

FABRÍCIO SILVA

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ESTIMAR A  
PRODUTIVIDADE DO *FORWARDER* NA EXTRAÇÃO DE MADEIRA**

Dissertação apresentada à  
Universidade Federal de Viçosa,  
como parte das exigências do  
Programa de Pós-Graduação em  
Ciência Florestal, para obtenção do  
título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA  
MINAS GERAIS – BRASIL  
2015

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da  
Universidade Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

S586a  
2015  
Silva, Fabrício, 1988-  
Aplicação de redes neurais artificiais para estimar a  
produtividade do *forwarder* na extração de madeira /  
Fabrício Silva. - Viçosa, MG, 2015.  
xi, 50f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Orientador : Luciano José Minette.  
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de  
Viçosa.

Referências bibliográficas: f.43-50.

1. Máquinas florestais. 2. Engenharia florestal.  
3. Processamento da madeira - Máquinas. 4. Indústria  
madeireira. 5. Madeira - Exploração - Máquinas. 6. Madeira  
- Transporte. 7. Redes neurais. 8. Controle de produção.  
9. Economia florestal. 10. . I. Universidade Federal de  
Viçosa. Departamento de Engenharia Florestal. Programa  
de Pós-graduação em Ciência Florestal. II. Título.

CDD 22. ed. 631.372

FABRÍCIO SILVA

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ESTIMAR A  
PRODUTIVIDADE DO *FORWARDER* NA EXTRAÇÃO DE MADEIRA**

Dissertação apresentada à  
Universidade Federal de Viçosa,  
como parte das exigências do  
Programa de Pós-Graduação em  
Ciência Florestal, para obtenção do  
título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 13 de julho de 2015.

---

Amaury Paulo de Souza  
(Coorientador)

---

Marcos Alves de Magalhães

---

Luciano José Minette  
(Orientador)

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente a Deus, pela vida e todas as conquistas.

Aos meus pais, José Geraldo da Silva, Maria Cleuza dos Reis Silva, ao meu irmão, Claudio Fabiano dos Reis Silva, pelo apoio em todos os momentos.

Aos Professores Luciano José Minette e Amaury Paulo de Souza, pela oportunidade de orientar neste trabalho, pelos preciosos ensinamentos, interesse, sugestões e pelas valiosas amizades.

Ao Prof. Helio Garcia, pelas importantes sugestões, conselhos, apoio em todos os momentos e não medir esforços em ajudar.

À minha queridíssima companheira Máisa Martins Carvalho Barros.

Aos amigos do DEF (Departamento de Engenharia Florestal), do laboratório de Ergonomia, da DAP Florestal e amigos de Viçosa.

À CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pela bolsa de estudos.

A todas as pessoas que direta e indiretamente contribuíram para a realização deste trabalho.

## **BIOGRAFIA**

Fabrcio Silva, filho de Jos Geraldo da Silva e Maria Cleuza dos Reis Silva, nasceu em 24 de junho de 1988, em Barbacena, Minas Gerais, no entanto viveu por vrios anos na pequena e querida cidade de Alto Rio Doce, Minas Gerais.

Em 2006, concluiu o 2 grau na Escola Estadual So Jos (EESJ), em Alto Rio Doce, Minas Gerais.

Em 2007, trabalhou no Instituto Brasileiro de Geografia e Estatstica (IBGE).

Em 2008, iniciou o curso de Engenharia Florestal, na Universidade Federal de Viosa, graduando-se em julho de 2013.

Em agosto de 2013, ingressou no Programa de Ps-Graduao em Cincia Florestal, em nvel de mestrado, na rea de Manejo Florestal, da Universidade Federal de Viosa, Minas Gerais. Em junho de 2015 foi aprovado para iniciar o doutorado no mesmo programa de Ps-Graduao.

## SUMÁRIO

	Página
LISTA DE FIGURAS .....	VI
RESUMO .....	VIII
ABSTRACT .....	X
1 INTRODUÇÃO .....	1
2 OBJETIVOS .....	4
2.1 OBJETIVO GERAL .....	4
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	4
3 REVISÃO DE LITERATURA .....	5
3.1 SETOR FLORESTAL BRASILEIRO .....	5
3.2 COLHEITA FLORESTAL .....	6
3.3 PLANEJAMENTO NA COLHEITA FLORESTAL .....	7
3.3.1 NÍVEIS HIERÁRQUICOS DE PLANEJAMENTO .....	8
3.3.1.1 PLANEJAMENTO ESTRATÉGICO .....	9
3.3.1.2 PLANEJAMENTO TÁTICO .....	9
3.3.1.3 PLANEJAMENTO OPERACIONAL .....	10
3.4 EXTRAÇÃO FLORESTAL .....	10

3.5	FATORES INFLUENTES NA EXTRAÇÃO FLORESTAL.....	11
3.6	FERRAMENTAS CIENTÍFICAS NO PLANEJAMENTO.....	12
3.6.1	SISTEMAS DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA (SIG).....	13
3.6.2	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS .....	14
4	MATERIAL E MÉTODOS.....	16
4.1	CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO .....	16
4.2	COLETA DE DADOS .....	18
4.3	ANÁLISE E PROCESSAMENTO DOS DADOS.....	18
4.4	CARACTERIZAÇÃO DO SISTEMA DE COLHEITA.....	19
4.5	DESCRIÇÃO DOS <i>FORWARDERS</i> UTILIZADOS NA EXTRAÇÃO DA MADEIRA .....	21
4.6	PRODUTIVIDADE DO <i>FORWARDER</i> .....	23
4.7	FATORES INFLUENTES NA EXTRAÇÃO FLORESTAL COM <i>FORWARDER</i> .....	23
4.7.1	MÉTODO DE COLHEITA FLORESTAL .....	23
4.7.2	EXPERIÊNCIA DO OPERADOR DA MÁQUINA DE COLHEITA FLORESTAL.....	23
4.7.3	VOLUME POR HECTARE E DIÂMETRO À ALTURA DO PEITO (DAP).....	24
4.7.4	COMPRIMENTO DA MADEIRA .....	24
4.7.5	IDADE DO POVOAMENTO FLORESTAL.....	24
4.7.6	PRECIPITAÇÃO .....	24
4.7.7	TOPOGRAFIA E DENSIDADE DE ESTRADAS .....	25
4.8	ORGANIZAÇÃO DO BANCO DE DADOS .....	27
4.9	ARQUITETURA E TREINAMENTO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS .....	27
4.10	GENERALIZAÇÃO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS .....	29
4.11	AVALIAÇÃO DAS ESTIMATIVAS DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS .....	29
4.12	APLICAÇÃO DA REDE NEURAL ARTIFICIAL .....	31
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	32
6	CONCLUSÕES.....	42
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	43

## LISTA DE FIGURAS

	Página
Figura 1 - Hierarquia do planejamento nas organizações.....	8
Figura 2 - Localização da área de estudo (povoamentos de <i>Eucalyptus ssp</i> )..	17
Figura 3 - Esquema da operação do corte florestal com <i>harvester</i> .....	20
Figura 4 - Esquema da operação da extração florestal com <i>forwarder</i> .....	20
Figura 5 – <i>Forwarder</i> utilizado na extração de madeira, modelo Komatsu Forest 860.3.....	21
Figura 6 – <i>Forwarder</i> utilizado na extração de madeira, modelo John Deere 1710 .....	22
Figura 7 - <i>Forwarder</i> utilizado na extração de madeira, modelo John Deere 1910 .....	22
Figura 8 – Precipitação nas estações do ano na classe climática Aw .....	25
Figura 9 – Ferramenta “Forwarder GIS” desenvolvida no <i>Model Builder</i> .....	26
Figura 10 – Representação gráfica de uma rede MLP .....	27
Figura 11 - Estrutura de básica de uma rede neural artificial ADALINE .....	28
Figura 12 - Estrutura básica de uma rede neural artificial RBF .....	28
Figura 13 – Produtividade observada e estimada pelas RNAs para dados de treinamento (t) e validação (v). .....	35
Figura 14 - Dispersão dos erros percentuais (eixo y) em relação aos valores observados de produtividade ( $m^3\ he^{-1}$ ) do <i>forwarder</i> no treinamento (t) e validação (v) das RNAs construídas no Neuroforest. ....	36



Figura 15 - Dispersão dos erros percentuais (eixo y) em relação aos valores observados de produtividade ( $m^3 \text{ he}^{-1}$ ) do <i>forwarder</i> no treinamento (t) e validação (v) das RNAs construídas no <i>Statistica 7</i> .....	37
Figura 16 - Distribuição dos erros (%) das estimativas do treinamento (t) e validação (v) das RNAs .....	38
Figura 17 - Mapa de produtividade prevista para o <i>forwarder</i> no projeto florestal .....	41

## RESUMO

SILVA, Fabrício. M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, julho de 2015. **Aplicação de redes neurais artificiais para estimar a produtividade do *forwarder* na extração de madeira.** Orientador: Luciano José Minette. Coorientador: Amaury Paulo de Souza.

Conhecer a produtividade das máquinas é essencial para um planejamento adequado da colheita da madeira. Na extração florestal, as estimativas de produtividade das máquinas normalmente são realizadas através de modelos de regressão, utilizando-se poucas variáveis que afetam a produtividade das máquinas. Entretanto, as Redes Neurais Artificiais (RNAs) tem sido uma técnica cada vez mais empregada para modelagem de problemas complexos, comumente aqueles que envolvem diversas variáveis (categóricas e contínuas). Portanto, o objetivo desta pesquisa foi avaliar e aplicar a técnica das RNAs para estimar a produtividade do *forwarder* em função de variáveis relacionadas ao povoamento, planejamento operacional e características físicas do terreno. O estudo foi realizado em áreas de operação de colheita florestal mecanizada em povoamentos de *Eucalyptus spp* de uma empresa localizada no Estado de Minas Gerais, Brasil. O banco de dados foi constituído de dados de estudo de tempos e movimentos da operação de extração mecanizada, registro de produção dos operadores, dados cadastrais dos talhões, dados de inventário florestal, dados geográficos dos projetos florestais. Na modelagem a produtividade do *forwarder* através da técnica de RNAs, as entradas das redes foram utilizadas variáveis

contínuas, como volume por hectare, dados gerados no Sistema de Informação Geográfica (SIG), relacionados à topografia e estradas, Diâmetro à Altura do Peito (DAP) médio e máximo. As variáveis categóricas foram o método de colheita, experiência do operador, comprimento da madeira, idade do povoamento e clima. Os dados foram divididos aleatoriamente para serem utilizados no treinamento (70%) e na generalização (30%). Foram treinados três tipos de arquiteturas de redes: *Multilayer Perceptron* (MLP), *Radial Basic Function* (RBF) e *Adaptative Linear Neuron* (ADALINE). O emprego de redes neurais artificiais foi capaz de estimar com precisão a produtividade ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) do *forwarder*. Uma RNA, com arquitetura MLP, 30 - 14 - 1, utilizando todos os dados de entrada, função de ativação sigmoideal nas camadas intermediárias e na camada de saída, foi a que obteve o melhor desempenho para estimar a produtividade da extração com o *forwarder* em povoamentos de *Eucalyptus spp.*

## ABSTRACT

SILVA, Fabrício. M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, July, 2015. **Modeling Application of artificial neural networks to estimate the forwarder productivity in timber extraction.** Advisor: Luciano José Minette. Co Advisor: Amaury Paulo de Souza.

Meet the productivity of machines is essential for proper planning of timber harvest. In forestry extraction, the machines productivity estimates are usually carried out through regression models, generally using few variables that affect the productivity of the machines. However, the Artificial Neural Networks (ANN) has been increasingly used technique for modeling complex problems, often those involving several variables (categorical and continuous). The objective of this research was to evaluate and use the ANN technique to estimate the productivity do forwarder in related variables function the forest, operational planning and physical characteristics of the land. The study was conducted in mechanized harvesting forest areas of *Eucalyptus spp* in a company site in Minas Gerais, Brazil. The database consisted in spreadsheets of time and motion study of mechanized extraction operation, registry of production, forest inventory data, and geographic data of forest projects. The forwarder's productivity modeling was conducted using the ANN technique. In input data were used continuous variables such as volume per hectare, topography and roads GIS data, average and maximum Diameter at Breast Height (DBH). As categorical variables harvesting method, operator experience, log length, forest age class and climate. The data

were randomly assigned to be used in training (70%) and the generalization (30%). The ANNs were trained using three types of network architectures: Multilayer Perceptron (MLP), Radius Basic Function (RBF) and linear structure. The use of artificial neural network was able to accurately estimate the productivity ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) of the forwarder. MLP architecture ANN: 30 - 14 - 1, using all input data, sigmoidal activation function in the hidden layer and output layer was the best performance to estimate the extraction of the forwarder's productivity in *Eucalyptus spp* plantations.

## 1 INTRODUÇÃO

O Brasil tem se destacado como uma grande potência florestal, propiciado principalmente pelo grande avanço tecnológico da silvicultura e colheita da madeira. Apesar da maior parte das florestas do País serem formadas por florestas nativas, praticamente toda riqueza socioeconômica do setor florestal brasileiro vem das florestas plantadas.

Somente no ano de 2013, o setor de florestas plantadas representou 1,2% de toda a riqueza gerada no Brasil e a área plantada chegou a atingir 7,6 milhões de hectares, sendo o eucalipto a espécie mais plantada (72,0%) (INDÚSTRIA BRASILEIRA DE ÁRVORES - IBÁ, 2014).

Nos últimos anos o setor de florestas plantadas tem sofrido um aumento considerável nos custos de produção da madeira. No Brasil, o aumento no custo da produção da madeira para celulose chegou a 93% em dólar no período entre 2003 a 2013 (IBÁ, 2014).

Uma parcela significativa do custo total da madeira posta no pátio das fábricas está envolvida com as atividades de colheita florestal. Neste contexto, a redução dos custos da colheita é uma meta fundamental para qualquer empresa florestal que visa manter ou conseguir uma vantagem competitiva.

O sucesso da mecanização nos processos da colheita da madeira e os avanços tecnológicos das máquinas permitiram uma substancial redução dos custos operacionais, aumento de produtividade e melhorias nas condições de trabalho. Hoje em dia, o desafio é otimizar as operações envolvidas na colheita

florestal de forma a racionalizar os recursos materiais e humanos, bem como reduzir os impactos ambientais. Portanto, o desenvolvimento de pesquisas científicas na área de colheita florestal é primordial para melhorar o desempenho dos sistemas mecanizados de colheita de madeira.

A operação de extração da madeira é uma das etapas mais complexas e onerosas da colheita florestal. Diversas variáveis relacionadas com o terreno, povoamento e aspectos operacionais podem afetar a atividade de extração florestal mecanizada e em alguns casos a interação dessas variáveis podem até inviabilizar o uso de máquinas. Alguns dos principais fatores que influenciam a produtividade das máquinas na extração da madeira são: topografia, volume das árvores, comprimento da tora, experiência do operador, distância média de extração, condições climáticas, capacidade da máquina, entre outras.

Para que seja possível realizar um planejamento adequado da colheita da madeira é essencial conhecer a produtividade e custos das máquinas. O rendimento das máquinas, por exemplo, permite um dimensionamento mais eficiente da frota, uma previsão do tempo de execução das operações, um melhor estabelecimento de metas de produção para os operadores, balanceamento de produção entre as operações de corte e extração e uma maior segurança no abastecimento de madeira.

As estimativas de produtividade da extração florestal podem ser obtidas a partir de estudo de tempos e movimentos e dados do talhão. Na extração florestal, é comum a utilização de modelos de regressão para estimativas de desempenho das máquinas, na maioria das vezes utilizando-se poucas variáveis, o que pode resultar em estimativas tendenciosas e imprecisas, dada a quantidade de variáveis que afetam a operação.

A aplicação de modelos baseados em Redes Neurais Artificiais (RNA) tem sido uma técnica cada vez mais empregada para resolver uma grande quantidade de problemas. No manejo de recursos florestais, as RNAs tem sido uma ferramenta muito promissora em relação às clássicas técnicas de regressão (BINOTI et al., 2013).

Essa ferramenta de inteligência artificial consiste de um modelo que simula o processamento de um cérebro humano, composta por várias unidades denominadas de neurônios artificiais. A RNA é capaz de armazenar um conhecimento adquirido durante a aprendizagem (treinamento) e disponibilizar

esse conhecimento posteriormente para resolver um problema específico. Essa característica das RNAs de extrair informações a partir de dados são apresentados, torna-a uma ferramentas poderosas e flexíveis para fins preditivos e modelagem, e oferece grande potencial para aplicações nos diversos campos (MAIND e WANKAR, 2014)



## 2 OBJETIVOS

### 2.1 Objetivo geral

O objetivo desta pesquisa foi utilizar a técnica de RNAs para estimar a produtividade do *forwarder* em função de variáveis relacionadas ao povoamento, planejamento operacional e características físicas do terreno.

### 2.2 Objetivos específicos

- Avaliar as estimativas de produtividade ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) do *forwarder* geradas pela técnica das RNAs para estimar a produtividade ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) do *forwarder*.
- Verificar a eficiência das RNAs construídas nas ferramentas computacionais NeuroForest e *Intelligent Problem Solver* do *Statistica*.
- Aplicar uma arquitetura de RNA para estimar a produtividade da extração com o *forwarder* em um projeto florestal.

### **3 REVISÃO DE LITERATURA**

#### **3.1 Setor florestal brasileiro**

O setor florestal brasileiro compreende tanto as florestas nativas como as florestas plantadas. O Brasil possui uma das maiores áreas de coberturas florestal do mundo, com cerca de 516 milhões de hectares, ou seja, 60,8% da área do total do Brasil (SERVIÇO FLORESTAL BRASILEIRO - SFB, 2012).

Em 2013, as florestas plantadas no Brasil atingiram uma área de 7,6 milhões de hectares (IBÁ, 2014). Entretanto, apesar do País possuir mais de 500 milhões de hectares de florestas nativas, a maior parte de toda a riqueza socioeconômica do setor florestal brasileiro vem das florestas plantadas (VALVERDE et al., 2012).

O destaque do setor florestal no desenvolvimento socioeconômico do Brasil foi resultante de uma série de eventos marcantes, tais como os incentivos fiscais para reflorestamento, grandes avanços tecnológicos na silvicultura e na mecanização das operações florestais (SHIMIZU, 1995; MENDES, 2010).

Segundo Minette et al. (2008), o setor florestal brasileiro passou por várias mudanças a partir da década de 90 que resultaram na implementação e modernização de máquinas e equipamentos, visando um aumento de produtividade na colheita da madeira.

### 3.2 Colheita florestal

A colheita florestal refere-se a um conjunto de operações executadas em uma floresta de forma a preparar e extrair a madeira até o local de transporte, seguindo técnicas e padrões definidos no planejamento. Portanto, a colheita da madeira corresponde a fase final de um ciclo da produção florestal. Nesta etapa são obtidos os produtos mais valiosos, constituindo um dos fatores que determinam a viabilidade de um empreendimento florestal (ARCE et al., 2004).

Em um empreendimento florestal, a colheita é uma das operações mais caras e chega a representar um custo bastante expressivo no valor final da madeira. Em 2011, o custo médio com a colheita florestal chegava a representar cerca de R\$ 23,20/m<sup>3</sup> (PÖYRY SILVICONSULT, 2011), ou seja, o custo da colheita podia corresponder até 28% do custo total da madeira, considerando uma distância de transporte de até 50 km.

Devido aos altos custos da colheita florestal, muitas empresas vêm adotando o emprego de modernas tecnologias para otimizar as atividades com objetivo de reduzir custos operacionais, bem como a diminuição da mão de obra empregada (YAMASHITA, 2002). A utilização de máquinas de alta tecnologia permitiu colocar os custos de produção de madeira entre os mais competitivos do mundo, tornou as operações mais seguras e aumentou considerável o rendimento operacional da colheita florestal (MAGALHÃES e KATZ, 2010)

No Brasil, a maior parte dos sistemas de colheita mecanizados utilizados pelas grandes empresas, em sua maioria, são os sistemas de colheita *cut-to-length* (toras curtas) e *full-tree* (árvores inteiras) (ROBERT, 2013).

Nos países europeus, o sistema *cut-to-length* têm sido amplamente utilizado na colheita mecanizada (JIROUŠEK et al., 2007). Segundo Macků e Dvořák (2013), o sistema *cut-to-length* é o método de colheita mais moderno e está relacionado com rápido desenvolvimento dos *harvesters* e *forwarders* nos últimos 20 anos.

A produtividade dos sistemas de colheita florestal é uma das principais variáveis que determinam a viabilidade dos empreendimentos florestais, geralmente é inversamente proporcional ao custo da madeira (R\$/m<sup>3</sup>) (MALINOVSKI et al., 2006). Ainda segundo os autores, a produtividade das operações é diretamente influenciada pelas variáveis físicas do terreno, do povoamento e do planejamento.

### 3.3 Planejamento na colheita florestal

O planejamento pode ser definido como o desenvolvimento de processos, baseando-se em técnicas e atitudes administrativas, de maneira a proporcionar uma situação viável de avaliar as implicações futuras de decisões presentes, em função dos objetivos da organização, que facilitarão a tomada de decisão no futuro, de modo mais rápido, coerente, eficiente e eficaz (OLIVEIRA, 2014).

A colheita florestal possui uma alta complexidade das operações, máquinas cada vez mais sofisticadas e produtivas (MACHADO e LOPES, 2008). De acordo com Leite (2012), embora as máquinas florestais sejam produtivas, é importante ter um conhecimento detalhado para um planejamento adequado das operações, uma vez que as máquinas estão expostas à diversas variáveis ambientais que podem até restringir seu uso.

O uso de ferramentas computacionais é importante para auxiliar na tarefa de planejamento e redução dos custos na colheita florestal. O investimento elevado em máquinas na colheita da madeira, porém sem um planejamento adequado da operação e sem a aplicação de ferramentas tecnológicas podem resultar em um aumento nos custos, visto que o custo por hora dessas máquinas são elevados (MALINOVSKI et al., 2008).

Segundo Freitas et al. (2005), quando o planejamento é assistido por programas computacionais é possível ter uma maior eficiência no controle dos aspectos técnicos, econômicos e ambientais da colheita florestal, uma vez que se tem conhecimento das potencialidade de geração de impactos e do alto custo envolvido.

Na colheita florestal, um dos principais desafios dos técnicos florestais é a otimização de todas as atividades envolvidas. Segundo Malinovski et al. (2008), é necessário conhecer, com a maior precisão possível, as restrições e alternativas inerentes a cada operação para um melhor controle das operações.

O planejamento é uma etapa essencial para que os problemas sejam antecipados, e as variáveis envolvidas identificadas, de modo que os impactos sobre a produção e os custos possam ser estimados (MACHADO e LOPES, 2008).

O exercício sistemático do planejamento tende a reduzir a incerteza envolvida no processo decisório e provoca o aumento da probabilidade de alcance dos objetivos, desafios e metas estabelecidas para a empresa (OLIVEIRA, 2014). Portanto, somente através de um bom planejamento haverá viabilidade

técnica, econômica e ambiental dos módulos de colheita florestal em uma empresa (MACHADO e LOPES, 2008).

### 3.3.1 Níveis hierárquicos de planejamento

Os tipos de planejamento nas empresas dependeram do seu nível na organização, tamanho e o tipo de organização (WALDRON et al., 1997). O desenvolvimento do planejamento em uma empresa envolve várias etapas. Em geral, existem três níveis de planejamento empresarial, sendo que a diferenciação entre eles ocorre em termos relativos e se fundamenta em quatro aspectos: nível de decisão, horizonte temporal, especificidade e a amplitude de efeitos (BEZERRA, 2014).

Os tipos de planejamento podem ocorrer em três níveis hierárquicos na organização (Figura 1), classificados como estratégico, tático e operacional (TERENCE, 2002).

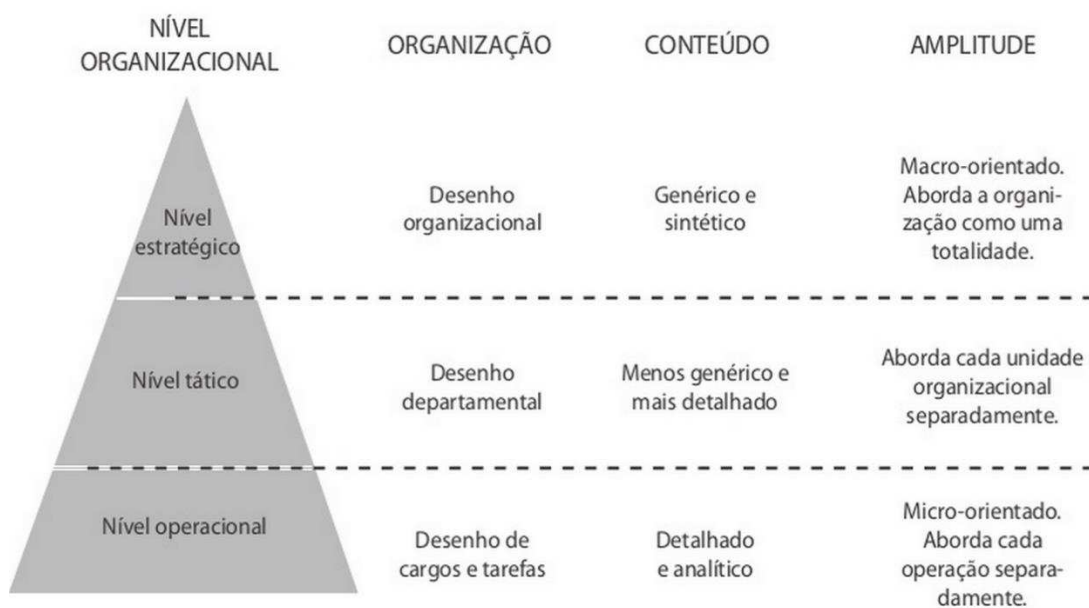


Figura 1 - Hierarquia do planejamento nas organizações

Fonte: Chiavenato (1999) adaptado (IESDE BRASIL, 2015)

### **3.3.1.1 Planejamento estratégico**

Os planos estratégicos são elaborados pela alta administração, como CEOs (*Chief Executive Officer*), presidentes ou diretores, que decidem sobre o futuro e metas ao longo prazo da organização como um todo (HARTZELL, 2015). Segundo Terence (2002) o planejamento estratégico considera uma análise do ambiente externo e interno, de forma a determinar um rumo amplo e generalizado da empresa. O planejamento estratégico da colheita é realizado baseando-se na demanda da madeira pela indústria no horizonte de planejamento.

### **3.3.1.2 Planejamento tático**

O planejamento tático é responsável em apoiar os planos estratégicos e traduzi-los em planos específicos para uma área distinta da organização (HARTZELL, 2015). Os planos táticos são desenvolvidos a mais curto prazo com relação os planos estratégicos, possuem etapas capazes de implementar as estratégias e ter resultados mensuráveis (KOKEMULLER e MEDIA, 2015). Nas empresas o planejamento tático na colheita da madeira pode ser dividido em macro e microplanejamento. A principal diferença entre o macro e microplanejamento está relacionada com a escala de detalhamento geográfico onde as operações serão executadas (BANHARA, 2009).

No macroplanejamento é realizado um levantamento e caracterização dos talhões que atingiram uma determinada idade num horizonte de planejamento (GUIMARÃES, 2004). Segundo Malinovski (2007), a caracterização dos talhões também inclui aspectos relativos produtividade do povoamento florestal, rede viária e atendimento aos fluxos de distribuição da madeira. Alguns dos objetivos do macroplanejamento são (GUIMARÃES, 2004):

- Definir os talhões a serem colhidos dentro do horizonte de planejamento;
- Analisar as estradas disponíveis e a distância média de transporte;
- Avaliar os investimentos de médio prazo;
- Atender a legislação ambiental.

No microplanejamento é realizado um maior detalhamento das atividades em cada talhão, como marcação dos eixos de corte, forma de baldeio, rotas de extração da madeira, identificação de acidentes naturais, delimitação de áreas proibidas para corte (BANHARA, 2009). Os principais objetivos do microplanejamento são (GUIMARÃES, 2004):

- Quantificar o volume de madeira por talhão.
- Definir sentido e distância de extração;
- Identificar áreas de Reserva Legal e Áreas de Preservação Permanente (APP);
- Caracterização física das estradas florestais;
- Locais de carregamento de madeira.

### **3.3.1.3 Planejamento operacional**

O planejamento operacional tem a função de identificar os procedimentos e processos específicos de tarefas rotineiras, baseando-se no planejamento tático (BATEMAN e SNELL, 1998). De acordo com Banhara (2009), esse tipo de planejamento trata de decisões a curto prazo, com decisões contendo, geralmente, um horizonte médio de um ano e periodicidade semanal.

O planejamento operacional busca identificar os possíveis problemas na atividade e prever os possíveis impactos sobre a produção e nos custos. Em áreas com relevo acidentados ou em condições topográficas desfavoráveis, o planejamento das operações deve ter um alto nível de detalhamento (LIMA e LEITE, 2008).

## **3.4 Extração florestal**

A operação de extração florestal refere-se a retirada da madeira do local do corte até a estrada ou pátio intermediário (SEIXAS, 2008). Ainda Seixas (2008), existem outros sinônimos para essa operação, dependendo as vezes da forma ou tipo de equipamento que é empregado, sendo comum os termos como: baldeio, arraste, encoste e transporte primário. No Brasil a extração mecanizada da madeira tem sido realizada por meio de *skidders* e *forwarders* (OLIVEIRA et al., 2006).

Nos sistemas de toras curtas (*cut-to-length*), a extração da madeira é realizada geralmente com utilização de tratores agrícolas autocarregáveis e *forwardes* (SIMÕES e FENNER, 2010a) Segundo Leite et al. (2014), o uso de *forwarders* de alta tecnologia na extração da madeira tem permitido altos rendimentos operacionais.

### **3.5 Fatores Influentes na extração florestal**

Segundo Seixas (2008), a extração da madeira é uma das etapas críticas da colheita florestal e necessita de um planejamento detalhado da operação, pois diversos fatores podem influenciar a atividade. O rendimento da extração com *forwarder* pode ser afetado por diversas variáveis, destacando-se as condições operacionais e da floresta (LEITE et al., 2014).

Simões e Fenner (2010b), afirmam que a realização de estudos sobre as variáveis que influenciam a produtividade das operações na colheita florestal é essencial para a minimização dos custos e a otimização operacional. O conhecimento do desempenho operacional das máquinas nas diversas condições é importante para poder indicar e dimensionar os maquinários (MALINOVSKI e MALINOVSKI, 1998).

Em um estudo realizado por Malinovski et al. (2006) identificou as principais variáveis físicas do terreno, do povoamento e do planejamento que influenciam na produtividade das máquinas de colheita florestal. Na operação com de extração com *forwarder*, os autores relacionaram as seguintes variáveis que afetam a produtividade da máquina:

#### **Variáveis físicas do terreno**

- Inclinação do terreno: na operação de extração com *forwarder* é fortemente influenciada pela declividade, podendo até limitar a operação em algumas áreas.

#### **Variáveis relacionadas ao planejamento operacional**

- Desempenho do operador: está relacionada com o tempo de experiência, qualidade e produtividade média dos operadores. A experiência do operador tem influência direta sobre a produtividade da máquina, em um estudo realizado por Bramucci (2001) foi verificado uma



tendência no aumento de produtividade com o aumento de horas em operação.

- Distância Média de Extração (DME): é uma variável que possui uma relação direta na produtividade do *forwarder*. Quanto maior a distância de extração, maior é o tempo gasto no deslocamento (vazio ou carregado), portanto menor será a produtividade da operação de extração.
- Turno de trabalho: podem afetar a produtividade do *forwarder* devido a redução da visibilidade nos turnos noturnos.
- Comprimento da tora: tem influência na produtividade do *forwarder*, caso o sortimento seja único, quanto menor a dimensão das toras, menor será a produtividade em virtude do aumento do tempo de carga e descarga.

### **Variáveis do povoamento**

- Tipo de intervenção: refere-se a escolha do regime de manejo que as máquinas irão realizar na floresta, podendo ser desbastes ou corte final (com ou sem brotação). O tipo de intervenção tem influência direta na produtividade nos *forwarders* que operam no interior do talhão.
- Volume por hectare: tem influência direta na produtividade do *forwarder* utilizados na extração, quanto maior for a quantidade de madeira em uma determinada área, maior será a produtividade na máquina, devido à diminuição da necessidade de deslocamento.

### **3.6 Ferramentas científicas no planejamento**

As atividades contidas no processo de planejamento do negócio florestal necessitam de muita consistência entre as decisões no passado e presente em busca de conduzir a empresa a situações futuras desejadas (LEITE et al., 2015). Para controlar e equacionar a grande quantidade de variáveis que interferem na atividade de colheita florestal e além disso alcançar uma otimização desejada, é indispensável o uso de metodologias científicas (FARIA, 2013).

A utilização de ferramentas científicas na colheita de madeira baseia-se no processo de monitoramento das condições reais e elaboração de modelos, geralmente assistido por sistemas computacionais, que possam traduzir um determinado cenário para conduzir as operações na colheita da madeira da melhor maneira. Segundo Machado e Lopes (2008), as diversas variáveis que

influenciam a colheita não atuam isoladamente e devem ser consideradas em conjunto, isso só é possível com a utilização de métodos científicos no planejamento.

### **3.6.1 Sistemas de Informação Geográfica (SIG)**

No Brasil, a pesquisa operacional e o SIG são as duas ferramentas que têm auxiliado no planejamento e na solução de problemas na colheita florestal (FREITAS et al., 2005).

O SIG constitui de um poderoso conjunto de ferramentas para coleção, armazenamento, recuperação, transformação e apresentação de dados espaciais do mundo real (BURROUGH, 1994).

Freitas et al. (2005), uma das principais características do SIG é a possibilidade de trabalhar com sobreposição de cartas temáticas (solo, categoria de declividade, classes de estabilidade do terreno etc.) de uma determinada área, podendo através da sobreposição dos mapas temáticos, realizar um planejamento da colheita florestal de baixo impacto, bem como considerar os problemas relacionados à erosão, assoreamento, turbidez, dentre outros.

A possibilidade de combinar informação cartográfica e tabular, bem como embutir conhecimento específico e/ou subjetivo em uma análise, torna um SIG uma ferramenta especialmente útil para o planejamento de empreendimentos (WEBER et al., 1998).

O SIG tornou-se uma ferramenta fundamental para a engenharia florestal, pois pode ser aplicado praticamente em qualquer área da atividade florestal, desde a construção de estradas, planejamento das operações florestais, colheita florestal, pesquisa (relação solo-sítio), combate de incêndios florestais e entre outras (COUTO, 1993). De acordo com Baskent e Keles (2005), em muitas empresas o uso da tecnologia do SIG varia de um simples mapeamento ou até mensurar, modelar e prever a produção das florestas ao longo do tempo.

Na colheita e transporte florestal, o SIG tem sido uma ferramenta muito importante para o planejamento. Em uma empresa florestal, Barddal (1994) utilizou o SIG para elaborar projetos de estradas, reformular os traçados existentes, de forma a otimizar o transporte de madeira contemplando variáveis técnicas e econômicas. Motta et al. (1996), em um estudo, demonstraram a viabilidade dos SIG's e da distância virtual na determinação da rota ótima de transporte florestal rodoviário. Nessa determinação, os autores utilizaram

operadores de distância gerando diferentes cenários, constando-se diferenças entre rotas e veículos distintos no que concerne à otimização do transporte.

Zambelli et al. (2012), desenvolveram um procedimento combinado com SIG para avaliar a disponibilidade de recursos florestais, considerando características do terreno, a disponibilidade de estrada, tecnologia de colheita existentes e dados de produtividade florestal. Yamaguchi et al. (2010) construíram um modelo baseado no SIG para estimar o volume e custos da colheita da madeira na cidade de Sano, Japão.

Segundo Leite (2010), um SIG pode permitir ao planejador visualizar e entender as melhor as soluções de problemas, facilitar a tomada de decisões e até mesmo alterá-las rapidamente, como substituir uma solução gerada pelo sistema por uma alternativa que considere fatores adequados para aquele cenário, como fatores políticos e socioeconômicos.

De acordo Pina et al. (2000), o SIG faz parte de um conjunto de tecnologias relacionadas ao geoprocessamento. Esse conjunto de tecnologias engloba vários tipos de sistemas e técnicas para tratamento da informação espacial e permite a visualização em forma de mapas, tabelas e gráficos, constituindo-se ferramenta de análise e subsídio à tomada de decisão (EMMERT et al., 2010) .O geoprocessamento engloba diversas tecnologias de tratamento e manipulação de dados geográficos, por meio de programas computacionais (PINA et al., 2000).

Abdi et al. (2009) propuseram uma metodologia envolvendo SIG e avaliação de multicritérios para o planejamento de estradas florestais. Os autores mencionam que a análise espacial e avaliação de multicritérios permitiu combinar diferentes fatores para selecionar o melhor projeto de estrada florestal. Malinovski (2007) demonstrou que o SIG foi capaz de para estimar a distância média de extração com o *forwarder* em determinadas situações. Lima et al. (2011) aplicaram técnicas envolvendo sistema de informação geográfica e pesquisa operacional (programação linear), de acordo com os resultados, concluíram que a tecnologia foi eficiente para alocação ótima de pátios de estocagem de madeira.

### **3.6.2 Redes neurais artificiais**

Segundo (BULLINARIA, 2014) RNAs são redes de neurônios artificiais composto por várias unidades de processamento simples, conectadas entre si,

conforme uma arquitetura específica para desempenhar uma determinada tarefa. Uma RNA é uma estrutura matemática flexível, sendo capaz de identificar relações não-lineares complexas entre entrada e saída de conjuntos de dados (Hsu et al., 1995).

As RNAs podem ser formadas a partir de centenas de unidades individuais (neurônios artificiais ou elementos de processamento) relacionados com coeficientes (pesos), que constituem a estrutura neural organizadas em camadas, sendo que o comportamento de uma RNA depende das funções de transferência de seus neurônios, pela regra de aprendizagem, e pela própria arquitetura (AGATONOVIC-KUSTRIN e BERESFORD, 2000).

A resposta do neurônio artificial é dada através de uma função de transferência ou de ativação à soma ponderada das entradas (LOPES et al., 2008). O sinal de ativação produz uma única saída do neurônio (AGATONOVIC-KUSTRIN e BERESFORD, 2000). Durante o treinamento, as ligações entre as unidades são otimizadas até que o erro nas previsões é minimizada e a RNA atinge o nível especificado de precisão (ERASLAN, 2009).

Há uma grande variedade de RNAs que são utilizados para fins de engenharia, tais como reconhecimento de padrões, previsão e compressão de dados (GERSHENSON, 2015). Em termos de especificação do modelo, as RNAs não requerem muito conhecimento da fonte dos dados, entretanto, por possuírem muitos pesos que devem ser estimados, é necessário um grande conjunto para treinamento (HAYKIN, 1999). Os modelos de RNAs são muito úteis e eficientes, particularmente em problemas para os quais as características dos processos difíceis para descrever utilizando equações físicas (SANTOS, 2001).

Segundo Leite et al. (2015), a aplicação das RNAs é uma ferramenta estratégica no planejamento florestal, diversos trabalhos demonstram que a técnica pode reduzir significativamente os custos nas atividades de manejo e mensuração florestal.

Binoti et al. (2013) utilizaram um modelo de RNA para estimar altura de árvores em povoamento de eucalipto, de acordo com os resultados a metodologia reduz significativamente a medição de clones recém-introduzidos no povoamento. Em um estudo realizado por Ferraz et al. (2014), a técnica de RNA apresentou um excelente desempenho para estimar estoques de biomassa aérea em um fragmento de mata natural através de imagens do satélite IKONOS.

## 4 MATERIAL E MÉTODOS

### 4.1 Caracterização da área de estudo

Este estudo foi realizado em áreas de operação de colheita florestal mecanizada em povoamentos de *Eucalyptus spp* de uma empresa localizada predominantemente na mesorregião do Vale do Rio Doce no Estado de Minas Gerais. A área de estudo (Figura 2) está compreendida entre as coordenadas geográficas 18° 20' 17.552" S, 42° 16' 18.296" W e 20° 8' 37.316" S e 43° 30' 16.871" W.

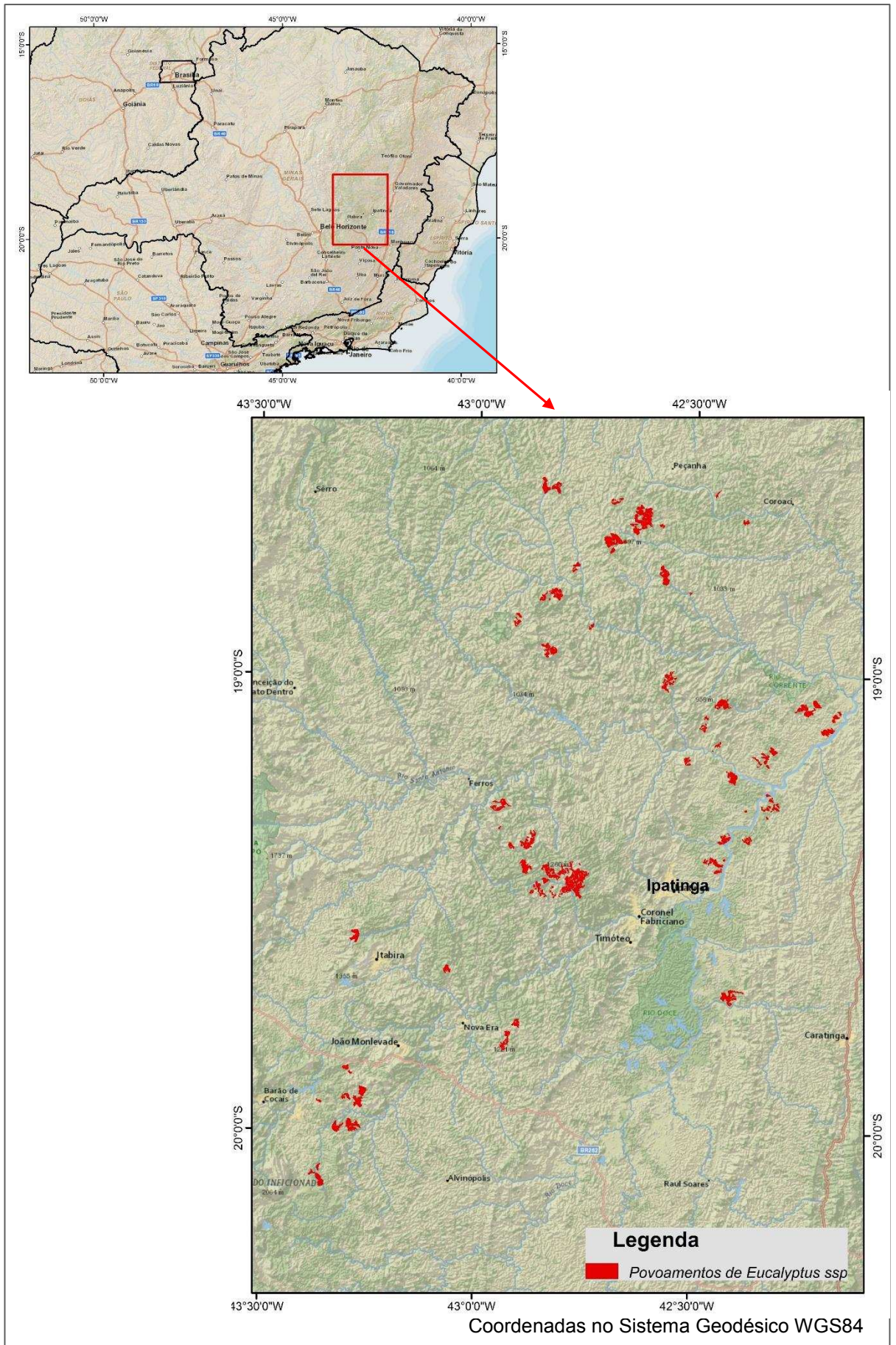


Figura 2 - Localização da área de estudo (povoamentos de *Eucalyptus ssp*).

A classificação climáticas da área de estudo é representada pela classe climática de Köppen Aw (clima tropical de savana com estação seca de inverno) (SÁ JÚNIOR, 2009).

## 4.2 Coleta de dados

O banco de dados utilizados neste estudo foi formado por: dados estudo de tempos e movimentos da atividade de extração florestal mecanizada; registro de produção dos operadores; dados cadastrais dos talhões; dados de inventário florestal e dados espaciais dos projetos florestais.

O período de coleta de dados de estudo de tempos e movimentos da atividade de extração florestal mecanizada compreendeu o período de 2 de janeiro de 2013 à 22 de julho de 2014, durante o turno os três turnos de trabalho de 235 operadores de *forwarders*. As atividades do estudo de tempos e movimentos foram divididas:

- Trabalho efetivo: refere-se ao tempo do ciclo operacional em que a máquina realiza o deslocamento vazio no interior do talhão, carregamento, deslocamento entre os feixes, deslocamento cheio até a borda do talhão e descarregamento.
- Manutenção: refere-se ao tempo para abastecer e lubrificar a máquina, realizar manutenção preventiva e manutenção corretiva.
- Ancoragem e pausas: refere-se ao tempo necessário para realizar a ancoragem da máquina e as interrupções para necessidades pessoais do operador, entre outros.

## 4.3 Análise e processamento dos dados

Para análise e processamento dos dados, foram utilizados os seguintes *softwares*:

- ArcGIS 10.2 (ESRI, 2013): O ArcGIS *Desktop* é um SIG integrado que consiste de cinco principais componentes, a saber: ArcMap, ArcCatalog, ArcGlobe, ArcScene e ArcToolbox. O ArcMap, o ArcCatalog e o ArcToolbox foram projetados para trabalharem juntos e complementarmente, afim de executarem todas atividades de um SIG.
- *EXCEL*: é um editor de planilha eletrônica da *Microsoft* muito utilizado para organizar, manipular e analisar banco de dados. Neste trabalho foi utilizado o Excel 2013 (MICROSOFT, 2012)

*Neuroforest*: programa para simulação de RNAs idealizado por professores e estudantes da Universidade Federal de Viçosa. Esse *software* permite ao usuário selecionar centenas de tipologias dependendo do tipo de problema e demanda (BINOTI, 2013). A versão utilizada foi a 3.2 (BINOTI et al., 2014a).

- *Statistica* (STATSOFT, 2015): é uma ferramenta estatística avançada que oferece uma grande quantidade de ferramentas de modelagem linear e não linear. Na plataforma do programa estão disponíveis soluções incluindo ferramentas como redes neurais automatizadas, Controle de qualidade e análise de processo. O *software* suporta preditores contínuos e categóricos, interações e modelos hierárquicos. Todas as análises incorporam extensivamente suporte gráfico interativo e um completo mecanismo de codificação em *Visual Basic* para facilitar implementações. Neste estudo foi utilizado o Statistica 7 (STATSOFT, 2004).

#### **4.4 Caracterização do sistema de colheita**

O módulo mecanizado na empresa florestal utiliza o sistema de colheita em toras curtas (*cut-to-length*). A derrubada e o processamento das árvores foram realizados pelo trator florestal *harvester* (Figura 3). O eito de derrubada foi constituído de quatro linhas de árvores, sendo que o deslocamento das máquinas foi feito no sentido ascendente ou descendente do relevo, ou seja, perpendicularmente às curvas de nível. O deslocamento do *harvester* se dava sempre sobre a 2ª linha, as árvores foram processadas e os feixes de toretes dispostos à esquerda e perpendicularmente da máquina. Em terrenos com maior declividade o deslocamento pode ser feito com auxílio do guincho de tração tanto na descida quanto na subida.





Figura 3 - Esquema da operação do corte florestal com *harvester*

O baldeio da madeira (Figura 4) foi realizado com o *forwarder*, geralmente o trator florestal segue o mesmo sentido da entrada do *harvester*. O *forwarder* realizou o baldeio dos feixes dos toretes dispostos na linha de plantio para a borda do talhão.

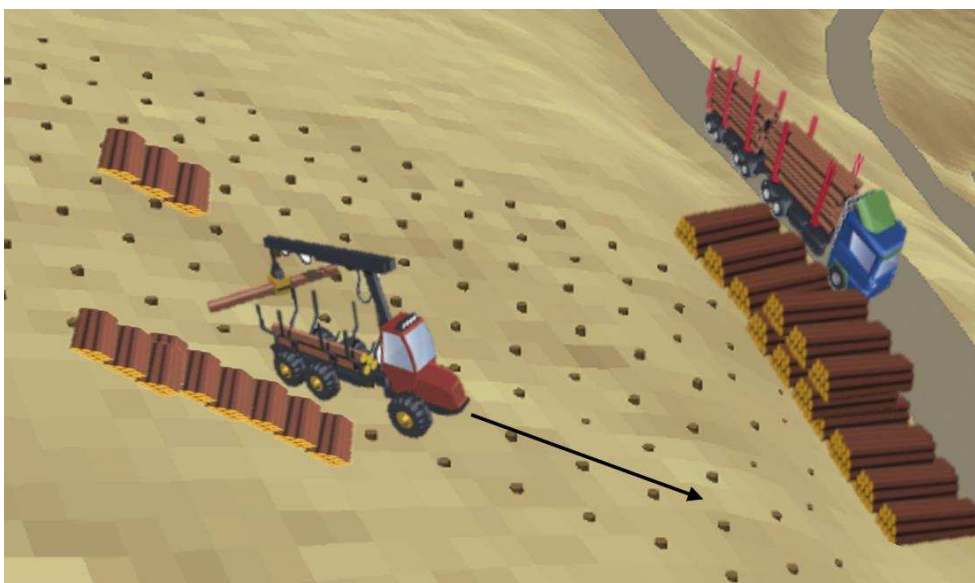


Figura 4 - Esquema da operação da extração florestal com *forwarder*

Nas operações em terrenos montanhosos, a cabine do *forwarder* é direcionada para o ponto mais baixo e a plataforma de carga para o ponto mais elevado, dependendo das condições do terreno o deslocamento é realizado com auxílio do guincho de tração.

#### 4.5 Descrição dos *forwarders* utilizados na extração da madeira

A frota de máquinas utilizadas na extração da madeira era composta por *forwarders* da marca Komatsu Forest modelo 860.3 e marca John Deere modelo 1710D e 1910. Nas áreas com inclinação entre 27° a 37° as máquinas operavam com auxílio de um guincho de tração, geralmente em condições de topografia desfavorável e/ou com baixa aderência do solo.

O *forwarder* da marca Komatsu Forest, modelo 860.3 (Figura 5), possui tração 6x6 com rodados de pneus, motor a diesel com potência de 201 HP em 1900 RPM, peso de 16 t (descarregado), alcance máximo da grua é de 7,8 m e a carga bruta pode chegar até 14 t (KOMATSU, 2015).



Figura 5 – *Forwarder* utilizado na extração de madeira, modelo Komatsu Forest 860.3

O *forwarder* da marca John Deere, modelo 1710D (Figura 6), possui tração 8x8 com rodados de pneus, motor a diesel com potência de 215 HP em 2000 RPM, peso de 19,5 t (descarregado), alcance máximo da grua é de 8,5 m e a carga bruta pode chegar até 17 t (JOHN DEERE, 2014).



Figura 6 – *Forwarder* utilizado na extração de madeira, modelo John Deere 1710

O *forwarder* da marca John Deere, modelo 1910 (Figura 7), possui tração 8x8 com rodados de pneus, motor a diesel com potência de 249 HP em 1900 RPM, peso de 21,8 t (descarregado), alcance máximo da grua é de 8,5 m e a carga bruta pode chegar até 19 t (JOHN DEERE, 2015).



Figura 7 - *Forwarder* utilizado na extração de madeira, modelo John Deere 1910

#### 4.6 Produtividade do *forwarder*

A produtividade foi determinada em volume em metros cúbicos de madeira extraída do talhão pelas horas de trabalho efetivo ( $m^3he^{-1}$ ), de acordo com a equação 1.

$$P = \frac{V}{He} \quad (1)$$

Em que:

$P$  = produtividade ( $m^3he^{-1}$ );

$V$  = Volume de madeira extraída ( $m^3$ );

$He$  = horas de trabalho efetivo.

#### 4.7 Fatores influentes na extração florestal com *forwarder*

As variáveis quantitativas e qualitativas consideradas neste estudo para predição da produtividade da operação com o *forwarder* foram: método de colheita, experiência do operador, volume por hectare, comprimento da madeira, idade do povoamento, clima, variáveis relacionadas à topografia e estradas.

##### 4.7.1 Método de colheita florestal

Na mecanização da colheita florestal em áreas montanhosas dois métodos são comumente utilizados com o módulo *harvester* e *forwarder*, classificados como:

- Colheita padrão: são áreas com inclinação entre  $0^\circ$  e  $27^\circ$  onde o *harvester* e *forwarder* operam sem auxílio do guincho de tração.
- Colheita com guincho: são áreas com inclinação entre  $27^\circ$  e  $36^\circ$ , onde o *harvester* ou *forwarder* operam com auxílio de um guincho de tração. O objetivo do guincho é melhorar a tração da máquina e permitir ultrapassar obstáculos encontrados no solo pelos pneus.

##### 4.7.2 Experiência do operador da máquina de colheita florestal

A experiência do operador tem influência direta sobre a produtividade da máquina. Os operadores foram agrupados em duas classes, uma denominada

de novatos e outra de experientes, de acordo com a quantidade de horas operadas no *forwarder*.

#### **4.7.3 Volume por hectare e Diâmetro à Altura do Peito (DAP)**

O volume por hectare tem uma relação direta com a produtividade na extração com o *forwarder*, à medida que diminui o volume por hectare, menor o volume individual das árvores e maior será o tempo da atividade de carregamento. Além do volume por hectare, os dados de DAP máximo e médio dos talhões foram utilizados para compor as entradas das RNAs.

#### **4.7.4 Comprimento da madeira**

O comprimento da madeira influencia significativamente a produtividade e os custos da extração da madeira, bem como do transporte florestal. De acordo com o objetivo da madeira e o tipo de transporte florestal utilizado o comprimento das toras pode variar de 2,2 a 6,3 metros. Na empresa florestal os tamanhos da madeira eram padronizados em comprimentos de 2,2, 2,6, 3,3 e 6,3 metros.

#### **4.7.5 Idade do povoamento florestal**

O aumento do volume individual das árvores possui uma relação natural com o aumento da idade. Entretanto povoamentos florestais com idades mais avançadas é comum a formação de um sub-bosque, e no momento da colheita da madeira isso gera uma quantidade maior de resíduos que podem dificultar a visibilidade do operador na a operação de extração florestal

#### **4.7.6 Precipitação**

O rendimento da operação de extração de madeira é fortemente influenciado pelas condições climáticas, principalmente a precipitação.

Na área de estudo, principalmente compreendida na classe climática Aw (Classificação de Köppen), a época com menor precipitação coincide com o outono e o inverno, ou seja, espera-se que o maior desempenho na extração florestal mecanizada se concentra nas estações com menor precipitação.

Na Figura 8 é apresentado o gráfico característico com a distribuição percentual da precipitação nas estações do ano na classe climática Aw.

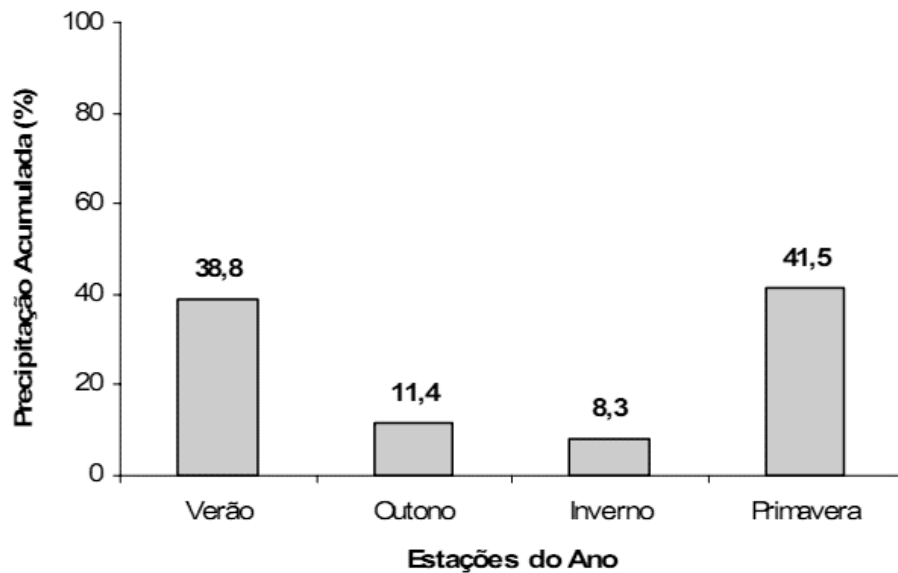


Figura 8 – Precipitação nas estações do ano na classe climática Aw

Fonte: SÁ JÚNIOR, 2009

Para relacionar a precipitação com a influência na extração florestal, os meses de execução da colheita da madeira foram classificadas de acordo com as quatro estações do ano (verão, outono, inverno e primavera), formando as variáveis categóricas para entrada na RNA.

#### 4.7.7 Topografia e densidade de estradas

A topografia e a densidade das estradas são umas das variáveis mais importantes que interferem no rendimento e custos da extração florestal. À medida que aumenta a inclinação do terreno e a distância de extração eleva o tempo da atividade de deslocamento do *forwarder*.

As variáveis relacionadas à topografia e estradas florestais, influentes na extração da madeira, foram calculadas através de uma ferramenta criada no ambiente do *Model Builder* no ArcMap, denominada de “Forwarder GIS” (Figura 9).

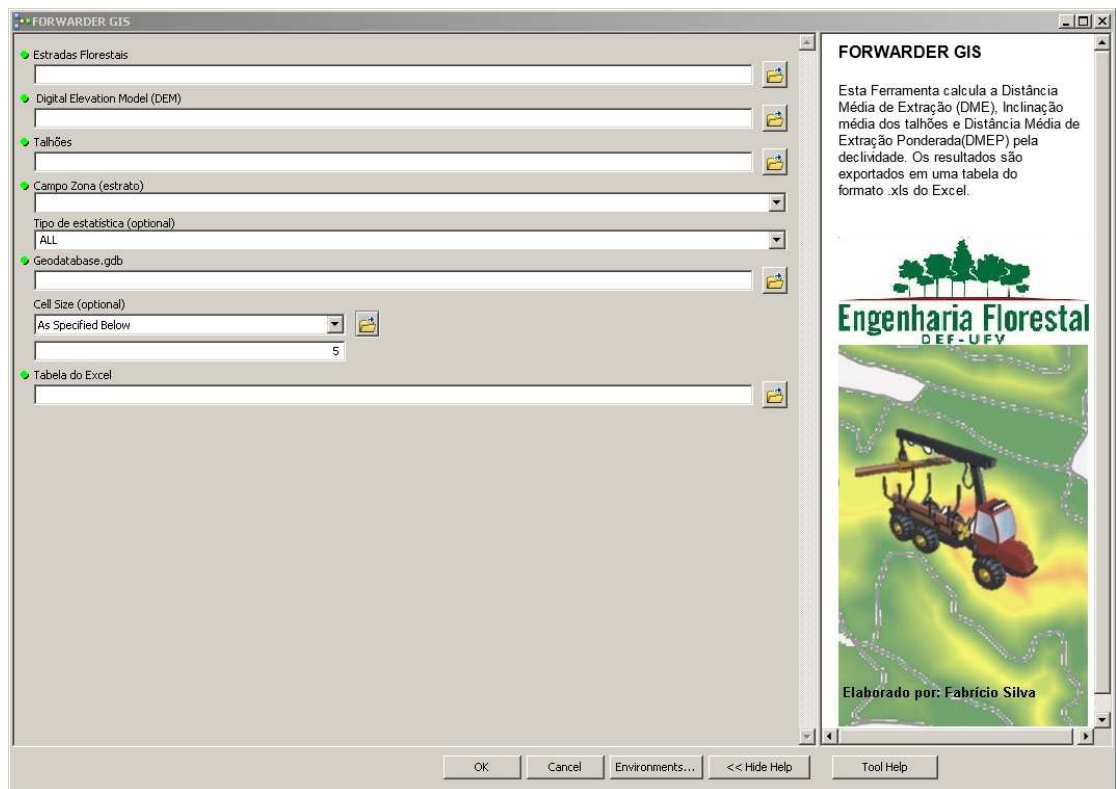


Figura 9 – Ferramenta “Forwarder GIS” desenvolvida no *Model Builder*

A ferramenta é formada por um conjunto de processos encadeados em uma sequência determinada, sendo que os dados obtidos em um processo se tornam os dados de entrada no processo seguinte. Os processos baseiam em análises espaciais do Modelo Digital de Elevação (MDE), dados vetoriais das estradas florestais e dos talhões. Dentro dessa rotina calcula para cada talhão um raster com os valores de Inclinação do terreno, distância euclidiana entre as estradas florestais e uma superfície de impedância acumulativa para uma fonte mais próxima ao longo de uma superfície de custo (inclinação do terreno)

A ferramenta visa automatizar o processo de cálculo destas variáveis que interferem na extração florestal mecanizada. O modelo pode ser executado dentro do *ArcToolbox*, sendo que as variáveis finais contínuas calculadas foram: Distância Média de Extração (DME), Inclinação média dos talhões e um Distância Média de Extração ponderada por uma superfície de impedância (inclinação do relevo).

Os resultados são exportados para uma planilha no formato do Excel com o registro de cada talhão.

## 4.8 Organização do Banco de Dados

Para modelar a produtividade do *forwarder* por meio das RNAs, foi organizada uma planilha eletrônica com as todas variáveis, descritas anteriormente, que podem interferir no rendimento da extração florestal mecanizada. Essa planilha foi importada para os *softwares* para treinamento e aplicação de RNAs.

Além das variáveis de entradas (fatores influentes da extração do *forwarder*) o banco de dados também possuía uma variável dependente que representava a produtividade da máquina ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) naquelas condições.

## 4.9 Arquitetura e Treinamento das Redes Neurais Artificiais

Os tipos de redes utilizadas foram do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP) (Figura 10), *Adaptive Linear Neuron* (ADALINE) (Figura 11) e *Radial Basic Function* (RBF) (Figura 12).

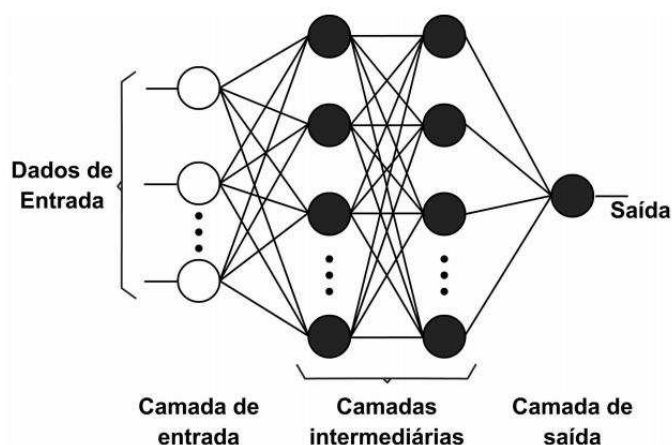


Figura 10 – Representação gráfica de uma rede MLP

Fonte: Fiorin et al. (2011)



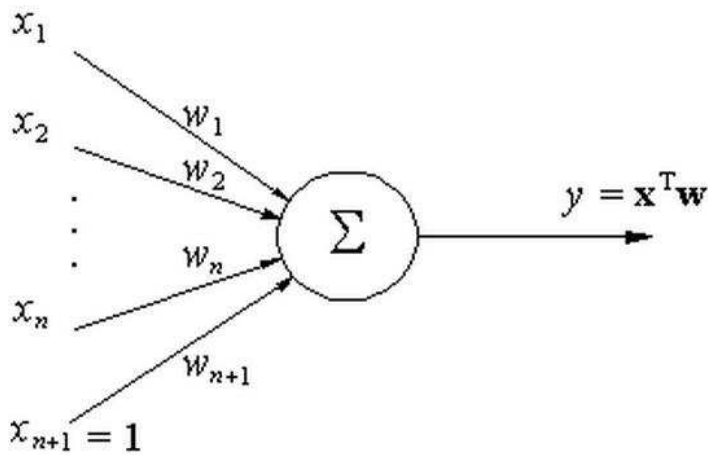


Figura 11 - Estrutura de básica de uma rede neural artificial ADALINE

Fonte: Hassoun (1995)

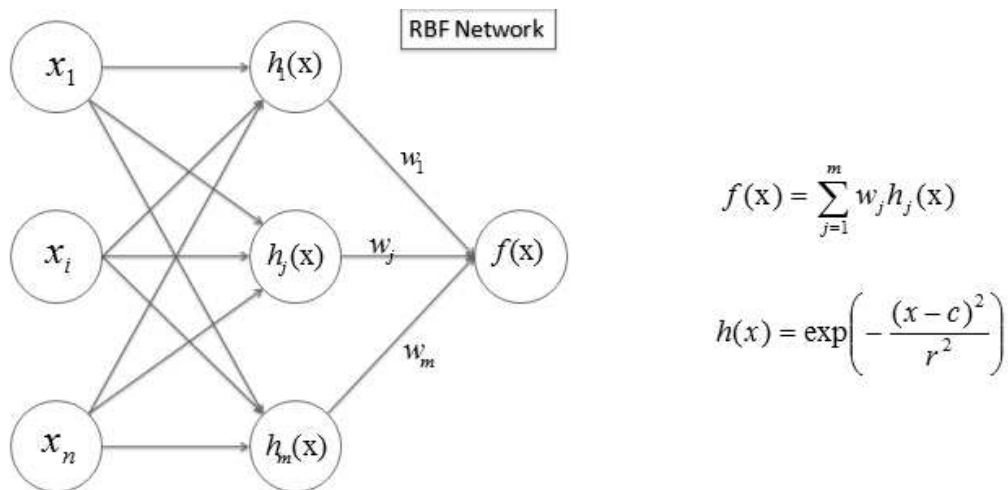


Figura 12 - Estrutura básica de uma rede neural artificial RBF

Fonte: Sayad (2015)

Cada conexão entre as unidades de processamento possuem um peso associado, o valor desse peso é determinado no processo de aprendizagem ou treinamento da RNA.

No Statistica 7 foram geradas 20 redes através da ferramenta *Intelligent Problem Solver*, sendo selecionadas as 5 melhores RNAs. O *Intelligent Problem Solver* permite treinar e testar automaticamente vários tipos de rede, arquiteturas, calcular as estimativas de cada uma e determinar as melhores redes.

No Neuroforest foram treinadas e aplicadas duas arquiteturas de rede utilizando o tipo de rede MLP e uma arquitetura ADALINE. Nas redes MLP, foram avaliadas 3 combinações relacionadas às entradas da rede e com a função de

ativação das camadas. Foram treinadas 5 redes para cada arquitetura, sendo selecionada a rede com melhor desempenho para cada estrutura.

No Neuroforest 3.2, o treinamento da RNA foi realizado através do algoritmo de aprendizagem *Resilient Propagation* (RPROP+). Na camada intermediária e na camada de saída foram testadas duas funções de ativação (sigmoidal e tangente hiperbólica).

Os dados foram divididos aleatoriamente em dois grupos para realizar o treinamento e generalização das RNAs nos dois *softwares*. Após a seleção dos dados, os *softwares* realizam a normalização dos dados, de modo a transformar cada variável numérica em um determinado intervalo de valores, tais como de 0 a 1.

Para o treinamento das redes foi utilizado um conjunto de 70% dos dados escolhidos aleatoriamente. De acordo com Tatibana e Kaetsu (2015), de 50 a 90% do total de dados já são suficientes para o realizar o treinamento. Isso permite que a RNA “aprenda” as regras e não “decore” os dados do treinamento. A outra parte dos dados pode ser utilizada para a generalização da RNA.

#### **4.10 Generalização das redes neurais artificiais**

A generalização corresponde à aplicação da RNA em um conjunto de dados que não estavam presentes no treinamento da rede, ou seja, em um conjunto de dados independente e desconhecido. A generalização das RNAs tem o objetivo de testar a capacidade das redes treinadas em produzir saídas adequadas.

Para generalização (validação) das RNAs foram utilizados um conjunto de dados aleatórios restantes, composto por 30% dos dados.

#### **4.11 Avaliação das estimativas das redes neurais artificiais**

Após a fase de treinamento e aplicação das RNAs, a avaliação das estimativas das redes neurais foi realizada através de estatísticas, análise gráfica dos resíduos, distribuição dos erros e gráficos de valores observados e estimados.

As estatísticas empregadas para avaliar as RNAs foram a correlação entre os valores observados e estimados ( $r_{Y\hat{Y}}$ ) e o erro quadrático médio (RMSE(%))

A correlação ( $r_{Y\hat{Y}}$ ) (equação 2) indica o relacionamento linear entre os valores observados e estimados, ou seja, indica o grau de associação entre essas duas variáveis. A correlação assume valores entre 0 e 1, sendo que quanto maior for o coeficiente de correlação (próximo de 1), maior é a precisão das estimativas.

$$r_{y\hat{y}} = \frac{cov(Y, \hat{Y})}{\sqrt{s^2(Y)s^2(\hat{Y})}} \quad (2)$$

Em que:

$r_{y\hat{y}}$  = correlação;

$cov$  = covariância;

$s^2$  = variância.

O coeficiente de correlação pode ser interpretado qualitativamente da seguinte forma (SHIMAKURA, 2006): de 0,9 a 1,0, existe uma correlação muito forte; de 0,7 a 0,89, indica uma correlação forte; de 0,4 a 0,69 há uma correlação moderada.

O RMSE (%) (equação 3) é uma soma dos quadrados das diferenças entre os valores estimados e o valor observados, ponderados pelo número de termos. Essa estatística é usualmente utilizada para comparar estimadores e indicar o quão distante, em média, o conjunto de estimativas está do parâmetro a ser estimado. Quanto menor o RMSE, melhor a precisão da estimativa.

$$RMSE(\%) = \frac{100}{\bar{Y}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}} \quad (3)$$

Em que:

$RMSE(\%)$  = erro quadráticos médios em porcentagem;

$\bar{Y}$  = média dos valores observados;

$Y_i$  = valores observados;

$\hat{Y}_i$  = valores estimados;

$n$  = número total de observações.

Na análise gráfica, foram elaborados gráficos de dispersão entre os valores observados e estimado para cada rede para os dados de treinamento e

generalização, histograma de erros (%) e dispersão dos resíduos (%). Os Erros ou resíduos foram calculados pela equação 4.

$$Erro (\%) = \frac{\hat{Y}-Y}{Y} \cdot 100 \quad (4)$$

Em que:

$Y$  = variável observada;

$\hat{Y}$  =variável de saída estimada pela rede.

#### **4.12 Aplicação da rede neural artificial**

Aplicação da RNA consistiu na seleção de um projeto florestal e emprego da melhor RNA para prever a produtividade do *forwarder* na extração da madeira. Os fatores categóricos foram fixados em: comprimento da madeira em 6,30 m; turno de trabalho 1; classe de idade do povoamento florestal em 7 anos; estação do ano foi inverno. Através dos valores de produtividade estimada para o projeto foi gerado um mapa de produtividade do *forwarder* para o projeto florestal.

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na Tabela 1 são apresentadas as características e estatísticas de 9 RNAs selecionadas no treinamento da produtividade do *forwarder*. As RNAs de 1 a 4 foram geradas no Neuroforest e as RNAs de 5 a 9 foram treinadas no Statistica 7. As RNAs do tipo RBF não foram geradas no Neuroforest.

Nas RNAs selecionadas no treinamento, observou-se que as RNAs 1 e 2 apresentaram coeficientes de correlação maiores que 0,90 entre os valores observados e estimados ( $r_{y\hat{y}}$ ) e menor RMSE (%), ou seja, indica uma alta precisão entre as estimativas e os valores observados. No treinamento dessas duas RNAs foram utilizadas todas as variáveis de entradas disponíveis, categóricas e numéricas, diferenciando apenas a função de ativação nas camadas.

No treinamento das RNAs de 3 a 9, os coeficientes de correlação ( $r_{y\hat{y}}$ ) estiveram entre 0,7554 a 0,8893, indicando uma correlação forte entre os valores observados e estimados. É possível notar que as RNAs do tipo MLP tiveram um desempenho melhor, sendo que os coeficientes de correlação ( $r_{y\hat{y}}$ ) foram maiores que 0,8690 no treinamento e nas RNAs do tipo RBF apresentaram valores entre 0,8047 e 0,8236.

Tabela 1 - Características e estatísticas de precisão das redes neurais artificiais selecionadas para estimar a produtividade do *forwarder*

RNA	Tipo de Rede	Arquitetura*	Função de ativação		Entradas contínuas	Entradas categóricas	Treinamento		Generalização	
			Camada intermediária	Camada de saída			RMSE (%)	$r_{y\hat{y}}$	RMSE (%)	$r_{y\hat{y}}$
1	MLP	30 – 14 - 1	Sigmoidal	Sigmoidal	V, DME, In, DMEP, DAP, DAP <sub>max</sub>	C, E, M, I, P, EA, T	10,77	0,9302	17,94	0,7857
2	MLP	30 – 10 - 1	Tangente Hiperbólica	Tangente Hiperbólica	V, DME, In, DMEP, DAP, DAP <sub>max</sub>	C, E, M, I, P, EA, T	10,76	0,9350	19,37	0,7404
3	MLP	27 – 12 - 1	Sigmoidal	Sigmoidal	V, DAP, DAP <sub>max</sub>	C, E, M, I, P, EA, T	13,20	0,8878	19,67	0,7474
4	ADALINE	30 - 1	-	Sigmoidal	V, DME, D, DMEP, DAP, DAP <sub>max</sub>	C, E, M, I, P, EA, T	19,27	0,7567	20,80	0,7370
5	ADALINE	24 - 1	-	Identidade	V, DME, D, DMEP, DAP	C, E, M, I, P, EA, T	19,25	0,7554	19,40	0,7243
6	MLP	11 - 4 - 1	Hiperbólica	Logística	-	C, E, M, I	14,51	0,8690	20,52	0,7131
7	MLP	18 - 5 - 1	Hiperbólica	Logística	-	C, E, M, I, EA, T	13,41	0,8893	20,51	0,7134
8	RBF	25 - 49 - 1	Exponencial	Linear	V, DME, In, DMEP, DAP, DAP <sub>max</sub>	C, E, M, I, P, EA, T	17,41	0,8047	18,97	0,7400
9	RBF	25 - 74 - 1	Exponencial	Linear	V, DME, D, DMEP, DAP, In, DAP <sub>max</sub>	C, E, M, I, P, EA, T	16,63	0,8236	19,29	0,7305

MLP: *Multilayer Perceptron*; ADALINE: *Adaptative Linear Element*; RBF: *Radial Basis Function*. (\*) indica o número de neurônios da camada de entrada, intermediária e saída. Variáveis contínuas: V – Volume por hectare ( $m^3ha^{-1}$ ), DME – Distância Média de Extração, In – Inclinação média do terreno, DMEP – Distância Média de Extração Ponderada, DAP – Diâmetro a Altura do Peito médio, DAP<sub>max</sub> – DAP máximo. Variáveis categóricas: C – Comprimento das toras, E – Experiência do operador, M – Método de colheita, I – Idade, P – Processamento (com casca ou sem casca), EA – Estação do Ano, T – Turno de trabalho.

Na análise estatística das RNAs, observou-se que todas as generalizações das redes foram precisas para gerar estimativas da produtividade do *forwarder*, mostrando a eficiência do método durante o treinamento. Os valores da correlação ( $r_{y\hat{y}}$ ) na generalização das RNAs foram superiores a 0,7404 utilizando redes MLP no Neuroforest.

Das estruturas de redes avaliadas, as RNAs 1 e 2 apresentaram o melhor treino (maior correlação e menor RMSE%) em relação às demais redes. Entretanto, a generalização da RNA 2 foi menos precisa devido à menor correlação ( $r_{y\hat{y}}$ ) e maior RMSE (%) quando comparada com a RNA 1, o que pode indicar um super-ajuste (*over-training*), ou seja, a rede especializa demasiadamente em relação ao conjunto de dados do treino. Segundo Heaton (2008), geralmente ocorre o super-ajuste na rede quando utiliza-se muitos neurônios na camada oculta.

Nas RNAs 6 e 7 também foi possível observar o mesmo comportamento de *over-training*. Quando comparados os coeficientes de correlação e o RMSE (%), nota-se uma diferença expressiva das estatísticas dos treinos e das generalizações das RNAs 6 e 7. Provavelmente a utilização de apenas entradas categóricas nessas duas redes fizeram com que “decorassem” os dados ao invés de relacionar corretamente os dados do aprendizado.

Nas Figura 13 são apresentados os gráficos de dispersão dos valores estimados e observados de produtividade do *forwarder* para cada RNA do treinamento e generalização (validação) para a produtividade ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) do *forwarder*.

Nas Figuras 14 a 16 são apresentados os desvios (%) para cada rede no treinamento e na generalização (validação) para a produtividade ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) do *forwarder*. Nestas Figuras é possível constatar tendências em algumas estimativas das redes 3, 4, 5, 8 e 9. Essas redes tiveram uma leve tendência de superestimar a produtividade nos valores menores que  $18 \text{ m}^3 \text{he}^{-1}$  e subestimar em valores maiores de  $40 \text{ m}^3 \text{he}^{-1}$ .

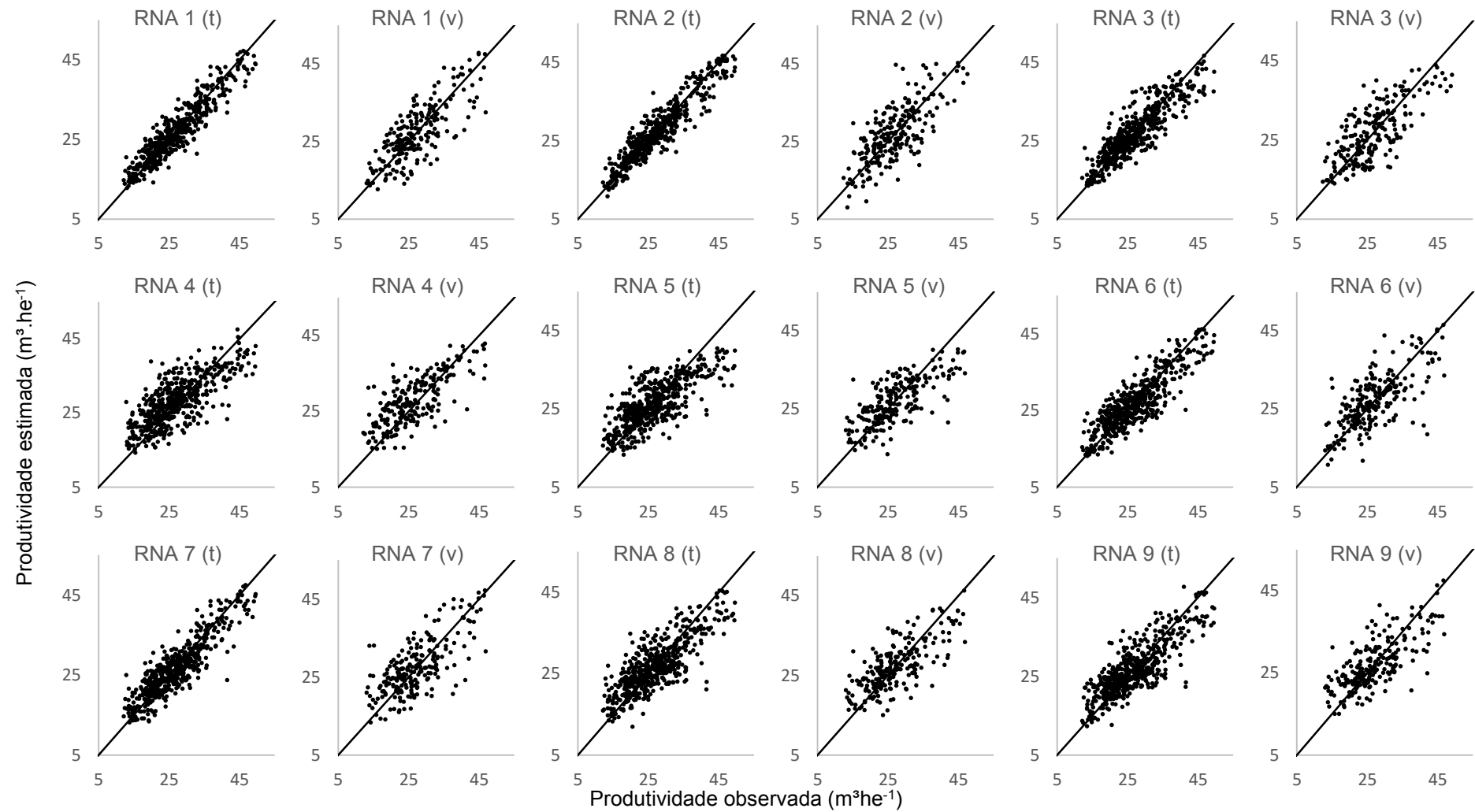


Figura 13 – Produtividade observada e estimada pelas RNAs para dados de treinamento (t) e validação (v).



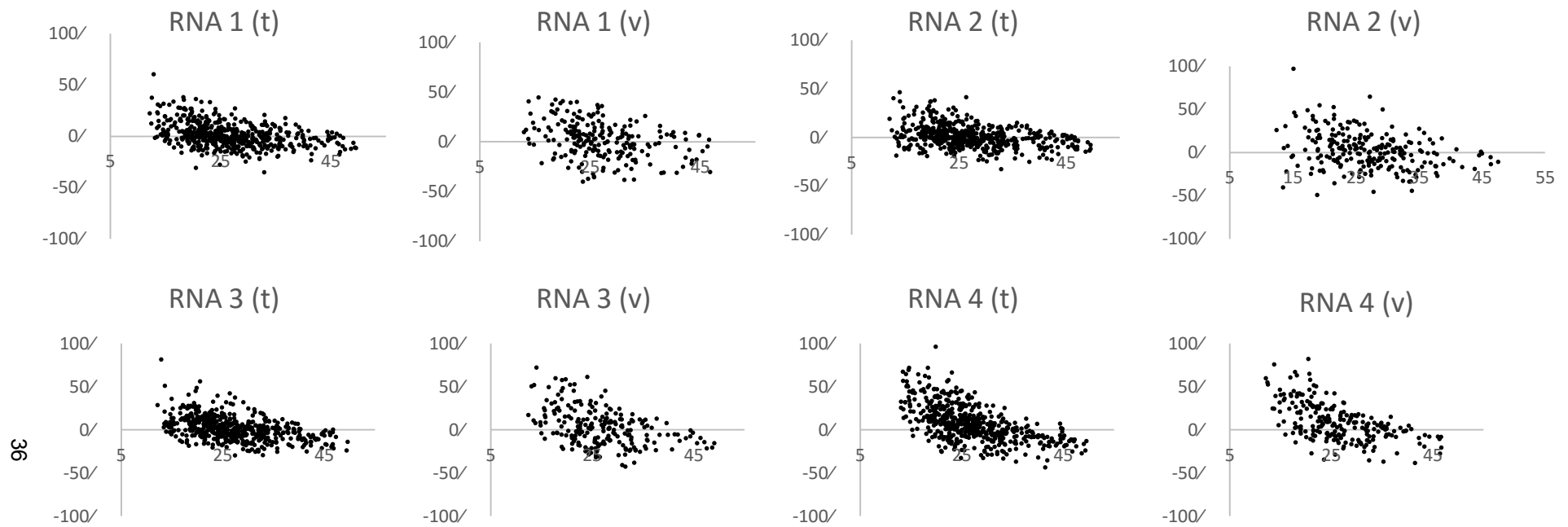


Figura 14 - Dispersão dos erros percentuais (eixo y) em relação aos valores observados de produtividade ( $m^3 \text{he}^{-1}$ ) do *forwarder* no treinamento (t) e validação (v) das RNAs construídas no Neuroforest.

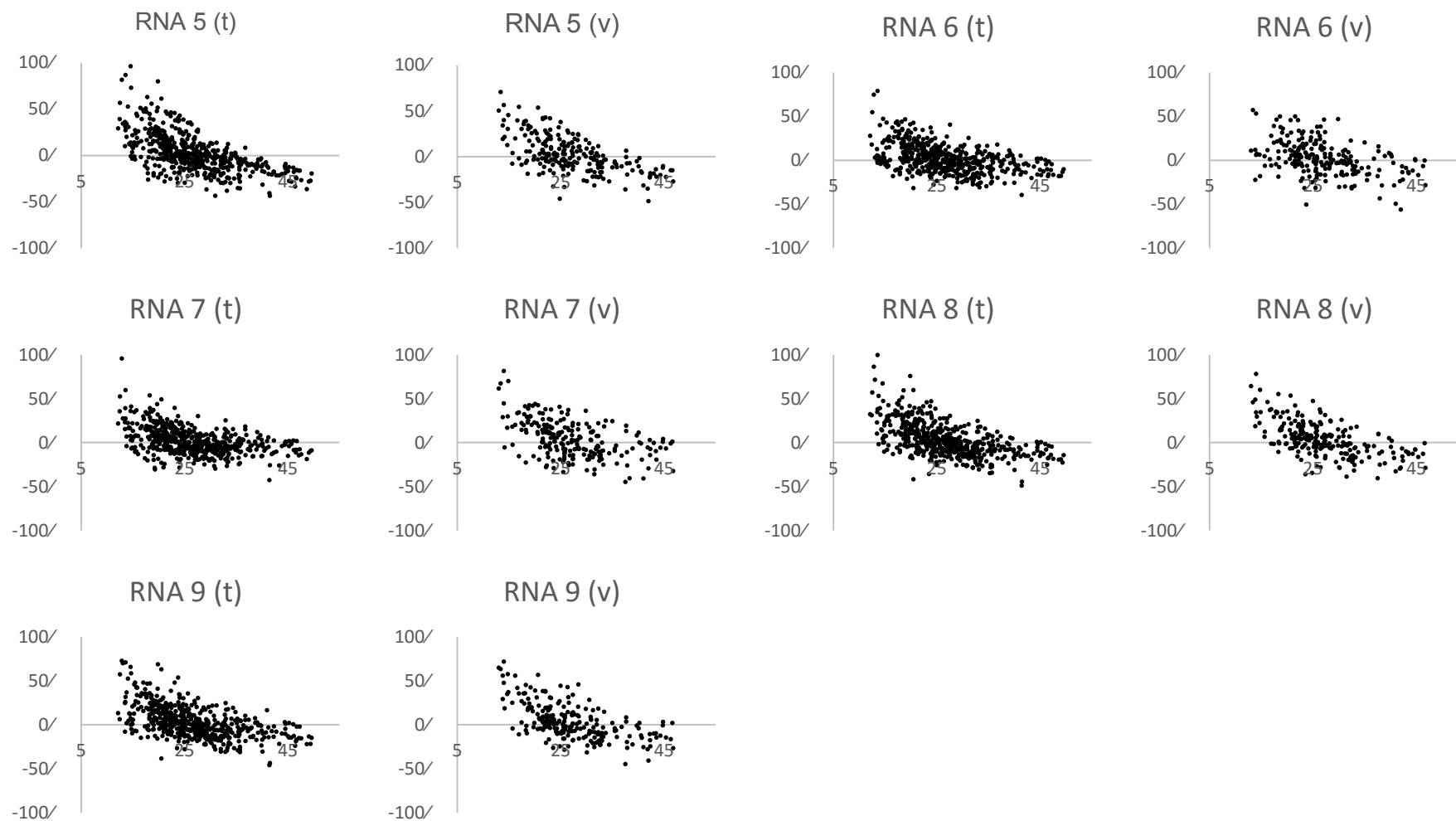


Figura 15 - Dispersão dos erros percentuais (eixo y) em relação aos valores observados de produtividade ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) do *forwarder* no treinamento (t) e validação (v) das RNAs construídas no *Statistica 7*.

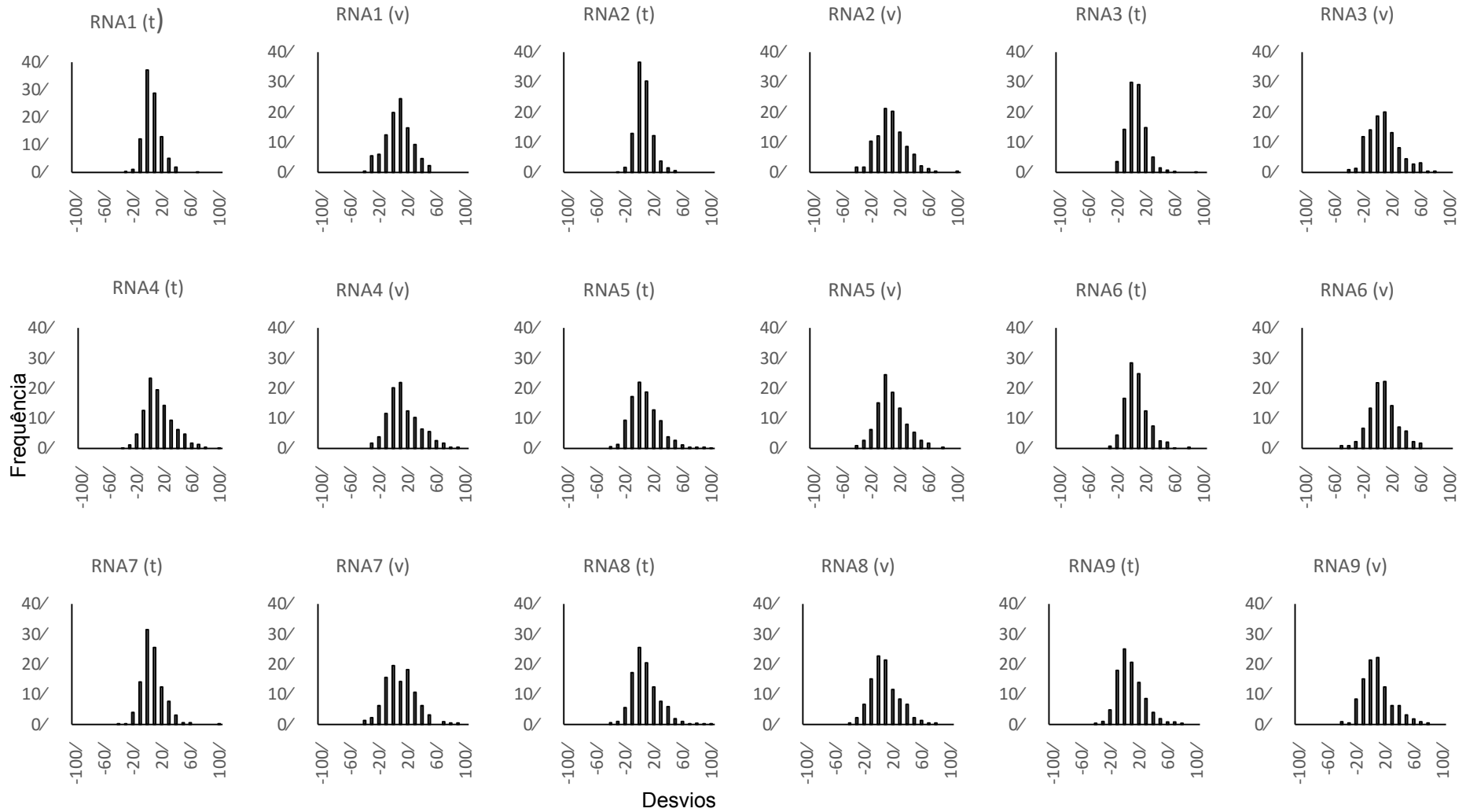


Figura 16 - Distribuição dos erros (%) das estimativas do treinamento (t) e validação (v) das RNAs

Silva et al. (2009), a utilizaram RNAs do tipo RBF e MLP para estimar o volume de árvores, os resultados mostraram que o método pode ser recomendado para previsão volumétrica da produção de florestas plantadas. De acordo com os autores, a obtenção de arquiteturas adequadas para as RNAs depende de inúmeras tentativas para gerar resultados satisfatórios.

Utilizando regressão para modelagem da produtividade da operação de corte florestal com *harvester*, Leite et al. (2013) encontraram estimativas de  $r_{y\hat{y}}$  de 0,9036 e 0,9286 para alicive e declive, respectivamente. Tarnowski et al. (1999), também utilizando regressão para modelar a produtividade de um processador na colheita da madeira, encontraram estimativas para o coeficiente de correlação ( $r_{y\hat{y}}$ ) de 0,7404 para a produtividade máxima e 0,9217 para a produtividade média.

Na modelagem da produtividade da extração com *forwarder* utilizando regressão, em duas situações de terreno, Tiernan et al. (2004) obtiveram coeficiente de correlação ( $r_{y\hat{y}}$ ) de 0,5744 e 0,6782, empregando a distância média de extração como variável independente. Usando a capacidade de carga do *forwarder* como variável de entrada no modelo, os autores encontraram um coeficiente de correlação ( $r_{y\hat{y}}$ ) de 0,7071 e 0,9219. Leite et al. (2014) obtiveram coeficientes de correlação ( $r_{y\hat{y}}$ ) de 0,9056 e 0,9448 para a produtividade do *forwarder*, sendo a declividade e distância de deslocamento as variáveis independentes.

Embora os modelos de regressão apresentem uma certa precisão na geração de estimativas de desempenho das máquinas, é importante destacar que os modelos de regressão provavelmente serão mais adequados somente para aquela realidade ou situação específica na colheita florestal, ou seja, uma mudança no ambiente, ou das variáveis não incluídas no modelo, pode tornar as estimativas imprecisas e/ou tendenciosas.

A RNA1 destacou-se pela capacidade de generalizar e estimar com maior precisão a produtividade do *forwarder*. Conforme os histogramas de frequência percentuais dos erros das estimativas (Figura 16), a maior parte dos erros percentuais da RNA1 concentrou-se em  $\pm 10\%$  no treinamento e em  $\pm 20\%$  na generalização.

A possibilidade de incluir variáveis categóricas nas RNAs permitiu que uma única rede seja capaz de modelar a produtividade do *forwarder*, ao invés de realizar vários ajustes de modelos para combinação de variáveis qualitativas. Segundo Silva (2010) isso representa uma grande vantagem operacional das RNAs em relação aos clássicos modelos estatísticos de regressão. Binoti et al. (2014b) destacam que ao incluir variáveis de entradas categóricas nas RNAs também pode aumentar a exatidão das estimativas.

Na Tabela 2 são apresentados os valores de produtividade estimada do *forwarder* utilizando a RNA 1. Na Figura 17 é representado o mapa de produtividade da máquina na extração da madeira no projeto florestal.

Tabela 2 – Produtividade prevista ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) do *forwarder* na extração da madeira para cada talhão no projeto florestal

Código	Talhão	Método	Área (ha)	Prod. prevista ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ )
1	013	GW	19,90	16,61
2	013	PD	8,10	26,46
3	015	GW	16,31	14,04
4	015	PD	17,24	27,42
5	016	GW	9,89	18,08
6	016	PD	4,25	33,32
7	017	GW	5,01	12,75
8	017	PD	1,78	23,30
9	018	GW	13,96	12,71
10	018	PD	3,82	21,94
11	019	GW	13,08	13,31
12	019	PD	8,19	21,50
13	021	GW	5,61	16,73
14	021	PD	21,81	28,78
15	023	GW	21,49	14,96
16	023	PD	2,46	24,84
17	024	GW	24,48	17,40
18	024	PD	10,84	24,70
19	026	GW	17,02	11,25
20	026	PD	3,14	22,80
21	028	GW	28,67	14,22
22	028	PD	4,68	19,59
23	029	GW	15,63	14,43
24	029	PD	18,76	25,11
25	030	GW	22,68	12,41
26	030	PD	8,77	18,39
27	032	GW	17,67	13,03
28	033	GW	46,05	12,65

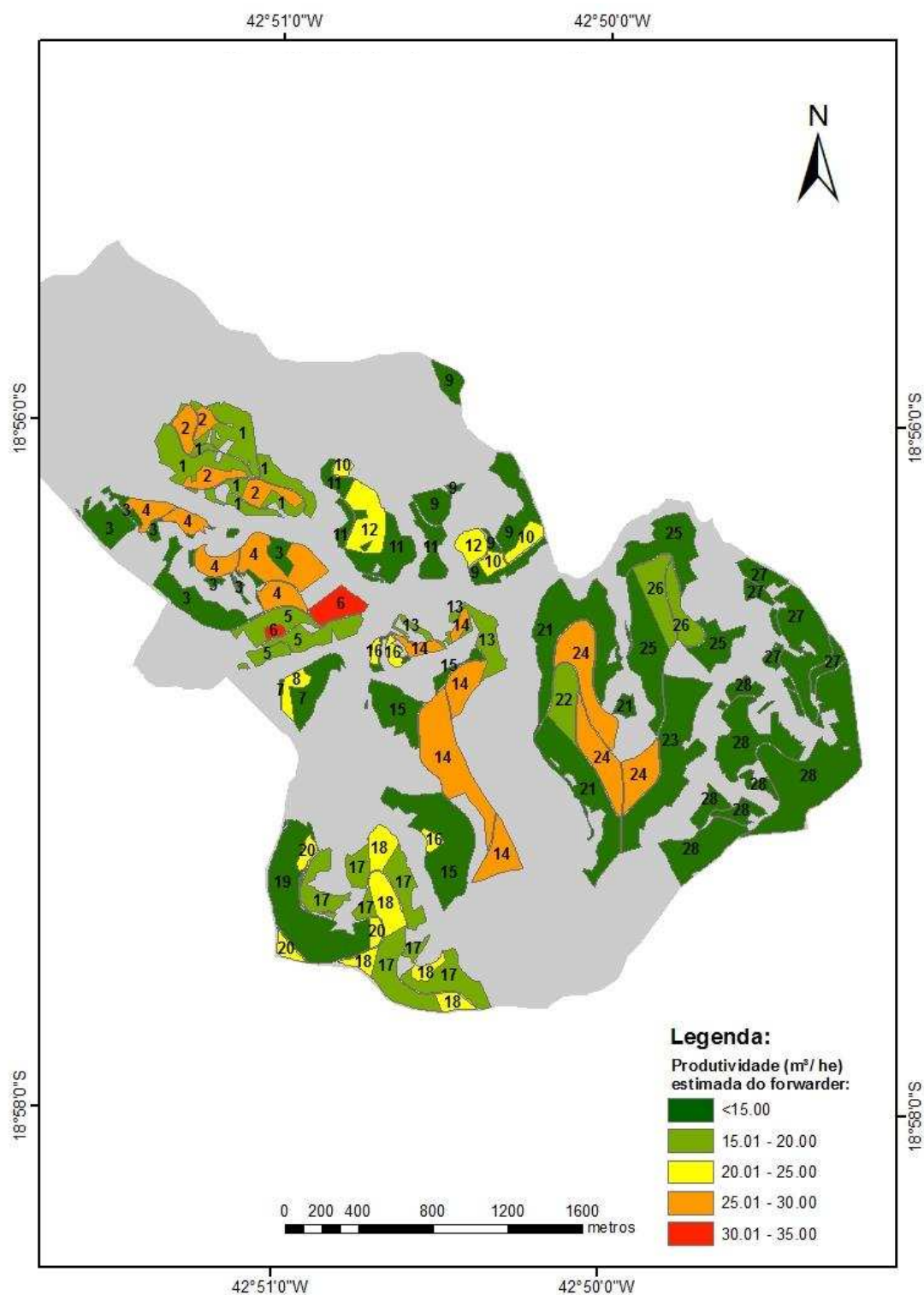


Figura 17 - Mapa de produtividade prevista para o *forwarder* no projeto florestal

A empresa florestal utilizando das informações de produtividade do *forwarder* no projeto florestal pode determinar os custos do *forwarder* para cada talhão e dar maior apoio no processo de planejamento da colheita florestal.

## 6 CONCLUSÕES

As principais conclusões deste estudo foram:

- A técnica de RNAs foi eficiente para de estimar a produtividade ( $\text{m}^3 \text{he}^{-1}$ ) do *forwarder*.
- As RNAs construídas no Neuroforest tiveram um desempenho superior que as redes processadas pela ferramenta *Intelligent Problem Solver do Statistica*.
- A RNA com arquitetura MLP: 30 – 14 – 1, utilizando todos os dados de entrada, função de ativação sigmoideal na camada intermediária e na camada de saída foi a que obteve o melhor desempenho para estimar a produtividade da extração com o *forwarder*.
- Os resultados da aplicação das RNAs demonstram o grande potencial da técnica para prever a produtividade do *forwarder* e apoio no processo de planejamento da colheita florestal.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABDI, E.; MAJNOUNIAN, B.; DARVISHSEFAT, A.; MASHAYEKHI, Z.; SESSIONS, J. A GIS-MCE based model for forest road planning. **Journal of Forest Science**, v. 55, n. 4, p. 171-176, 2009. ISSN 1212-4834.

AGATONOVIC-KUSTRIN, S.; BERESFORD, R. Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. **J. Pharm Biomed Anal**, v. 22, n. 5, p. 717-27, jun. 2000. ISSN 0731-7085 (Print) 0731-7085 (Linking).

ARCE, J. E.; MACDONAGH, P.; FRIEDL, R. A. Geração de padrões ótimos de corte através de algoritmos de traçamento aplicados a fustes individuais. **Revista Árvore**, v. 28, n. 2, p. 207-217, mar./abr. 2004. ISSN 0100-6762.

BANHARA, J. R. **Agendamento otimizado das atividades de colheita de madeira em plantios de eucaliptos sob restrições operacionais, espaciais e de risco climático**. 2009. 166 f. Dissertação (Mestrado). Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo-USP, Piracicaba. 2009.

BARDDAL, S. M. A utilização do SIG na Klabin. In: SEMINÁRIO DE ATUALIZAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO E SISTEMAS DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS APLICADOS À ENGENHARIA FLORESTAL, 1, 1994, Curitiba. **Anais...** Curitiba, 1994. p.83-92.

BASKENT, E. Z.; KELES, S. Spatial forest planning: A review. **Ecological modelling**, v. 188, n. 2, p. 145-173, nov. 2005. ISSN 0304-3800.

BATEMAN, T. S.; SNELL, S. A. **Administração: construindo vantagem competitiva**. São Paulo: Atlas, 1998.

BEZERRA, F. **Planejamento Estratégico, Tático e Operacional**. 2014. Disponível em: < <http://www.portal-administracao.com/2014/07/planejamento-estrategico-tatico-operacional.html> >. Acesso em: 03 de maio de 2015.



BINOTI, D.; SILVA, M. L. M.; LEITE, H. G.; LOPES, P. F., NeuroForest, Versão 3.2. Viçosa: DAP Florestal, 2014a. (*Software*). [www.neuroforest.ucoz.com/](http://www.neuroforest.ucoz.com/) [www.dapflorestal.com.br](http://www.dapflorestal.com.br).

BINOTI, D. H. B. **Neuroforest**. 2013. Disponível em: < <http://neuroforest.ucoz.com/news/neuroforest/2013-12-16-16> >. Acesso em: 13 março de 2015.

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 Árvore**, v. 37, n. 4, p. 639-645, jul./aug. 2013. ISSN 0100-6762.

BINOTI, M. L. M. S.; BINOTI, D. H. B.; LEITE, H. G.; SILVA, A. A. L.; PONTES, C. Utilização de redes neurais artificiais para a projeção da distribuição diamétrica de povoamento equiâneos. **Revista Árvore**, v. 38, n. 4, p. 747-754, jul./ago. 2014b. ISSN 0100-6762.

BRAMUCCI, M. **Determinação e quantificação de fatores de influência sobre a produtividade de “Harvesters” na colheita de madeira**. 2001. 50 f. Dissertação (Mestrado em Recursos Florestais). Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba. 2001.

BULLINARIA, J. A. **Introduction to Neural Computation**. Notas de Aula. 2014. Disponível em: < <http://www.cs.bham.ac.uk/~jxb/inc.html> >. Acesso em: 21 de março de 2015.

BURROUGH, P. A. **Principles of Geographical information systems for land resources assessment**. Oxford: Clarendon Press, 1994.

CHIAVENATO, I. **Administração nos Novos Tempos**. 2. ed. Rio de Janeiro: Campus, 1999.

COUTO, H. T. Z. **Sistemas de Informações Geográficas: Aplicações Florestais**. IPEF Série Técnica, 9 (28),p. 1 -18, dez. Piracicaba: Instituto de Pesquisa e Estudos Florestais - IPEF, 1993. ISBN 100- 8137.

EMMERT, F.; PEREIRA, R. S.; REZENDE, A. V.; ENCINAS, J. M. I. Geoprocessamento como ferramenta de apoio à gerência de pavimentos em estradas florestais. **Ciência Florestal**, v. 20, n. 1, p. 81-94, jan./mar. 2010. ISSN 0103-9954.

ERASLAN, E. The Estimation of Product Standard Time by Artificial Neural Networks in the Molding Industry. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2009, 12 p., jan. 2009.

ESRI, ArcGIS Desktop, Versão 10.2. Redlands, CA: Environmental Systems Research Institute, 2013. (*Software*).

FARIA, A. L. R. **Programação Aplicada ao Microplanejamento da Colheita Florestal em Plantios de *Eucalyptus sp.*** 2013. 108 f. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Lavras - UFLA, Lavras. 2013.

FERRAZ, A. S.; SOARES, V. P.; SOARES, C. P. B.; RIBEIRO, C. A. A. S.; BINOTI, D. H. B.; LEITE, H. G. Estimativa do estoque de biomassa em um fragmento florestal usando imagens orbitais. **Floresta e Ambiente**, v. 21, n. 3, p. 286-296, jul./set. 2014. ISSN 2179-8087.

FIORIN, D. V.; MARTINS, F. R.; SCHUCH, N. J.; PEREIRA, E. B. Aplicações de redes neurais e previsões de disponibilidade de recursos energéticos solares. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, v. 33, n. 1, p. 01-20, jan./mar. 2011. ISSN 1806-1117.

FREITAS, L. C.; MACHADO, C. C.; SANT'ANNA, G. L.; SOUSA, H. T. D. Ferramentas computacionais no planejamento da colheita florestal. **Revista da Madeira**, n. 92, out. 2005. Disponível em: < [http://www.remade.com.br/br/revistadamadeira\\_materia.php?num=808&subject=Colheita](http://www.remade.com.br/br/revistadamadeira_materia.php?num=808&subject=Colheita) >. Acesso em: 10 de abril de 2015.

GERSHENSON, C. **Artificial Neural Networks for Beginners**. 2015. Disponível em: < [https://datajobs.com/data-science-repo/Neural-Net-\[Carlos-Gershenson\].pdf](https://datajobs.com/data-science-repo/Neural-Net-[Carlos-Gershenson].pdf) >. Acesso em: 06 de abril de 2015.

GUIMARÃES, H. S. A logística como fator decisivo das operações de colheita de madeira e transporte florestal. In: SEMINÁRIO DE ATUALIZAÇÃO SOBRE SISTEMAS DE COLHEITA DE MADEIRA E TRANSPORTE FLORESTAL, 13, 2004, Curitiba. **Anais...** Curitiba, 2004. p.127 – 146.

HARTZELL, S. **Types of Planning: Strategic, Tactical, Operational & Contingency Planning**. 2015. Disponível em: < <http://study.com/academy/lesson/types-of-planning-strategic-tactical-operational-contingency-planning.html> >. Acesso em: 16 de maio de 2015.

HASSOUN, M. H. **Fundamentals of Artificial Neural Networks**. Cambridge: MIT Press, 1995. 511p. ISBN 026208239X.

HAYKIN, S. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**. Saddle River: Prentice Hall PTR, 1999. 842 ISBN 0132733501.

HEATON, J. **Introduction to neural networks with Java**. 2<sup>a</sup> ed. Clarkson: Heaton Reserarch, inc 2008.

HSU, K.-L.; GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S. Artificial Neural Network Modeling of the Rainfall-Runoff Process. **Water Resources Research**, v. 31, n. 10, p. 2517-2530, out. 1995. ISSN 1944-7973.

IESDE BRASIL. **Processo Administrativo: Organização e direção**. 2015. Disponível em: < [http://download.docslide.com.br/uploads/check\\_up03/192015/54913966b47959ad428b4586.pdf](http://download.docslide.com.br/uploads/check_up03/192015/54913966b47959ad428b4586.pdf) >. Acesso em: 20 de Maio de 2015.

INDÚSTRIA BRASILEIRA DE ÁRVORES - IBÁ. **Relatório da Indústria Brasileira de Árvores**. Brasília 2014.

JIROUŠEK, R.; KLVAČ, R.; SKOUPÝ, A. Productivity and costs of the mechanized cut-to-length wood harvesting system in clear-felling operations. **Journal of Forest Science**, v. 53, n. 10, p. 476-482, 2007.

JOHN DEERE. **Forwarders**. 2014. Disponível em: < [http://www.deere.com/en\\_US/docs/non\\_current/forwarders/1010D\\_1110D\\_1410D\\_1710DForw.pdf](http://www.deere.com/en_US/docs/non_current/forwarders/1010D_1110D_1410D_1710DForw.pdf) >. Acesso em: 15 de dezembro de 2014.

\_\_\_\_\_. **1510E / 1910E Forwarders**. 2015. Disponível em: < [http://www.intrac.ee/userfiles/file/\\_ee/JohnDeere/1510\\_1910.pdf](http://www.intrac.ee/userfiles/file/_ee/JohnDeere/1510_1910.pdf) >. Acesso em: 16 de janeiro de 2015.

KOKEMULLER, N.; MEDIA, D. **Definition of Tactical Planning in Business**. 2015. Disponível em: < <http://smallbusiness.chron.com/definition-tactical-planning-business-14401.html> >. Acesso em: 21 maio de 2015.

KOMATSU. Komatsu 860.4 **Forwardes**. 2015. Disponível em: < <http://pdf.directindustry.com/pdf/komatsu-forest/komatsu-8604/41005-384177.html> >. Acesso em: 13 fev. de 2015.

LEITE, E. D. S.; FERNANDES, H. C.; MINETTE, L. J.; LEITE, H. G.; GUEDES, I. L. Modelagem técnica e de custos do *harvester* no corte de madeira de eucalipto no sistema de toras curtas. **Scientia Forestalis**, v. 41, n. 98, p. 205 - 215, jun. 2013.

LEITE, E. S. **Desenvolvimento de planos de colheita florestal de precisão utilizando tecnologias de geoprocessamento**. 2010. 120f. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.

\_\_\_\_\_. **Modelagem técnica e econômica de um sistema de colheita florestal mecanizada de toras curtas**. 2012. 109 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola). Departamento de Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Viçosa - UFV, Viçosa. 2012.

LEITE, E. S.; FERNANDES, H. C.; MINETTE, L. J.; SOUZA, A. P.; LEITE, H. G.; GUEDES, I. L. Modelagem do desempenho da extração de madeira pelo "forwarder". **Revista Árvore**, v. 38, n. 5, p. 879-887, set./out. 2014. ISSN 0100-6762.

LEITE, H. G.; BINOTI, D. H. B.; FREITAS, A. F. **Redes neurais artificiais - RNA: Ferramenta estratégica no planejamento florestal**. 2015. Disponível em: < <http://www.painelflorestal.com.br/noticias/artigos/redes-neurais-artificiais-rna-ferramenta-estrategica-no-planejamento-florestal> >. Acesso em: 29 de abril de 2015.

LIMA, J. S. S.; LEITE, Â. M. P. Mecanização. In: MACHADO, C. C. (Ed.). **Colheita Florestal**. 2ª Ed. Viçosa: Editora UFV, 2008. p.43-65.

LIMA, M. P.; CARVALHO, L. M. T. D.; MARTINHAGO, A. Z.; OLIVEIRA, L. T. D.; CARVALHO, S. P. C.; DUTRA, G. C.; OLIVEIRA, T. C. A. Methodology for planning log stacking using geotechnology and operations research. **Cerne**, v. 17, n. 3, p. 309-319, jul./set. 2011. ISSN 0104-7760.

LOPES, R. A. C.; DOS SANTOS, E. P.; SALAZAR, G. J. F.; GOMES, M. F.; VELOSO, L. A. C. M. Emprego de modelo regressivo linear e rede neural artificial no controle da segurança de barragens de concreto. **Revista Sul-americana de Engenharia Estrutural**, v. 5, n. 3, p. 65-80, mai./dez. 2008. ISSN 2316-2457.

MACHADO, C. C.; LOPES, E. S. Planejamento. In: MACHADO, C. C. (Ed.). **Colheita Florestal**. 2ª edição. Viçosa: UFV, 2008. p.185-230.

MACKŮ, J.; DVOŘÁK, J. A comparative analysis of neck muscle tension in a harvester operator compared with chainsaw and horse skidding operator and with normal human activities. **Journal of Forest Science**, v. 59, n. 8, p. 301-305, 2013.

MAGALHÃES, P. A. D.; KATZ, I. Estudo da viabilidade econômica da mecanização do processo de colheita florestal com harvester em uma indústria madeireira. **Tékhné Lógos**, v. 2, n. 1, out. 2010.

MAIND, S. B.; WANKAR, P. Research Paper on Basic of Artificial Neural Network. **International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication**, v. 2, n. 1, p. 96-100, jan. 2014.

MALINOVSKI, J. R.; MALINOVSKI, R. A. **Evolução dos sistemas de colheita de Pinus na Região Sul do Brasil**. Curitiba: Fundação de Pesquisas Florestais do Paraná - FUPEF, 1998. 138.

MALINOVSKI, R. A.; FENNER, P. T.; SCHACK-KIRCHNER, H.; MALINOVSKI, J. R.; MALINOVSKI, R. A. Otimização da distância de extração de madeira com *forwarder*. **Scientia Forestalis**, v. 36, n. 79, p. 171-179, set. 2008.

MALINOVSKI, R. A. **Otimização da distância de extração de madeira com Forwarder**. 2007. 94 f. Tese (Doutorado). Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista - UNESP, Botucatu. 2007.

MALINOVSKI, R. A.; MALINOVSKI, R. A.; MALINOVSKI, J. R. Análise das variáveis de influência na produtividade das máquinas de colheita de madeira em função das características físicas do terreno, do povoamento e do planejamento operacional florestal. **Revista Floresta**, v. 36, n. 2, p. 169 - 182, mai./ago. 2006. ISSN 1982-4688.

MENDES, J. B. **Mercado Florestal Brasileiro – Contexto e Tendências**. 2010. Disponível em: < <http://www.ciflorestas.com.br/conteudo.php?id=3774> >. Acesso em: 05 de abril de 2015.

MICROSOFT, Microsoft Excel 2013, Versão 2013. Redmond, Washington: Microsoft, 2012. (*Software*).

MINETTE, L. J.; SILVA, E. N.; FREITAS, K. E.; SOUZA, A. P.; SILVA, E. P. Análise técnica e econômica da colheita florestal mecanizada em Niquelândia, Goiás. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 12, n. 6, p. 659-665, dez. 2008. ISSN 1415-4366.

MOTTA, L. P.; MACHADO, C. C.; SOARES, V. P.; RIBEIRO, J. C.; RIBEIRO, C. A. A. S. Utilização do sistema de informações geográficas e da distância virtual na otimização do transporte florestal rodoviário. **Revista Árvore**, v. 20, n. 3, p. 381-394, jul./set. 1996.

OLIVEIRA, D. D. P. R. **Planejamento estratégico: conceitos, metodologia, praticas**. 32ª ed. São Paulo: Atlas, 2014. 343 p. ISBN 9788522489169.

OLIVEIRA, R. J.; MACHADO, C. C.; SOUZA, A. P.; LEITE, H. G. Avaliação técnica e econômica da extração de madeira de eucalipto com "clambunk skidder". **Revista Árvore**, v. 30, n. 2, p. 267-275, abr. 2006. ISSN 0100-6762.

PINA, M. F.; SANTOS, S. M.; CARVALHO (ORG), M. S. **Conceitos básicos de Sistema de Informação Geográfica e Cartografia aplicados à saúde**. Brasília: OPAS, 2000. 121p.

PÖYRY SILVICONSULT. **Boletim de Preços: ano 3**, ed. 4, p. 1-12. 2011.

ROBERT, R. C. G. **Análise técnica e econômica de um sistema de colheita mecanizada em plantios de *Eucalyptus spp.* Em duas condições de relevo acidentado**. 2013. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal). Centro de Ciências Florestais e da Madeira, Universidade Federal do Paraná - UFPR, Curitiba. 2013.

SÁ JÚNIOR, A. D. **Aplicação da classificação de Köppen para o zoneamento climático do Estado de Minas Gerais**. 2009. 101 f. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Lavras, Lavras. 2009.

SANTOS, C. C. **Modelagem de bacias urbanas com redes neurais artificiais**. 2001. 105p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Hidráulica). Escola Politécnica, Universidade de São Paulo - USP, São Paulo. 2001.

SAYAD, S. **Radial Basis Function Networks (RBF)**. 2015. Disponível em: < [http://www.saedsayad.com/artificial\\_neural\\_network\\_rbf.htm](http://www.saedsayad.com/artificial_neural_network_rbf.htm) >. Acesso em: 14 de maio 2015.

SEIXAS, F. Extração. In: MACHADO, C. C. (Ed.). **Colheita Florestal**. 2ª ed. Viçosa: Editora UFV, 2008. p.97- 145.

SERVIÇO FLORESTAL BRASILEIRO - SFB. **Brasil com Florestas - Oportunidades para o desenvolvimento de uma economia florestal e a reestruturação necessária do setor**. Brasília, 2012.

SHIMAKURA, S. E. **Interpretação do coeficiente de correlação**. 2006. Disponível em: < <http://leg.ufpr.br/~silvia/CE003/node74.html> >. Acesso em: 30 de março de 2015.

SHIMIZU, J. Y. **A Pesquisa na Evolução do Setor Florestal**. 1995. Disponível em: < <http://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/bitstream/doc/300609/1/PesquisaEvolucao0001.pdf> >. Acesso em: 06 de março de 2015.

SILVA, M. L. M. **Redes Neurais Artificiais Para Prognose Da Produção De Povoamentos Não Desbastados De Eucalipto**. 2010. 54f. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal). Universidade Federal de Viçosa - UFV, Viçosa. 2010.

SILVA, M. L. M.; BINOTI, D. H. B.; GLERIANI, J. M.; LEITE, H. G. Ajuste do modelo de Schumacher e Hall e aplicação de redes neurais artificiais para estimar volume de árvores de eucalipto. **Revista Árvore**, v. 33, n. 6, p. 1133-1139, nov./dez. 2009. ISSN 0100-6762.

SIMÕES, D.; FENNER, P. T. Avaliação técnica e econômica do forwarder na extração de madeira em povoamento de eucalipto de primeiro corte. **Floresta**, v. 40, n. 4, p. 711-720, dez. 2010a. ISSN 1982-4688.

\_\_\_\_\_. Influência do relevo na produtividade e custos do harvester. **Scientia Forestalis**, v. 38, n. 85, p. 107 - 114, mar. 2010b.

STATSOFT, STATISTICA (data analysis software system), Versão 7. 2004. (Software). [www.statsoft.com](http://www.statsoft.com).

\_\_\_\_\_. **STATISTICA Features Overview**. 2015. Disponível em: < <http://www.statsoft.com/Products/STATISTICA-Features> >. Acesso em: 21 maio de 2015.

TARNOWSKI, B. C.; SCHNEIDER, P. R.; MACHADO, C. C. Produtividade e custos do processador trabalhando em povoamentos de *Eucalyptus grandis hill ex Maiden*. **Ciência Florestal**, v. 9, n. 2, p. 103-115. , 1999. ISSN 0103-9954

TATIBANA, C. Y.; KAETSU, D. Y. **Uma Introdução às Redes Neurais**. 2015. Disponível em: < <http://www.din.uem.br/ia/neurais/> >. Acesso em: 13 de maio de 2015.

TERENCE, A. C. F. **Planejamento estratégico como ferramenta de competitividade na pequena empresa: desenvolvimento e avaliação de um roteiro prático para o processo de elaboração do planejamento**. 2002.101f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo - USP, São Carlos. 2002.

TIERNAN, D.; ZELEKE, G.; OWENDE, P. M. O.; KANALI, C. L.; LYONS, J.; WARD, S. M. Effect of Working Conditions on Forwarder Productivity in Cut-to-length Timber Harvesting on Sensitive Forest Sites in Ireland. **Biosystems Engineering**, v. 87, n. 2, p. 167-177, fev. 2004. ISSN 1537-5110.

VALVERDE, S. R.; MAFRA, J. W. A.; MIRANDA, M. A. D.; SOUZA, C. S.; VASCONCELOS, D. C. **Silvicultura Brasileira - Oportunidades e desafios da economia verde**. 2012. Disponível em: < <http://www.fbds.org.br/IMG/pdf/doc-29.pdf> >. Acesso em: 21 de março de 2015.

WALDRON, M. W.; VSANTHAKUMAR, J.; ARULRAJ, S. Improving the organization and management of extension. In: SWANSON, B. E.; BENTZ, R. P., *et al* (Ed.). **Improving agricultural extension. A reference manual**. Roma:

Food and Agriculture Organization of the United Nations, 1997. cap. 13, ISBN 92-5-104007-9.

WEBER, E.; HASENACK, H.; NODARI, F. A.; REICHMANN, N. C. Análise de alternativas de traçado de uma estrada utilizando rotinas de apoio à decisão em SIG. In: CONGRESSO E FEIRA PARA USUÁRIOS DE GEOPROCESSAMENTO DA AMÉRICA LATINA, 4, 1998, Curitiba. **Anais...** Curitiba, 1998.

YAMAGUCHI, R.; ARUGA, K.; MURAKAMI, A.; SAITO, M.; ITO, K. Development of the model to estimate the harvesting volumes and costs of logging residues considering economic balances of timber and logging residue harvesting in Sano city, Tochigi Prefecture. **Journal of the Japan Institute of Energy**, v. 89, n. 10, p. 982-995, fev. 2010. ISSN 1882-6121.

YAMASHITA, R. Y. **Avaliação das condições de trabalho e da exposição à vibração do operador de máquinas na colheita florestal**. 2002. Dissertação (Mestrado). Escola Superior de Agronomia Luis de Queiro, Universidade de São Paulo - USP, Piracicaba. 2002.

ZAMBELLI, P.; LORA, C.; SPINELLI, R.; TATTONI, C.; VITTI, A.; ZATELLI, P.; CIOLLI, M. A GIS decision support system for regional forest management to assess biomass availability for renewable energy production. **Environmental Modelling & Software**, v. 38, p. 203-213, dez. 2012. ISSN 1364-8152.