, S. L. R.; CAMPOS, J. C. C.; SOARES, C. P. B.; SANTANA, R. C. Estimação do volume de árvores de clones de eucalipto pelo método da similaridade de perfis. **Revista Árvore**, Viçosa-MG, v. 33, n. 1, 2009.

ORMEROD, D. W. A simple bole model. **Forest chronicle**, Mattawa, v. 49, n. 3, p. 136-138, 1973.

PÉLLICO NETTO, S. Equivalência volumétrica: uma nova metodologia para estimativa do volume de árvores. **Ciências Agrárias e Ambientais**, Curitiba, v.2, n.1, p. 17-30, 2004.

PÉLLICO NETTO, S.; BRENA, D. **Inventário florestal**. Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 1997.

PÉLLICO NETTO, S.; SANQUETTA, C. R. Determinação do número de estratos em estratificação volumétrica de florestas naturais e plantadas. **Floresta**, Curitiba, v. 24, n. 1/2, p. 49-58, 1996.

PEREIRA, T. M. **Discriminação de populações com diferentes graus de similaridade por redes neurais artificiais**. 2009. 88 f. Dissertação (Mestrado em Estatística Aplicada e Biometria) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2009.

ROCHA, M. E. N.; SANTOS, C. L. O uso comercial e popular do *Eucalyptus globulus* LABILL – Myrtaceae. **Saúde e Ambiente em Revista**, Duque de Caxias, v. 2, n. 2, p. 23-24. 2007.

SCHNEIDER, P. R.; FINGER, C. A. G.; HOPPE, J. M. Efeito da intensidade de desrama na produção de *Pinus elliottii* Engelm., implantado em solo pobre, no estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 9, n. 1, p. 35-46, 1999.

SCHNEIDER, P. R.; FINGER, C. A. G.; KLEIN, J. E. M.; TOTTI, J. A.; BAZZO, J. L. Forma de tronco e sortimentos de madeira de *Eucalyptus grandis* Maiden para o estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v.6, n.1, 1996.

SCHÖEPFER, W. **Automatisierung des massen, sorten und wertberechnung stenender waldbestände schriftenreihe bad**. Berlin: Wurttt-Forstl, 1966.

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

SCOLFORO, J. R. S.; THIERSCH, C. R. **Biometria florestal**: medição, volumetria e gravimetria. Lavras, UFLA/FAEPE, 2004. 285p.

SHIVER, B. D.; BORDERS, B. E. **Sampling techniques for forest resource inventory**. New York: John Wiley & Sons, 1996. 356 p.

SILVA, A. M. **Utilização de redes neurais artificiais para classificação de spam**. 2009. 126 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional). Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2009.

SILVA, J. A. A.; PAULA NETO, F. **Princípios básicos de dendrometria**. Recife: UFRPE, 1979. 185p.

SILVA, S. T.; MELLO, J. M.; ACERBI JUNIOR, F. W.; Araújo, E.J.G.; CARMO, A. C. Estratificação de fragmentos florestais de cerrado sensu strictu baseada em imagens orbitais LandSat destinada ao inventário florestal. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 3065-3070.

SOARES, C. P. B.; PAULA NETO, F. de.; SOUZA, A. L. de. **Dendrometria e inventário florestal**. 2. ed. Viçosa: UFV, 2011.

SOUZA, C. A. M. **Modelos de afilamento para *Pinus taeda* L. ajustados segundo a forma do tronco e métodos de estratificação**. 2009. 120 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal). Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2009.

SOUZA, C. A. M.; FINGER, C. A. G.; SCHNEIDER, P. R.; SILVA, G. F.; THOMAS, C. Eficiência de um modelo de afilamento ajustado sem e com estratificação por classe de quociente de forma para formação dos sortimentos de *Pinus taeda* L. **Ciência florestal**, Santa Maria, v. 22, n. 1, p. 125-135, 2012.

SPURR, S. H. **Forest inventory**. New York: The Ronald Press, 1952. 476p.

STOATE, I. N. The use of a volume equation in pine stands. **Australian forestry**, Camberra, v.9, p.48-52, 1945.

STURGES, H. A. The choice of a class interval. **Journal of the american statistical association**. Boston, v. 21, n. 154, p. 65-66, 1926.

VALVERDE, S. R.; SOARES, N. S.; SILVA, M. L. da; JACOVINE, L. A. G.; NEIVA, S. A. O comportamento do mercado da madeira de eucalipto no Brasil. **Biomassa & energia**, Viçosa-MG, v. 1, n. 4, p. 393-403, 2004.

APÊNDICES

Apêndice A – Descrição da estratificação inicial dos dados

Estrato	Clone	Regime de manejo	Idade (anos)	Área útil (m²)	Árvores cubadas
1	1	Alto fuste (1ª rotação)	4	9	21
2	1	Alto fuste (1ª rotação)	5	9	33
3	2	Alto fuste (reforma)	5	9	5
4	3	Alto fuste (reforma)	5	9	5
5	4	Alto fuste (1ª rotação)	4	9	3
6	4	Alto fuste (1ª rotação)	5	9	8
7	5	Talhadia	6	9	1
8	5	Alto fuste (1ª rotação)	4	9	13
9	5	Alto fuste (1ª rotação)	5	9	9
10	5	Alto fuste (1ª rotação)	6	9	27
11	5	Alto fuste (reforma)	4	9	7
12	5	Alto fuste (reforma)	5	9	107
13	6	Alto fuste (1ª rotação)	5	9	35
14	6	Alto fuste (1ª rotação)	6	9	1
15	7	Alto fuste (1ª rotação)	6	9	21
16	7	Alto fuste (reforma)	5	9	5
17	8	Talhadia	6	9	7
18	8	Alto fuste (1ª rotação)	4	9	22
19	8	Alto fuste (1ª rotação)	5	9	20
20	8	Alto fuste (1ª rotação)	6	9	1
21	8	Alto fuste (reforma)	4	9	9
22	8	Alto fuste (reforma)	5	9	20
23	9	Alto fuste (1ª rotação)	4	9	4
24	9	Alto fuste (1ª rotação)	5	9	11
25	10	Alto fuste (1ª rotação)	6	9	24
26	10	Alto fuste (reforma)	5	9	5
27	11	Alto fuste (1ª rotação)	4	9	10
28	11	Alto fuste (1ª rotação)	5	9	15
29	11	Alto fuste (reforma)	4	9	11
30	11	Alto fuste (reforma)	5	9	14
31	12	Alto fuste (reforma)	4	9	7
32	12	Alto fuste (reforma)	5	9	33
33	13	Alto fuste (1ª rotação)	4	6	14
34	13	Alto fuste (1ª rotação)	4	9	21
35	13	Alto fuste (1ª rotação)	5	9	21
36	13	Alto fuste (reforma)	4	9	12
37	13	Alto fuste (reforma)	5	9	13
38	14	Alto fuste (1ª rotação)	5	9	5
39	8	Alto fuste (1ª rotação)	5	16	5
40	8	Alto fuste (1ª rotação)	6	10	6

Apêndice B – Parâmetros ajustados do modelo de Schöepfer para os quarenta estratos iniciais

Estrato	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$
1	1,2797*	-4,6614*	21,7477*	-49,8890*	50,3272*	-18,8199*
2	1,2182*	-4,4290*	20,1606*	-45,2976*	45,1369*	-16,7990*
3	1,2058*	-4,6918*	24,5666*	-59,0440*	61,2173*	-23,2665*
4	1,2654*	-5,6904*	28,2337*	-64,9296*	65,5038*	-24,3953*
5	1,2089*	-4,0459*	19,8858*	-47,4788*	49,2418*	-18,8207*
6	1,1578*	-3,1469*	14,5512*	-34,1917*	34,8984*	-13,2805*
7	1,1408*	-3,6684*	19,5816*	-50,2898*	56,3190*	-23,1894*
8	1,2022*	-3,7425*	16,6893*	-38,3337*	39,1023*	-14,9330*
9	1,1607*	-3,5316*	16,4879*	-39,0227*	40,3723*	-15,4767*
10	1,1828*	-4,0572*	19,9971*	-49,1502*	53,1558*	-21,1947*
11	1,2900*	-5,7652*	29,3774*	-69,3987*	71,4784*	-26,9988*
12	1,2907*	-5,8347*	28,7332*	-65,9469*	66,4667*	-24,7291*
13	1,1954*	-3,7815*	17,1003*	-39,5424*	40,1943*	-15,1784*
14	1,2460*	-5,6025*	29,3421*	-72,1182*	77,6902*	-30,6612*
15	1,2176*	-4,8240*	23,8101*	-57,2886*	60,9061*	-23,9182*
16	1,1898*	-3,6757*	17,8435*	-43,3133*	45,2359*	-17,2767*
17	1,1763*	-4,0488*	22,7219*	-58,8554*	64,5593*	-25,6047*
18	1,2434*	-4,4298*	22,7377*	-55,7550*	58,8819*	-22,6916*
19	1,2083*	-4,3392*	21,8522*	-52,6874*	55,0923*	-21,1344*
20	1,1472*	-3,7357*	21,1316*	-56,2939*	63,4068*	-25,7500*
21	1,3608*	-7,5446*	39,9042*	-93,8887*	96,0831*	-35,9343*
22	1,2438*	-5,4988*	28,8547*	-69,1038*	71,5510*	-27,0626*
23	1,2026*	-3,5726*	14,4737*	-32,4930*	32,4922*	-12,1121*
24	1,2015*	-3,7107*	16,4511*	-38,8349*	40,4154*	-15,5333*
25	1,2046*	-4,2920*	21,2510*	-51,6173*	54,8218*	-21,4094*
26	1,2491*	-5,5320*	29,3729*	-70,8876*	73,8323*	-28,0488*
27	1,2030*	-4,0141*	18,5815*	-43,0365*	44,0090*	-16,7572*
28	1,1632*	-3,5458*	17,2214*	-41,9553*	44,5369*	-17,4255*
29	1,2605*	-5,2022*	26,3039*	-62,0157*	63,5530*	-23,9145*
30	1,2304*	-5,0182*	26,0141*	-62,8037*	65,7272*	-25,1686*
31	1,2955*	-5,6852*	27,7100*	-63,3985*	63,7829*	-23,7174*
32	1,2455*	-5,0060*	24,7259*	-57,4570*	58,3015*	-21,8195*
33	1,1082*	-3,3315*	16,1298*	-39,7536*	42,3353*	-16,4979*
34	1,1857*	-3,3048*	14,8810*	-35,9412*	37,9897*	-14,8191*
35	1,1802*	-3,7894*	17,8611*	-42,8569*	45,0847*	-17,4893*
36	1,2736*	-5,6976*	27,9337*	-64,2927*	64,9855*	-24,2181*
37	1,2111*	-4,7567*	24,4428*	-58,9533*	61,4298*	-23,3873*
38	1,2144*	-4,6127*	23,0016*	-53,9707*	55,1352*	-20,7747*
39	1,1570*	-3,5649*	19,1559*	-49,3441*	53,8658*	-21,2737*
40	1,2023*	-4,7154*	25,2967*	-61,8196*	65,0204*	-25,0309*

* significativo a 5% de probabilidade pelo teste t

Apêndice C – Matriz de distâncias euclidianas entre os parâmetros ajustados do método de similaridade de perfis

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
1	0,00	2,34	2,39	2,38	1,90	1,83	3,58	2,05	2,96	1,76	1,82	2,80	3,10	4,04	3,06	2,45	2,82	2,20	1,64	3,75	1,90	1,29	7,19	4,52	1,66	2,82	1,79	1,10	1,82	2,75	2,28	2,51	4,54	1,68	2,14	2,55	1,70	2,27	1,60	2,19
2	2,34	0,00	3,98	1,93	2,89	3,01	5,37	1,60	1,89	1,46	2,03	1,41	1,34	3,89	1,74	3,32	5,05	4,36	3,22	4,86	3,33	2,49	4,96	2,41	2,03	4,04	2,12	2,86	3,24	3,99	2,46	3,12	3,04	1,55	0,99	1,61	2,25	3,14	3,79	4,49
3	2,39	3,98	0,00	2,63	1,93	1,21	3,97	2,80	3,31	3,93	2,17	4,68	4,01	6,38	5,20	3,13	2,95	1,74	1,35	5,81	1,51	2,35	8,35	5,76	3,41	1,88	2,10	1,43	1,38	1,94	2,04	1,64	6,45	3,28	3,62	3,81	3,40	1,17	2,03	2,91
4	2,38	1,93	2,63	0,00	2,12	1,82	5,31	1,08	0,71	2,80	0,96	3,03	1,43	5,55	3,51	2,95	4,64	3,62	2,22	5,95	2,27	2,10	5,77	3,26	2,51	2,77	0,84	2,08	2,14	2,77	0,68	1,42	4,55	1,95	1,70	1,96	2,64	1,51	3,34	4,36
5	1,90	2,89	1,93	2,12	0,00	0,83	3,32	1,50	2,71	2,67	1,18	3,14	3,24	5,18	4,28	3,82	3,94	2,95	2,30	5,20	2,57	2,62	7,53	5,02	3,26	3,32	2,01	1,83	2,39	3,34	2,02	2,33	5,79	2,96	3,04	3,53	3,35	1,66	2,79	3,26
6	1,83	3,01	1,21	1,82	0,83	0,00	3,75	1,67	2,50	2,99	1,09	3,59	3,15	5,59	4,39	3,26	3,55	2,43	1,61	5,43	1,86	2,16	7,52	4,96	3,00	2,53	1,52	1,29	1,67	2,56	1,48	1,58	5,77	2,73	2,89	3,25	3,06	0,90	2,37	3,13
7	3,58	5,37	3,97	5,31	3,32	3,75	0,00	4,58	5,91	4,24	4,37	4,96	6,23	5,20	6,00	5,73	3,92	3,75	4,40	4,28	4,70	4,71	10,28	7,77	5,17	5,45	4,93	3,94	4,60	5,43	5,13	5,22	7,70	5,24	5,58	6,09	5,19	4,58	3,69	2,79
8	2,05	1,60	2,80	1,08	1,50	1,67	4,58	0,00	1,43	2,09	0,63	2,23	1,79	4,84	3,25	3,49	4,66	3,71	2,55	5,39	2,73	2,38	6,02	3,55	2,64	3,44	1,43	2,16	2,57	3,43	1,49	2,17	4,60	2,14	1,88	2,42	2,81	1,91	3,35	4,09
9	2,96	1,89	3,31	0,71	2,71	2,50	5,91	1,43	0,00	3,05	1,56	3,04	0,95	5,73	3,49	3,34	5,29	4,30	2,87	6,37	2,89	2,64	5,13	2,73	2,83	3,30	1,47	2,76	3,30	1,30	1,97	4,34	2,22	1,76	1,95	2,98	2,16	3,99	5,02	
10	1,76	1,46	3,93	2,80	2,67	2,99	4,24	2,09	3,05	0,00	2,39	1,18	2,75	2,77	1,87	3,57	4,41	3,95	3,24	3,55	3,45	2,57	6,20	3,75	2,13	4,33	2,68	2,73	3,78	4,26	3,12	3,66	3,59	1,99	1,97	2,58	2,30	3,47	3,30	3,58
11	1,82	2,03	2,17	0,96	1,18	1,09	4,37	0,63	1,56	2,39	0,00	2,76	2,12	5,14	3,59	3,17	4,20	3,17	2,01	5,42	2,19	2,05	6,46	3,93	2,57	2,89	1,04	1,66	2,02	2,89	1,05	1,64	4,92	2,12	2,04	2,49	2,70	1,29	2,90	3,72
12	2,80	1,41	4,68	3,03	3,14	3,59	4,96	2,23	3,04	1,18	2,76	0,00	2,58	3,02	2,00	4,45	5,56	4,99	4,12	4,42	4,31	3,48	5,51	3,34	3,00	5,14	3,22	3,63	4,21	5,08	3,53	4,20	3,56	2,69	2,34	2,96	3,20	4,01	4,39	4,71
13	3,10	1,34	4,01	1,43	3,24	3,15	6,23	1,79	0,95	2,75	2,12	2,58	0,00	5,21	2,75	3,40	5,59	4,73	3,34	6,10	3,36	2,80	4,38	1,85	2,60	3,83	1,97	3,17	3,27	3,80	2,05	2,71	3,47	2,00	1,32	1,52	2,79	2,94	4,29	5,25
14	4,04	3,89	6,38	5,55	5,18	5,59	5,20	4,84	5,73	2,77	5,14	3,02	5,21	0,00	2,89	5,52	5,79	5,86	5,62	2,40	5,82	4,85	7,38	5,48	4,11	6,69	5,36	5,13	5,78	6,58	5,85	6,33	4,14	4,28	4,36	4,80	4,21	6,14	5,16	4,84
15	3,06	1,74	5,20	3,51	4,28	4,39	6,00	3,25	3,49	1,87	3,59	2,00	2,75	2,89	0,00	3,63	5,35	5,03	4,16	4,09	4,25	3,17	4,97	2,73	2,18	4,95	3,45	3,84	4,22	4,85	3,93	4,46	1,75	2,12	1,93	2,20	2,35	4,56	4,33	4,82
16	2,45	3,32	3,13	2,95	3,82	3,26	5,73	3,49	3,34	3,57	3,17	4,45	3,40	5,52	3,63	0,00	3,01	2,59	1,80	5,03	1,62	1,24	6,90	4,34	1,54	1,81	2,23	2,10	1,76	1,67	2,67	2,49	4,25	1,79	2,41	2,11	1,37	2,93	2,20	3,40
17	2,82	5,05	2,95	4,64	3,94	3,55	3,92	4,66	5,29	4,41	4,20	5,56	5,59	5,79	5,35	3,01	0,00	2,52	2,52	2,62	2,83	9,58	6,90	3,47	2,95	3,83	2,58	2,68	2,88	4,19	3,87	6,51	3,85	4,54	4,62	3,32	3,75	1,32	1,28	
18	2,20	4,36	1,74	3,62	2,95	2,43	3,75	3,71	4,30	3,95	3,17	4,99	4,73	5,86	5,03	2,59	1,22	0,00	1,48	4,73	1,60	2,14	8,91	6,22	3,06	2,03	2,84	1,59	1,64	1,99	3,11	2,74	6,25	3,26	3,87	3,98	2,95	2,57	0,75	1,58
19	1,64	3,22	1,35	2,22	2,30	1,61	4,40	2,55	2,87	3,24	2,01	4,12	3,34	5,62	4,16	1,80	2,52	1,48	0,00	5,09	0,32	1,06	7,54	4,88	2,17	1,22	1,41	0,61	0,23	1,17	1,70	1,38	5,29	2,14	2,63	2,71	2,12	1,42	1,34	2,60
20	3,75	4,86	5,81	5,95	5,20	5,43	4,28	5,39	6,37	3,55	5,42	4,42	6,10	2,40	4,09	5,03	4,23	4,73	5,09	0,00	5,29	4,53	9,03	6,75	4,09	6,08	5,45	4,69	5,29	5,97	5,99	6,21	5,34	4,50	4,94	5,27	4,07	6,01	4,12	3,38
21	1,90	3,33	1,51	2,27	2,57	1,86	4,70	2,73	2,89	3,45	2,19	4,31	3,36	5,82	4,25	1,62	2,60	1,60	0,32	5,29	0,00	1,10	7,49	4,85	2,19	0,93	1,47	0,91	0,19	0,87	1,73	1,33	5,28	2,17	2,67	2,67	2,13	1,52	1,51	2,81
22	1,29	2,49	2,35	2,10	2,62	2,16	4,71	2,38	2,64	2,57	2,05	3,48	2,80	4,85	3,17	1,24	2,83	2,14	1,06	4,53	1,10	0,00	6,80	4,12	1,11	1,86	1,32	1,03	1,12	1,76	1,86	1,89	4,25	1,16	1,79	1,85	1,06	2,06	1,62	2,78
23	7,19	4,96	8,35	5,77	7,53	7,52	10,28	6,02	5,13	6,20	6,46	5,51	4,38	7,38	4,97	6,90	9,58	8,91	7,54	9,03	7,49	6,80	0,00	2,69	6,14	7,78	6,28	7,44	7,46	7,73	6,34	6,90	4,06	5,74	5,10	4,96	6,30	7,26	8,39	9,29
24	4,52	2,41	5,76	3,26	5,02	4,96	7,77	3,55	2,73	3,75	3,93	3,34	1,85	5,48	2,73	4,34	6,90	6,22	4,88	6,75	4,85	4,12	2,69	0,00	3,50	5,23	3,66	4,76	4,81	5,18	3,81	4,38	2,47	3,06	2,41	2,30	3,67	4,72	5,70	6,62
25	1,66	2,03	3,41	2,51	3,26	3,00	5,17	2,64	2,83	2,13	2,57	3,00	2,60	4,11	2,18	1,54	3,47	3,06	2,17	4,09	2,19	1,11	6,14	3,50	0,00	2,85	1,96	2,02	2,22	2,74	2,54	2,78	3,20	0,62	1,31	1,35	0,22	2,99	2,41	3,29
26	2,82	4,04	1,88	2,77	3,32	2,53	5,45	3,44	3,30	4,33	2,89	5,14	3,83	6,69	4,95	1,81	2,95	2,03	1,22	6,08	0,93	1,86	7,78	5,23	2,85	0,00	2,08	1,82	1,04	0,15	2,16	1,53	5,77	2,83	3,28	3,13	2,77	1,94	2,17	3,47
27	1,79	2,12	2,10	0,84	2,01	1,52	4,93	1,43	1,47	2,68	1,04	3,22	1,97	5,36	3,45	2,23	3,83	2,84	1,41	5,45	1,47	1,32	6,28	3,66	1,96	2,08	0,00	1,32	1,35	2,06	0,59	1,03	4,54	1,54	1,63	1,82	2,05	1,19	2,54	3,64
28	1,10	2,86	1,43	2,08	1,83	1,29	3,94	2,16	2,76	2,73	1,66	3,63	3,17	5,13	3,84	2,10	2,58	1,59	0,61	4,69	0,91	1,03	7,44	4,76	2,02	1,82	1,32	0,00	0,79	1,78	1,68	1,62	5,12	1,96	2,43	2,65	2,01	1,43	1,28	2,36
29	1,82	3,24	1,38	2,14	2,39	1,67	4,60	2,57	2,78	3,36	2,02	4,21	3,27	5,78	4,22	1,76	2,68	1,64	0,23	5,29	0,19	1,12	7,46	4,81	2,22	1,04	1,35	0,79	0,00	1,01	1,59	1,22	5,29	2,15	2,62	2,66	2,17	1,34	1,54	2,82
30	2,75	3,99	1,94	2,77	3,34	2,56	5,43	3,43	3,30	4,26	2,89	5,08	3,80	6,58	4,85	1,67	2,88	1,99	1,17	5,97	0,87	1,76	7,73	5,18	2,74	0,15	2,06	1,78	1,01	0,00	2,18	1,58	5,67	2,74	3,21	3,05	2,64	2,00	2,09	3,40
31	2,28	2,46	2,04	0,68	2,02	1,48	5,13	1,49	1,30	3,12	1,05	3,53	2,05	5,85	3,93	2,67	4,19	3,11	1,70	5,99	1,73	1,86	6,34	3,81	2,54	2,16	0,59	1,68	1,59	2,18	0,00	0,75	4,96	2,09	2,06	2,23	2,63	0,92	2,93	4,03
32	2,51	3,12	1,64	1,42	2,33	1,58	5,22	2,17	1,97	3,66	1,64	4,20	2,71	6,33	4,46	2,49	3,87	2,74	1,38	6,21	1,33	1,89	6,90	4,38	2,78	1,53	1,03	1,62	1,22	1,58	0,75	0,00	5,43	2,45	2,59	2,63	2,81	0,75	2,71	3,91
33	4,54	3,04	6,45	4,55	5,79	5,77	7,																																	