

**José Wesley Lima Silva**

**Modelagem da biomassa e da quantidade de carbono de clones de *Eucalyptus* da Chapada do Araripe-PE**

**Recife**

**25 de fevereiro de 2016**



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO**  
**PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA**

**Modelagem da biomassa e da quantidade de carbono de clones de *Eucalyptus* da  
Chapada do Araripe-PE**

Dissertação julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Biometria e Estatística Aplicada defendida e aprovada por unanimidade em 25/02/2016 pela comissão examinadora.

**Área de concentração: Biometria e Estatística Aplicada**

**Orientador: PhD. José Antônio Aleixo da Silva**

**Coorientador: Dr. Egídio Bezerra Neto**

**Recife**

**25 de fevereiro de 2016**

---

S586m José Wesley Lima Silva

Modelagem da biomassa e da quantidade de carbono de clones de *Eucalyptus* da Chapada do Araripe-PE/ José Wesley Lima Silva. – Recife, 25 de fevereiro de 2016-

88 f. : il.

Orientador: PhD. José Antônio Aleixo da Silva

Dissertação (Pós Graduação em Biometria e Estatística Aplicada) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de Estatística e Informática, Recife, 2016.

Inclui referências e apêndice(s).

1. Análise de Regressão. 2. Modelos não lineares. 3. Semiárido. I. Silva, José Antônio Aleixo da, orientador

II. Título

CDD 574.018

---

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO  
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA**

**Modelagem da biomassa e da quantidade de carbono de clones de *Eucalyptus* da  
Chapada do Araripe-PE**

José Wesley Lima Silva

Dissertação julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Biometria e Estatística Aplicada defendida e aprovada por unanimidade em 25/02/2016 pela comissão examinadora.

Orientador:

---

**PhD. José Antônio Aleixo da Silva**  
Orientador

Banca examinadora:

---

**Dra. Rute Berger**  
DCFL/UFRPE

---

**Dr. Rafael Leite Braz**  
DCFL/UFRPE

*Dedico esse trabalho a minha  
família, porto seguro, na  
minha caminhada.*

# Agradecimentos

À Deus pela minha salvação e por me proporcionar oportunidades grandiosas, sem Ele nada disso seria possível.

Ao meu orientador PhD. José Antônio Aleixo da Silva, pelo esforço, os ensinamentos que me passou de forma muito generosa, a confiança e disponibilidade durante todo o desenvolvimento da orientação.

Ao meu co-orientador Dr. Egídio Bezerra Neto, por suas contribuições para a realização das análises químicas em laboratório. Bem como, aos professores Dr. Rafael Leite Braz e Dr. José Benjamin Machado Coêlho pelo apoio no desenvolvimento prático do trabalho.

À minha família, em especial minha mãe por se dispor mesmo sem condições a me ajudar e dar o melhor que uma mãe poderia dar, ao meu pai que é o meu orgulho e exemplo para todas as coisas, à minha vó querida. Ao meu irmão William que, no momento em que precisei dele para auxiliar-me nos experimentos, se dispôs e não contestou. Aos meus tios e primos pelo esforço no preparo das amostras para análises.

À minha namorada Adla Michelly pela paciência e pelo apoio nos momentos mais difíceis.

Aos professores da Pós-Graduação pelos conhecimentos transmitidos e pela disposição em ajudar. De forma especial aos professores Dr. Paulo José Duarte Neto e Dr. Guilherme Rocha Moreira. Só eu sei o quanto aprendi com eles.

Ao Secretário do programa Marco Antônio dos Santos por sua competência administrativa e pronto atendimento aos inúmeros pedidos burocráticos.

Ao chefe da Estação Experimental do IPA - Araripina, Eng. Agrônomo José Tavares Alves pelo apoio durante toda a pesquisa. Também, todos os funcionários do IPA que contribuíram grandemente nos trabalhos de campo.

Aos colegas do departamento Glauce, Maigan, Glaucia, Lêda, Augusto, Henrique, Ronaldo, Cléo, Ícaro, Tibério, Rubeni, Guera, Rivelino, Samuel e Diego pela companhia, amizade, e troca de experiência durante o curso. De igual modo, a todos os que fazem o *DEINFO*, pelos momentos felizes que me proporcionaram.

Às companheiras do trabalho em campo Paula Shinozaqui e Najara Fontenelle, que

tornaram o cansaço e os momentos difíceis bem mais fáceis de serem suportados.

À CAPES, pela concessão de bolsa de estudos.

À Universidade Federal Rural de Pernambuco, que me proporcionou cursar o mestrado em Biometria e Estatística Aplicada.

*“Não vos amoldeis às estruturas deste mundo,  
mas transformai-vos pela renovação da mente,  
a fim de distinguir qual é a vontade de Deus:  
o que é bom, o que Lhe é agradável, o que é perfeito.  
(Bíblia Sagrada, Romanos 12, 2)*

## Resumo

O objetivo deste trabalho foi quantificar e testar diferentes modelos de regressão, para estimar a biomassa e a quantidade de carbono das partes aéreas de clones de *Eucalyptus* plantados na região semiárida nordestina, e selecionar as melhores equações com base no  $R_{aj}^2$ , nos critérios de informação de Akaike (AIC), no Índice de Furnival (IF), pela análise gráfica dos resíduos e por meio dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson. A base de dados foi proveniente de um experimento com 15 clones de *Eucalyptus* spp. realizado na Estação Experimental da Empresa Pernambucana de Pesquisa Agropecuária – IPA, localizado no município de Araripina – PE. Por meio do processo de amostragem inteiramente aleatória foram cubadas 75 árvores, nas quais se determinaram os pesos frescos, bem como foram coletadas amostras de folhas, galhos, casca e fuste para determinação da densidade média da madeira, biomassa e teor de carbono. O clone mais produtivo em termo de biomassa e carbono foi o híbrido de *E. urophylla* cruzamento natural. O acúmulo de biomassa médio da plantação foi de 59,64 t h<sup>-1</sup> e da quantidade de carbono 24,96 t h h<sup>-1</sup>. No ajuste dos modelos de regressão, verificou-se que cada partição apresentou comportamento particular de produção de biomassa seca, carbono total, não sendo possível selecionar um modelo comum que representasse todas elas. Para a variável biomassa os modelos de Shumarcher e Hall, de Spurr, o logístico e o exponencial modelo 11 foram os que melhor se ajustaram. Para a quantidade de carbono orgânico o modelo 6 e o exponencial 11 se ajustaram a maior parte dos componentes aéreos.

**Palavras-chaves:** Análise de Regressão. Modelos não lineares. Semiárido.

# Abstract

The objective of this study was to quantify and test different regression models to estimate the biomass and the amount of carbon from the aerial parts of *Eucalyptus* clones planted in the Northeastern semi-arid region, and select the best equations based on  $R_a^2j$ , the Akaike information criterion (AIC), Furnival Index (FI), the graphical analysis of the residuals and through the Shapiro-Wilk, Breusch- Pagan and Durbin Watson tests. The database came from an experiment with 15 *Eucalyptus* spp. clones conducted at the Experimental Station of the Agricultural Research Institute of Pernambuco – IPA, located in the municipality of Araripina - PE. Through a completely random sampling process 75 trees were selected, in which were determined the fresh weight and leaf samples collected were samples of leaf, branch, bark and bole to determine the average wood density, biomass and carbon content. The most productive clone in terms of biomass and carbon was the hybrid *E. urophylla* natural crossing. The average plant biomass accumulation was  $59.64 \text{ t h}^{-1}$  and the amount of carbon  $24.96 \text{ t h}^{-1}$ . The adjustment of the regression models showed that each partition presented particular behavior of dry biomass production and total carbon. It was not possible to select a common model that represents all of parts of the trees. For the variable biomass, the models of Schumacher and Hall, Spurr, the logistics and the exponential model 11 presented the best fits. For the amount of organic carbon the models 6 and exponential 11 presented best results.

**Key-words:** Regression analysis. Nonlinear regression. Semiarid.

## Lista de Figuras

Figura 1 – Mapa com destaque para as principais Cidades do Polo Gesseiro do Araripe-PE. Fonte: (GADELHA, 2010). . . . .	5
Figura 2 – Croqui do delineamento inteiramente ao acaso, distribuição dos 15 clones, formando 15 parcelas por repetição. Fonte: (LUNDGREN, 2011). . . . .	27
Figura 3 – Esquema de cubagem de árvores pelo método de Smalian. Fonte: (SILVA; NETO, 1979) . . . . .	29
Figura 4 – Esquema para determinação do volume verde em discos de madeira. Fonte: (NBR11941, 2003). . . . .	30
Figura 5 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 2 em função da biomassa seca total. . . . .	74
Figura 6 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 1 em função da biomassa seca total. . . . .	75
Figura 7 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 3 em função da biomassa seca total. . . . .	75
Figura 8 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 11 em função da biomassa seca total. . . . .	76
Figura 9 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 2 em função da biomassa seca da folha. . . . .	76
Figura 10 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 10 em função da biomassa seca da folha. . . . .	77
Figura 11 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 1 em função da biomassa seca dos galhos. . . . .	77
Figura 12 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 4 em função da biomassa seca dos galhos. . . . .	78
Figura 13 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 1 em função da biomassa seca da casca. . . . .	78
Figura 14 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 9 em função da biomassa seca da casca. . . . .	79
Figura 15 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 2 em função da biomassa seca do fuste. . . . .	79
Figura 16 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 8 em função da biomassa seca do fuste. . . . .	80

Figura 17 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 8 em função da quantidade de carbono orgânico total. . . . .	80
Figura 18 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 11 em função da quantidade de carbono orgânico total. . . . .	81
Figura 19 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 06 em função da quantidade de carbono orgânico da casca. . . . .	81
Figura 20 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 11 em função da quantidade de carbono orgânico da casca. . . . .	82
Figura 21 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 2 em função da quantidade de carbono orgânico dos galhos. . . . .	82
Figura 22 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 11 em função da quantidade de carbono orgânico dos galhos. . . . .	83
Figura 23 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 6 em função da quantidade de carbono orgânico no fuste. . . . .	83
Figura 24 – Análise gráfica dos resíduos para o modelo 8 em função da quantidade de carbono orgânico no fuste. . . . .	84

## Lista de tabelas

Tabela 1 – Descrição das espécies de clones de <i>Eucalyptus</i> utilizadas em experimento desenvolvido na Chapada do Araripe-PE. . . . .	28
Tabela 2 – Peso da biomassa amostrada por árvore e particionada em; fuste, casca do fuste, galhos e folhas. . . . .	32
Tabela 3 – Modelos utilizados para ajuste dos dados de biomassa e quantidade de carbono orgânico para os clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, na Chapada do Araripe-PE. . . . .	34
Tabela 4 – Teor de umidade e densidade básica da madeira em clones de eucaliptos em segunda rotação, na Chapada do Araripe-PE. . . . .	37
Tabela 5 – Teste de Scott-Knott para comparação de médias do teor de Umidade da folha, em clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe. . . . .	38
Tabela 6 – Teste de Scott-Knott para comparação de médias do teor de Umidade da casca, em clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe. . . . .	38
Tabela 7 – Teste de Scott-Knott para comparação de médias da DBM, em clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE. . . . .	39
Tabela 8 – Acúmulo de biomassa seca em clones de eucaliptos, de segunda rotação, na Chapada do Araripe-PE. . . . .	41
Tabela 9 – Teste de Scott-Knott para comparação de médias da quantidade de carbono do galho, em clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE. . . . .	42
Tabela 10 – Teor de Carbono na biomassa seca de clones de eucaliptos, em segunda rotação, na Chapada do Araripe-PE. . . . .	43
Tabela 11 – Carbono total na biomassa seca dos componentes da parte aérea, em clones de eucaliptos, de segunda rotação, na chapada do Araripe-PE. . . . .	44
Tabela 12 – Teste de Scott-Knott para comparação de médias da quantidade de carbono do galho, em clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE. . . . .	45
Tabela 13 – Teste de Scott-Knott para comparação de médias da quantidade de carbono do fuste, em clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE. . . . .	46

Tabela 14 – Teste de Scott-Knott para comparação de médias da quantidade de carbono total, em clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE. . . . .	46
Tabela 15 – Carbono assimilado nos componentes da parte aérea por clones de eucaliptos, em segunda rotação, cultivados na chapada do Araripe-PE. . . . .	47
Tabela 16 – Critérios de seleção $R_{aj}^2$ , AIC e IF, dos modelos escolhidos para produção de biomassa seca total. . . . .	48
Tabela 17 – Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-Valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca total. . . . .	49
Tabela 18 – Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-Valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca da folha. . . . .	49
Tabela 19 – Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-Valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca dos galhos. . . . .	50
Tabela 20 – Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca da casca. . . . .	50
Tabela 21 – Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-Valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca do fuste. . . . .	51
Tabela 22 – Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca total. . . . .	51
Tabela 23 – Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca da folha. . . . .	51
Tabela 24 – Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca dos galhos. . . . .	52
Tabela 25 – Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca da casca. . . . .	52
Tabela 26 – Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca do fuste. . . . .	52

Tabela 27 – Equações para estimar a quantidade de carbono orgânico total. . . . .	54
Tabela 28 – Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos dos modelos escolhidos para quantidade de carbono orgânico total. . . . .	54
Tabela 29 – Equações para estimar a quantidade de carbono orgânico da casca. . .	54
Tabela 30 – Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos das equações escolhidas para quantidade de carbono orgânico da casca. . . . .	54
Tabela 31 – Equações para estimar a quantidade de carbono orgânico dos galhos. .	55
Tabela 32 – Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos das equações escolhidas para quantidade de carbono orgânico nos galhos. . . . .	55
Tabela 33 – Equações para estimar a quantidade de carbono orgânico do fuste. . .	55
Tabela 34 – Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos das equações escolhidas para quantidade de carbono orgânico no fuste. . . . .	56
Tabela 35 – Análise de variância para o teor de umidade na folha dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	72
Tabela 36 – Análise de variância para o teor de umidade na casca dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	72
Tabela 37 – Análise de variância para a densidade básica da madeira dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	72
Tabela 38 – Análise de variância da produção de biomassa do total dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	72
Tabela 39 – Análise de variância da produção de biomassa da casca dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	73
Tabela 40 – Análise de variância da quantidade de carbono na folha dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	73
Tabela 41 – Análise de variância da quantidade de carbono na casca dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	73
Tabela 42 – Análise de variância da quantidade de carbono nos galhos dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	73
Tabela 43 – Análise de variância da quantidade de carbono no fuste dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	73
Tabela 44 – Análise de variância da quantidade total de carbono dos clones de <i>Eucalyptus</i> , em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.	74

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Objetivos</b>	<b>3</b>
2.1	Objetivo Geral	3
2.2	Objetivos Específicos	3
<b>3</b>	<b>Revisão de Literatura</b>	<b>4</b>
3.1	Caatingas	4
3.2	Polo Gesseiro do Araripe	5
3.3	Florestas Plantadas	6
3.4	Estimativa de Biomassa	8
3.5	Carbono na Biomassa Florestal	10
3.6	Modelos de Regressão	11
3.7	Estimação dos Parâmetros dos Modelos de Regressão	13
3.7.1	Método dos Mínimos Quadrados Ordinários	14
3.7.2	Método dos Mínimos Quadrados Ponderados	16
3.7.3	Método dos Mínimos Quadrados Generalizados	18
3.7.4	Processos Iterativos	19
3.8	Modelagem Estatística Florestal	21
3.9	Critérios para seleção de equações	22
3.9.1	Coefficiente de determinação ajustado	22
3.9.2	Desvio padrão residual (DPR)	23
3.9.3	Critérios de informação	23
3.10	Análise dos resíduos	24
<b>4</b>	<b>Material e Métodos</b>	<b>27</b>
4.1	Área de estudo e planejamento amostral	27
4.2	Variáveis biométricas e cubagem rigorosa	28
4.3	Determinação da densidade básica da madeira	30
4.4	Cálculo da biomassa do fuste comercial	31
4.5	Amostragem de componentes da parte aérea	31
4.6	Teor de unidade	32
4.7	Análise do teor de carbono	32
4.8	Modelos para estimativas de biomassa e carbono	33
4.9	Recursos computacionais	34

<b>5</b>	<b>Resultados e Discussão</b>	<b>36</b>
5.1	Quantificação da Biomassa e do Carbono	36
5.1.1	Teor de umidade para as partições aéreas e densidade básica da madeira do fuste	36
5.1.2	Acúmulo de biomassa nos componentes da parte aérea	40
5.1.3	Acúmulo do carbono nos componentes da parte aérea	43
5.2	Modelagem do acúmulo da biomassa e da quantidade de carbono	48
5.2.1	Equações para estimar a biomassa seca	48
5.2.2	Equações para estimar a quantidade de carbono	53
<b>6</b>	<b>Conclusões</b>	<b>58</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>59</b>
	<b>Apêndices</b>	<b>71</b>
	<b>APÊNDICE A Tabelas e gráficos das análises estatísticas</b>	<b>72</b>
	<b>APÊNDICE B Rotina no R</b>	<b>85</b>

# 1 Introdução

A região Nordeste do Brasil possui a maior parte de sua superfície coberta por uma vegetação chamada Caatinga (56%). A aridez, as altas temperaturas, o baixo volume de precipitações e alta evapotranspiração são as principais características climatológicas da região. Logo, a produção madeireira dessa vegetação é baixa embora haja uma grande exploração da vegetação para suprir a demanda energética da região.

O Arranjo Produtivo Local denominado APL do Gesso é o principal destaque da Chapada do Araripe inserida na região semiárida. A maior parte da produção do gesso ocorre nos municípios de Araripina, Bodocó, Ipubi, Trindade e Ouricuri, responsáveis por 97% da produção nacional (SILVA, 2008/2009).

A principal fonte de energia utilizada pelas indústrias calcinadoras é oriunda da biomassa florestal. O alto preço dos combustíveis aliado à pouca fiscalização dos órgãos públicos torna a madeira proveniente da Caatinga a principal fonte energética de baixo custo para essas indústrias. Entretanto, a exploração descontrolada desse recurso leva a um desequilíbrio ambiental desse ecossistema. Daí, a importância do reflorestamento nessa região, tendo como principal objetivo a geração de energia e conseqüentemente o armazenamento do carbono (ALVES, 2007). Arelado a essas conseqüências surge a necessidade de um planejamento energético com alta eficiência para atender a demanda da produção de gesso (GADELHA, 2010).

O gênero *Eucalyptus* devido às características de rápido crescimento, fácil adaptabilidade às diferentes condições climáticas, ampla diversidade de espécies, multiplicidades de uso e às modernas técnicas de cultivo se torna o mais promissor, dentre as inúmeras espécies arbóreas existentes (MORA; GARCIA, 2000). No Brasil, essa cultura é a mais utilizada em plantios florestais, de modo que, no ano de 2010, dos 6,5 milhões de hectares da área total ou 76,0% correspondiam à área plantada com espécies deste gênero (ABRAF, 2013).

Atualmente, tem crescido o interesse na quantificação da biomassa florestal, principalmente pelo potencial de armazenamento do carbono atmosférico nas florestas, diante do crescimento das emissões em todo mundo. No entanto, sua determinação é bastante trabalhosa e onerosa, dificultando a realização dessas pesquisas.

Segundo (ASSIS, 2012), há grande variabilidade intra e interespecífica entre as

espécies e clones de *Eucalyptus*, principalmente, em relação as características como o volume e a produção de biomassa. Nos dias atuais, as pesquisas nesse contexto se concentram na estimativa da produção de madeira por área, com a finalidade de prever a quantidade de produtos a ser gerada por material genético em diferentes condições climáticas, além da quantidade de carbono fixado por essas plantas. Logo, essas informações são importantes para o aumento da área cultivada, o manejo correto e também para o comércio do carbono, mercado crescente nos últimos anos. O uso dos modelos de regressão para gerar equações para estimar biomassa e carbono de espécies inseridas na região semiárida, dará suporte para subsidiar os planos de manejo florestal, pois, com as equações é possível estimar a produção de biomassa e de carbono sendo importante para determinar qual o melhor período de venda da madeira, o quanto de carbono é armazenado na planta e o ciclo de nutrientes. Dessa forma, a modelagem florestal torna-se uma importante ferramenta para o desenvolvimento de planejamentos florestais eficientes. De forma geral os modelos mais desenvolvidos para essas pesquisas são os empíricos lineares e não lineares. O termo empírico se refere às variáveis preditoras utilizadas na modelagem, que são de fácil obtenção, as variáveis mais utilizadas são DAP (diâmetro à altura do peito), H (altura), idade, índice de sítio entre outras.

## 2 Objetivos

### 2.1 Objetivo Geral

Quantificar e modelar o acúmulo de biomassa e a quantidade de carbono orgânico total e dos componentes aéreos, em clones de *Eucalyptus* plantados no Polo Gesseiro do Araripe - Pernambuco.

### 2.2 Objetivos Específicos

- Por meio de métodos diretos quantificar o acúmulo de biomassa em compartimento aéreo da planta, fuste comercial e parte residual (folha, galhos e casca).
- Com uso de métodos diretos quantificar o estoque de carbono presente na biomassa arbórea acima do solo.
- Fazer uso da análise de regressão para desenvolver equações mais precisas para o acúmulo de biomassa e da quantidade de carbono em clones de *Eucalyptus* plantados em região semiárida.

## 3 Revisão de Literatura

### 3.1 Caatingas

O semiárido brasileiro é composto por um mosaico de vegetações denominada Caatinga (mata branca, do idioma Tupi-Guarani) que abrange aproximadamente 800.000 Km<sup>2</sup> (DRUMOND et al., 2000; SANTOS et al., 2011). Com característica xerófila, fisionomia e florística variada essa vegetação é exclusiva do semiárido brasileiro e inclui os estados do Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Sergipe, Bahia, Ceará, Piauí e Minas Gerais (PRADO, 2003; PINHEIRO et al., 2013).

As características mais relevantes em relação aos parâmetros meteorológicos da Caatinga são, as altas temperaturas médias anuais, a baixa umidade relativa do ar, a elevada evapotranspiração potencial e os grandes períodos de secas com precipitações abaixo da normal climatológica (PRADO, 2003; ARAUJO et al., 2010). De forma mais precisa, a precipitação acumulada não ultrapassa os 1000 mm em quase toda região, concentrando-se em apenas três meses do ano, a temperatura média anual varia de 23 °C a 27 °C, a umidade relativa anual mostra-se inferior a 50% e a evapotranspiração concentra-se em torno de 1500 mm ano<sup>-1</sup> (MENEZES et al., 2012).

Essa vegetação pode ser caracterizada como floresta arbórea ou arbustiva, compreendida por espécies lenhosas e herbáceas, de pequeno porte, cactáceas e bromeliáceas, geralmente apresentam espinhos, microfilia e possuem a capacidade de perderem as folhas durante o período seco (DRUMOND et al., 2000). Mesmo localizada em um ambiente com elevada aridez, a Caatinga se apresenta como um ecossistema complexo, pois, suas espécies nativas são adaptadas a essas condições extremas e o solo da região tem alta fertilidade (SILANS et al., 2006). Esse ecossistema apresenta alta biodiversidade, porém, é um dos menos estudados e protegidos do Brasil (SOUSA et al., 2010). As florestas secas tropicais são severamente exploradas pelo homem em todo o mundo. A Caatinga também é afetada, principalmente pela grande exploração agrícola, agropecuária extensiva e extração de madeira e lenha (MOREIRA et al., 2006). Essas degradações causadas pelo homem geram sérios danos ao ecossistema, sendo necessário o estudo de tecnologias que possam mitigar esses efeitos.

## 3.2 Polo Gesseiro do Araripe

O mineral gipsita é encontrado em abundância em vários países, no Brasil, as principais reservas se localizam nas bacias sedimentares do Araripe, do Recôncavo, do Parnaíba, do Potiguar, do Tocantins e do Amazonas. Mesmo com esse grande número de reservas, as bacias que mais se destacam pela qualidade e volume da produção são as encontradas nos Estados do Pará, Bahia e Pernambuco (BRASIL, 2009). A produção de gesso no Brasil cresce a cada ano, dados atualizados indicam que a produção está na casa de 5,4 milhões de toneladas ao ano (SINDUSGESSO, 2015).

Nesse cenário surge o Polo Gesseiro do Araripe que abrange as cidades de Araripina, Exu, Ipubi, Ouricuri, e Trindade, situado na região semiárida, com área de 11.792 Km<sup>2</sup> compreendendo 18% da área total do Estado de Pernambuco (Figura 1). Essas cidades juntas, são responsáveis por 97% da produção nacional de gesso, considerado um dos melhores em qualidade mundial (SILVA, 2008/2009). Nessa Bacia Sedimentar a extração do mineral ocorre desde 1960, e a gipsita ocorre sob a forma de horizonte descontínuo, apresentando camadas com espessuras de até 30 m (BRASIL, 2009).



Figura 1: Mapa com destaque para as principais Cidades do Polo Gesseiro do Araripe-PE. Fonte: (GADELHA, 2010).

A produção e comercialização do gesso, produto extraído do mineral gipsita, é a atividade econômica que mais se destaca na região (SANTOS, 2010). A produção agrícola fica restrita apenas ao pequeno período de chuvas concentradas nos meses que apresentam menor temperatura (ALBUQUERQUE, 2002). De acordo com dados da Sindusgesso (2014),

as indústrias locais geram 13.800 empregos diretos e 69.000 indiretos, movimentando cerca de R\$ 1,4 bilhão no ano de 2014, elevando o IDH do Sertão do Araripe para 0,62, esse faturamento é oriundo das 42 minas de gipsita, 174 indústrias de calcinação e 750 indústrias de pré-moldados.

A energia utilizada pelas indústrias calcificadoras é em grande parte oriunda do desmatamento da Caatinga (SILVA, 2008/2009). Devido aos elevados preços da energia elétrica, dos combustíveis fósseis, tais como, óleo diesel, óleo BPF (óleo de baixo poder de fluidez), coque e as péssimas condições dos serviços de fiscalizações públicas, essa lenha oriunda do desmatamento, torna-se uma fonte de energia rentável e de fácil acesso (BARROS, 2010). Segundo Santos (2010), já foram consumidos cerca de 65% dessa vegetação. Logo, a falta de recursos energéticos nessa região estende a exploração para estados vizinhos, ampliando ainda mais os problemas ambientais, fazendo com que os órgãos estaduais tomem medidas para incentivar a produção de recursos energéticos alternativos pelo Polo Gesseiro do Araripe (SOUZA, 2012).

As indústrias locais também possuem interesse em desenvolver tecnologias energéticas alternativas, necessariamente essa preocupação não está vinculada aos problemas ambientais gerados pela exploração sem controle, mas sim, pela escassez de recursos que parece eminente (SILVA, 2008/2009).

No ano de 2008, foi implantado o manejo florestal sustentável, visando produzir um estoque de madeira que fosse capaz de suprir a demanda do Polo Gesseiro e que permitisse a extração minimizando os impactos sofridos pela fauna e flora. No entanto, seria necessário um grande número de planos de manejo florestal em função do baixo poder de incremento volumétrico das espécies da Caatinga (GOUVEIA, 2013). Com o crescimento da população e maior industrialização levando ao aumento da exploração e extração dos recursos vegetais como fonte de energia, aumentando as ações antropogênicas, as florestas plantadas de rápido crescimento surgem como uma solução viável para a região do Araripe, pois fornecem maior volume de madeira em relação à área plantada, do que a vegetação da Caatinga (FARGIONE et al., 2008; LUNDGREN, 2011).

### 3.3 Florestas Plantadas

A demanda global de madeira industrial cresce a uma taxa acelerada, podendo atingir um consumo de 3,3 bilhões de m<sup>3</sup> em 2050 (TOMASELLI, 2015). Atualmente, 264 milhões de hectares compreendem a área de árvores plantadas no mundo, representando 7% das florestas mundiais. Os países que detêm as maiores áreas de florestas plantadas são: Estados Unidos, China e Índia, juntos somam 61% da área de florestas plantadas no

globo (IBÁ, 2014).

O Brasil possui um grande potencial para o desenvolvimento de florestas, tanto para a formação de florestas naturais, como para a implantação de espécies exóticas formadoras de novas fontes florestais (ALVES, 2007). São exemplos: as plantações de *Eucalyptus* e *Pinus*, em destaque, principalmente, por possuírem altos índices de produtividade e vantagens energéticas, apresentando elevada densidade da madeira e grande poder calorífico, já em um cenário regional, no semiárido nordestino ocorreu a implantação e difusão de algarobas, *Prosopis juliflora*, para produção de madeira, carvão e uso forrageiro.

As florestas nativas brasileiras ocupam cerca de 477,7 milhões de ha, um pouco mais da metade de toda área nacional, que abrange 851,4 milhões de ha (AMATA, 2009). Para determinar o total da área das florestas brasileiras se deve contabilizar ainda 6.664.812 ha de florestas plantadas, com destaque para as culturas de *Eucalyptus* e *Pinus* (ABRAF, 2013; FILHO et al., 2015). As florestas de *Eucalyptus* se destacam no Brasil atingindo 76,6% de toda área plantada (ABRAF, 2013). Com tão alta importância econômica, produtiva e ambiental é necessário que se tenha mais atenção e cuidados especiais com essa cultura.

O gênero *Eucalyptus* pertence à família Myrtaceae e é originário da Austrália. A propagação do gênero na América do Sul ocorreu primeiramente no Chile em 1823, seguida da Argentina e Uruguai, no Brasil sua implantação é datada de 1868 (ANDRADE, 1911). Contudo, o plantio de eucaliptos em escala comercial no Brasil, iniciou-se apenas, a partir do ano de 1940, com finalidade principal no uso como carvão mineral em siderúrgicas mineiras para o beneficiamento do minério de ferro (CHANDLER; HANSON, 1998). Dentre os maiores produtores mundiais de eucaliptos, nos últimos 20 anos, o Brasil é o país que mais se destaca, devido ao seu maior avanço tecnológico na produção e em pesquisas de hibridização e clonagem (BERGER, 2000; IBÁ, 2014).

O desenvolvimento e crescimento de árvores em uma floresta ocorre de forma complexa e é afetado por vários fatores, tais como, idade, tamanho, ambiente, genética e competição (BURKHART; TOMÉ, 2012). Nesse aspecto, Mora e Garcia (2000) destacaram as principais espécies de *Eucalyptus*, em termos de produção e adaptação, para uso em florestas plantadas no Brasil, entre elas estão: *Eucalyptus grandis*, *E. urophylla*, *E. urograndis* (híbrido), *E. camaldulensis*, *E. citriodora*, *E. cloeziana*, *E. globulus*, *E. maculata*, *E. paniculata*, *E. pellita*, *E. pilularis*, *E. saligna* e *E. tereticornis*.

Para a calcinação da gipsita as calcinadoras do Polo Gesseiro do Araripe necessitam de uma grande quantidade de recursos energéticos. A maior parte desses recursos é obtida da extração de madeira da Caatinga, sendo capaz de abastecer o Polo com uma energia renovável. Contudo, essa extração de madeira gera problemas ambientais, pois, em geral plantas da Caatinga apresentam crescimento lento e as utilizadas para calcinação possuem

baixo poder calorífico, isso leva a um desequilíbrio notório do meio ambiente local. Com a finalidade de se produzir madeira de forma mais rentável se tem investido na implantação de florestas plantadas, como forma de atender a demanda do Polo Gesseiro. Dessa forma, é importante que se faça uso de espécies aptas às características do semiárido. É nesse contexto, que surge o gênero *Eucalyptus* como uma das culturas mais promissoras, sendo apta ao clima, tipo de solo e por apresentar uma alta diversidade no aproveitamento de madeira, lenha, estaca, papel e outros (SILVA, 2008/2009).

### 3.4 Estimativa de Biomassa

O homem faz uso da biomassa desde os primórdios da humanidade para diversas finalidades, sendo, seu consumo aumentado gradativamente com o desenvolvimento das sociedades, levando ao desmatamento de florestas nativas em todo o mundo (JÚNIOR, 2015).

A quantificação do potencial energético de uma floresta e a capacidade de estoque de carbono compõe a maior parte dos estudos ligados a estimativa de biomassa. De forma geral, a palavra biomassa significa, qualquer massa de matéria biológica, viva ou morta, de origem animal ou vegetal (SILVEIRA et al., 2007).

A biomassa florestal é um parâmetro que caracteriza a capacidade dos ecossistemas em acumular matéria orgânica no decorrer do tempo (BROWN, 1997; EAMUS et al., 2000). Para Schlegel et al. (2000), a mesma, se divide em biomassa aérea e subterrânea em um ecossistema. A parte aérea é composta pelo fuste, folhas, galhos e casca, já a parte subterrânea é composta basicamente pelas raízes.

Nos dias atuais, a maior parte dos artigos acadêmicos destacam o ciclo e estoque do carbono como a principal importância para se estimar a biomassa em uma floresta (GIBBS et al., 2007; DOUTERLUNGNE et al., 2013; LAURIN et al., 2014). Isto se explica pelo grande interesse em estudos para efeitos de mitigação nas mudanças climáticas, causada pelo aumento nas emissões dos gases de efeito estufa, principalmente CO<sub>2</sub>. As florestas são capazes de armazenar grandes quantidades de carbono. E se tratando de florestas tropicais Baccini et al. (2012) identificaram, que essas, são capazes de estocar 21% a mais de carbono do que se pensava. No entanto, estudos de estimativa de biomassa não se resumem apenas, ao estoque de carbono.

O conhecimento da dinâmica do acúmulo de biomassa também é de fundamental importância para a compreensão do funcionamento dos ecossistemas e para quantificação de nutrientes em todas as partes da planta e nos estratos de vegetação, bem como, permite comparar diferentes tipos de espécies ou vegetação em um mesmo sítio ou comparar

espécies e vegetações em diferentes sítios (FONSECA-G et al., 2009; WINCK et al., 2015). No planejamento florestal esse conhecimento está ligado diretamente às melhores práticas de manejo, tais como, preparo do solo, adubação de correção, definição da idade, época da colheita, produção de madeira comercial e de potencial energético (PALADINI et al., 2009; ABREU, 2012).

Existem diferentes maneiras para se quantificar a biomassa de uma floresta. Essas, basicamente fazem parte de dois métodos, direto e indireto. O método direto consiste no abate das árvores (destrutivo), e seus componentes são divididos e pesados como, folhas, galhos, cascas e fuste na parte aérea e raízes na parte subterrânea, posteriormente, soma-se as partes para se obter a biomassa verde total, enquanto que em estufa com circulação de ar forçada, é determinado o teor de umidade, e subtraindo-se esse valor da massa verde de cada parte é determinada a biomassa seca para as partições. O método indireto é obtido pelo uso de modelos de regressão, baseados em quantificações do método direto relacionadas com variáveis dendrométricas ou por meio de dados provenientes de sensoriamento remoto (VIEIRA et al., 2008; QURESHI et al., 2012). Um outro método usual, encontrado na literatura, é o que estima a biomassa por meio de fatores de expansão do volume de madeira, conhecido como *Biomass Expansion Factor* (SANQUETTA et al., 2011a; CASSOL, 2013; MAGALHÃES; SEIFERT, 2015). A partir destas definições destaca-se que, o uso do método direto reflete em quantificações reais da biomassa, ao passo que, o uso dos métodos indiretos remetem à estimativas de biomassa.

O custo e a demanda por tempo, são duas das desvantagens em se trabalhar com o método direto na obtenção da biomassa (WINCK et al., 2015). É por esta razão que este é usado apenas, para quantificar a biomassa em uma amostra da população. Após a obtenção dessa variável a estimativa da biomassa para a população florestal é obtida por meio de ajustes de modelos de regressão (QURESHI et al., 2012). Em geral, esses modelos correlacionam variáveis dendrométricas, DAP (Diâmetro a altura do peito, por convenção a 1,30 m), altura da árvore e a densidade com a biomassa calculada (CHAVE et al., 2005). O uso dessas variáveis separadamente ou combinadas, está presente na maior parte dos modelos ajustados. Contudo, Fonseca-G et al. (2009) afirmam que o DAP é a variável que mostra melhor correlação. Essa se torna também a mais utilizada por ser a de mais fácil obtenção e por não haver a necessidade de abater a árvore.

Os modelos de regressão empregados nas estimativas de biomassa florestal podem fazer uso tanto da massa verde, quanto da massa seca de uma floresta. No entanto, a biomassa seca é a mais utilizada nesses estudos, pois, pode ser convertida facilmente em carbono orgânico florestal (CASSOL, 2013).

### 3.5 Carbono na Biomassa Florestal

A principal forma de obtenção de energia dos seres vivos pertencentes ao Reino Plantae, é pela realização da fotossíntese. Nesse processo, o CO<sub>2</sub> é assimilado pela planta e quando na presença de água, minerais e energia solar é convertido em diversos componentes orgânicos, carboidratos (na forma de tecidos da madeira, folhas, sementes e frutos) e oxigênio, originando a biomassa virgem (CALDEIRA et al., 2003; COSTA, 2004; ASSIS, 2012). Dessa forma, o CO<sub>2</sub> é retirado da atmosfera e armazenado nas plantas. Entretanto, quando há a decomposição ou carbonização (queimada) o CO<sub>2</sub> acumulado na biomassa retorna para a atmosfera (ALVES, 2007).

Os gases de efeito estufa (GEE), tais como, dióxido de carbono, metano, óxidos nitrosos e clorofluorcarbonos, são os principais responsáveis pelas mudanças climáticas que constituem uma ameaça aos ecossistemas e a população mundial (CORTE; SANQUETTA, 2007; RATUCHNE, 2010; RIBEIRO et al., 2010; GARCIA et al., 2011; TORRES et al., 2011). A industrialização descontrolada iniciada no século XVIII, levou o homem a necessitar de grandes quantidades de energia. Levando-o, a exploração de enormes áreas florestais em busca da madeira e principalmente dos combustíveis fósseis, o que elevou em altas proporções as emissões de GEE (YAMALLEL et al., 2012).

É considerada viável, qualquer medida tomada com a intenção de reduzir os efeitos das mudanças climáticas (YAMALLEL et al., 2012). Neste contexto surgem as propostas de substituir o uso de combustíveis fósseis por biocombustíveis, reduzir as queimadas, os desmatamentos e aumentar os estoques de carbono. Estudos para quantificar o estoque de carbono na biomassa florestal são realizados com objetivo de atender às políticas de sequestro do carbono. Segundo Shiferaw et al. (2013), o termo sequestro de carbono se refere ao processo que remove e armazena o carbono da natureza por meios naturais ou artificiais.

Para atender essa finalidade, o setor florestal exerce um papel de fundamental importância para remoção e armazenamento do carbono, pois as florestas possuem a capacidade natural de sequestrar CO<sub>2</sub> (GATTO et al., 2011; SANQUETTA et al., 2011b; YEPES-QUINTERO et al., 2011; LIN; LIN, 2013; SANQUETTA et al., 2014). Entretanto, estudos destinados à essas investigações ainda são poucos, justamente por serem trabalhosos e onerosos (SILVA et al., 2015).

Analogamente, à quantificação da biomassa florestal, a determinação do carbono também se dá pelos métodos diretos e indiretos. Da mesma forma, o primeiro método é mais dispendioso tanto do tempo quanto de recursos financeiros. Sendo esse, realizado apenas em amostras da população e por meio dos modelos de regressão são feitas as

estimativas para a população. Também como a biomassa, o acúmulo do carbono é afetado pelo manejo, idade, genética e distribuição de tamanho (RAZO-ZARÁTE *et al.*, 2013). Isso explica as diferenças encontradas na sua determinação em espécies situadas no mesmo bioma (ALVES, 2007) ou de espécies semelhantes em áreas diferentes.

### 3.6 Modelos de Regressão

Grande parte das pesquisas científicas se concentram em descrever as relações entre variáveis que permitam encontrar explicações para um problema complexo, por meio de uma medida simples ou de fácil obtenção. Para esse fim, faz-se uso da análise de regressão, definida como uma técnica estatística que utiliza a relação entre duas ou mais variáveis, de forma que, uma variável resposta pode ser predita de outra ou outras (NETER *et al.*, 1996; KUTNER *et al.*, 2004). Com várias aplicações em problemas de diversas naturezas, essa técnica é utilizada em muitos campos, tais como, engenharia, física, ciências biológicas, química, economia, manejo e ciências sociais (MONTGOMERY *et al.*, 2013). É com essa disseminação entre áreas que, a análise de regressão torna-se a técnica mais largamente utilizada da estatística (CORDEIRO; PAULA, 1989; MONTGOMERY *et al.*, 2013).

A análise de regressão foi desenvolvida inicialmente pelo estatístico e antropólogo Britânico, Sir Francis Galton, no século XIX (CASELLA; BERGER, 2010). Galton estudava a relação entre pais altos, filhos altos e pais baixos, filhos baixos, de forma geral era o que acontecia, no entanto, notou-se que pais muito altos tinham filhos mais baixos e que pais muito baixos tinham filhos mais altos, ou seja, a altura se aproximava da média da população. Isso, mais tarde foi provado pela teoria de Hardy-Weinberg. Esse fenômeno foi chamado por Galton de regressão para a média. Ele desenvolveu uma descrição matemática dessa tendência ou "mediocridade" e foi o precursor dos atuais modelos de regressão (KUTNER *et al.*, 2004). O principal responsável pela incorporação desse termo na estatística foi seu discípulo Karl Pearson, criador da técnica analítica da correlação (CECON *et al.*, 2012).

Os modelos de regressão são desenvolvidos e classificados em três categorias básicas, conforme Neter *et al.* (1996) e Draper e Smith (1998). O argumento usado por Draper e Smith (1998) para a divisão, em classes de modelos, está vinculado à dependência dos parâmetros quando se realizam a derivada parcial em função dos parâmetros. As três classes são apresentadas a seguir;

- Modelos Lineares, são aqueles em que a derivada parcial em relação aos parâmetros do modelo não dependem de nenhum parâmetro;

- Modelos Linearizáveis, em sua essência, são modelos não lineares, porém, podem se tornar lineares por meio de uma transformação adequada;
- Modelos Não Lineares, são aqueles em que pelo menos uma das derivadas parciais depende de algum parâmetro do modelo.

A regressão ou modelo linear simples envolve apenas uma variável preditora, de modo que, a média verdadeira da variável resposta muda a uma taxa constante com o acréscimo ou decréscimo de um valor da variável preditora (RAWLINGS et al., 1998). O modelo estatístico linear é apresentado como;

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i \quad (3.1)$$

Em que,  $\beta_0$  é o intercepto,  $\beta_1$  é o coeficiente angular da reta, chamados de parâmetros do modelo, e  $\epsilon_i$  é um componente de erro aleatório. Segundo Montgomery et al. (2013), os parâmetros da regressão possuem uma interpretação usual e lógica,  $\beta_1$  é a mudança na média da distribuição de  $y$  produzida por uma unidade de mudança em  $x$ , quando  $x = 0$ , o intercepto  $\beta_0$  é a média da distribuição da resposta  $y$ . Para se fazer uso práticos desse modelos é necessário que se atenda os seus pressupostos. Estes são apresentados, conforme Hoffmann (2006);

1. Existe uma relação linear entre  $x$  e  $y$ ;
2.  $x$  não é uma variável aleatória;
3. A esperança do erro é igual a 0,  $E(\epsilon) = 0$ ;
4. Os erros são variáveis aleatórias de variância constante ( $\sigma^2$ ), hipótese de homocedasticidade dos resíduos;
5. Os erros são não correlacionados, hipótese de ausência de multicolinearidade entre as variáveis predictoras;
6. Os erros tem uma distribuição normal.

Assumindo esses pressupostos, para uma boa modelagem se deve ainda atentar para o número de observações, que deve ser maior que a quantidade de parâmetros do modelo.

Com maior complexidade e melhor representação dos fenômenos naturais os modelos de regressão não linear possuem maior aplicabilidade em problemas reais. Conforme (MONTGOMERY et al., 2013) os modelos não lineares podem ser assim representados;

$$y = f(\mathbf{x}, \theta) + \epsilon \quad (3.2)$$

Em que:  $\mathbf{x}$  é um vetor  $k$  dimensional formado por observações em variáveis preditoras,  $\theta$  é um vetor  $p \times 1$  de parâmetros desconhecidos e  $\epsilon$  é um vetor  $p \times 1$  de erros experimentais não observados diretamente, em que,  $E(\epsilon) = 0$ ,  $Var(\epsilon) = \sigma^2$  e da mesma forma dos modelos lineares, considera-se tipicamente que os erros possuem uma distribuição normal.

Ajustando-se um modelo para explicação de um fenômeno, é necessário que se faça inferências sobre os parâmetros estudados. Tratando-se de modelos não lineares essas inferências não são triviais, em geral, acontecem por aproximação em Série de Taylor na região próxima as estimativas, essas aproximações dependendo do modelo escolhido, do delineamento experimental e banco de dados, podem ser consideradas boas ou ruins (SOUSA et al., 2010; SOUSA, 2012).

O ajuste de modelos lineares e não lineares é amplamente difundido e investigado, tanto na parte teórica metodológica (XIA et al., 2015; USSET et al., 2016), quanto na parte aplicada, descrição de crescimento vegetal e animal (SOUSA et al., 2008; SIQUEIRA et al., 2009; CARVALHO et al., 2010; COSTA et al., 2012), pesquisas biológicas de genética, epidemiologia e outras (ABREU et al., 2009; KAUR et al., 2014; JANNOUNE et al., 2015; MANTOVANI et al., 2016), impactos das mudanças climática, por meio de modelos climáticos (MELLO; SILVA, 2009; GORNOTT; WECHSUNG, 2016), em pesquisas florestais (MAGALHÃES, 2014; VIBRANS et al., 2015), na agricultura (GARCIA et al., 2015; WYZYKOWSKI et al., 2015). Os modelos mais utilizados em fenômenos aplicados estão fundamentados na teoria da inferência clássica, no entanto modelos embasados na inferência bayesiana são cada vez mais utilizados (BRUNELLO; NAKANO, 2015; SILVA et al., 2013).

### 3.7 Estimação dos Parâmetros dos Modelos de Regressão

O primeiro passo, na análise de regressão, é obter as estimativas dos parâmetros (HOFFMANN, 2006), o método mais utilizado para essa estimativa é de mínimos quadrados, por ser de fácil interpretação e está fundamentado em diversos pressupostos. Esse método procura determinar o melhor ajuste para um conjunto de dados observados via minimização da soma de quadrados dos resíduos entre a curva ajustada e os valores observados (SOUSA, 2012). Na prática, diversos fenômenos não atendem esses pressupostos, as principais violações ocorrem quanto a normalidade, linearidade, homoscedasticidade e correlação dos resíduos. Dessa forma, surgiram algumas variações do método original.

### 3.7.1 Método dos Mínimos Quadrados Ordinários

Quando não há nenhuma violação aos pressupostos da análise de regressão, ou seja,  $\epsilon \sim N(0, I\sigma^2)$ , em que, a matriz de covariância é definida como  $\Sigma = I\sigma^2$ , em que  $I$  é uma matriz identidade de dimensão  $p$  e  $\sigma^2$  é a variância das observações. Segundo [Gujarati \(2003\)](#), o método dos mínimos quadrados ordinários (MQO) foi inicialmente proposto por Carl Friedrich Gauss, matemático alemão.

Para o modelo de regressão linear, ([MONTGOMERY et al., 2013](#)), apresenta o método da seguinte forma:

O modelo amostral da regressão linear é definido por;

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.3)$$

O desvio para cada par de valores  $x_i, y_i$  pode ser estabelecido como;

$$\epsilon_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i) \quad (3.4)$$

O critério do método consiste em minimizar a soma dos quadrados dos desvios, para obter as estimativas dos parâmetros,

$$S(\beta_0, \beta_1) = \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i)]^2 \quad (3.5)$$

A função tem mínimo quando suas derivadas parciais em relação aos parâmetros forem iguais a zero:

$$\left. \frac{\partial S}{\partial \beta_0} \right|_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i) = 0 \quad (3.6)$$

e

$$\left. \frac{\partial S}{\partial \beta_1} \right|_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i) x_i = 0 \quad (3.7)$$

Simplificando [3.6](#) e [3.7](#), obtemos um sistema de equações normais;

$$\begin{cases} n\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n y_i \\ \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_i + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i^2 = \sum_{i=1}^n y_i x_i \end{cases} \quad (3.8)$$

A solução para esse sistema de equações normais é

$$\hat{\beta}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} - \hat{\beta}_1 \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (3.9)$$

e

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i\right)\left(\sum_{i=1}^n x_i\right)}{n}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i\right)^2}{n}} \quad (3.10)$$

Após estimação dos parâmetros a qualidade do ajuste é obtida por meio dos resíduos da regressão.

Entretanto, quando o modelo estudado é do tipo não linear, a estimação dos parâmetros torna-se um pouco mais trabalhosa. Souza (1998), escreve o modelo na forma matricial como;

$$Y = f(\theta^0) + \epsilon \quad (3.11)$$

Em que:  $Y$  tem componentes  $y_t$ ,  $f(\theta^0)$  tem componentes  $f(x_t, \theta^0)$  e  $\epsilon$  tem componentes de  $\epsilon_t$ . Considere  $F(\theta)$  a matriz Jacobiana de  $f(\theta)$  e  $F = F(\theta^0)$ , onde  $F(\theta^0)$  é uma função vetor coluna  $n \times 1$  de um argumento  $p$  dimensional de  $\theta$ .

O estimador  $\hat{\theta}$  de mínimos quadrados de  $\theta$  é encontrado via minimização da soma de quadrados residuais,  $SSE(\theta)$ , por meio da pesquisa do mínimo em todos os valores do espaço paramétrico de  $(\theta^0 \in \Theta)$ ,

$$SSE(\theta) = \sum_{t=1}^n (y_t - f(x_t, \theta))^2 = (Y - f(\theta))'(Y - f(\theta)) \quad (3.12)$$

O estimador de mínimos quadrados de  $\hat{\theta}$  satisfaz a equação

$$\frac{\partial SSE(\theta)}{\partial \theta} = 0 \quad (3.13)$$

Derivando a equação em relação aos parâmetros deve-se ter

$$-2F'(\hat{\theta})(Y - f(\hat{\theta})) = 0 \quad (3.14)$$

Resultando que  $F'(\hat{\theta})(Y - f(\hat{\theta})) = 0$ , é o sistema de equações normais não linear. Ainda, o vetor residual  $\hat{e} = Y - f(\hat{\theta})$ , satisfaz  $F'(\hat{\theta})\hat{e} = 0$ , logo, é ortogonal às colunas da matriz Jacobiana  $F(\theta)$  calculada em  $\theta = \hat{\theta}$ . Em regressão linear  $F = F(\hat{\theta})$  desempenha o mesmo papel que a matriz  $X$ . A identificação entre  $X$  no caso linear e  $F$  no caso não linear vale em geral, isto é, todas as expressões obtidas pela inferência do modelo linear com erros normais tem uma contrapartida no caso não linear, obtida com a substituição matriz  $X$  por  $F$ . A explicação disto é que a teoria da inferência estatística de modelos não lineares é baseada na aproximação linear da função resposta, em uma vizinhança de  $\theta^0$ .

$$f(\theta) \approx f(\theta^0) + F(\theta - \theta^0) \quad (3.15)$$

Assim, encontra-se uma perfeita analogia com o modelo linear aproximante

$$Y - f(\theta^0) + F\theta^0 = F\theta + \epsilon. \quad (3.16)$$

No entanto, as equações resultantes são lineares nos parâmetros, e não existe uma solução simples. Em geral, métodos iterativos são os mais usados para estimar os valores dos parâmetros (SOUZA, 1998).

### 3.7.2 Método dos Mínimos Quadrados Ponderados

De acordo com o Teorema de Gauss-Markov os estimadores de MQO são os melhores estimadores lineares não viesados (Best Linear Unbiased Estimator - BLUE), porém na presença de heterocedasticidade as variâncias na diagonal da matriz de covariância não são mínimas, por isso o estimador não é eficiente.

Na presença de erros heterocedásticos, isto é, os resíduos não possuem variância homogênea, assim,  $\epsilon \sim N(0, V\sigma^2)$ , onde  $V$  é uma matriz diagonal, positiva definida, que pondera a variância  $\sigma^2$  (SAVIAN, 2005). Se os erros do modelo de regressão linear são heterocedásticos, a esperança do estimador de mínimos quadrados ordinários será igual ao parâmetro e convergirá em probabilidade para o parâmetro verdadeiro à medida que houver aumento no número de observações, ou seja, ele será não-viesado e consistente. No entanto, o estimador da matriz de covariância será viesado e inconsistente (CRIBARI-NETO; SOARES, 2003). Conforme (HOFFMANN, 2006), seja o modelo linear:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (3.17)$$

com a esperança do erro igual zero,  $E(\boldsymbol{\epsilon}) = 0$  e

$$E(\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}') = \mathbf{V}\sigma^2 = \begin{bmatrix} v_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & v_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & v_n \end{bmatrix} \sigma^2 \quad (3.18)$$

A matriz  $\mathbf{V}$  é diagonal e admitindo-se que os valores de  $v_j$  são conhecidos e representam o valor da variância dos resíduos. Pode-se observar que os elementos fora da diagonal principal da matriz são nulos, isso mostra que é válida a pressuposição de independência das observações, ou seja,  $E(\boldsymbol{\epsilon}_j\boldsymbol{\epsilon}_h) = 0, j \neq h$ .

Agora, definiremos a matriz diagonal como,

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

em que,

$$\lambda_j = \frac{1}{\sqrt{v_j}}, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (3.20)$$

Dessa forma, tem-se que

$$\mathbf{P}\mathbf{P} = \mathbf{V}^{-1} \quad (3.21)$$

e

$$\mathbf{V} = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{P}^{-1} \quad (3.22)$$

Agora, obtêm-se um novo modelo, multiplicando  $\mathbf{P}$  pelo modelo linear 3.17,

$$\mathbf{P}\mathbf{y} = \mathbf{P}\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{P}\boldsymbol{\epsilon} \quad (3.23)$$

O vetor dos erros no modelo 3.7 é  $\mathbf{u} = \mathbf{P}\boldsymbol{\epsilon}$ , se a  $E(\boldsymbol{\epsilon}) = 0$ , então a  $E(\mathbf{u}) = 0$ .

Lembrando que  $\mathbf{P}' = \mathbf{P}$  e que  $E(\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}') = \mathbf{V}\sigma^2$ , assim obtêm-se,

$$E(\mathbf{u}\mathbf{u}') = E(\mathbf{P}\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}'\mathbf{P}) = \mathbf{P}\mathbf{V}\mathbf{P}\sigma^2 \quad (3.24)$$

Com a definição dada em 3.22, temos que

$$E(\mathbf{u}\mathbf{u}') = \mathbf{P}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{V}\mathbf{P}\sigma^2 = \mathbf{I}\sigma^2 \quad (3.25)$$

com isso, temos que o modelo 3.23 é homocedástico.

Logo, para estimação dos parâmetros desse modelo se pode aplicar a metodologia dos mínimos quadrados ordinários, anteriormente descrita. Substituindo as matrizes  $\mathbf{y}$  e  $\mathbf{X}$  pelas respectivas  $\mathbf{P}\mathbf{y}$  e  $\mathbf{P}\mathbf{X}$ , temos:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{P}\mathbf{P}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{P}\mathbf{P}\mathbf{y} = (\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{y} \quad (3.26)$$

$$SQRes = \mathbf{y}'\mathbf{P}\mathbf{P}\mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{P}\mathbf{P}\mathbf{y} = \mathbf{y}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}\mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{y} \quad (3.27)$$

$$E[(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})'] = (\mathbf{X}'\mathbf{P}\mathbf{P}\mathbf{X})^{-1}\sigma^2 = (\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}^{-1})^{-1}\sigma^2 \quad (3.28)$$

As estimativas obtidas por meio de 3.26 serão estimativas lineares não tendenciosas de variância mínima, desde que, os erros sejam variáveis aleatórias com média zero e variância constante.

### 3.7.3 Método dos Mínimos Quadrados Generalizados

Este método foi descrito inicialmente por Alexander Aitken em 1934, é utilizado para estimar um parâmetro desconhecido quando os erros são heterocedásticos, ou quando existe certo grau de correlação entre as observações,  $\boldsymbol{\epsilon} \sim N(0, \Omega\sigma^2)$ , em que  $\Omega$  é uma matriz simétrica, positiva definida, que representa as variâncias e covariâncias dos erros. Demonstra-se esse método conforme Souza (1998). Se  $\Omega$  é positiva definida existe uma matriz  $\mathbf{P}$  não-singular tal que  $\Omega^{-1} = \mathbf{P}'\mathbf{P}$ . Obtêm-se então o modelo equivalente

$$\mathbf{P}\mathbf{Y} = \mathbf{P}\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{P}\boldsymbol{\epsilon} \quad (3.29)$$

Logo, com o teorema de Gauss-Markov satisfeito para o modelo transformado, o estimador  $\boldsymbol{\beta}$  e  $\hat{\boldsymbol{\beta}}_0$  é dado pela minimização da soma de quadrado residuais generalizada

$$SSE_G(\boldsymbol{\beta}) = (\mathbf{Y} - \mathbf{B}\boldsymbol{\beta})'\Omega^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \quad (3.30)$$

tem-se que,

$$\hat{\beta}_G = (X'\Omega^{-1}X)^{-1}X'\Omega^{-1}Y \quad (3.31)$$

e

$$Var(\hat{\beta}_G) = (X'\Omega^{-1}X)^{-1}\sigma^2 \quad (3.32)$$

A variância é estimada por

$$s_G^2 = \frac{SSE_G(\hat{\beta}_G)}{n - r} \quad (3.33)$$

Sob condições de normalidade  $\beta_G$  é também o estimador de máxima verossimilhança.

A matriz  $\Omega$  é desconhecida na maioria dos casos aplicados. Então, assume-se que  $\Omega = \Omega(\gamma)$  em que  $\gamma$  tem dimensão finita e um estimador consistente de  $\gamma$  estará disponível. Se  $\hat{\gamma}$  for esse estimador e  $\hat{\Omega} = \Omega\hat{\gamma}$ , então  $\hat{\beta}_E = (X'\hat{\Omega}^{-1}X)^{-1}X'\hat{\Omega}^{-1}Y$ . Sob algumas condições de regularidade adicionais, que devem ser atendidas para os casos específicos,  $\hat{\beta}_E$  será mais eficiente que o estimador de MQO, consistente e normal.

Os métodos de mínimos quadrados ordinários e ponderados, são casos particulares do generalizado.

### 3.7.4 Processos Iterativos

Para a estimação dos parâmetros de um modelo não linear, via mínimos quadrados, diversos métodos iterativos são citados na literatura. O método de Gauss-Newton, também chamado de método da linearização, usa uma expansão em série de Taylor para aproximar o modelo não linear com termos lineares e então faz-se uso dos MQO para estimar os parâmetros (KUTNER et al., 2004). O método Steepest-Descent ou Gradiente, é um dos mais antigos e foi proposto inicialmente por Cauchy em 1847, esse consiste em encontrar um caminho para alterar as estimativas iniciais dos parâmetros que dá uma descida rápida na soma de quadrados dos resíduos (conforme aproximada pela função), depois de cada mudança nos valores dos parâmetros, a soma de quadrados dos resíduos é novamente aproximada na vizinhança da nova solução e uma nova solução é determinada (RAWLINGS et al., 1998).

Um outro método muito utilizado é o de Marquardt, desenvolvido em 1963, reuni as melhores qualidades dos métodos anteriores, seu ajuste tende para de Gauss-Newton, se a soma dos quadrados dos resíduos é reduzido em cada etapa, e para o ajuste com uma

descida mais rápida, se a soma de quadrado dos resíduos aumenta em qualquer passo (RAWLINGS et al., 1998). Estes são os três processos que mais se destacam na literatura (BATES; WATTS, 1988), porém Souza (1998), destaca que a maior parte dos procedimentos numéricos para o cálculo de  $\hat{\theta}$  baseiam-se em modificações do método de Gauss-Newton. Esses métodos são baseados no cálculo das derivadas parciais. Segundo Mazucheli e Achcar (2002), essa característica pode restringir suas aplicações, pela complexidade nos cálculos. O mesmo autor descreve uma alternativa, calcular as derivadas numericamente, por exemplo, por meio de diferenças finitas ou usar o método conhecido como D.U.D. (*doesn't use derivatives*), proposto por Ralston e Jennrich em 1978. Esse método também é semelhante ao de Gauss-Newton, com a diferença de não exigir a especificação das derivadas parciais.

O método de Gauss-Newton é descrito conforme Souza (1998). Inicialmente, suponha que se procura uma aproximação de  $\hat{\theta}_0$  para  $\hat{\theta}$ . As expansões em série de Taylor das componentes  $f(\theta)$  na vizinhança de  $\hat{\theta}_0$  seguem,

$$f(x_t, \theta) = f(x_t, \hat{\theta}) + \frac{\partial f(x_t, \hat{\theta})}{\partial \theta'} (\theta - \hat{\theta}_0) \quad (3.34)$$

produzindo a aproximação linear

$$f(\theta) \approx f(\hat{\theta}_0) + F(\hat{\theta}_0)(\theta - \hat{\theta}_0) \quad (3.35)$$

Agora, substituindo  $f(\theta)$  por esta expressão na soma de quadrados residuais  $SSE(\theta)$  e minimizando em relação a  $\theta$ , temos

$$SSE_A(\theta) = (Y - f(\hat{\theta}_0)F(\hat{\theta}_0)(\theta - \hat{\theta}_0))'(Y - f(\hat{\theta}_0)F(\hat{\theta}_0)(\theta - \hat{\theta}_0)) \quad (3.36)$$

como  $SSE_A(\theta)$  é a soma de quadrados do resíduos associada ao modelo

$$Y - f(\hat{\theta}_0) = F(\hat{\theta}_0)(\theta - \hat{\theta}_0) + u \quad (3.37)$$

o mínimo da  $SSE_A(\theta)$  é dado por

$$\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_0 + (F'(\hat{\theta}_0)F(\hat{\theta}_0))^{-1}F'(\hat{\theta}_0)(Y - f(\hat{\theta}_0)) = \hat{\theta}_0 + d_0 \quad (3.38)$$

Essa é a base de um esquema iterativo para determinar  $\hat{\theta}$ . Com esse processo espera-se que o valor de  $\hat{\theta}_1$  seja melhor que  $\hat{\theta}_0$ , ou seja,  $SSE(\hat{\theta}_1) < SSE(\hat{\theta}_0)$  e que o processo convirja. A quantidade  $d_0$  é chamada passo de Gauss-Newton. Este método é eficiente para grande parte dos casos de regressão não linear, entretanto, em algumas

instancias, ele pode requerer um grande número de iterações para convergir ou até mesmo não convergir (NETER et al., 1996), seu sucesso depende da escolha apropriada da função resposta e de bons valores iniciais (SOUSA, 2012). Existem diversos métodos para a escolha dos valores iniciais, as principais delas são discutidas por Draper e Smith (1998).

### 3.8 Modelagem Estatística Florestal

Para se realizar um planejamento florestal eficaz é necessário possuir eficiência em modelos de predição. São nas técnicas de modelagem, que se concentram a maior parte dos estudos de manejo, pois, em geral, envolvem um grande número de variáveis como: longos períodos de tempo, variações temporais e do mercado financeiro. O tempo ideal de corte e venda da madeira, o melhor momento de adquirir novas áreas para iniciar novos plantios. Tudo isso requer um conhecimento do estoque de madeira presente e futuro, possível com os modelos de crescimento e produção (SALES et al., 2015). Os modelos empíricos são os mais desenvolvidos, pois, precisam de um número pequeno de variáveis para modelar o fenômeno.

Segundo Ribeiro et al. (2011), os modelos mais parcimoniosos devem ser escolhidos, que possuam alta precisão, poucos parâmetros de estimação e variáveis de fácil obtenção, como DAP, altura, densidade da madeira e idade. As estimativas dos parâmetros são obtidas por meio das variáveis preditoras (ASSIS, 2012). Na sua grande maioria os modelos empíricos se ajustam bem aos dados observados, com as seguintes variáveis preditoras: DAP, altura e as combinações entre (DAP \* H) e (DAP<sup>2</sup> \* H), sendo os estão mais presentes em artigos citados na literatura (FILHO et al., 2012; MIGUEL et al., 2014; MÜLLER et al., 2014; GOUVEIA et al., 2015; MENDONÇA et al., 2015; MIRANDA et al., 2015; SALES et al., 2015).

De acordo com Soares e Oliveira (2002), constataram que a variável DAP foi altamente significativa no ajuste do modelo de Schumacher e Hall, para a descrição do carbono nas partições aéreas de folha, galho, casca e fuste, já a altura foi significativa apenas para algumas variáveis. De forma análoga para o ajuste de modelos para o acúmulo da biomassa de *Eucalyptus grandis* aos 11 anos de idade, Mello e Gonçalves (2008), verificaram melhor ajuste com as variáveis DAP, altura e (DAP<sup>2</sup> \* H), sendo que a combinação entre as variáveis proporcionou um ajuste superior às demais.

Atualmente, existe interesse do setor florestal pela estimativa da massa de madeira, com o objetivo de se fazer previsões da quantidade e do indicativo de usos desses produtos, por material genético em diferentes áreas e quantidade de carbono fixado na planta, por área e idade. São essas informações que dão suporte a tomada de decisão em planejamentos

florestais (ASSIS et al., 2015).

### 3.9 Critérios para seleção de equações

Ajustados os modelos é necessário determinar a qualidade de cada ajuste para assim, destacar o melhor. Conforme Bozdogan (1987), vários aspectos devem ser levados em consideração para medir a qualidade do ajuste, busca-se o modelo mais parcimonioso, ou seja, o que melhor explique o fenômeno de interesse em função do menor número de parâmetros a serem estimados. Para essa finalidade existem diferentes metodologias de fácil obtenção e interpretação, tais como, testes de hipóteses, de correlação e critérios de informação (SOUZA, 1998).

#### 3.9.1 Coeficiente de determinação ajustado

O coeficiente de determinação é a mediada descritiva da qualidade do ajustamento (HOFFMANN, 2006). De forma genérica ele explica quanto o modelo ajustado é capaz de explicar os dados observados. O  $R_{aj}^2$  leva em consideração o número de variáveis preditoras em relação ao número de observações sua finalidade é permitir a comparação entre modelos com diferenças na quantidade de variáveis preditoras e observações. Este pode ser calculado por;

$$R_{aj}^2 = 1 - \left[ \frac{(1 - R^2)(n - i)}{(n - p)} \right] \quad (3.39)$$

$R^2$  é obtido por;

$$R^2 = 1 - \frac{SQR}{SQT} \quad (3.40)$$

Em que:

SQT = soma de quadrado total;

SQR = soma de quadrado dos resíduos;

p = número de parâmetros do modelo;

n = número de dados utilizados para ajustar o modelo;

i = refere-se a presença do intercepto, se houver  $i = 1$  senão  $i = 0$ .

De forma geral quanto mais próximo de 1 o valor de  $R_{aj}^2$ , melhor é o ajuste do modelo.

### 3.9.2 Desvio padrão residual (DPR)

O desvio padrão residual é estimado a partir do quadrado médio dos resíduos que é influenciado diretamente pelo número de repetições de um experimento. Quanto menor o DPR, melhor o modelo ajustado, esse é calculado pela seguinte expressão;

$$DPR = \sqrt{\frac{QME}{(n - p)}} \quad (3.41)$$

Em que:

QME = quadrado médio do erro;

### 3.9.3 Critérios de informação

Os critérios de informação são métricas estatísticas para comparação de modelos. Essas, são baseadas na função de máxima verossimilhança e dependentes do número de variáveis preditoras e dos dados (MUIANGA, 2014). Os critérios mais utilizados na literatura geral são, o critério de informação de Akaike (AIC) e o critério de informação Bayesiano (BIC), o índice de Furnival é um dos mais utilizados em pesquisas das Ciências Florestais.

O critério de informação desenvolvido por Akaike em 1973, (AKAIKE, 1974), origina-se da minimização da informação (ou distância) de Kullback-Leibler (K-L), que é a medida da distância do modelo verdadeiro comparado a um concorrente (BELLO, 2010). De modo geral o critério AIC verifica em primeiro lugar a adequação do modelo aos dados observados e em segundo a ordem do modelo, sendo que, o primeiro representa um valor de qualidade do ajuste e o segundo penaliza, em função da ordem do modelo.

A estimativa do AIC é dada pela seguinte expressão:

$$AIC = -2\log L(\hat{\theta}) + 2k \quad (3.42)$$

em que,

$L(\hat{\theta})$ , é o máximo da função de verossimilhança;

$K$ , é o número de parâmetros.

O critério de informação BIC publicado por Schwarz em 1978, (SCHWARZ, 1978), considera a existência de um modelo real "verdadeiro" que descreve a relação entre variável resposta e preditoras. Desse modo, o critério é definido como a estatística que maximiza a probabilidade de encontrar o modelo verdadeiro dentre todos os modelos ajustados.

O valor do critério BIC é dado pela expressão:

$$BIC = -2\log L(\hat{\theta}) + k\log(n) \quad (3.43)$$

em que,

$n$ , é o número de observação usadas no ajuste do modelo.

Segundo [Veiga e Vivanco \(2012\)](#), ambos os critérios dependem de um grande número de observações. O melhor modelo é aquele que apresentar os menores valores de AIC e BIC.

O índice de Furnival publicado em 1961, é um dos mais utilizados para diagnóstico de modelos florestais ([SILVA; BAILEY, 1991](#)). Ele pode ser usado para comparar diferentes modelos de variáveis ou pesos, baseados no conceito de máxima verossimilhança. Uma das vantagens deste índice é que ele pode refletir o tamanho do resíduo e possíveis desvios da linearidade, normalidade e homoscedasticidade ([SAMALCA, 2007](#)). Bem como, pode ser usado para comparar qualquer número de modelos em que a variável dependente,  $Y^*$ , representa diferentes transformações da variável  $Y$  original. O modelo com menor IF é o que apresenta melhor ajuste.

A expressão geral para cálculo do índice é:

$$IF = [f'(V)]^{-1} S \exp \left[ \frac{(n-p)}{2n} \right] \quad (3.44)$$

em que,

$[f'(V)]$ , é a média geométrica da primeira derivada da variável dependente em relação a  $V$ ;

$S$ , é o erro padrão residual;

$n$ , é o número de observações;

$p$ , é o número de parâmetros.

A correção  $\exp \left[ \frac{(n-p)}{2n} \right]$  foi proposta por [Silva e Bailey \(1991\)](#), com a finalidade de evitar comparações tendenciosas em favor do modelo com menos parâmetros. Os mesmos autores afirmam que se o modelo não apresenta a variável dependente transformada o índice se resume ao erro padrão residual.

### 3.10 Análise dos resíduos

Todos os testes de hipóteses realizados para verificar a plausibilidade de ajustes dos modelos de regressão se baseiam nos resíduos, sendo de fundamental importância o atendimento aos pressupostos da regressão. Se os mesmos não forem atendidos o modelo

não pode ser utilizado (MUIANGA, 2014), ou deve-se buscar métodos alternativos para o ajuste. A verificação dos pressupostos pode ser de caráter informal, por meio de gráficos dos resíduos em relação as variáveis independentes e os valores preditos, ou formal, por meio de testes estatísticos, que é uma maneira objetiva, por fornecer uma mediada numérica.

Um dos pressupostos mais importantes na análise de regressão é a presença de normalidade, assim quando se retira uma amostra da população para os modelos de testes, deve-se supor que ela segue uma distribuição normal. Pode-se constatar a normalidade dos resíduos da regressão pelo gráfico "Q-Q plot", que testa se uma distribuição empírica está em conformidade com uma teórica, de modo geral, o gráfico mostra o quantil de probabilidade esperada se a distribuição fosse normal em função dos resíduos. Além da análise gráfica foi realizado o teste de Shapiro-Wilk, que assume como hipótese nula a distribuição normal dos resíduos. Conforme Shapiro e Wilk (1965), valores calculados do teste abaixo de um  $\alpha$  pré estabelecido, indicam ausência de normalidade, a estatística do teste pode ser obtida pela seguinte expressão:

$$w = \frac{b^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})} \quad (3.45)$$

em que,

b é calculado por meio das médias, variância e covariâncias das estatísticas de uma amostra com tamanho n de uma distribuição normal;

$x_i$  são os valores ordenados de amostras;

$\bar{X}$  é a média amostral.

Em aplicações gerais dos modelos de regressão a suposição de homocedasticidade pode ser questionada. Quando esse pressuposto não é satisfeito, a perda, da eficiência no uso do método dos mínimos quadrados ordinários pode ser considerável, mais importantemente, o viés na estimação do erro padrão pode levar a inferências inválidas (BREUSCH; PAGAN, 1979). Sabe-se que a presença de heterocedasticidade em modelos de regressão leva quase certamente a estimação de parâmetros consistentes, mas ineficientes e a estimação da matriz de covariância inconsistente. Como resultado, inferências falhas são realizadas, quando estatisticamente testa-se hipóteses na presença de heterocedasticidade (WHITE, 1980). O gráfico dos resíduos em função dos valores estimados pode ser empregado para verificar se a variância dos erros são constante, ou seja, os resíduos se distribuem aleatoriamente em torno da média zero. Um dos testes mais utilizados para verificar a heterocedasticidade de um modelo é o de Breusch-Pagan, em que a hipótese nula é a que os erros tem variância constante, homocedástica, logo, se o *p-valor* for inferior a um  $\alpha$  determinado, rejeita-se a hipótese de nulidade.

A autocorrelação dos resíduos com o tempo às vezes se faz presente na modelagem de alguns fenômenos naturais. Pode-se constatar a autocorrelação plotando o gráfico dos resíduos contra o tempo ou qualquer variável que se deseja, na presença de independência dos erros, os mesmos se distribuem aleatoriamente em torno da média zero. Para essa finalidade também pode ser utilizado o teste de Durbin-Watson publicado em 1950, (DURBIN; WATSON, 1950), calculado pela expressão:

$$DW = \frac{\sum_{t=1}^n (\epsilon_t - \epsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \epsilon_t^2} \quad (3.46)$$

sendo,

$\epsilon_t$  e  $\epsilon_t^2$  são o resíduo da observação no  $t$  e  $t - 1$ .

O valor da estatística  $DW$  fica entre 0 e 4, quando o valor tende a zero indica autocorrelação negativa, mais rara de acontecer, quando o valor está mais próximo de 4 indica autocorrelação positiva, mais comum, já a não correlação ocorre quando o valor fica próximo de 2.

## 4 Material e Métodos

### 4.1 Área de estudo e planejamento amostral

O experimento foi instalado no mês de março de 2002 em uma área de 2,352 ha, na Estação Experimental do Instituto Agrônomo de Pernambuco (IPA) na cidade de Araripina (coordenadas 07° 29' 00" S e 40° 36' 00" W, altitude de 816 metros) inserida no semiárido pernambucano. O clima da região é caracterizado como BshW', semiárido, com chuvas de verão, com temperatura média de 25°C, segundo classificação de Köppen. A precipitação média anual é de aproximadamente 700 mm, com concentração de 70% entre os meses de dezembro a março (ROCHA, 2012). O solo da região é do tipo Latossolo vermelho-amarelo (ARAÚJO, 2004).

A primeira rotação do experimento foi encerrada com a colheita realizada em 2009, configurando assim um povoamento de 7,5 anos de idade. Os dados biométricos e da biomassa são provenientes da segunda rotação desse experimento coletados no mês de junho de 2015, finalizando a segunda colheita do experimento com um povoamento de 5,5 anos de idade.

Foram utilizados 15 clones de *Eucalyptus* (tratamentos) e quatro repetições, com espaçamento 3 x 2 m e delineamento inteiramente casualizado. As parcelas possuem tamanho de 14 x 21 m, com área total de 294 m<sup>2</sup>, composta por 49 árvores, ao eliminar o efeito de bordadura a parcela é composta por 25 árvores (Figura 2).

10		13	4			9	13
9		12	6	2		8	10
8		2	14	6	13		5
7		1	15	10	5	6	3
6		11		8		15	14
5	15			12	3	12	7
4	14		9	1	15		1
3	13	10	8	11	7		
2	12	5		9	14	4	11
1	11	3	7		4		2
REPETIÇÃO I		REPETIÇÃO II		REPETIÇÃO III		REPETIÇÃO IV	

Figura 2: Croqui do delineamento inteiramente ao acaso, distribuição dos 15 clones, formando 15 parcelas por repetição. Fonte: (LUNDGREN, 2011).

Para compor a amostra para quantificar a biomassa foi utilizado o processo de amostragem inteiramente aleatória, onde foram amostradas 75 árvores de dois fustes cada, distribuídas entre os 15 clones, totalizando um **n** de 150. A descrição dos clones utilizados é dada na Tabela 1.

Tabela 1: Descrição das espécies de clones de *Eucalyptus* utilizadas em experimento desenvolvido na Chapada do Araripe-PE.

Tratamento	Clone	Descrição
01	C49	Híbrido de <i>Eucalyptus tereticornis</i> (cruzamento natural)
02	C80	Híbrido de <i>E. urophylla</i> vs <i>E. tereticornis</i> de Laura (polinização controlada)
03	C315	Híbrido de <i>E. urophylla</i> vs <i>E. tereticornis</i> de Laura (polinização controlada)
04	C101	Híbrido de <i>E. urophylla</i> vs <i>E. tereticornis</i> de Laura (polinização controlada)
05	C78	Híbrido de <i>E. urophylla</i> vs <i>E. tereticornis</i> de Laura (polinização controlada)
06	C156	Híbrido de <i>E. urophylla</i> vs <i>E. tereticornis</i> vs <i>E. pellita</i> de Laura (polinização controlada)
07	C39	Híbrido de <i>E. urophylla</i> (cruzamento natural)
08	C27	Híbrido de <i>E. brassiana</i> (cruzamento natural)
09	C51	Híbrido de <i>E. urophylla</i> vs <i>E. tereticornis</i> de Laura (polinização controlada)
10	C158	Híbrido de <i>E. urophylla</i> vs <i>E. tereticornis</i> de Laura (polinização controlada)
11	C41	Híbrido de <i>E. urophylla</i> (cruzamento natural)
12	C31	Híbrido de <i>E. brassiana</i> (cruzamento natural)
13	C25	Híbrido de <i>E. brassiana</i> (cruzamento natural)
14	C33	Híbrido de <i>E. urophylla</i> (cruzamento natural)
15	C11	Híbrido de <i>E. brassiana</i> (cruzamento natural)

## 4.2 Variáveis biométricas e cubagem rigorosa

Com o auxílio de uma suta foi medido o diâmetro a altura do peito (DAP, por convenção 1,30 m em relação ao solo). Derrubadas as árvores, mediu-se a altura total e altura do fuste (considerando o fuste como a porção compreendida entre a altura de corte (30 cm) e a altura comercial). Com uso de uma fita métrica se fez medidas nos seguintes intervalos: 0,30; 0,50; 0,70; 0,90; 1,10; 1,30; 1,50; 1,70; 1,90; 2,30 e passando desse ponto foram obtidas medidas de 1,00 em 1,00 m até o fim do fuste comercial (Figura 3).

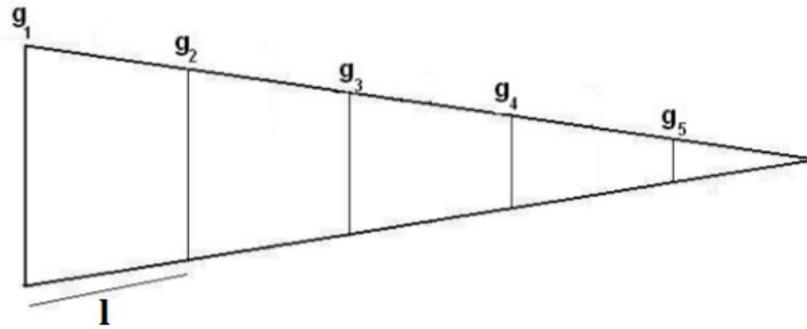


Figura 3: Esquema de cubagem de árvores pelo método de Smalian. Fonte: (SILVA; NETO, 1979)

Com uso da fórmula de Smalian calculou-se o volume para todas as seções do fuste;

$$v_i = \frac{g_1 + g_2}{2} \cdot l \quad (4.1)$$

O volume total  $V_i$  é dado por;

$$V_i = \sum_{i=1}^n v_i \quad (4.2)$$

Em que:

$V_i$  = Volume da árvore  $i$  ( $m^3$ );

$v_i$  = Volume da seção  $i$  ( $m^3$ );

$g_1$  = área basimétrica no início da seção ( $m^2$ );

$g_2$  = área basimétrica no fim da seção ( $m^2$ );

$l$  = comprimento da seção.

Dessa forma, o volume do fuste é dado pelo somatório do volume de todas as toras e a área basimétrica foi calculada por meio da seguinte fórmula;

$$g_1 = \frac{\pi \cdot d^2}{4} \quad (4.3)$$

em que,

$d$  = diâmetro da seção na posição que se pretende calcular.

### 4.3 Determinação da densidade básica da madeira

Para determinar a densidade básica da madeira (DBM) foram retirados de cada árvore derrubada, discos de 2,5 cm de espessura à 0%, 50% e 100% da altura do fuste. Em seguida, as amostras foram acondicionadas em baldes com água onde ficaram até atingirem ponto de saturação das fibras. Após saturação, foi determinado o volume verde. Para esse cálculo foi utilizado uma balança de precisão e um recipiente com água, o disco foi imerso em água sustentado por um fio ligado a uma haste de ferro, de forma a garantir que o mesmo ficasse totalmente imerso e não tocasse nenhuma das bordas do recipiente (Figura 4).



Figura 4: Esquema para determinação do volume verde em discos de madeira. Fonte: (NBR11941, 2003).

Em seguida foi determinado o peso seco dos discos em estufa com circulação de ar forçada à temperatura de  $103^{\circ}\text{C} \pm 2^{\circ}$  até atingirem peso seco constante (NBR11941, 2003). O cálculo da densidade básica foi obtido pela equação;

$$DBM = \frac{m_3}{(m_2 - m_1)} \quad (4.4)$$

em que:

$DBM$  = Densidade básica da madeira, em gramas por centímetro cúbico;

$m_1$  = Massa seca em estufa, em gramas;

$m_2$  = Massa do recipiente com água e disco imerso, em gramas;

$m_3$  = Massa do recipiente com água, em gramas;

Nesse calculo o disco equivale ao volume da água deslocada, isto é, a diferença de massa ( $m_2 - m_1$ ), considerando-se a densidade da água como um grama por centímetro cúbico ( $\text{g cm}^{-3}$ ).

#### 4.4 Cálculo da biomassa do fuste comercial

A biomassa do fuste foi determinada pela multiplicação do volume do fuste (obtido por meio do diâmetro e altura) por sua densidade básica, conforme (SOARES et al., 1996; VIEIRA et al., 2008);

$$BS_F = V \cdot DBM \quad (4.5)$$

Em que:

$BS_F$  = biomassa seca do fuste, em (Kg);

$V$  = volume rigoroso do fuste, em ( $\text{m}^3$ );

$DBM$  = densidade básica da madeira do fuste, em ( $\text{kg m}^{-3}$ ).

#### 4.5 Amostragem de componentes da parte aérea

Cada árvore amostrada foi desfolhada e as folhas foram ensacadas e pesadas. Em seguida, misturando-se as folhas, retirou-se uma amostra de 100 g sendo condicionada em saco de papel devidamente etiquetado.

Após desfolha, as amostras de árvores foram desganhadas e os galhos pesados, posteriormente, retirou-se uma amostra uniforme de 100g e da mesma forma, foram ensacados e etiquetados. Depois da cubagem rigorosa, o fuste foi descascado e suas cascas pesadas. O mesmo processo foi seguido retirando-se uma amostra de 100g, condicionado-a em saco de papel devidamente etiquetado. Um resumo é dado na Tabela 2.

A determinação da biomassa seca em componentes da parte aérea, folhas, galhos e cascas foi calculada por meio da equação proposta por Soares et al. (1996):

$$BS_{PA} = \frac{P_u(c) \cdot P_s(a)}{P_u(a)} \quad (4.6)$$

Tabela 2: Peso da biomassa amostrada por árvore e particionada em; fuste, casca do fuste, galhos e folhas.

Partição	Peso (g)
Fuste	3 discos
Casca	100g
Galhos	100g
Folhas	100g

Em que:

$BS_{PA}$  = biomassa total da parte aérea, em (kg);

$P_u(c)$  = peso úmido total no campo, em (kg);

$P_s(a)$  = peso seco da amostra, em (kg);

$P_u(a)$  = peso úmido da amostra, em (kg).

## 4.6 Teor de unidade

O métodos direto para determinação da umidade da madeira consiste na retirada da água, geralmente por processos de aquecimento, onde o teor de umidade é dado pela diferença do peso das amostras no início e no final do processo. A diferença encontrada equivale à quantidade de água retirada. O mesmo foi calculado conforme descrição em (BEZERRA-NETO; BARRETO, 2011).

## 4.7 Análise do teor de carbono

Para determinar a quantidade de carbono orgânico foram sorteadas 30 amostras para cada um dos grupos fuste, folha, galho e casca. Para cada componente foi calculado a média o desvio padrão e o coeficiente de variação e realizada a análise de variância e o teste de Scott-Knott para verificar o grupo de clones com maior teor de carbono. Para o procedimento as amostras secas foram trituradas em moinho de facas. O pó foi utilizado para determinar o teor de carbono. A análise foi realizada no Laboratório de Bioquímica Vegetal da Universidade Federal Rural de Pernambuco.

O método escolhido se fundamenta na oxidação de matéria orgânica por meio da adição de ácido sulfúrico e dicromato de potássio e em seguida quantificação do excesso de dicromato, por meio de titulação, com solução padrão de sulfato ferroso amoniacal,

conforme metodologia apresentada por [Bezerra-Neto e Barreto \(2011\)](#). A quantificação se deu por meio dos seguintes passos:

- Pesagem de 0,100 g da amostra e transferir para um tubo digestor;
- Adicionar 20 ml de dicromato de potássio 1 N e posteriormente 10 ml de ácido sulfúrico concentrado;
- Levar para digestão por 30 minutos à 170 °C, em seguida deixar esfriar por 10 minutos;
- Em um erlenmeyer de 500 ml depositar o material do tubo digestor e acrescentar 200 ml de água destilada, 10 ml de ácido fosfórico concentrado e 1 ml de difenilamina;
- Por fim, foi titulado o excesso do oxidante com solução de sulfato ferroso amoniacal 0,5 N, até viragem da cor púrpura (escura) para verde.

Os reagentes foram preparados como segue:

- **Dicromato de potássio 1 N**, pesar 49,04 g de dicromato de potássio ( $K_2Cr_2O_7$ ), o mesmo deve ser colocado em estufa para secagem a uma temperatura de 120 °C por 2 horas e posteriormente dissolver em água destilada perfazendo o volume de um litro;
- **Difenilamina**, inicialmente deve-se pesar 0,5 g de difenilamina e dissolver em 20 ml de água destilada, por fim, adicionar 100 ml de ácido sulfúrico concentrado;
- **Sulfato ferroso amoniacal 0,5 N**, deve-se pesar 196,05 g de sulfato ferroso amoniacal [ $Fe(NH_4)_2(SO_4)_2 \cdot 6H_2O$ ] em seguida dissolver em 500 ml de água destilada, posterior acrescentar 7,5 ml de ácido sulfúrico concentrado em seguida completar o volume para um litro.

Os procedimentos detalhados para realização do ensaio químico e dos cálculos são descritos em [Bezerra-Neto e Barreto \(2011\)](#).

## 4.8 Modelos para estimativas de biomassa e carbono

Com a determinação da biomassa seca e do teor de carbono para os componentes da parte aérea, procedeu-se o ajuste dos modelos de regressão para estimação dos parâmetros.

Os modelos estudados são do tipo linear, não linear e linearizáveis. Estes foram selecionados com base no uso apresentados nas principais literaturas.

Os modelos de regressão utilizados foram baseados em estudos realizados por Ratuchne (2010) e Abreu (2012), listados na Tabela 3.

Tabela 3: Modelos utilizados para ajuste dos dados de biomassa e quantidade de carbono orgânico para os clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, na Chapada do Araripe-PE.

$N^\circ$	Modelos	Autores
01	$Y_i = \beta_0 DAP_i^{\beta_1} H_i^{\beta_2} \epsilon_i$	Schumacher e Hall
02	$\ln Y_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(DAP_i^2 H_i) + \ln \epsilon_i$	Spurr
03	$Y_i = \frac{\beta_0}{1 + \beta_1 e^{(-\beta_2 DAP_i)}} + \epsilon_i$	Logístico
04	$Y_i = \frac{\beta_0}{1 + \beta_1 e^{(-\beta_2 H_i)}} + \epsilon_i$	Logístico
05	$Y_i = \beta_0 e^{\beta_1 \beta_2 DAP_i + \beta_3 H_i} + \epsilon_i$	Silva e Bailey
06	$Y_i = \beta_0 + \beta_1 DAP_i^2 + \beta_2 H_i^2 + \beta_3 DAP_i^2 H_i + \epsilon_i$	
07	$Y_i = \beta_0 + \beta_1 DAP_i + \beta_2 H_i + \epsilon_i$	
08	$Y_i = \beta_0 + \beta_1 DAP_i + \beta_2 DAP_i^2 + \beta_3 DAP_i^2 H_i + \epsilon_i$	
09	$\ln Y_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(H_i) + \ln \epsilon_i$	
10	$\ln Y_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(DAP_i^2) + \ln \epsilon_i$	
11	$Y_i = e^{\beta_0 + \beta_1 \ln DAP_i + \ln H_i^2} \epsilon_i$	

Em que,  $Y_i$  é a biomassa ou carbono, em kg;  $\beta_0$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  e  $\beta_3$  são os parâmetros dos modelos,  $\ln$  é o logaritmo natural,  $DAP_i$  é o diâmetro a altura do peito,  $H_i$  é a altura total e  $\epsilon_i$  é um erro aleatório.

## 4.9 Recursos computacionais

Os procedimentos para ajustes dos modelos foram feitos por meio da função *nls* do pacote **nlstools** *Tools for Nonlinear Regression Analysis*, (BATY; DELIGNETTE-MULLER, 2012), que é baseada no método dos mínimos quadrados ordinários. A função *gnls* do pacote **nlme** *Linear and nonlinear mixed effects models*, (PINHEIRO et al., 2014), que utiliza o método dos mínimos quadrados generalizados na estimação dos parâmetros, foi utilizada para o ajuste dos modelos na presença de erros correlacionados. O método utilizado para as iterações foi o de Gauss-Newton.

A análise de resíduos nos modelos ajustados foi também realizada no R (R Core Team, 2015). A matriz gradiente, determinada pela derivada do modelo em função do vetor de parâmetros, foi obtida com a função *lm*, permitindo a realização dos testes de Breusch-Pagan (*bptest*) e Durbin-Watson (*dwtest*), de heterocedasticidade e autocorrelação

respectivamente, implementados no pacote *lmtest*. Os gráficos dos resíduos foram obtidos por meio do pacote *nlstools*. Todo o procedimento é disponibilizado no apêndice [B](#).

## 5 Resultados e Discussão

### 5.1 Quantificação da Biomassa e do Carbono

Nesta seção, serão apresentados os resultados para teor de umidade, acúmulo de biomassa convertido para toneladas por hectare e teor de carbono em percentagem e sua concentração em toneladas por hectare, bem como, uma análise descritiva para todas as variáveis. Todas tabelas referentes a análise de variância são apresentadas no Apêndice A e os gráficos referentes a distribuição de resíduos dos modelos no Apêndice B.

#### 5.1.1 Teor de umidade para as partições aéreas e densidade básica da madeira do fuste

Todas as amostras foram obtidas no mês de junho de 2015, após o período chuvoso da região, o que pode influenciar positivamente nos resultados. O teor de umidade é inversamente proporcional à densidade da madeira e matéria seca, o conhecimento da quantidade de água presente nos tecidos vegetais é de fundamental importância, pois baixos teores de umidade indicam que existem menos espaços vazios na madeira que seriam preenchidos com água e em geral espécies selecionadas como fonte energética possuem alta densidade, isto é, maior concentração de matéria orgânica. Os resultados da percentagem de umidade, divididos por partições aéreas em, galho, folha, casca e fuste foram de 35,38, 49,62, 46,29 e 53,52% respectivamente.

A maior média para o teor de umidade foi registrada para o clone C41, híbrido de *E. urophylla* (Cruzamento natural), com média de 54,49%, enquanto que o clone C27 híbrido de *E. brassiana* (Cruzamento natural), apresentou o menor resultado com 42,21% seguido do clone C31 híbrido de *E. brassiana*, resultado semelhante ao encontrado por (ALVES, 2007), que também registrou o menor valor para o clone C31, em experimento de primeira rotação na mesma região. Os resultados são apresentados na Tabela 4.

A média geral do teor de umidade nos clones de *Eucalyptus* cultivados na Chapada do Araripe foi de 46,06%, resultado também corroborado pelo trabalho de Alves (2007), que encontrou um valor de 47,15%, levemente superior.

Tabela 4: Teor de umidade e densidade básica da madeira em clones de eucaliptos em segunda rotação, na Chapada do Araripe-PE.

Clones	Teor de Umidade (%) e DBM ( $\text{g cm}^{-3}$ )				
	Galhos	Folha	Casca	Fuste	DBM
<b>C49</b>	32,19	54,86	51,04	52,81	0,589
<b>C80</b>	35,05	46,26	49,19	50,01	0,610
<b>C315</b>	39,43	54,31	48,87	47,27	0,607
<b>C101</b>	29,27	51,30	44,33	50,71	0,647
<b>C78</b>	37,07	48,39	47,27	55,38	0,640
<b>C156</b>	37,27	51,72	45,77	52,87	0,642
<b>C39</b>	38,64	49,52	43,46	57,44	0,575
<b>C27</b>	32,52	42,08	41,22	44,87	0,580
<b>C51</b>	30,33	47,47	46,18	55,33	0,642
<b>C158</b>	34,60	42,88	44,67	58,35	0,570
<b>C41</b>	43,44	58,29	56,75	59,47	0,571
<b>C31</b>	33,28	47,68	38,40	53,03	0,601
<b>C25</b>	37,83	47,60	45,35	48,68	0,604
<b>C33</b>	36,66	53,31	49,35	57,58	0,546
<b>C11</b>	33,04	48,64	42,47	57,52	0,627
<b>Média</b>	35,38	49,62	46,29	53,42	0.601
<b>DP<sup>a</sup></b>	3,76	4,42	4,44	4,41	0.030
<b>CV<sup>b</sup></b>	10,62	8,91	9,58	8,25	4,987

<sup>a</sup> DP = Desvio Padrão

<sup>b</sup> CV = Coeficiente de Variação (%)

Segundo [Bezerra-Neto e Barreto \(2011\)](#), a quantidade de água nas plantas varia entre espécies, dentro da mesma espécie nos diferentes órgãos, com a idade da planta e localização geográfica. Os autores, indicam que a maioria das plantas lenhosas possuem aproximadamente 50% de água em seus caules. O teor de umidade registrado nessa pesquisa para a segunda rotação de 15 clones de *Eucalyptus* foi de 53,42, próximo do valor geral 50%. Valores semelhantes foram observado por, [Alves \(2007\)](#), com 51,21% para a primeira rotação do mesmo experimento e por, [Pedrosa et al. \(2013\)](#) 47,75% registrado para um plantio de *E. grandis* na região Centro-Oeste. Valores superiores foram determinado por [Oliveira et al. \(2005\)](#), com 60% de água no fuste, para a espécie *E. citriodora* em plantação de 16 anos na Estação Experimental de Anhembi, SP. Pela análise de variâncias realizada para cada componente aéreo foi identificada diferenças significativas para as partições folha e casca, Tabelas 35 e 36. As Ambas as partições tiveram dois grupos distintos com base na separação do teste de Scott-Knott, Tabelas 5 e 6. Para o componente folha os clones C41, C49, C315, C33, C156 e C101, constituíram o grupo com maior média de teor de umidade, enquanto os clones C41, C49, C33, C80, C315, C78 e C51 formaram o grupo

de maior média para teor de umidade no componente casca.

Tabela 5: Teste de Scott-Knott para comparação de médias do teor de Umidade da folha, em clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe.

Clones	Médias
C41	58,29 a
C49	54,86 a
C315	54,31 a
C33	53,31 a
C156	51,72 a
C101	51,30 a
C39	49,52 b
C11	48,64 b
C78	48,39 b
C31	47,68 b
C25	47,60 b
C51	47,47 b
C80	46,26 b
C158	42,88 b
C27	42,08 b

Médias seguidas da mesma letra não diferem estatisticamente entre si, pelo Teste de Scott-Knott, ao nível de 5% de probabilidade.

Tabela 6: Teste de Scott-Knott para comparação de médias do teor de Umidade da casca, em clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe.

Clones	Médias
C41	56,75 a
C49	51,04 a
C33	49,35 a
C80	49,19 a
C315	48,87 a
C78	47,27 a
C51	46,18 a
C156	45,77 b
C25	45,35 b
C158	44,67 b
C101	44,33 b
C39	43,46 b
C11	42,47 b
C27	41,22 b
C31	38,40 b

Médias seguidas da mesma letra não diferem estatisticamente entre si, pelo Teste de Scott-Knott, ao nível de 5% de probabilidade.

Um dos principais fatores para determinar a biomassa é o cálculo da densidade básica da madeira (DBM). Os valores da DBM para a segunda rotação dos clones estudados na Chapada do Araripe são apresentados na Tabela 4. O clone C101 (Híbrido de *E. urophylla* vs *E. tereticornis* de Laura (polinização controlada)) apresentou a maior DBM (0,647 g cm<sup>-3</sup>), enquanto que o clone C33 (Híbrido de *E. urophylla* (cruzamento natural)) apresentou a menor DBM com (0,546 g cm<sup>-3</sup>), corroborando os resultados encontrados por Alves (2007). Pelo teste F da análise de variância Tabela 37, verifica-se que houve diferença significativa entre os tratamentos. Comparando os clones pelo teste de Scott-Knott Tabela 7, o grupo que apresentou maior DBM para a Região foi constituído pelos clones C101, C156, C51, C78, C11, C80, C15, C25 e C31.

Tabela 7: Teste de Scott-Knott para comparação de médias da DBM, em clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Clones	Médias
C101	0,647 a
C156	0,642 a
C51	0,642 a
C78	0,640 a
C11	0,627 a
C80	0,610 a
C315	0,607 a
C25	0,604 a
C31	0,601 a
C49	0,589 b
C27	0,580 b
C39	0,575 b
C41	0,571 b
C158	0,570 b
C11	0,546 b

Médias seguidas da mesma letra não diferem estatisticamente entre si, pelo Teste de Scott-Knott, ao nível de 5% de probabilidade.

Por ser de fácil determinação e de fundamental importância para avaliar a qualidade da madeira, a densidade se tornou uma das características mais pesquisadas (BRUDER, 2012). No entanto, por ser uma combinação de vários fatores torna-se uma característica complexa. Possui relação direta com a dimensão das fibras, espessura da parede, volume dos vasos e parênquimas, variação na proporção da madeira em diferentes estações do ano (FOELKEL et al., 1971).

De acordo com Foelkel et al. (1971), a densidade é um importante fator para a determinação das propriedades mecânicas e físicas da madeira, influenciando na caracterização de diferentes espécies lenhosas. Desse modo, árvores da mesma espécie podem

apresentar diferenças na densidades por estarem inseridas em diferentes biomas, ou até, no mesmo bioma com diferenças de clima, solo entre outras.

Na literatura existem diversos trabalhos que apresentam as diferenças na densidade em uma mesma espécie. Hillis e Brown (1978), registraram diferentes valores para espécie de *E. pilurus*, localizadas em regiões da Austrália, com densidade variando entre 0,60 e 0,80 g cm<sup>-3</sup>. Em Minas Gerais Pádua (2009), estudando um híbrido de *E. grandis* e *E. urophylla* aos 6 anos de idade, determinou a densidade em 0,54 g cm<sup>-3</sup>, pelo método tradicional de amostragem. Segundo Ribeiro e Filho (1993), a explicação mais plausível para mudanças na densidade são as variações de idades das espécies, tendendo ao aumento com a idade até atingir o equilíbrio, formando a madeira madura, entretanto outros fatores tão ou mais importantes podem ser considerados, tais como, fatores climáticos, genéticos, solo entre outros. Os valores determinados nesta pesquisa são semelhantes aos encontrados por diversos autores, mesmo em algumas condições diferentes. Corroborando a afirmação, Bruder (2012), para *Eucalyptus* spp. encontrou resultados entre 0,62 e 0,65 g cm<sup>-3</sup> e Monteiro (2003), trabalhando com *Eucalyptus globulus*, também em segunda rotação, encontrou valores médios de DBM de 0,60 g cm<sup>-3</sup>. Dessa forma, os resultados apresentados sugerem o uso como fonte de recursos energéticos o grupo de clones que apresentaram a maior densidade DBM.

### 5.1.2 Acúmulo de biomassa nos componentes da parte aérea

Os resultados do acúmulo de biomassa para as partições aéreas dos 15 clones estudados foram extrapolados para t h<sup>-1</sup>, considerando o número de árvores na área útil da parcela, multiplicando o número de árvores por hectare pela biomassa da árvore. A biomassa média total foi estimada em 59,64 t h<sup>-1</sup>.

Considerando a produção da biomassa aérea total, o clone C39, híbrido de *E. urophylla* (cruzamento natural), resultou em cerca de duas vezes mais biomassa que o C49 híbrido de *E. tereticornis* (cruzamento natural) com 41,53 t h<sup>-1</sup>, com menor valor, no entanto não se constatou diferenças estatísticas entre a produção de biomassa seca total para os clones conforme a análise de variância apresentada na Tabela 38. Os resultados da produção de biomassa são apresentados na Tabela 8. Diferente dos resultados encontrados Alves et al. (2007), encontraram diferenças significativas para os componentes folhas, galhos e fuste. Para o componente galho foi encontrado diferenças estatísticas significativas, Tabela 39. Pelo teste de Scott-Nott, Tabela 9, destaca-se os dois grupos de clones em relação ao acúmulo de biomassa no galho.

Faria et al. (2002), estimaram a biomassa do fuste, em segunda rotação, do povoamento de *E. grandis* com 80 meses após o primeiro corte, em 41,9 t h<sup>-1</sup>. Resultados

Tabela 8: Acúmulo de biomassa seca em clones de eucaliptos, de segunda rotação, na Chapada do Araripe-PE.

Clones	Biomassa Seca (em t h <sup>-1</sup> )				
	Galhos	Folha	Casca	Fuste	Total
<b>C49</b>	8,31	6,78	5,18	21,25	41,53
<b>C80</b>	10,22	6,18	6,84	40,63	63,87
<b>C315</b>	12,01	6,09	6,19	24,88	49,17
<b>C101</b>	15,78	8,21	7,94	34,19	66,13
<b>C78</b>	20,68	9,16	8,52	39,28	77,64
<b>C156</b>	18,88	10,23	7,03	27,65	63,79
<b>C39</b>	15,91	11,73	12,05	48,48	88,16
<b>C27</b>	8,89	8,17	5,22	24,68	46,96
<b>C51</b>	10,78	5,83	5,50	24,29	46,39
<b>C158</b>	14,38	9,14	9,34	31,04	63,90
<b>C41</b>	10,73	6,22	5,36	31,75	54,06
<b>C31</b>	16,17	9,89	9,90	35,09	71,06
<b>C25</b>	12,38	9,64	7,65	28,77	58,44
<b>C33</b>	10,31	6,01	6,71	27,41	50,44
<b>C11</b>	11,72	8,97	8,11	24,33	53,12
<b>Média</b>	13,14	8,15	7,44	30,91	59,64
<b>DP<sup>a</sup></b>	3,67	1,88	1,95	7,49	12,80
<b>CV<sup>b</sup></b>	27,91	22,90	26,28	24,23	21,47

<sup>a</sup> DP = Desvio Padrão

<sup>b</sup> CV = Coeficiente de Variação (%)

semelhantes foram encontrados, a média do acúmulo da biomassa foi de 30,91 t h<sup>-1</sup> e o híbrido *E. urophylla* que mais acumulou apresentou 48,48 t h<sup>-1</sup> de biomassa no fuste. O componente madeira do tronco (fuste) apresentou a maior quantidade de biomassa, mais de 50%, seguido dos galhos, folhas e casca. Para essa pesquisa somando-se o valor da casca a esse componente, a biomassa passa à representar 65% do total. A relação geral do acúmulo em percentagem é fuste (52%), galhos (22%), folhas (13,5%) e cascas (12,5%), esse valores foram obtidos por meio da divisão da biomassa de cada componente pela total em seguida multiplicando por 100. Esses resultados mostram que houve uma pequena inversão do acúmulo nos componentes, [Alves et al. \(2007\)](#), em primeira rotação do mesmo experimento, encontrou a relação fuste, galho, casca e folhas, mostrando que houve uma inversão de casca por folhas, os demais seguem os mesmos padrões.

Comparando os resultados aqui apresentados com os de [Alves et al. \(2007\)](#), houve uma acentuada queda, de 88 para 59,64 t h<sup>-1</sup>. Uma explicação para essa queda é por se tratar da segunda rotação do experimento, entretanto o que mais acentua essa diferença foram as condições climáticas, pois, o período de 2011 à 2014 foi caracteristicamente seco.

Tabela 9: Teste de Scott-Knott para comparação de médias da quantidade de carbono do galho, em clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Clones	Médias
C39	12,05 a
C31	9,90 a
C158	9,34 a
C78	8,52 a
C11	8,11 b
C101	7,94 b
C25	7,65 b
C156	7,03 b
C80	6,84 b
C33	6,71 b
C315	6,19 b
C51	5,50 b
C41	5,36 b
C27	5,22 b
C49	5,18 b

Médias seguidas da mesma letra não diferem estatisticamente entre si, pelo Teste de Scott-Knott, ao nível de 5% de probabilidade.

A somatória dos componentes folhas e galhos, representaram 35,5% da biomassa total acima do solo. No entanto, [Alves \(2007\)](#), encontrou um valor bem abaixo, 21%, já [Schumacher \(1998\)](#), apresentou um resultado mais próximo, 28% da biomassa estava na copa, para a espécie *E. globulus* subespécie *bicostata*, aos quatro anos de idade.

Sob condições ideais de clima, o acúmulo de biomassa é superior ao determinado nessa pesquisa. [Viera et al. \(2013\)](#), determinou a biomassa total acima do solo em 198,5 t h<sup>-1</sup>, de um híbrido de *Eucalyptus urophylla* x *Eucalyptus globulus*, localizado no Horto Florestal Terra Dura, no município de Eldorado do Sul – RS. Enquanto que, estudos realizados por [Guimaraes et al. \(2015\)](#), obtiveram um valor de 121,9 t h<sup>-1</sup>, para um povoamento de *E. dunnii*, aos 4 anos de idade, também localizado no Rio Grande do Sul. [Santana et al. \(2008\)](#), constataram que a biomassa estimada varia entre regiões, ao se comparar a biomassa da parte aérea entre a região de maior com a de menor produtividade, a diferença chegou a 146 t h<sup>-1</sup>, aos sete anos. A produtividade é menor em regiões com menor disponibilidade de água.

### 5.1.3 Acúmulo do carbono nos componentes da parte aérea

O teor de carbono orgânico em percentagem encontrado nos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados em Araripina, foi em média 42,03%; 39,94%; 37,30% e 35,23%, respectivamente, para as partições fuste, galho, casca e folha, com variação entre os tratamentos estudados Tabela 10.

Tabela 10: Teor de Carbono na biomassa seca de clones de eucaliptos, em segunda rotação, na Chapada do Araripe-PE.

Clones	Teor de Carbono (em %)				
	Galhos	Folha	Casca	Fuste	Média
<b>C49</b>	41,03	37,24	36,23	42,06	39,14
<b>C80</b>	40,36	35,50	36,83	41,73	38,45
<b>C315</b>	41,00	32,17	38,16	42,48	38,12
<b>C101</b>	39,27	35,09	38,16	47,47	40,00
<b>C78</b>	40,65	34,29	37,04	41,41	38,35
<b>C156</b>	39,02	35,46	38,99	43,08	39,14
<b>C39</b>	39,01	35,99	37,04	40,99	38,26
<b>C27</b>	39,65	35,37	38,74	41,73	38,87
<b>C51</b>	40,07	34,04	37,28	41,32	38,18
<b>C158</b>	40,74	36,14	37,02	40,46	38,59
<b>C41</b>	39,28	37,15	36,86	41,16	38,61
<b>C31</b>	39,82	35,07	38,34	40,79	38,51
<b>C25</b>	39,00	34,46	37,00	43,58	38,51
<b>C33</b>	39,94	36,85	36,83	41,04	38,67
<b>C11</b>	40,21	33,67	36,93	41,20	38,00
<b>Média</b>	39,94	35,23	37,30	42,03	38,62
<b>DP<sup>a</sup></b>	0,72	1,38	0,86	1,73	0,51
<b>CV<sup>b</sup></b>	1,81	3,92	2,28	4,12	1,31

<sup>a</sup> DP = Desvio Padrão

<sup>b</sup> CV = Coeficiente de Variação

Os teores de carbono determinados nessa pesquisa, comparativamente com outros trabalhos da literatura, indicam que esses, dificilmente ultrapassam valores de 50% (SILVA et al., 2015).

O clone que apresentou maior teor de carbono foi o C101 Híbrido de *E. urophylla* x *E. tereticornis* de Laura (polinização controlada), com teor médio de 40,00%. Enquanto que, o teor médio para o experimento foi de 38,62%. Entretanto não apresentaram diferenças estatísticas. Resultado semelhante foi encontrado por Alves (2007).

Analisando as estimativas das quantidades médias de carbono presentes nos fustes, folhas, galhos e cascas, constatou-se que o fuste representa o componente aéreo da planta

com maior quantidade de carbono 55%, seguido dos galhos 22%, folhas 12% e cascas (11%). Alves (2007), determinou a mesma relação do acúmulo de carbono, fuste > galho > folha > casca. Nos resultados obtidos por Soares e Oliveira (2002), ocorreu uma inversão entre as partições casca e folha, pois os mesmos, determinaram as quantidades médias de carbono presentes nos fustes 83,24%, seguido dos galhos 6,87%, da casca 6,62% e das folhas 2,48%, em árvores de *E. grandis* W. Hill. ex-Maiden com 7 anos de idade. O fuste é responsável pela maior concentração de carbono, como visto na literatura, porém o valor apresentado nesta pesquisa foi inferior aos demais, justifica-se esse resultado por se tratar de um experimento em segunda rotação e pela idade. Segundo Gatto et al. (2011), quanto maior a idade do povoamento, maior será a proporção de carbono no fuste.

A quantidade de carbono orgânico total nos componentes da parte aérea, em segunda rotação, são apresentados na Tabela 11.

Tabela 11: Carbono total na biomassa seca dos componentes da parte aérea, em clones de eucaliptos, de segunda rotação, na chapada do Araripe-PE.

Clones	Carbono Total (em t h <sup>-1</sup> )				
	Galhos	Folha	Casca	Fuste	Total
<b>C49</b>	3,59	2,67	1,95	9,38	17,59
<b>C80</b>	4,25	2,26	2,58	17,58	26,67
<b>C315</b>	5,17	2,07	2,36	11,11	20,71
<b>C101</b>	6,59	2,96	3,19	16,91	29,64
<b>C78</b>	8,71	3,24	3,27	16,98	32,20
<b>C156</b>	7,62	3,50	2,74	12,53	26,39
<b>C39</b>	6,53	3,78	4,69	19,53	34,52
<b>C27</b>	3,68	2,93	2,10	10,94	19,65
<b>C51</b>	4,54	2,07	2,16	10,56	19,33
<b>C158</b>	5,98	3,41	3,56	13,24	26,20
<b>C41</b>	4,46	2,44	2,07	13,54	22,51
<b>C31</b>	6,63	3,68	3,97	14,99	29,27
<b>C25</b>	4,98	3,26	2,91	12,64	23,79
<b>C33</b>	4,30	2,29	2,57	11,80	20,96
<b>C11</b>	4,83	3,11	3,08	10,45	21,48
<b>Média</b>	5,46	2,92	2,88	13,61	24,86
<b>DP<sup>a</sup></b>	1,50	0,60	0,77	3,36	5,36
<b>CV<sup>b</sup></b>	27,4	20,34	26,80	24,67	21,55

<sup>a</sup> DP = Desvio Padrão

<sup>b</sup> CV = Coeficiente de Variação

Para a quantidade de carbono orgânico na biomassa as partições casca e folha não apresentaram diferenças estatísticas entre os tratamentos. Houve diferença entre os tratamentos dos componentes galho e fuste, e para o carbono total, enquanto que nas

partições folhas e casca não foram encontradas diferenças significativas entre os clones. As análises de variâncias para as partições aéreas são apresentadas nas Tabelas 40, 41, 42, 43 e 44.

Pelo teste de Scott-Knott os clones C156 e C39 não diferem entre si e diferem dos demais, para a quantidade de carbono orgânico no componente galho. O resultado do teste é apresentado na Tabela 12. Em relação as diferenças da quantidade de carbono no fuste a tabela 13 detalhas os resultados. Os clones C39, C156, C101, C80, C41, C33, C51, C78 e C27 não se diferenciaram, mas diferiram dos demais e formaram o grupo onde ocorreu o maior acúmulo. Para a quantidade de carbono total os clones C39, C156 e C101 formaram o grupo com as maiores médias se diferenciando dos demais, conforme é apresentado na tabela 14.

Tabela 12: Teste de Scott-Knott para comparação de médias da quantidade de carbono do galho, em clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Clones	Médias
C156	8,66 a
C39	7,29 a
C101	4,80 b
C51	3,68 b
C78	2,72 b
C80	2,58 b
C33	2,46 b
C158	2,42 b
C27	2,40 b
C315	2,34 b
C41	1,96 b
C25	1,90 b
C49	1,81 b
C11	1,69 b
C31	0,68 b

Médias seguidas da mesma letra não diferem estatisticamente entre si, pelo Teste de Scott-Knott, ao nível de 5% de probabilidade.

Tabela 13: Teste de Scott-Knott para comparação de médias da quantidade de carbono do fuste, em clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Clones	Médias
C39	15,70 a
C156	12,73 a
C101	11,29 a
C31	9,70 a
C41	8,79 a
C33	8,58 a
C51	8,32 a
C78	8,23 a
C27	7,31 a
C49	4,44 b
C158	3,90 b
C11	2,80 b
C315	2,76 b
C80	1,58 b
C25	1,46 b

Médias seguidas da mesma letra não diferem estatisticamente entre si, pelo Teste de Scott-Knott, ao nível de 5% de probabilidade.

Tabela 14: Teste de Scott-Knott para comparação de médias da quantidade de carbono total, em clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Clones	Médias
C39	28,32 a
C156	25,36 a
C101	20,06 a
C80	15,08 b
C51	14,91 b
C33	13,96 b
C78	13,71 b
C41	12,98 b
C27	12,60 b
C158	9,08 b
C49	8,54 b
C315	7,30 b
C11	6,66 b
C25	5,98 b
C31	3,62 b

Médias seguidas da mesma letra não diferem estatisticamente entre si, pelo Teste de Scott-Knott, ao nível de 5% de probabilidade.

Os clones C156 e C39 foram os que mais se destacaram entre os as maiores médias para a quantidade de carbono orgânico. As diferenças entre tratamentos apresentados para análise da quantidade de carbono são semelhantes às encontradas por [Alves \(2007\)](#), para o experimento de clones de *Eucalyptus* cultivados na Chapada do Araripe, em primeira rotação.

[Nutto \(2002\)](#), determina uma relação importante, uma tonelada de carbono corresponde a 3,66 toneladas de CO<sub>2</sub> assimiladas. A mesma informação foi utilizada por [Alves \(2007\)](#), na primeira rotação desse experimento. Com base nessas condições, é apresentado a quantidade de CO<sub>2</sub> assimilada pelos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, na Tabela 15.

Tabela 15: Carbono assimilado nos componentes da parte aérea por clones de eucaliptos, em segunda rotação, cultivados na chapada do Araripe-PE.

Clones	CO <sub>2</sub> assimilado (em t h <sup>-1</sup> )				
	Galhos	Folha	Casca	Fuste	Total
<b>C49</b>	13,13	9,76	7,15	34,32	64,37
<b>C80</b>	15,57	8,29	9,45	64,33	97,63
<b>C315</b>	18,92	7,56	8,64	40,67	75,80
<b>C101</b>	24,12	10,82	11,66	61,87	108,47
<b>C78</b>	31,87	11,86	11,96	62,15	117,85
<b>C156</b>	27,88	12,80	10,04	45,86	96,59
<b>C39</b>	23,88	14,26	17,17	71,47	126,78
<b>C27</b>	13,45	10,72	7,69	40,06	71,93
<b>C51</b>	16,61	7,58	7,92	38,65	70,76
<b>C158</b>	21,89	12,50	13,04	48,46	95,88
<b>C41</b>	16,32	8,94	7,57	49,57	82,40
<b>C31</b>	24,28	13,45	14,52	54,87	107,13
<b>C25</b>	18,23	11,93	10,66	46,27	87,09
<b>C33</b>	15,73	8,28	9,39	43,19	76,70
<b>C11</b>	17,69	11,40	11,27	38,26	78,62
<b>Média</b>	19,97	10,65	10,54	49,33	90,50
<b>DP<sup>a</sup></b>	5,47	2,12	2,82	11,18	18,50
<b>CV<sup>b</sup></b>	27,41	19,93	26,77	22,66	20,44

<sup>a</sup> DP = Desvio Padrão

<sup>b</sup> CV = Coeficiente de Variação

[Alves \(2007\)](#), verificou que o experimento de clones de eucaliptos, primeira rotação, cultivados em Araripina, com idade de 4,5 anos, fixou em média 141,24 t h<sup>-1</sup>, demonstrando uma alta diferença para a segunda rotação, porém esse período sofreu com as condições climáticas extremas, caracterizado por quatro anos de seca. Segundo [Mora e Garcia \(2000\)](#),

uma floresta jovem de eucaliptos em condições normais deve fixar 35 toneladas de CO<sub>2</sub> por ano.

## 5.2 Modelagem do acúmulo da biomassa e da quantidade de carbono

Foram ajustados modelos para biomassa seca e carbono orgânico total e para cada compartimento aéreo: fuste, galhos, cascas e folhas.

Foram escolhidos os modelos com melhores índices e que atendessem aos pressupostos da análise de regressão, um primeiro diagnóstico foi realizada com base na observação gráfica dos dados, considerando erros independentes e variância constante e posteriormente por testes estatísticos.

### 5.2.1 Equações para estimar a biomassa seca

Para a biomassa seca total os modelos que melhor se ajustaram foram o de Spurr (Modelo 2) o de Schumacher e Hall (Modelo 1), o modelo logístico em função apenas do DAP mostrou bom ajustamento (Modelo 3), assim como o modelo 11, com base no  $R_{aj}^2$ , critério de Akaike (AIC) e índice de Furnival (IF), na Tabela 16. O índice de Furnival permite uma melhor comparação entre modelos com variáveis transformadas e não transformadas.

Tabela 16: Critérios de seleção  $R_{aj}^2$ , AIC e IF, dos modelos escolhidos para produção de biomassa seca total.

Equações	$R_{aj}^2$	AIC	IF
<b>Equação 2</b>	0,84	-3,80	5,76
<b>Equação 1</b>	0,84	2,96	5,73
<b>Equação 3</b>	0,78	44,84	6,89
<b>Equação 11</b>	0,81	10,49	6,03

Por meio da análise gráfica dos resíduos, Figuras 5, 6, 7 e 8, respectivamente, verificou-se pelo quadro dos resíduos ou resíduos studentizados versus os valores ajustados que os resíduos se distribuem aleatoriamente em torno da média zero, indicando, a homogeneidade das variâncias, o que foi confirmado pela estimativa do teste de Breusch-Pagan na Tabela 17. A pressuposição de normalidade foi verificada pelo gráfico "Q-Q Plot" dos resíduos studentizados, para todos os modelos não existe valores extremos que se afastam da reta, indicando a existência de normalidade dos resíduos, o que foi verificado pelo teste de Shapiro-Wilk. O gráfico de autocorrelação indica a suposição de dependência

dos resíduos, mostrando um agrupamento na linha de base zero. Situação confirmada pelo teste de Durbin-Watson para todos os modelos ajustados.

Na Tabela 17, são apresentados os valores das estatísticas e os respectivos p-Valor, dos testes Breusch-Pagan, Durbin-Watson e Shapiro-Wilk, para os modelos escolhidos. Pelo teste de independência, observou-se que os resíduos não são independentes, isto é, são autocorrelacionados a um nível de 5% de probabilidade.

Tabela 17: Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-Valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca total.

Equações	Shapiro		Bresuch		Durbin	
	Wilk	p-Valor	Pagan	p-Valor	Watson	p-Valor
<b>Equação 2</b>	0,98	0,41	3,19	0,07	0,88	<0,05
<b>Equação 1</b>	0,98	0,41	3,59	0,16	0,92	<0,05
<b>Equação 3</b>	0,98	0,07	7,09	0,02	0,97	<0,05
<b>Equação 11</b>	0,98	0,11	6,51	0,04	1,00	<0,05

Para a biomassa seca do componente aéreo folha foram selecionados o modelo 2 com critérios 0,86; 175,24 e 1,63 e o modelo 10, com os critérios 0,85; 181,67 e 1,63, de  $R^2aj$ , AIC e IF, respectivamente. A distribuição gráfica dos resíduos desses modelos é apresentado na figura 9 e 10. Os mesmos apresentaram normalidade dos resíduos, homogeneidade das variâncias, no entanto, da mesma forma do que aconteceu para a biomassa seca total, os resíduos mostraram-se autocorrelacionados. Os resultados dos testes estatísticos são apresentados na Tabela 18.

Tabela 18: Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-Valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca da folha.

Equações	Shapiro		Bresuch		Durbin	
	Wilk	p-Valor	Pagan	p-Valor	Watson	p-Valor
<b>Equação 2</b>	0,98	0,37	2,82	0,09	1,38	<0,05
<b>Equação 11</b>	0,98	0,28	3,32	0,06	1,33	<0,05

O modelo de Shumacher e Hall (1) com índices 0,96; 167,57 e 2,22 e o Logístico em função da variável altura (4), com os índices 0,96; 174,42 e 2,28 de  $R^2aj$ , AIC e IF, respectivamente, foram os que melhor se ajustaram para a produção de biomassa seca dos galhos. Ambos os modelos apresentaram distribuição normal dos resíduos, mostrando que não existe muitos pontos fora da reta, no entanto, as pressuposições de homocedasticidade das variâncias e independência dos resíduos não foram atendidas. As estimativas da

estatística dos testes realizados são apresentados na Tabela 19. As análises dos resíduos é mostrada nas figuras 11 e 12.

Tabela 19: Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-Valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca dos galhos.

Equações	Shapiro		Bresuch		Durbin	
	Wilk	p-Valor	Pagan	p-Valor	Watson	p-Valor
<b>Equação 1</b>	0,98	0,45	7,6	0,02	0,62	<0,05
<b>Equação 4</b>	0,99	0,61	8,74	0,01	0,6	<0,05

Os modelos ajustados para biomassa seca da casca, apresentam distribuições dos resíduos tendendo a normalidade e suas variâncias com a mesma amplitude, isto é, homocedástica, porém os resíduos são correlacionados. O modelos que apresentaram os melhores índices foram o de Schumarcher e Hall (1) com critérios 0,88; 112,65 e 1,11 e o modelo 9, com os critérios 0,87; 116,44 e 1,13, de  $R^2_{aj}$ , AIC e IF, respectivamente. Os resultados dos testes estatísticos são apresentados na Tabela 19. Os gráficos dos resíduos é disponível nas figuras 13 e 14.

Tabela 20: Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca da casca.

Equações	Shapiro		Bresuch		Durbin	
	Wilk	p-Valor	Pagan	p-Valor	Watson	p-Valor
<b>Equação 1</b>	0,98	0,23	2,90	0,23	1,28	<0,05
<b>Equação 9</b>	0,98	0,29	2,98	0,08	1,22	<0,05

Para a biomassa seca do fuste os modelos que melhor representaram seu acúmulo foram o **2** e **8** com os respectivos índices 0,91; 46,46 e 3,02 e 0,91; 619,59 e 1,87 de  $R^2_{aj}$ , AIC e IF. A distribuição gráfica dos resíduos (figuras 15 e 16), mostra que a suposição de normalidade foi atendida comprovada pelo teste de Shapiro-Wilk na Tabela 21, no entanto as variâncias não são constantes e seguindo o que aconteceu com os demais modelos os erros são correlacionados.

Tabela 21: Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-Valor dos resíduos das equações escolhidas para produção de biomassa seca do fuste.

Equações	Shapiro		Bresuch		Durbin	
	Wilk	p-Valor	Pagan	p-Valor	Watson	p-Valor
<b>Equação 2</b>	0,95	0,0001	1,90	0,167	0,34	<0,05
<b>Equação 8</b>	0,97	0,006	21,24	0,00	1,38	<0,05

Diante do não atendimento de algumas pressuposições, realizou-se o ajuste pelo método dos mínimos quadrados generalizados.

Após o ajuste dos modelos, verifica-se pelo teste de Shapiro-Wilk, conforme Tabela 22, que os erros apresentaram distribuição normal, indicando que para biomassa seca total o ajuste pelo método se mostrou adequado. Na mesma Tabela 22, são apresentadas os coeficientes e as equações que descrevem o acúmulo de biomassa seca de *Eucalyptus spp.*, com erros correlacionados.

Tabela 22: Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca total.

Modelos	Equações	S-W	p-Valor
<b>2</b>	$\log(\hat{y}_i) = -1,792 + 0,758 \cdot \log(DAP_i H_i)$	0,96	0,81
<b>1</b>	$\log(\hat{y}_i) = -1,916 + 1,437 \cdot \log(DAP_i) + 0,881 \cdot \log(H_i)$	0,96	0,86
<b>3</b>	$\hat{y}_i = \frac{5,730}{1+14,443e^{-1,3803 \cdot DAP_i}}$	0,95	0,75
<b>11</b>	$\log(\hat{y}_i) = e^{-0,804+0,594 \cdot \log(DAP_i)+0,156 \cdot \log(H^2)}$	0,96	0,83

\* Todos os coeficientes foram significativos em 5% pelo teste t.

Para o componente biomassa seca da folha, modelada pelo método dos mínimos quadrados generalizados a distribuição dos resíduos tende a normalidade, os resultados do teste estatístico e os valores dos coeficientes para cada equação são apresentados na Tabela 23.

Tabela 23: Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca da folha.

Modelos	Equações	S-W	p-Valor
<b>2</b>	$\log(\hat{y}_i) = -1,841 + 0,435 \cdot \log(DAP_i H_i)$	0,99	0,98
<b>10</b>	$\log(\hat{y}_i) = -1,213 + 0,527 \cdot \log(DAP_i^2)$	0,98	0,94

\* Todos os coeficientes foram significativos em 5% pelo teste t.

As melhores equações para estimar a biomassa aérea do componente galhos, assim como, os resultados do teste de normalidade estão dispostos na Tabela 24. Estas equações

foram obtidas por meio dos modelos de Schumacher e Hall e do Logístico em função apenas da altura total.

Tabela 24: Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca dos galhos.

Modelos	Equações	S-W	p-Valor
<b>1</b>	$\log(\hat{y}_i) = -3,814 + 0,653 \cdot \log(DAP_i) + 1,661 \cdot \log(H_i)$	0,98	0,97
<b>4</b>	$\hat{y}_i = \frac{1,674}{1+2,116e^{-0,127 \cdot H_i}}$	0,99	0,61

\* Todos os coeficientes foram significativos em 5% pelo teste t.

A Tabela 25 apresenta as estatísticas e os parâmetros estimados para o ajuste dos modelos 1 e 9 referente ao componente biomassa seca da casca.

Tabela 25: Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca da casca.

Modelos	Equações	S-W	p-Valor
<b>1</b>	$\log(\hat{y}_i) = -4,481 + 0,356 \cdot \log(DAP_i) + 1,992 \cdot \log(H_i)$	0,97	0,90
<b>9</b>	$\log(\hat{y}_i) = -4,443 + 2,269 \cdot \log(H_i)$	0,98	0,94

\* Todos os coeficientes foram significativos em 5% pelo teste t.

Após o ajuste dos modelos para biomassa seca do fuste, a hipótese de normalidade foi atendida, as equações que apresentaram as melhores estatísticas estão contidas na Tabela 26.

Tabela 26: Estimativas da estatística do teste de Shapiro-Wilk(S-W) dos resíduos, o p-Valor e os coeficientes das equações para estimar a produção de biomassa seca do fuste.

Modelos	Equações	S-W	p-Valor
<b>2</b>	$\log(\hat{y}_i) = -3,658 + 0,989 \cdot \log(DAP_i H_i)$	0,96	0,81
<b>8</b>	$\hat{y}_i = -0,862 + 0,097DAP_i + 0,131DAP_i^2 + 0,012DAP_i^2 H_i$	0,97	0,92

\* Todos os coeficientes foram significativos em 5% pelo teste t.

Vários modelos já foram ajustados para a biomassa seca de *Eucalyptus*, no entanto essa plantações possuem características diferentes das cultivadas na região semiárida.

Os resultado encontrados nessa pesquisa se comparam com os de Abreu (2012), em estudo com Biomassa total de espécies nativas presentes no semiárido Nordeste.

Os modelos escolhidos para descrever a biomassa nessa pesquisa apresentaram os melhores índices dentre os demais, no entanto, diversos modelos apresentaram bons

ajustes, com semelhanças entre si. A maior parte dos modelos escolhidos são combinações das variáveis DAP e H, Mello e Gonçalves (2008) também obtiveram ótimas estimativas para a biomassa total, do fuste, casca e folhas quando utilizaram essas variáveis e suas combinações. Satoo e Madgwick (1982) sugeriram que, além do DAP e H como variáveis preditoras, outras poderiam ser adicionadas, como a altura e o diâmetro da copa e a área basal do alburno, para se obter melhores estimativas.

Se tratando da autocorrelação dos resíduos, essa foi verificada para a estimação do volume de *Eucalyptus* do mesmo experimento por Gouveia et al. (2015). Os modelos mistos podem ser utilizados para produzir estimativas mais eficientes, como foi sugerido pelo autor.

Ratuchne (2010), obteve melhores ajustes para a biomassa seca total e do fuste, enquanto que a biomassa da casca, galhos e folhas resultaram em equações com menor poder preditivo, em trabalho realizado com plantas de uma floresta Ombrófila Mista.

Com relação aos modelos estudados nessa pesquisa, os mesmos também mostraram bons resultados em trabalho realizado por Sanquetta et al. (2001) para um povoamento de *Pinus taeda* situado no Sul do Estado do Paraná. Os mesmos, destacaram que os melhores ajustes foram encontrados para biomassa do fuste e, de modo geral, os ajustes variaram de bons a razoáveis. Sanquetta e Balbinot (2004), também destacam o uso desses modelos, indicando bons ajustes e semelhanças entre eles.

### 5.2.2 Equações para estimar a quantidade de carbono

Para a quantidade de carbono orgânico total os modelos que melhor se ajustaram foram o 8 e 11, com os seguintes critérios 0,81; 153,35 e 2,83 e com 0,83; 151,49 e 2,78 de  $R^2_{aj}$ , AIC e IF, respectivamente. Observou-se pelo teste de normalidade, que o p-Valor do teste de Shapiro-Wilk foi maior que 0,05 para ambos os modelos, concluindo que os resíduos do modelo seguem uma distribuição normal. No teste de homogeneidade dos resíduos, observou-se que o p-Valor do teste de Breusch-Pagan é superior a 0,05, indicando que os resíduos possuem uma variância constante a um nível de significância de 5%. E, no teste de independência, constatou-se que os resíduos são independentes, isto é, não são autocorrelacionados pelo teste de Durbin-Watson a um nível de significância de 5%. As Figuras 17 e 18 expõe a análise gráfica dos resíduos. Na Tabela 27, são apresentadas as equações com os respectivos coeficientes.

Tabela 27: Equações para estimar a quantidade de carbono orgânico total.

Modelos	Equações
8	$\hat{y}_i = -8,069 + 4,414DAP_i - 0,511DAP_i^2 + 0,036DAP_i^2 H_i$
11	$\hat{y}_i = e^{-2,645+1,085 \cdot \log(DAP_i)+0,679 \cdot \log(H_i^2)}$

\* Todos os coeficientes foram significativos em 5% pelo teste t.

Na Tabela 28, são detalhados os valores das estatísticas e os respectivos p-Valor, dos testes Breusch-Pagan, Durbin-Watson e Shapiro-Wilk, para os modelos escolhidos.

Tabela 28: Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos dos modelos escolhidos para quantidade de carbono orgânico total.

equações	Shapiro		Bresuch		Durbin	
	Wilk	p-Valor	Pagan	p-Valor	Watson	p-Valor
Equação 8	0,97	0,65	7,80	0,051	1,89	0,31
Equação 11	0,97	0,62	4,77	0,09	1,75	0,20

Para a quantidade de carbono na folha não foi encontrado bons ajustes para nenhum dos modelos estudados.

Se tratando da quantidade de carbono na casca os modelos 06 e 11 apresentaram os melhores índices de ajuste, com os critérios 0,72; 28,17 e 0,35 e com 0,71; 27,54 e 3,5 de  $^2aj$ , AIC e IF, respectivamente. A distribuição dos resíduos é apresentada nas figuras 19 e 20. A Tabela 29, contém as melhores equações com seus coeficientes.

Tabela 29: Equações para estimar a quantidade de carbono orgânico da casca.

Modelos	Equações
6	$\hat{y}_i = 0,344 - 0,011DAP_i^2 + 0,007H_i^2 + 0,001DAP_i^2 H_i$
11	$\hat{y}_i = e^{-4,167+0,371 \cdot \log(DAP_i)+0,820 \cdot \log(H_i^2)}$

\* Todos os coeficientes foram significativos em 5% pelo teste t.

Na Tabela 30, são apresentados os valores das estatísticas e os respectivos p-Valor, dos testes realizados.

Tabela 30: Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos das equações escolhidas para quantidade de carbono orgânico da casca.

Equações	Shapiro		Bresuch		Durbin	
	Wilk	p-Valor	Pagan	p-Valor	Watson	p-Valor
Equação 06	0,98	0,88	5,35	0,14	2,31	0,74
Equação 11	0,97	0,70	2,65	0,26	2,16	0,62

Para o componente galho as melhores equações para a descrição do carbono orgânico foram obtidas por meio dos modelos 2 e 11, que obtiveram os índices 0,93; 46,84 e 1,71 e com 0,93; 46,07 e 1,63 de  $^2aj$ , AIC e IF, respectivamente. As figuras 21 e 22 mostram a aderência dos modelos aos pressupostos da análise de regressão. As equações para estimar a quantidade de carbono orgânico no galho juntamente com seus coeficientes são dispostas na Tabela 31.

Tabela 31: Equações para estimar a quantidade de carbono orgânico dos galhos.

Modelos	Equações
<b>2</b>	$\log(\hat{y}_i) = -3,647 + 0,742 \log(DAP_i^2 H_i)$
<b>11</b>	$\hat{y}_i = e^{-7,272+0,639 \cdot \log(DAP_i)+1,271 \cdot \log(H_i^2)}$

\* Todos os coeficientes foram significativos em 5% pelo teste t.

Os valores das estatísticas e os respectivos p-Valor, dos testes realizados, são apresentados na Tabela 32.

Tabela 32: Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos das equações escolhidas para quantidade de carbono orgânico nos galhos.

Equações	Shapiro		Bresuch		Durbin	
	Wilk	p-Valor	Pagan	p-Valor	Watson	p-Valor
<b>Equação 2</b>	0,98	0,90	3,84	0,05	1,54	0,09
<b>Equação 11</b>	0,95	0,24	6,27	0,05	1,72	0,18

O carbono orgânico acumulado no fuste foi melhor descrito por meio dos modelos 6 e 8, apresentando os respectivos índices de ajuste 0,79; 133,26 e 2,02 e com 0,81; 129,27 e 1,29 de  $^2aj$ , AIC e IF. Ambos os modelos atenderam a todos os pressupostos da análise de regressão confirmada pela análise gráfica dos resíduos nas figuras 23 e 24. As equações as estimativas dos parâmetros estão contidas na Tabela 33.

Tabela 33: Equações para estimar a quantidade de carbono orgânico do fuste.

Modelos	Equações
<b>6</b>	$\hat{y}_i = -0,225 + 0,097DAP_i^2 + 0,052H_i^2 + 0,0003DAP_i^2 H_i$
<b>8</b>	$\hat{y}_i = -12,833 + 4,715DAP_i - 0,457DAP_i^2 + 0,021DAP_i^2 H_i$

\* Todos os coeficientes foram significativos em 5% pelo teste t.

Os valores das estatísticas e os respectivos p-Valor, dos testes realizados, são apresentados na Tabela 34.

Tabela 34: Valores das estatísticas dos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson e os respectivos p-valor dos resíduos das equações escolhidas para quantidade de carbono orgânico no fuste.

Equações	Shapiro		Bresuch		Durbin	
	Wilk	p-Valor	Pagan	p-Valor	Watson	p-Valor
Equação 6	0,94	0,10	5,77	0,12	1,72	0,16
Equação 8	0,93	0,07	5,16	0,15	1,94	0,35

O bom ajuste dos modelos, conforme os índices e testes estatísticos, indicam que o estoque de carbono está altamente correlacionado com as variáveis predictoras DAP e H.

Assis (2012), também obteve bons ajustes de modelos para a quantificação de carbono orgânico em clones de *Eucalyptus*, particionados em fuste, folhas, galhos e cascas e com diferentes idades.

Trabalhando com espécies de *Eucalyptus*, em São paulo, para estimar o estoque de carbono Silva et al. (2015) considerou os modelos ajustados precisos para aquela região. Os modelos apresentaram o coeficiente de determinação ajustado ( $R_{aj}^2$ ) em média de 97,0% e e Raiz Quadrada do Erro Médio (RMSE%) na ordem de 11,04 a 12,38%. Com a finalidade de estimar o carbono em uma área de reflorestamento Miranda et al. (2015), obtiveram ajustes satisfatórios para o modelos de Schumarcher e Hall e o de Spurr. Nessa pesquisa, esses modelos apresentaram bons resultados para estimar a biomassa seca, assim como o logístico e o modelo 20, enquanto que, para o carbono os modelos 6 e 14 resultaram em melhores estimativas.

Sanquetta et al. (2014), encontraram equações de regressão para estimativa do carbono de *Araucaria angustifolia*, em função de DAP e H, que se ajustaram bem aos dados e gerarão estimativas acuradas. Os modelos ajustados, em função do DAP, da Ht e de suas combinações, para os clones de *Eucalyptus* da Chapada do Araripe também apresentaram melhores índices.

Para o estoque de carbono de *Eucalyptus* ssp. no Rio Grande do Sul Schumacher e Witshoreck (2004), obtiveram bons ajustes, com os valores de  $R_{aj}^2$  variando entre 0,71 e 0,99 e com o erro padrão de estimativa variando entre 2,4 e 39,2. Os mesmos destacaram a alta correlação do estoque de carbono com as variáveis DAP e H.

O ajuste desses modelos para a estimativa da quantidade de carbono em plantações de *Eucalyptus* localizadas na Região semiárida permitirá o desenvolvimento de pesquisas maiores, que necessitam de dados locais precisos. Uma tendência atual, é o uso de

simuladores computacionais para estimar a dinâmica do carbono e emissões de gases de efeito estufa em diversos ecossistemas (LEITE et al., 2015). Para um desenvolvimento mais amplo dessas pesquisas e para a produção de modelos mais acurados, os autores citados, afirmam que é necessário obter bancos de dados locais e regionais mais precisos.

## 6 Conclusões

O clone mais produtivo foi o tratamento 7, híbrido de *E. urophylla* cruzamento natural. Bem como, o que mais acumulou carbono na biomassa.

Para biomassa seca as equações apresentaram estatísticas significativas, porém, os erros mostraram-se correlacionados. A modelagem pelo método dos mínimos quadrados generalizados supriu essa deficiência e promoveu bons ajustes para os modelos.

Para a quantidade de carbono foi possível gerar equações que atendessem todos os pressupostos da análise de regressão e com boas estimativas, não sendo possível obter bons ajustes apenas para a quantidade de carbono na folha.

Os modelos que possuem como entrada as variáveis preditoras DAP, H e suas combinações se ajustaram melhor aos dados de biomassa e carbono.

De modo geral, foram criadas equações para estimar biomassa e quantidade de carbono em clones de *Eucalyptus* de maior valor de importância para estimativas em regiões semiáridas.

## Referências Bibliográficas

- ABRAF. **Anuário estatístico da ABRAF 2013 ano base 2012**. Brasília, 2013. 142 p.
- ABREU, J. C. **Modelagem da biomassa e de nutrientes de espécies da Caatinga no Município de Floresta-PE**. 111 p. Dissertação (Ciências Florestais) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, out 2012.
- ABREU, M. N. S.; SIQUEIRA, A. L.; CAIAFFA, W. T. Ordinal logistic regression in epidemiological studies. **Revista de Saude publica**, v. 43, n. 1, p. 183–194, 2009.
- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **Automatic Control, IEEE Transactions on**, Ieee, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.
- ALBUQUERQUE, J. L. **Diagnóstico ambiental e questões estratégicas: Uma análise cosiderando o Pólo gesseiro do sertão do Araripe-Estado de Pernambuco**. 204 p. Tese (Ciências Florestais) — Universidade Federal do Paraná, Centro de Ciências Florestais e da Madeira, 2002.
- ALVES, A. M. C. **Quantificação da produção de biomassa e do teor de carbono fixado por clones de Eucalipto, no pólo gesseiro do Araripe-PE**. 75 p. Dissertação (Ciências Florestais) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de Ciências Florestais, 2007.
- ALVES, A. M. C. et al. Quantificação da produção de biomassa em clones de eucaliptos com 4,5 anos, no polo gesseiro do araripe-pe. **Revista de Ciências Agrárias**, n. 48, p. 161–173, jul/dez 2007.
- AMATA. **Mercado Florestas Plantadas**. São Paulo: [s.n.], 2009. Disponível em: <[www.amatabrasil.com.br/download-arquivo?id=588](http://www.amatabrasil.com.br/download-arquivo?id=588)>.
- ANDRADE, E. N. **Manual do Plantador de Eucalyptos**. São Paulo: Typographia Brazil de Rothschild e Comp., 1911. 339 p.
- ARAÚJO, S. M. S. **O Pólo Gesseiro do Araripe: unidades geo-ambientais e impactos da mineração**. 259 p. Tese (Doutorado em Geociências) — Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2004.
- ARAUJO, K. D. et al. Caracterizacao do sistema de exploracao da caatinga em sao joao do cariri pb. **Geografia**, v. 19, n. 12, p. 175–189, 2010.
- ASSIS, M. R. **Modelagem da biomassa seca e estoque de carbono total em *Eucalyptus* considerando diferentes estágios iniciais de crescimento**. 197 p. Dissertação (Ciência e Tecnologia da Madceira) — Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2012.

- ASSIS, M. R. et al. Modelagem da biomassa e do estoque de carbono em plantas jovens de eucalyptus modeling of biomass and carbon stock in young eucalyptus. **Scientia Forestalis**, v. 43, n. 105, p. 1–13, mar 2015.
- BACCINI, A. et al. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. **Nature Climate Change**, v. 2, p. 182–185, 2012.
- BARROS, K. N. N. O. **Abordagem clássica e Bayesiana em modelos simétricos transformados aplicados à estimativa de crescimento em altura de *Eucalyptus urophylla* no Pólo gesseiro do Araripe**. 86 p. Dissertação (Biometria e Estatística Aplicada) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de Estatística e Informática, 2010.
- BATES, D. M.; WATTS, D. G. **Nonlinear regression analysis and its applications**. New York, NY: Wiley Online Library, 1988. 365 p.
- BATY, F.; DELIGNETTE-MULLER, M.-L. nlstools: Tools for nonlinear regression diagnostics. Available fom: <http://cran.r-project.org/web/packages/nlstools>, 2012.
- BELLO, L. H. A. D. **Modelagem em experimentos mistura-processo para otimização de processos industriais**. 155 p. Tese (Doutorado) — PUC-Rio, 2010.
- BERGER, R. **Crescimento e qualidade da madeira de um clone de *Eucalyptus saligna* SMITH sob o efeito do espaçamento e da fertilização**. 126 p. Dissertação (Engenharia Florestal) — Universidade Federal de Santa Maria, 2000.
- BEZERRA-NETO, E.; BARRETO, L. P. **Análises químicas e bioquímicas em plantas**. Recife: Editora Universitaria da UFRPE, 2011. 266 p.
- BOZDOGAN, H. Model selection and akaike's information criterion (aic): The general theory and its analytical extensions. **Psychometrika**, v. 52, n. 3, p. 345–370, 1987.
- BRASIL, M. M. E. **Pérfil da Gipsita**. 34 p. (Relatório Técnico n. 34), Brasília, 2009.
- BREUSCH, T. S.; PAGAN, A. R. A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, p. 1287–1294, 1979.
- BROWN, S. **Estimating biomass and biomass change of tropical forests**. FAO. 55 p. (Informe Montes n.134). Roma, Italia, 1997.
- BRUDER, E. M. **Métodos de determinação da densidade básica e aparente da madeira de *Eucalyptus* sp**. 113 p. Dissertação (Agronomia) — Faculdade de Ciências Agrônômicas da Unesp – Câmpus de Botucatu, Botucatu, SP, 2012.
- BRUNELLO, G.; NAKANO, E. Inferência bayesiana no modelo weibull discreto em dados com presença de censura. **TEMA (São Carlos)**, v. 16, n. 2, p. 97–110, 2015.
- BURKHART, H. E.; TOMÉ, M. **Modeling Forest Trees and Stands**. Dordrecht, New York: Springer, 2012. 460 p.

- CALDEIRA, M. V. W. et al. Determinação de carbono orgânico em povoamento de acácia mearnsii de wild. plantados no rio grande do sul. **Revista Acadêmica: ciências agrárias e ambientais**, v. 1, n. 2, p. 47–54, abr/jan 2003.
- CARVALHO, L. R. d.; PINHO, S. Z. d.; MISCHAN, M. M. Methods to verify parameter equality in nonlinear regression models. **Scientia Agricola**, v. 67, n. 2, p. 218–222, 2010.
- CASELLA, G.; BERGER, R. L. **Inferência Estatística**. 2. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2010. 588 p.
- CASSOL, H. L. G. **Estimativa de biomassa e estoque de carbono em fragmento de floresta ombrófila mista com uso de dados ópticos de sensores remotos**. 143 p. Dissertação (Sensoriamento Remoto) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013.
- CECON, P. R. et al. **Métodos Estatísticos**. Viçosa, MG: Editora Universitaria da UFV, 2012. 229 p.
- CHANDLER, D.; HANSON, R. **Brazilian experienses in production of *Eucalyptus* for energy**. 1. ed. Brasília, DF Winrock International: Morrilton/Arkansas, 1998. 148 p.
- CHAVE, J. et al. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. **Oecologia**, v. 145, n. 1, p. 87–99, 2005.
- CORDEIRO, G. M.; PAULA, G. A. **Modelos de regressão para análise de dados univariados**. Rio de Janeiro: IMPA, 1989. 364 p.
- CORTE, A. P. D.; SANQUETTA, C. R. Quantificação do estoque de carbono fixado em reflorestamento de pinus na área de domínio da floresta ombrófila mista no paraná. **Cerne**, v. 13, n. 1, p. 32–39, jan/mar 2007.
- COSTA, J. C. A. **Fixação de carbono e produção de biomassa pela cupiúva (*Tapirira guianensis* Aubl.), em um fragmento manejado de Mata Atlântica Município de Goiana-PE**. 119 p. Dissertação (Ci encia Florestais) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, PE, 2004.
- COSTA, T. R. et al. Modelos lineares mistos: Uma aplicação na curva de lactação de vacas da raça sindi. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 30, n. 1, p. 23–49, 2012.
- CRIBARI-NETO, F.; SOARES, A. C. N. Inferência em modelos heterocedásticos. **Revista Brasileira de Economia**, v. 57, n. 2, p. 319–335, 2003.
- DOUTERLUNGNE, D. et al. Ecuaciones alométricas para estimar biomasa y carbono de cuatro especies leñosas neotropicales con potencial para restauración. **Agrociencia**, v. 47, p. 385–397, 2013.
- DRAPER, N.; SMITH, H. **Applied Regression Analysis**. 3. ed. New York, USA: John Wiley e Sons, 1998. 736 p.

- DRUMOND, M. A. et al. Estratégias para o uso sustentável da biodiversidade da caatinga. In: EMBRAPA/CPATSA, UFPE E CONSERVATION INTERNATIONAL DO BRASIL. **Seminário para avaliação e identificação de ações prioritárias para a conservação, utilização sustentável e repartição de benefícios da biodiversidade do bioma Caatinga**. Petrolina, 2000. p. 23.
- DURBIN, J.; WATSON, G. S. Testing for serial correlation in least squares regression. i. **Biometrika**, v. 37, n. 3-4, p. 409–428, 1950.
- EAMUS, D.; MCGUINNESS, K.; BURROWS, W. **Review of Allometric Relationships for Estimating Woody Biomass for Queensland, the Northern Territory and Western Australia**. National Carbon accounting system. 56 p. (Technical report, n. 5)., 2000.
- FARGIONE, J. et al. Land clearing and the biofuel carbon debt. **Science**, v. 319, p. 1235–1238, 2008.
- FARIA, G. E. et al. Produção e estado nutricional de povoamentos de *Eucalyptus grandis*, em segunda rotação, em resposta à adubação potássica. **Revista Árvore**, v. 26, n. 5, p. 577–584, 2002.
- FILHO, E. P. C. et al. O agronegócio florestal paulista em agosto de 2015. **Análise e Indicadores do Agronegócio**, v. 10, n. 9, p. 1–5, setembro 2015.
- FILHO, L. M. A. L. et al. Modelagem do crescimento de clones de *Eucalyptus* usando o modelo de chapman-richards com diferentes distribuições simétricas dos erros. **Ciência Florestal**, v. 22, n. 4, p. 777–785, 2012.
- FOELKEL, C. E. B.; BRASIL, M. A. M.; BARRICHELO, L. E. G. Métodos para determinação da densidade básica de cavacos para coníferas e folhosas. **IPEF, Piracicaba**, v. 2, n. 3, p. 65–74, 1971.
- FONSECA-G, W.; ALICE-G, F.; REY-BB, J. M. Modelos para estimar la biomasa de especies nativas en plantaciones y bosques secundarios en la zona caribe de costa rica. **Bosque**, v. 30, n. 1, p. 36–47, 2009.
- GADELHA, F. H. L. **Rendimento volumétrico e energético de clones de híbridos de *Eucalyptus urophylla* (Cruzamento Natural) e *Eucalyptus brassiana* (Cruzamento Natural) na chapada do Araripe-PE**. 65 p. Dissertação (Ciências Florestais) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de Ciências Florestais, 2010.
- GARCIA, N. M.; MACHUCA, M. A. H.; FERREIRA, R. L. C. Modelo para calculo estimación del carbono en tipo florestal roble-raulí-goigue en la reserva nacional malleco-chile. **Revista Árvore**, v. 35, n. 6, p. 1299–1306, 2011.
- GARCIA, T. R. B. et al. Modelagem matemática da contração volumétrica de grãos de sorgo. In: IN: SEMANA ACADÊMICA-SINOP/2014, 1., 2014, SINOP, MT. RESUMOS... I SEMANA ACADÊMICA? SINOP/2014, III JORNADA CIENTÍFICA DA EMBRAPA AGROSSILVIPASTORIL, SEMINÁRIO INTEGRADOR PIBID E TUTORIA, MOSTRA

- DE ENSINO E EXTENSÃO.? BRASÍLIA, DF: EMBRAPA, 2014. P. 121. **Embrapa Agrossilvipastoril-Resumo em anais de congresso (ALICE)**. [S.l.], 2015.
- GATTO, A. et al. Estoque de carbono na biomassa de plantações de eucalipto na região centro-leste do estado de minas gerais. **Revista Árvore**, v. 35, n. 4, p. 895–905, 2011.
- GIBBS, H. K. et al. Monitoring and estimating tropical forest carbon stocks: making redd a reality. **Environmental Research**, v. 2, p. 13, 2007.
- GORNOTT, C.; WECHSUNG, F. Statistical regression models for assessing climate impacts on crop yields: A validation study for winter wheat and silage maize in germany. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 217, p. 89–100, 2016.
- GOUVEIA, J. F. **Modelos volumétricos mistos aplicados em clones de *Eucalyptus* no Pólo gesseiro do Araripe-PE**. 146 p. Tese (Biometria e Estatística aplicada) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de Estatística e Informática, 2013.
- GOUVEIA, J. F. et al. Modelos volumétricos mistos em clones de *Eucalyptus* no polo gesseiro do araripe, pernambuco. **Floresta**, v. 45, n. 3, p. 587–598, 2015.
- GUIMARAES, C. C. et al. Biomass and nutrients of eucalyptus dunnii maiden stand in pampa gaúcho. **Revista Árvore**, v. 39, n. 5, p. 873–882, 2015.
- GUJARATI, D. **Basic Econometrics Fourth Edition McGraw Hill Gujarati, DN,(2003). Basic Econometrics**. [S.l.]: McGraw Hill. International Edition, 2003. 1002 p.
- HILLIS, W. E.; BROWN, A. G. **Eucalypts for wood production**. Melbourne: CSIRO., 1978. 527 p.
- HOFFMANN, R. **Análise de Regressão: Uma introdução à econometria**. 4. ed. São Paulo: Hucitec, 2006. 378 p.
- IBÁ. **A indústria brasbrasileira de árvores**. São Paulo, 2014. 100 p.
- JANNOUNE, A. et al. Genetic analysis of live weight of sardi sheep using random regression and multi-trait animal models. **Small Ruminant Research**, v. 130, p. 1–7, 2015.
- JÚNIOR, S. V. **Análise Química da Biomassa**. Brasília, DF: Embrapa, 2015. 146 p.
- KAUR, N.; FONNELØP, A. E.; EGELAND, T. Regression models for dna-mixtures. **Forensic Science International: Genetics**, Elsevier, v. 11, p. 105–110, 2014.
- KUTNER, M. H.; NACHTSHEIM, C.; NETER, J. **Applied linear regression models**. 5. ed. New York: McGraw-Hill/Irwin, 2004. 1415 p.
- LAURIN, G. V. et al. Above ground biomass estimation in an african tropical forest with lidar and hyperspectral data. **Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 89, p. 49–58, jan 2014.

- LEITE, L. F. C. et al. Estoque de carbono e emissões de gases de efeito estufa na agropecuária brasileira. In: \_\_\_\_\_. 3. ed. Brasília, DF: Embrapa, 2015. cap. Simuladores computacionais para o estudo da dinâmica de carbono e de nitrogênio e emissões de gases de efeito estufa em sistemas de produção agropecuária, p. 267–322.
- LIN, C.; LIN, C.-H. Comparison of carbon sequestration potential in agricultural and afforestation farming systems. **Scientia Agricola**, v. 70, n. 2, p. 93–101, marc/abr 2013.
- LUNDGREN, W. J. C. **Uso da geoestatística na estimativa volumétrica de clones de Eucalyptus spp. no Pólo gesseiro do Araripe**. 165 p. Tese (Ciências Florestais) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de Ciências Florestais, 2011.
- MAGALHÃES, J. G. S. **Prognose e Regulação de floresta de eucaliptos utilizando modelos de crescimento e inteligência computacional**. 77 p. Dissertação (Ciência Florestal) — Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2014.
- MAGALHÃES, T. M.; SEIFERT, T. Tree component biomass expansion factors and root-to-shoot ratio of lebombo ironwood: measurement uncertainty. **Carbon Balance and Management**, v. 10, n. 9, p. 2–14, 2015.
- MANTOVANI, G.; NG, K. G.; LAMONTAGNE, M. Regression models to predict hip joint centers in pathological hip population. **Gait & Posture**, v. 44, p. 48–54, 2016.
- MAZUCHELI, J.; ACHCAR, J. A. Algumas considerações em regressão não linear. **Acta Scientiarum. Technology**, v. 24, n. 6, p. 1761–1770, 2002.
- MELLO, C. d.; SILVA, A. d. Modelagem estatística da precipitação mensal e anual e no período seco para o estado de minas gerais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, SciELO Brasil, v. 13, n. 1, p. 68–74, 2009.
- MELLO, S. L. M.; GONÇALVES, J. L. M. Equações para estimar a biomassa da parte aérea e do sistema radicular em povoamentos de eucalyptus grandis em sítios com produtividades distintas. **Revista Árvore**, v. 32, n. 1, p. 101–111, 2008.
- MENDONÇA, A. R.; CHAVES, S. de P.; CARVALHO, N. C. Modelos hipsométricos generalizados mistos na predição da altura de eucalyptus sp. **CERNE**, v. 21, n. 1, p. 107–115, 2015.
- MENEZES, R. S. C. et al. Biogeochemical cycling in terrestrial ecosystems of the caatinga biome. **Brazilian Journal of Biology**, v. 72, n. 3, p. 643–653, 2012.
- MIGUEL, E. P. et al. Modelagem na predição do volume individual em plantio de *Eucalyptus urograndis*. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 32, n. 4, p. 584–598, 2014.
- MIRANDA, R. O. V. et al. Modelagem do crescimento e produção em classes de precipitação pluviométrica para *Eucalyptus* sp. **Floresta**, v. 45, n. 1, p. 117–128, 2015.
- MONTEIRO, C. M. B. L. N. **Caracterização anatômica e física de Eucalyptus globulus Labill. de segunda rotação**. 2003. 92 p. (Trabalho de Conclusão de Curso) Universidade Técnica de Lisboa - Instituto Superior de Agronomia.

- MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING, G. G. **Introduction to linear regression analysis**. 3. ed. New Delhi: John Wiley e Sons, 2013. 641 p.
- MORA, A. L.; GARCIA, C. H. **A Cultura do Eucalipto no Brasil**. 1. ed. São Paulo: Sociedade Brasileira de Silvicultura, 2000. 114 p.
- MOREIRA, J. N. et al. Caracterização da vegetação de caatinga e da dieta de novilhos no sertão de pernambuco. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 41, n. 11, p. 1643–1651, 2006.
- MUIANGA, C. A. **Modelos Não LiLinear com estrutura de erros independentes e autocorrelacionados na descrição do crescimento do fruto do cajueiro**. 66 p. Dissertação (Estatística e Experimentação Agropecuária) — Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2014.
- MÜLLER, M. D. et al. Equações de altura, volume e afilamento para eucalipto e acácia estabelecidos em sistema silvipastoril. **FLORESTA**, v. 44, n. 3, p. 473–484, 2014.
- NBR11941. **Madeira - Determinação da densidade básica**. Rio de Janeiro, 2003.
- NETER, J.; WASSERMAN, W.; KUTNER, M. H. **Applied linear statistical models**. 4. ed. Homewood, Illinois: Irwin, 1996. 561 p.
- NUTTO, L. As florestas e o carbono. In: \_\_\_\_\_. Curitiba: FUPEF/ Imprensa da UFPR, 2002. cap. O mercado internacional de CO<sub>2</sub>: impacto das florestas naturais e das plantações, p. 89–108.
- OLIVEIRA, J. T. S.; HELLMEISTER, J. C.; FILHO, M. T. Variação do teor de umidade e da densidade básica na madeira de sete espécies de eucalipto. **Revista Árvore**, v. 29, n. 1, p. 115–1127, 2005.
- PÁDUA, F. A. d. **Amostragem para avaliação da densidade básica da madeira de um híbrido de *Eucalyptus grandis* W. Hill ex Maiden x *Eucalyptus urophylla* ST Blake**. 99 p. Tese (Ciência e Tecnologia da Madeira) — Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2009.
- PALADINI, E. et al. Forest biomass and sequestered carbon estimation according to main tree components on the forest stand scale. **Periodicum Biologorum**, v. 111, n. 4, p. 459–466, 2009.
- PEDROSA, T. D. et al. Estimativa da biomassa em um plantio de *Eucalyptus grandis* na região centro-oeste. **Scientia Plena**, v. 9, n. 5, 2013.
- PINHEIRO, E. A. R.; COSTA, C. A. G.; ARAUJO, J. C. Effective root depth of the caatinga biome. **Journal of Arid Environments**, v. 89, p. 1–4, 2013.
- PINHEIRO, J. et al. R core team. 2014. nlme: Linear and nonlinear mixed effects models. r package version 3.1-118 <http://cran.r-project.org/package=nlme>, 2014.
- PRADO, D. E. Ecologia e conservação da caatinga. In: \_\_\_\_\_. [S.l.]: Editora Universitaria da UFPE, 2003. cap. As Caatingas da America do Sul, p. 3–74.

QURESHI, A. et al. A review of protocols used for assessment of carbon stock in forested landscapes. **Environmental Science e Policy**, v. 16, p. 81–89, 2012.

R Core Team. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria, 2015. Disponível em: <<http://www.R-project.org/>>.

RATUCHNE, L. C. **Equações alométricas para a estimativa de biomassa, carbono e nutrientes em uma floresta ombrófila mista**. 111 p. Dissertação (Agronomia) — Universidade Estadual do Centro-oeste, Unicentro-PR, Guarapuava-PR, 2010.

RAWLINGS, J. O.; PANTULA, S. G.; DICKEY, D. A. **Applied regression analysis: a research tool**. 2. ed. New York, USA: Springer Science & Business Media, 1998. 671 p.

RAZO-ZARÁTE, R. et al. Estimación de biomasa y carbono almacenado en árboles de oyamel afectados por el fuego en el parque nacional “el chico”, hidalgo, méxico. **Madera y Bosques**, v. 19, n. 2, p. 73–86, 2013.

RIBEIRO, F. A.; FILHO, J. Z. Variação da densidade básica da madeira em espécies/procedências de eucalyptus spp. **IPEF**, v. 46, p. 76–85, jan/dez 1993.

RIBEIRO, S. C. et al. Above-and belowground biomass in a brazilian cerrado. **Forest Ecology and Management**, v. 262, n. 3, p. 491–499, 2011.

RIBEIRO, S. C. et al. Quantificação de biomassa e estimativa de estoque de carbono em uma capoeira da zona da mata atlântica. **Revista Árvore**, v. 34, n. 3, p. 495–504, 2010.

ROCHA, K. D. **Produtividade volumétrica de clones de Eucalyptus spp. na região do Pólo gesseiro do Araripe**. 111 p. Tese (Ciências Florestais) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de Ciências Florestais, 2012.

SALES, F. d. C. V. et al. Ajustes de modelos volumétricos para o clone *Eucalyptus grandis* x *E. urophylla* cultivados no agreste de pernambuco. **Floresta**, v. 45, n. 4, p. 663–670, 2015.

SAMALCA, I. K. **Estimation of forest biomass and its error: A case in Kalimantan, Indonesia**. 84 p. Dissertação (Geo-Information Science and Earth Observation for Environmental Modelling and Management) — International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation, Enschede, The Netherlands, 2007.

SANQUETTA, C. R.; BALBINOT, R. Fixação de carbon: Atualidades, projetos e pesquisas. In: \_\_\_\_\_. Curitiba, Brasil: AM impressos, 2004. cap. Metodologias para determinação de biomassa florestal, p. 77–94.

SANQUETTA, C. R.; CORTE, A. P.; SILVA, F. da. Biomass expansion factor and root-to-shoot ratio for pinus in brazil. **Carbon Balance and Management**, v. 6, n. 6, p. 1–8, 2011.

SANQUETTA, C. R.; CORTE, A. P. D.; MAAS, G. C. B. The role of forests in climate change. **Quebracho**, v. 19, n. 1/2, p. 84–96, jan/mar 2011.

SANQUETTA, C. R. et al. Estimativa de carbono individual para araucaria angustifolia. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 44, n. 1, p. 1–8, jan/mar 2014.

SANQUETTA, C. R. et al. Ecuaciones de biomasa aérea y subterránea en plantaciones de *Pinus taeda* en el sur del estado do paran . In: **Simposio Internacional Medici n y Monitoreo de la Captura de Carbono en Ecosistemas Forestales**. Valdivia: [s.n.], 2001. p. 1–11.

SANTANA, R. C. et al. Biomass estimation of brazilian eucalypt plantations. **Revista  rvore**, v. 32, n. 4, p. 697–706, 2008.

SANTOS, C. S. A. **Modelos sim tricos transformados n o lineares com aplica o na estimativa volum trica volum trica em h brido de *Eucalyptus tereticornis* no P lo gesseiro do Araripe-PE**. 94 p. Disserta o (Biometria e Estat stica Aplicada) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de Estat stica e Inform tica, Jan 2010.

SANTOS, J. C. et al. Caatinga the scientific negligence experienced by a dry tropical forest. **Tropical Conservation Science**, v. 4, n. 3, p. 276–286, 2011.

SATOO, T.; MADGWICK, H. A. I. **Forest biomass**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 1982. v. 6. 151 p.

SAVIAN, T. V. **Estima o dos par metros no modelo para degradabilidade in Situ de Maertens e loftens**. Disserta o (Estat stica e Experimenta o Agropecu ria) — Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2005.

SCHLEGEL, B.; GAYOSO, J.; GUERRA, J. **Medici n de la capacidad de captura de carbono en bosques de Chile y promoci n en el mercado mundial: Manual de procedimientos: Muestreos de biomasa forestal**. Valdivia, 2000. 22 p.

SCHUMACHER, M. V. Estudo da biomassa e dos nutrientes de um povoamento de eucalyptus globulus (labillardiere) subesp cie biscotata. **Revista  rvore**, v. 22, n. 2, p. 281–186, 1998.

SCHUMACHER, M. V.; WITSHORECK, R. Fixa o de carbono: Atualidades, projetos e pesquisas. In: \_\_\_\_\_. Curitiba, Brasil: AM impressos, 2004. cap. Invent rio de carbono em povoamento de *Eucalytus* ssp. nas propriedades fumageiras do sul do Brasil: "Um estudo de caso", p. 111–124.

SCHWARZ, G. Estimating the dimension of a model. **The annals of statistics**, v. 6, n. 2, p. 461–464, 1978.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An analysis of variance test for normality (complete samples). **Biometrika**, p. 591–611, 1965.

SHIFERAW, A.; HURNI, H.; ZELEKE, G. A review on soil carbon sequestration in ethiopia to mitigate land degradation and climate change. **Journal of Environment and Earth Science**, v. 3, n. 12, p. 187–201, 2013.

- SILANS, A. P.; SILVA, F. M.; REIS, F. de A. B. Determinação in loco da difusividade térmica num solo da região de caatinga (pb). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 30, n. 1, p. 41–48, 2006.
- SILVA, C. A. et al. Estoque de carbono na biomassa aérea florestal em plantações comerciais de eucalyptus spp. **Scientia Florestalis**, v. 43, n. 105, p. 135–146, mar 2015.
- SILVA, J. A. A. Potencialidades de florestas energética de eucalyptus no pólo gesseiro do araripe, pernambuco. **Anais da Academia Pernambucana de Ciências Agronômicas**, v. 5 e 6, p. 301–319, 2008/2009.
- SILVA, J. A. A.; BAILEY, R. L. Considerações teóricas sobre o uso correto do pindice de furnival na seleção de equações volumétricas. **Revista Árvore**, v. 15, n. 3, p. 323–327, 1991.
- SILVA, J. A. A.; NETO, F. P. **Princípios básicos de dendrometria**. Recife, PE: Imprensa Universitária da UFRPE, 1979. 191 p.
- SILVA, M. A. G. et al. Modelos mistos na seleção de famílias de cana de açúcar aparentadas sob enfoque clássico e bayesiano. **Revista Brasileira de biometria**, v. 31, n. 1, p. 1–12, 2013.
- SILVEIRA, P. et al. O estado da arte na estimativa de biomassa e carbono em formações florestais. **Floresta**, v. 38, n. 1, p. 185–2006, jan/mar 2007.
- SINDUSGESSO. **O Gesso como Recurso Mineral Estratégico para Pernambuco**. 2014. Disponível em: <[www.abema.org.br/site/.../PALESTRANASEINFRAJUNHO2014.pdf](http://www.abema.org.br/site/.../PALESTRANASEINFRAJUNHO2014.pdf)>.
- SINDUSGESSO. **Compra de gesso deve ser orientada pela ABNT 13207 e pela Diretriz 08 do Sinat**. 2015. Disponível em: <<http://www.sindusgesso.org.br/compra-de-gesso-deve-ser-orientada-pela-abnt-13207-e-pela-diretriz-08-do-sinat/>>.
- SIQUEIRA, E. M. D. L. et al. Método de comparação de modelos de regressão não-lineares em bananeiras. **Ciência Rural**, v. 39, n. 5, p. 1380–1386, 2009.
- SOARES, C. P. B. et al. Modelos para estimar a biomassa de parte aérea em um povoamento de eucalyptus grandis na região de viçosa, minas gerais. **Revista Árvore**, v. 20, n. 2, p. 179–189, 1996.
- SOARES, C. P. B.; OLIVEIRA, M. d. Equações para estimar a quantidade de carbono na parte aérea de árvores de eucalipto em viçosa, minas gerais. **Revista Árvore**, v. 26, n. 5, p. 533–539, 2002.
- SOUSA, B. F. S. et al. Avaliação de classificadores baseados em aprendizado de máquina para a classificação do uso de cobertura da terra no bioma caatinga. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 62, p. 385–399, 2010.
- SOUSA, I. F. **Ajuste de modelos não lineares na descrição de sementes de café (Coffea arabica L.) Cv. Catuaí**. 74 p. Dissertação (Estatística e Experimentação Agropecuária) — universidade Federal de Lavras, Lavras, Mg, 2012.

- SOUSA, J. E. R. d. et al. Homogeneidade e heterogeneidade de variância residual em modelos de regressão aleatória sobre o crescimento de caprinos anglo-nubianos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 43, n. 12, p. 1725–1732, 2008.
- SOUZA, D. M. O. R. **Concordância de teste de comparação de médias na avaliação volumétrica de clones de Eucalyptus spp. no Pólo gesseiro do Araripe-PE**. Dissertação (Biometria e Estatística Aplicada) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento de Estatística e Informática, 2012.
- SOUZA, E. M. de et al. Modelagem não linear da extração de zinco de um solo tratado com lodo de esgoto. **Maringá**, v. 32, n. 2, p. 193–199, 2010.
- SOUZA, G. S. **Introdução aos Modelos de Regressão Linear e Não-Linear**. Brasília: Embrapa SPI: Embrapa, 1998. 489 p.
- TOMASELLI, I. Quais as perspectivas de longo prazo para o setor florestal brasileiro. **Revista Referência**, p. 12, nov 2015.
- TORRES, C. M. M. E. et al. Biomass and carbon stock in jatropha curcas l. **Cerne**, v. 17, n. 3, p. 353–359, jul/set 2011.
- USSET, J.; STAICU, A.-M.; MAITY, A. Interaction models for functional regression. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 94, p. 317–329, 2016.
- VEIGA, E. P.; VIVANCO, M. J. F. A medida l como critério de comparação de modelos: Uma revisão da literatura. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 30, n. 3, p. 343–352, 2012.
- VIBRANS, A. C. et al. Height-diameter models for three subtropical forest types in southern brazil. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 39, n. 3, p. 205–215, 2015.
- VIEIRA, S. A. et al. Estimation of biomass and carbon stocks: the case of the atlantic forest. **Biota Neotropical**, v. 8, n. 2, p. 21–29, abr/jun 2008.
- VIERA, M. et al. Biomassa e nutrientes em um povoamento de eucalyptus urophylla x eucalyptus globulus, em eldorado do sul-rs. **Ecologia e Nutrição Florestal-ENFLO**, v. 1, n. 1, p. 1–13, 2013.
- WHITE, H. A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, p. 817–838, 1980.
- WINCK, R. A. et al. Modelos predictivos de biomasa aérea de eucalyptus grandis para el noreste de argentina. **Ciência Florestal**, v. 25, n. 3, p. 595–606, jul/set 2015.
- WYZYKOWSKI, J. et al. Análise do diâmetro de copa do cafeeiro recepado utilizando um modelo não linear misto. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 33, n. 3, p. 243–256, 2015.
- XIA, T.; JIANG, X.; WANG, X. Strong consistency of the maximum quasi-likelihood estimator in quasi-likelihood nonlinear models with stochastic regression. **Statistics & Probability Letters**, v. 103, p. 37–45, 2015.

YAMALLEL, J. I. Y. et al. Concentración de carbono en el fuste de 21 especies de coníferas del nordeste de México. **Revista Mexicana de Ciencias Forestales**, v. 3, n. 13, p. 49–56, 2012.

YEPES-QUINTERO, A. et al. Estimación de las reservas y pérdidas de carbono por deforestación en los bosques del departamento de Antioquia, Colombia. **Actual Biol**, v. 33, n. 95, p. 193–208, 2011.

## Apêndices

## APÊNDICE A – Tabelas e gráficos das análises estatísticas

Tabela 35: Análise de variância para o teor de umidade na folha dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	p -Valor
Tratamentos	14	2088,5	149,177	2,7153	0,001*
Resíduos	135	7414,8	54,939		
Total	149	9503,3			

\* significativo ao nível de 5% de probabilidade.

Tabela 36: Análise de variância para o teor de umidade na casca dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	p -Valor
Tratamentos	14	2015,9	143,994	2,2861	0,007*
Resíduos	135	8503,3	62,987		
Total	149	10519,2			

\* significativo ao nível de 5% de probabilidade.

Tabela 37: Análise de variância para a densidade básica da madeira dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	p -Valor
Tratamentos	14	0,2492	0,0178	3,2889	0,001***
Resíduos	135	0,7307	0,0054		
Total	149	24,08			

\*\*\* Significativo ao nível de 0,1% de probabilidade.

Tabela 38: Análise de variância da produção de biomassa do total dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	p -Valor
Tratamentos	14	2059,8	147,13	1,135	0,33 <sup>n.s.</sup>
Resíduos	135	17489,0	129,55		
Total	149	19548,8			

<sup>n.s.</sup> não significativo.

Tabela 39: Análise de variância da produção de biomassa da casca dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	p -Valor
Tratamentos	14	45,124	3,223	1,8524	0,03*
Resíduos	135	234,898	1,740		
Total	149	280,022			

<sup>n.s.</sup> significativo ao nível de 5% de probabilidade.

Tabela 40: Análise de variância da quantidade de carbono na folha dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	p -Valor
Tratamentos	14	3,93	0,28	0,83 <sup>n.s.</sup>	0,62
Resíduos	15	5,03	0,33		
Total	29	8,96			

<sup>n.s.</sup> não significativo.

Tabela 41: Análise de variância da quantidade de carbono na casca dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	p -Valor
Tratamentos	14	5,85	0,41	1,08 <sup>n.s.</sup>	0,43
Resíduos	15	5,75	0,38		
Total	29	11,6			

<sup>n.s.</sup> não significativo.

Tabela 42: Análise de variância da quantidade de carbono nos galhos dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	p -Valor
Tratamentos	14	77,64	5,54	2,90	0,02*
Resíduos	15	28,60	1,90		
Total	29	106,24			

\* significativo ao nível de 5% de probabilidade.

Tabela 43: Análise de variância da quantidade de carbono no fuste dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	p -Valor
Tratamentos	14	77,64	5,54	2,90	0,02*
Resíduos	15	28,60	1,90		
Total	29	106,24			

\* significativo ao nível de 5% de probabilidade.

Tabela 44: Análise de variância da quantidade total de carbono dos clones de *Eucalyptus*, em segunda rotação, cultivados na Chapada do Araripe-PE.

Fonte de Variação	GL	S. Q.	Q. M.	F	<i>p</i> -Valor
Tratamentos	14	887,70	63,40	2,53	0,042*
Resíduos	15	375,87	25,05		
Total	29	993,94			

\* significativo ao nível de 5% de probabilidade.

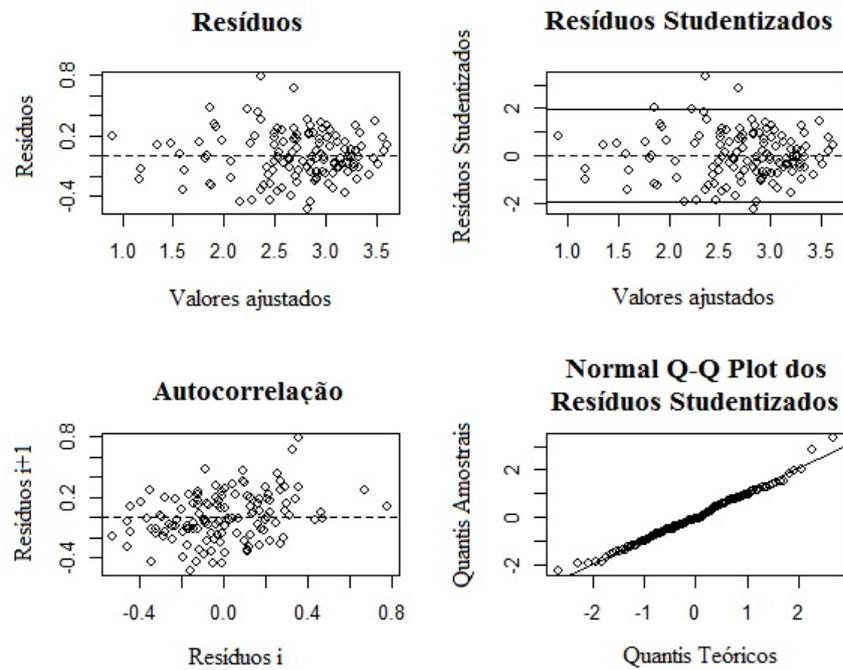


Figura 5: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 2 em função da biomassa seca total.

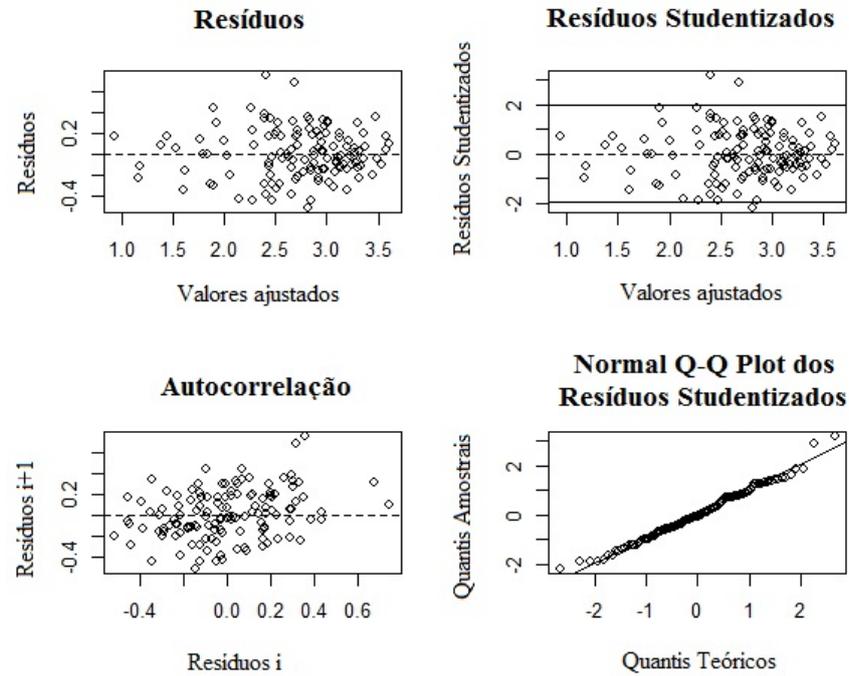


Figura 6: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 1 em função da biomassa seca total.

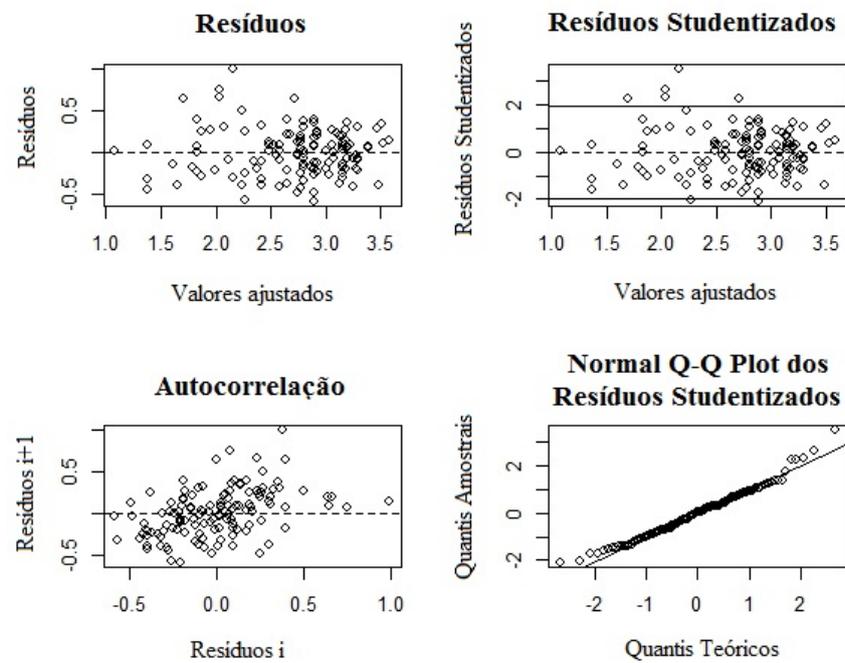


Figura 7: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 3 em função da biomassa seca total.

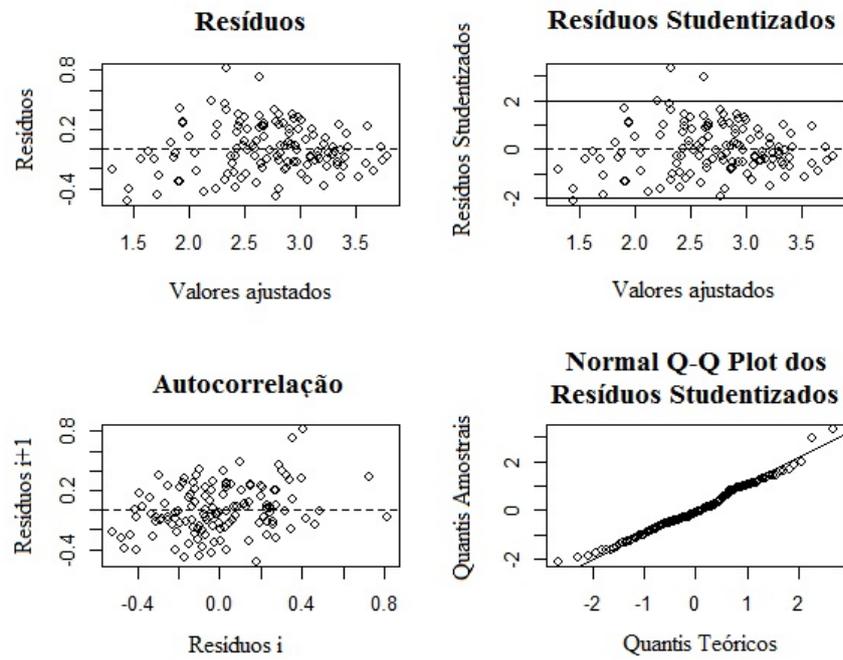


Figura 8: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 11 em função da biomassa seca total.

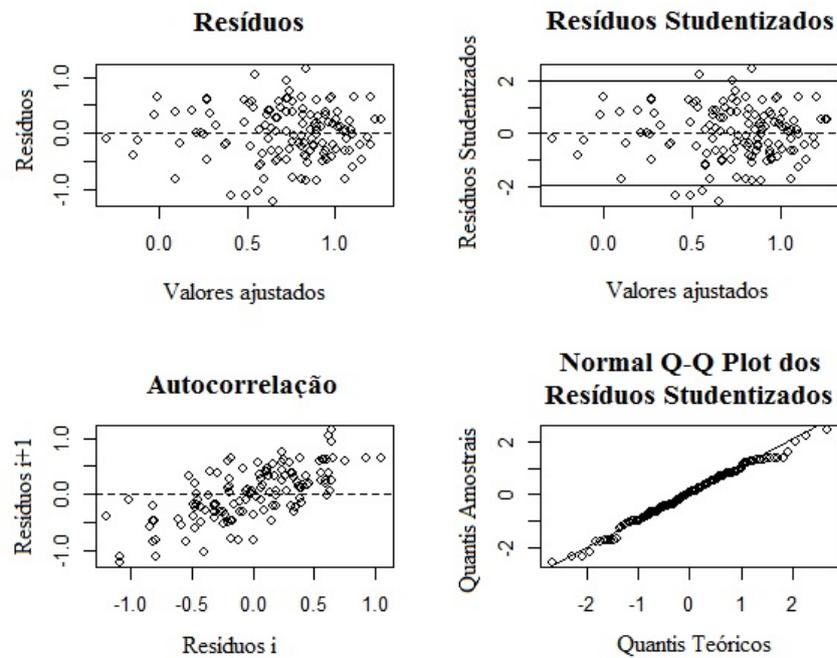


Figura 9: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 2 em função da biomassa seca da folha.

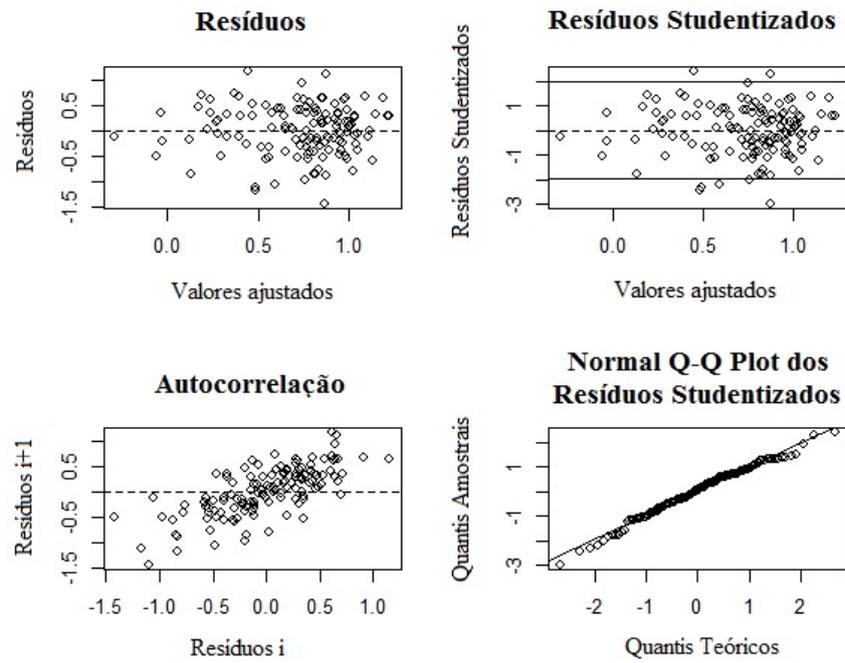


Figura 10: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 10 em função da biomassa seca da folha.

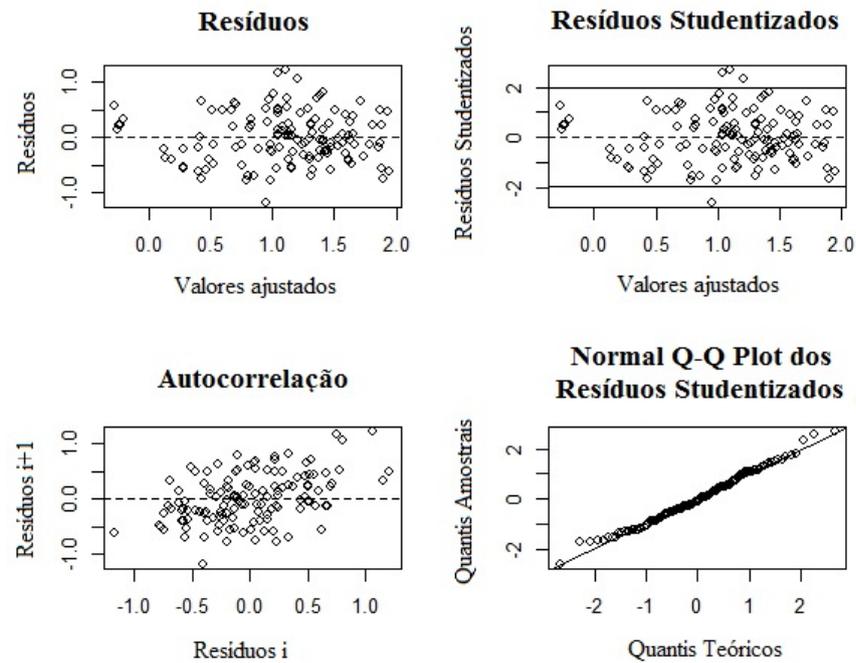


Figura 11: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 1 em função da biomassa seca dos galhos.

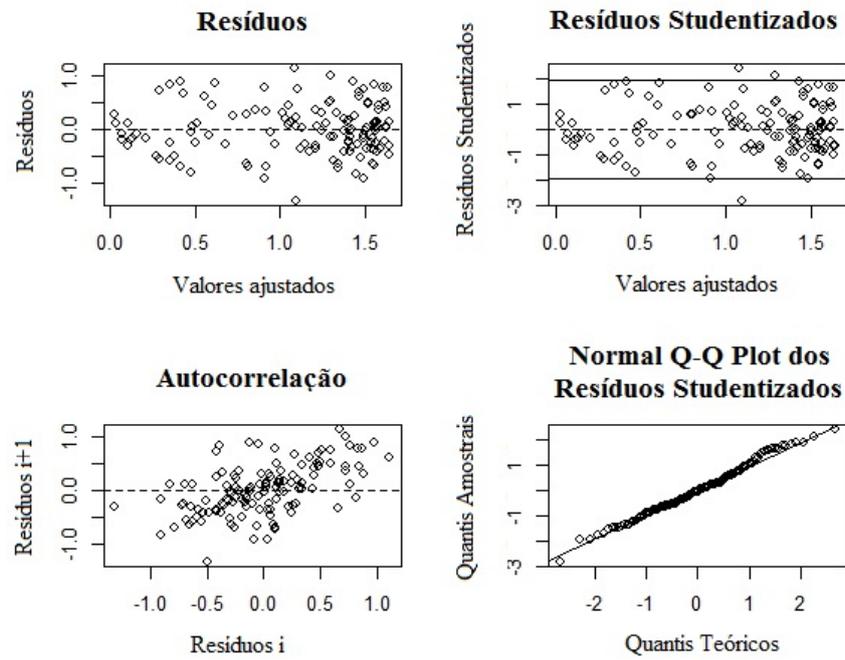


Figura 12: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 4 em função da biomassa seca dos galhos.

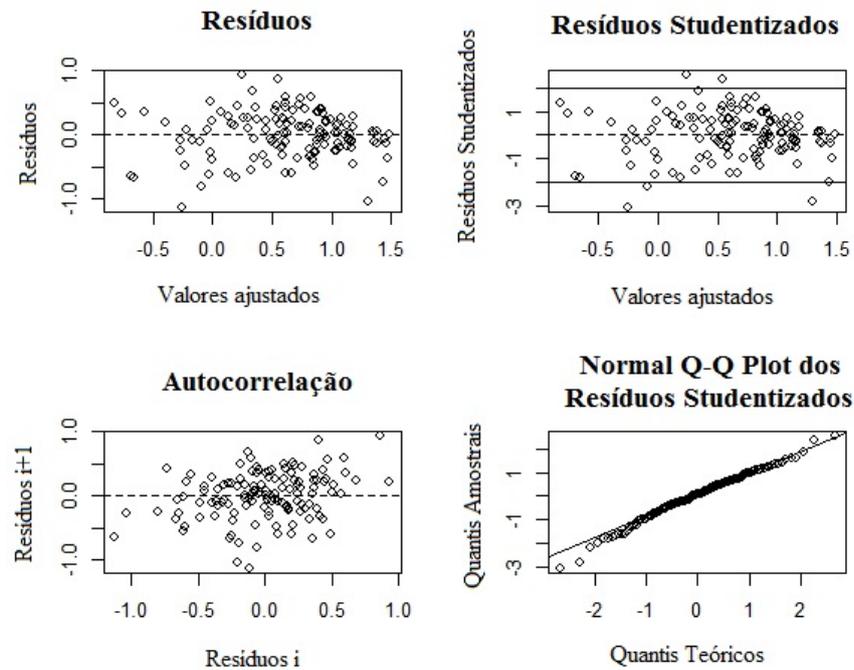


Figura 13: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 1 em função da biomassa seca da casca.

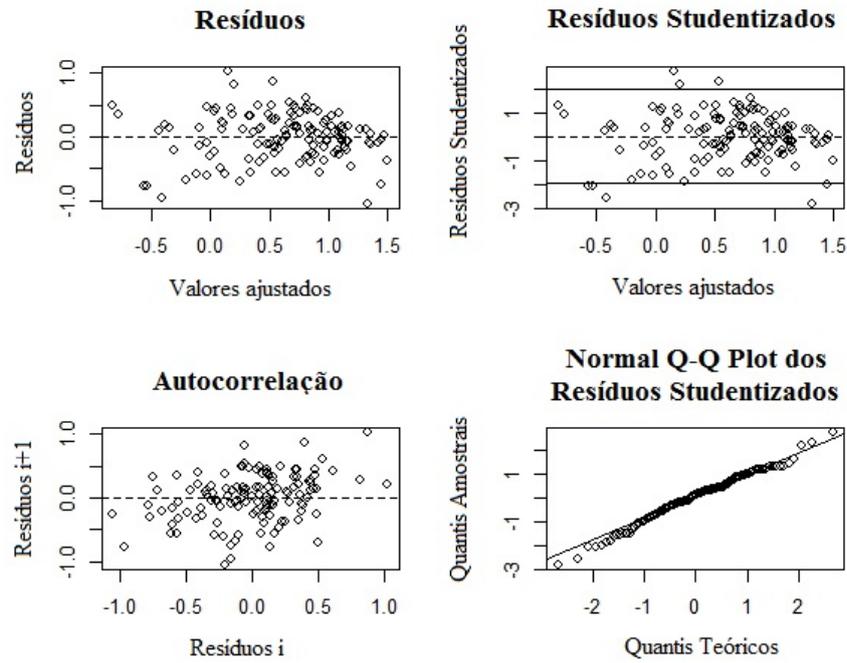


Figura 14: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 9 em função da biomassa seca da casca.

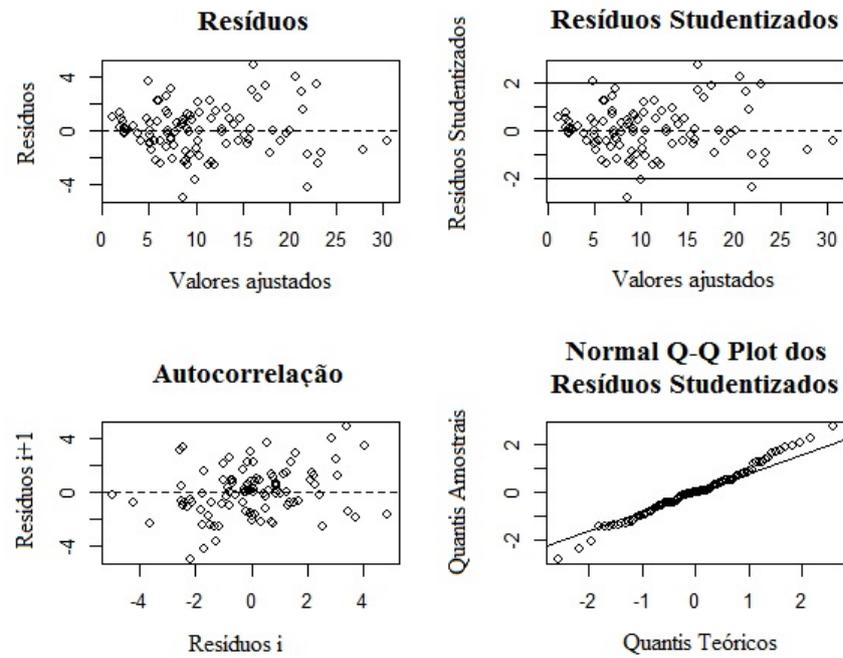


Figura 15: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 2 em função da biomassa seca do fuste.

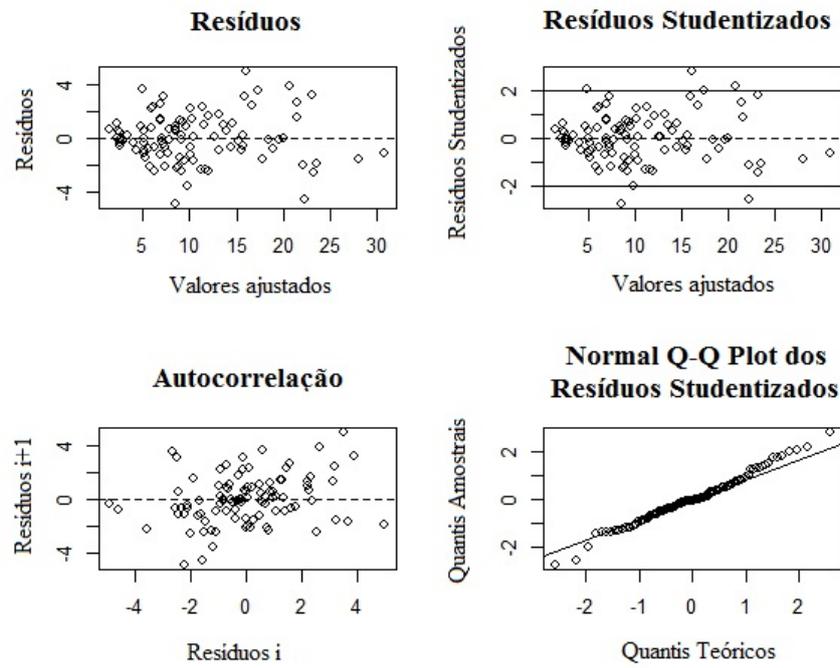


Figura 16: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 8 em função da biomassa seca do fuste.

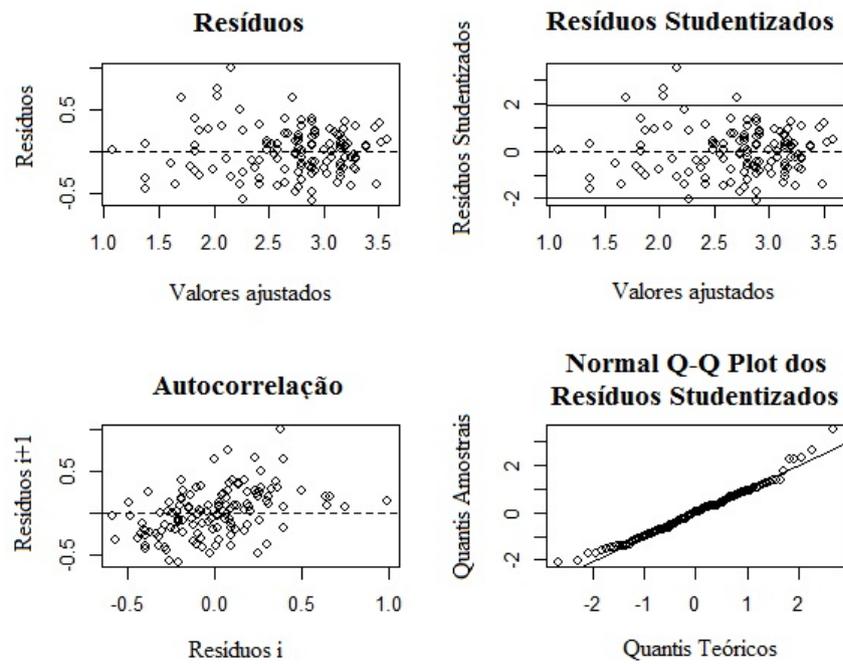


Figura 17: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 8 em função da quantidade de carbono orgânico total.

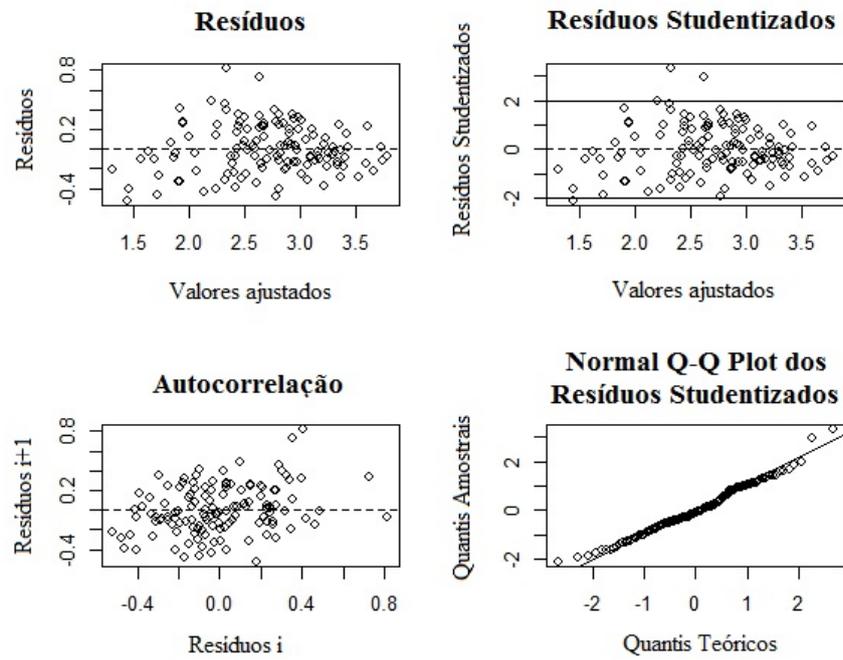


Figura 18: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 11 em função da quantidade de carbono orgânico total.

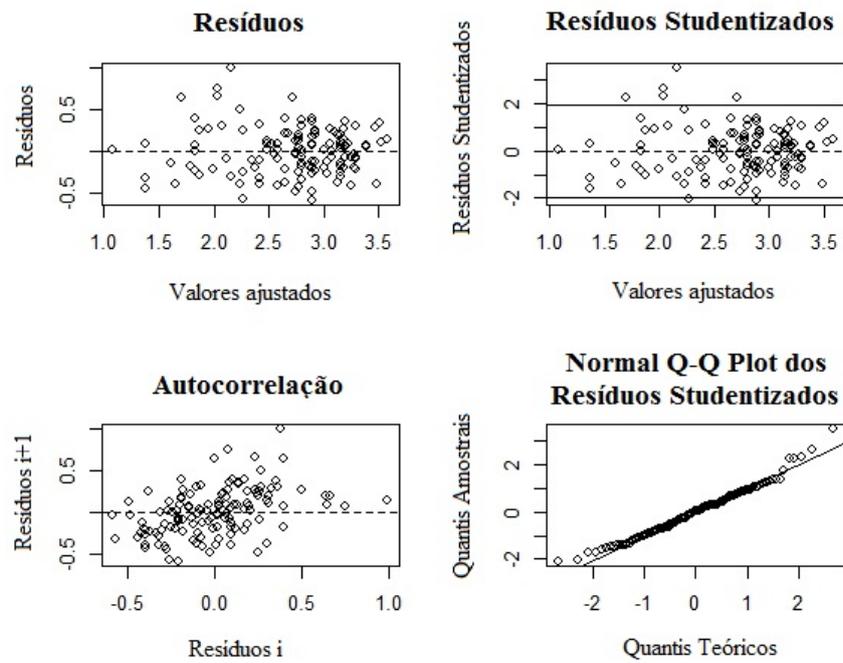


Figura 19: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 06 em função da quantidade de carbono orgânico da casca.

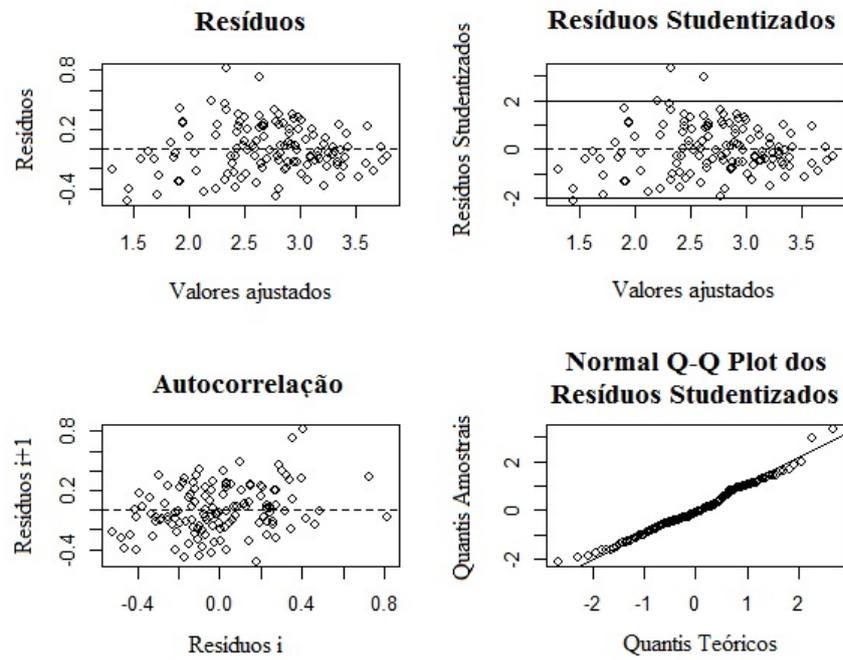


Figura 20: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 11 em função da quantidade de carbono orgânico da casca.

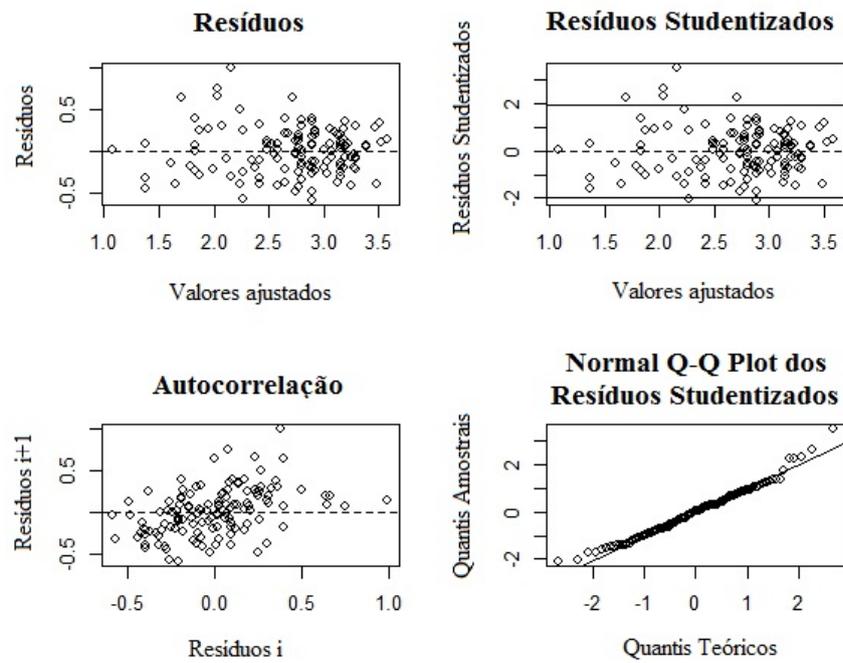


Figura 21: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 2 em função da quantidade de carbono orgânico dos galhos.

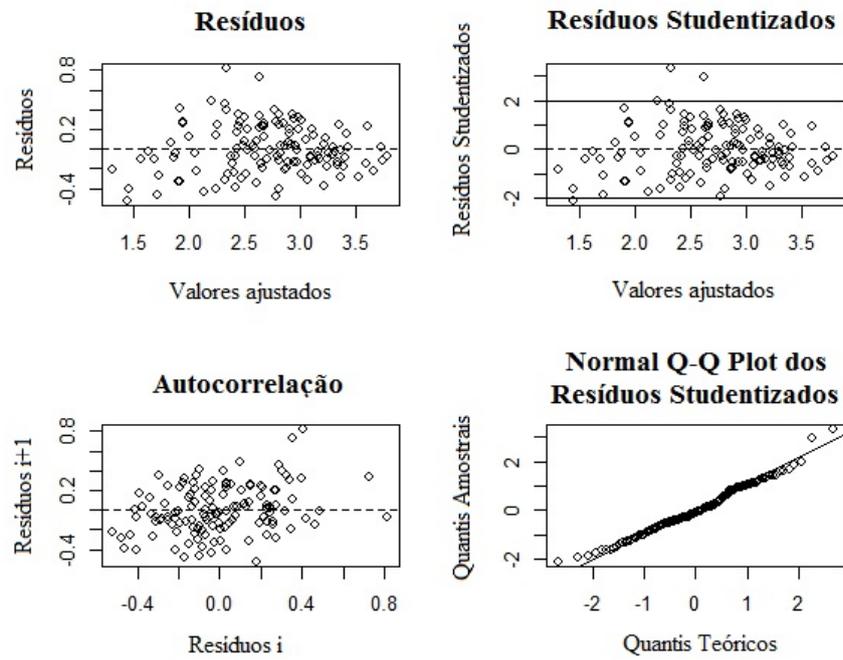


Figura 22: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 11 em função da quantidade de carbono orgânico dos galhos.

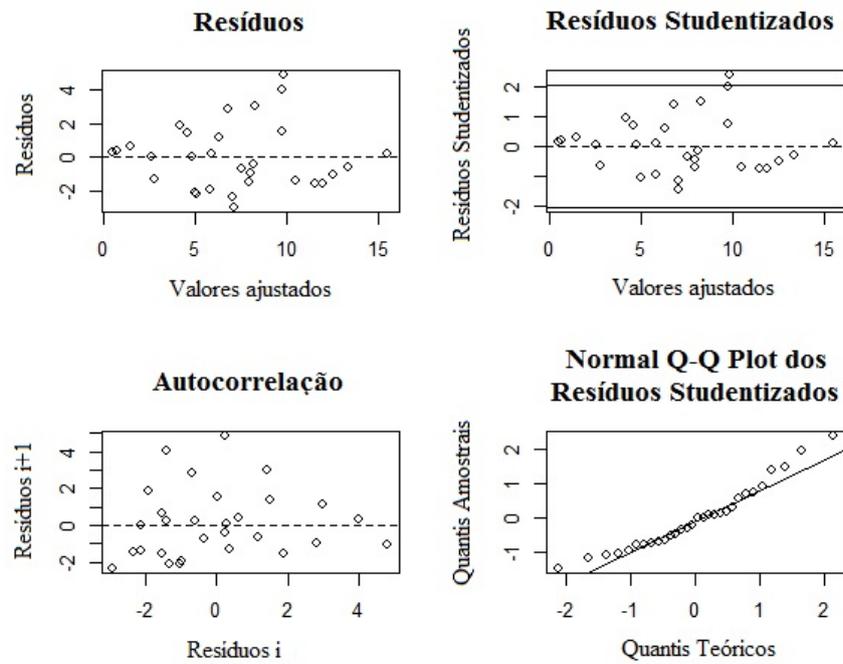


Figura 23: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 6 em função da quantidade de carbono orgânico no fuste.

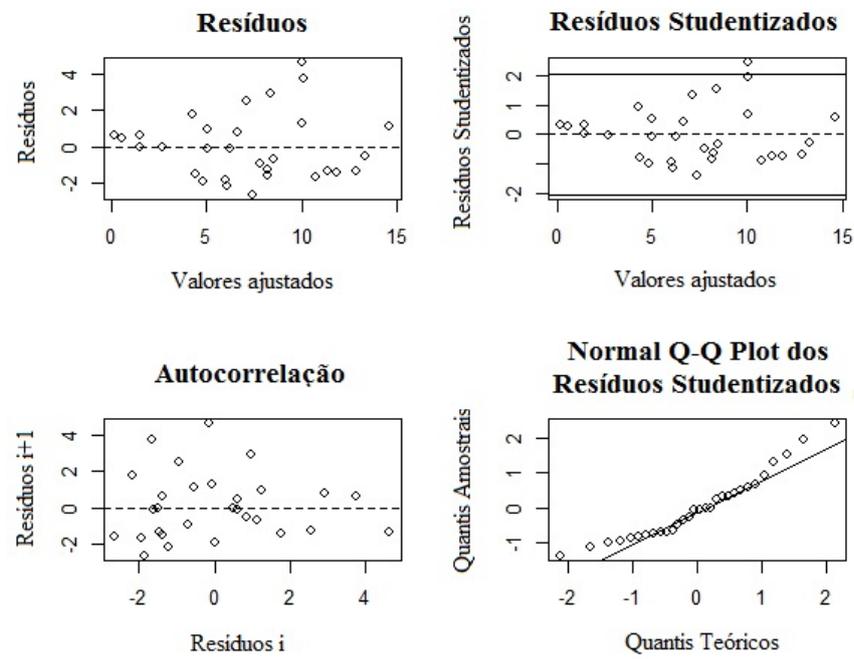


Figura 24: Análise gráfica dos resíduos para o modelo 8 em função da quantidade de carbono orgânico no fuste.

## APÊNDICE B – Rotina no R

```
-----
#####Rotina no R para análises estatísticas e ajuste dos modelos#####
-----
```

```
#Importando os dados para carbono
dados_c <- read.table('carbono_model.txt', h = T)
-----
```

```
#Pacotes necessários
library(manipulate)
library(nlstools)
library(nlsMicrobio)
library(car)
library(nlme)
library(lmtest)
library(MASS)
library(nortest)
library(ScottKnott)
library(Rsq)
-----
```

```
#Análise de variância para o carbono total
aov_ct <- aov(dados_c$C_total_th~dados_c$Trat, data = dados_c)
anv_ct <- anova(aov_ct) #mostrando o resultado da anova
#Teste de Scott-Knot
sk_ct <- SK(dados_c$Trat,dados_c$C_total_th, model='dados_c$C_total_th~
+dados_c$Trat', which='dados_c$Trat',error='Within', sig.level=0.05)
summary(sk_ct)
#####Para os demais componentes foram realizados os mesmos passos
-----
```

```
#####Procedimentos para o Ajuste dos Modelos#####
-----
```

```
#Extraindo as variáveis do data.frame para agilizar os cálculos
Ctotal <- dados_c$C_total_th
DAP <- dados_c$DAP
```

```
Ht <- dados_c$Ht
```

```
-----
###Função para o cálculo do Índice de Furnival
IF <- function(modelo,dados){ #Argumentos da função, objeto modelo, dados
modelo$m          #####
v <-modelo$m$formula() #Extrair a formula do modelo #
v1 <- as.list(v)      #OBS: Essa função deve ser usada apenas para #
v2 <- v1[[2]]         #modelos ajustados com a função nls do r. #
v3<-as.list(v2)      #A formula do modelo deve está em sua forma explicita#
if(v3[1]== 'log'){   #Por exemplo: volume = B0 + B1*DAP ou #
l=1                  # log(volume) = B0 + B1*log(DAP) #
}else{               #Para que a função possa extarir as informções #
l=0                  #necessárias para o cálculo do IF. #
}                    #####
dados_if <- dados
n <- length(dados_if)
p <- n-(summary(modelo)$df [2])
z <- 1
mltp <- 1
multipl <- while(z<=n){
mltp <- mltp*dados_if[z]
z <- z + 1
}
media_geo <- mltp^(1/n)
SQE_modelo <- sum((summary(modelo)$res)^2)
QME_modelo <- SQE_modelo/(length(dados_if)-p)
S <- sqrt(QME_modelo)
if(l==1){
indice <- media_geo*S*exp(((n-p)/(2*n)))
return (indice)
}
if(l==0){
indice <- S
return (indice)
}
}
-----
```

```

# Procedimento gráfico para obter valores iniciais para os parâmetros
# O pacote manipulate permite manipulação gráfica
start <- list() # gera uma lista lista vazia para armazenar os valores finais
-----

#função que representa o modelo
logistia <- function(x, b0, b1, b2){
  b0/(1+exp(-b2*(x-b1)))
}
-----

# gráfico de dispersão e primeiros valores iniciais
plot(Ctotal~DAP, xlab="Altura", ylab="Biomassa do fuste",bty="l",pch=22)
b0<- 20; b1 <- 0.5; b2 <- 0.9 # primeiros valores iniciais
curve(logistica(x,b0, b1, b2), add=TRUE, col=2)
-----

manipulate({plot(Ctotal~DAP) # gera uma caixa onde se #pode variar
#os valores iniciais
curve(logistica(x, b0=b0, b1=b1, b2=b2), add=TRUE)
start <<- list(b0=b0, b1=b1, b2=b2)},
b0=slider(-1,56, initial = 10), #gera um intervalo com #uma barra
#para variação dos valores
b1=slider(-10, 40, initial=2),
b2=slider(-2, 1000, initial=10))

start # a variável start contém os últimos valores salvos que podem ser
#usados como chutes para ajuste dos modelos
-----

#Ajuste Modelo 1 Schumacher e Hall

m1_ct <- nls(formula= log(Ctotal)~b0+b1*log(DAP)+b2*log(Ht),
start = list(b0=2,b1=1,b2=0.2), trace = T)
summary(m1_ct)

#R2 e R2 ajustado pelo pacote
Rsq(m1_ct)
Rsq.ad(m1_ct)

#Índices de Ajuste

```

```
AIC(m1_ct)
IF(m1_ct,Ctotal)

#Análise de Resíduos
res.m1_ct <- summary(m1_ct)$resid      #Gerando um objeto resíduos
shapiro.test(res.m1_ct)                #Teste de Normalidade
FBST.c <- attr(m1_ct$m$fitted(), 'gradient')
m1_ct.c <- lm(Ctotal~-1+FBST.c, data = dados_c)
FBST.n <- summary(m1_ct)
bptest(m1_ct.c)                        #Teste de homogeneidade
dwtest(m1_ct.c)                        #Teste de correlacao
m1_ct.r <- nlsResiduals(m1_ct)
plot(m1_ct.r, que = 0)
mtext('Modelo Schumacher e Hall - BST', outer = TRUE, line = -1, cex = 1.4)
```