



**MODELAGEM EM NÍVEL DE ÁRVORE INDIVIDUAL APÓS  
EXPLORAÇÃO DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA  
ORIENTAL**

**ERICA KAROLINA BARROS DE OLIVEIRA**

**TESE DE DOUTORADO**

**FACULDADE DE TECNOLOGIA  
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA FLORESTAL  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS

**MODELAGEM EM NÍVEL DE ÁRVORE INDIVIDUAL APÓS EXPLORAÇÃO  
DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA ORIENTAL**

ERICA KAROLINA BARROS DE OLIVEIRA

ORIENTADORA: Dra. ALBA VALÉRIA REZENDE  
COORIENTADOR: Dr. LUCAS JOSÉ MAZZEI DE FREITAS

TESE DE DOUTORADO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS

PUBLICAÇÃO: PPGEFL.TD-108/2020  
BRASÍLIA-DF, MARÇO-2020

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA FLORESTAL  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS**

**“MODELAGEM EM NÍVEL DE ÁRVORE INDIVIDUAL APÓS EXPLORAÇÃO  
DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA ORIENTAL”**

**ERICA KAROLINA BARROS DE OLIVEIRA**

**TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO  
EM CIÊNCIAS FLORESTAIS, DO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA  
FLORESTAL, DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE  
BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A  
OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR.**

**APROVADA POR:**

---

**Profª. Drª. ALBA VALÉRIA REZENDE (Departamento de Engenharia Florestal –  
EFL/UnB).  
(Presidente)**

---

**Prof. Dr. RENATO VINÍCIUS OLIVEIRA CASTRO (Departamento de Engenharia  
Florestal – UFSJ).  
(Examinador Interno)**

---

**Dr. MARCUS VINÍCIO NEVES D’OLIVEIRA (EMBRAPA- AC).  
(Examinador Externo)**

---

**Profª. Drª. FERNANDA COELHO DE SOUZA (Departamento de Engenharia  
Florestal – EFL/UnB).  
(Examinadora Externa)**

---

**Prof. Dr. ÉDER PEREIRA MIGUEL (Departamento de Engenharia Florestal –  
EFL/UnB).  
(Examinador Suplente)**

---

**Prof. Dr. SAMUEL DE PÁDUA CHAVES E CARVALHO (Departamento de  
Engenharia Florestal/UFMT).  
(Examinador Suplente)**

**Brasília-DF, 02 de Março de 2020**

## FICHA CATALOGRÁFICA

Ficha catalográfica elaborada automaticamente,  
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

KK18m	Karolina Barros de Oliveira, Erica Modelagem em nível de árvore individual após exploração de impacto reduzido na Amazônia Oriental / Erica Karolina Barros de Oliveira; orientador Alba Valéria Rezende; co orientador Lucas José Mazzei de Freitas. -- Brasília, 2020. 174 p.  Tese (Doutorado - Doutorado em Ciências Florestais) -- Universidade de Brasília, 2020.  1. Competição. 2. Mortalidade florestal. 3. Crescimento florestal. 4. Ingresso florestal. 5. Modelagem de árvore individual. I. Valéria Rezende, Alba, orient. II. José Mazzei de Freitas, Lucas, co-orient. III. Título.
-------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

### REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

OLIVEIRA, E. K. B. de, (2020). Modelagem em nível de árvore individual após exploração de impacto reduzido na Amazônia Oriental. Tese de Doutorado em Ciências Florestais, Publicação **PPGEFL.TD-108/2020**, Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, Universidade de Brasília, Brasília-DF, 154 p.

### CESSÃO DE DIREITOS

AUTORA: Erica Karolina Barros de Oliveira.

TÍTULO: Modelagem em nível de árvore individual após exploração de impacto reduzido na Amazônia Oriental.

GRAU: Doutora; ANO: 2020; ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: Manejo Florestal.

Concedido à Universidade de Brasília-UnB permissão para reproduzir cópias desta tese de doutorado e para emprestá-las somente para propósitos acadêmicos e científicos.

Reservo outros direitos de publicação, de forma que nenhuma parte desta tese de doutorado pode ser reproduzida sem minha autorização por escrito.

---

Erica Karolina Barros de Oliveira  
karolina.czs@gmail.com

*A minha família, pelo amor incondicional, apoio e amizade sem igual, pois sem eles nada disto se realizaria.*

**DEDICO.**

## AGRADECIMENTOS

Inicio meus agradecimentos por **DEUS**, já que ele colocou pessoas tão especiais ao meu lado, sem as quais certamente não teria conseguido.

A toda a minha família que sempre me apoiou na realização dos meus sonhos. A minha mãe Etna Maria, meus irmãos Patrícia, Marcelo e Agildo Júnior, pelo exemplo de vida, carinho, preocupação, amor incondicional que não deixaram que a distância diminuísse o significado da palavra família e principalmente por fazerem de mim o que sou hoje.

Devo especial agradecimento à minha orientadora Dra. Alba Valéria Rezende, não apenas pela orientação, mas também pelo exemplo de mulher e profissional, bem como, pela paciência, conselhos e ensinamentos que foram dedicados a mim no decorrer destes seis anos (mestrado e doutorado).

Ao meu namorado Leonidas (Léo), amigo e companheiro de trabalho, pela ajuda nas análises dessa tese, bem como, por seus conselhos, carinho, atenção e amor, em todos os momentos.

Ao professor Renato Castro, um exemplo de pessoa e profissional, sempre atencioso e prestativo em todas as horas, obrigada por todos os conselhos e ensinamentos, sem sua contribuição essa tese não teria se concretizado.

A Universidade de Brasília, em especial ao Programa de Pós Graduação em Ciências Florestais por todas as oportunidades concedidas e a todos os professores que compartilharam seus conhecimentos ao longo destes anos.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes) pela concessão da bolsa de doutorado.

A Embrapa Amazônia Oriental por ter disponibilizado os dados para realização desse estudo, em especial ao meu Coorientador pesquisador Dr. Lucas Mazzei.

A banca examinadora Prof. Dr. Renato Vinícius Oliveira Castro, Pesquisador Dr. Marcus Vinicio Neves d'Oliveira e Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Fernanda Coelho de Souza, pelas correções e valiosas sugestões.

A todos os amigos e colegas que tive o prazer de conhecer durante a pós-graduação, em especial aqueles que se tornaram grandes companheiros, Gileno, Glauce, Lidiomar, Fabrícia, Andréia, Josi e Ilvan.

As minhas queridas amigas de hoje e sempre Thauanna, Quétilla e Cleide pelo

imenso apoio e incentivo em todos os momentos.

E há muito mais a quem agradecer. A todos aqueles que, embora não nomeados, me brindaram com seu inestimável apoio em distintos momentos, pela amizade e pelo crescimento proporcionado em discussões e troca de ideias, o meu sincero reconhecimento.

*“Mesmo se eu soubesse que amanhã o mundo se partiria em pedaços, eu ainda plantaria a minha macieira”.*

Martin Luther King



## RESUMO

OLIVEIRA, Erica Karolina Barros de, D.Sc., Universidade de Brasília, março de 2020. **Modelagem em nível de árvore individual após exploração de impacto reduzido na Amazônia Oriental.** Orientadora: Alba Valéria Rezende. Coorientador: Lucas José Mazzei de Freitas.

Este estudo teve como objetivo desenvolver e validar um modelo completo em nível de árvore individual (MAI) para uma floresta tropical, localizada na Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Estado do Pará, doze anos após a Exploração de Impacto Reduzido (EIR). Em 2004, foi realizado o inventário florestal em uma das unidades de trabalho (UT) da AMF. Foram implantados dois transectos de 100 m x 900 m cada, totalizando uma superfície amostral de 18 ha. Cada transecto foi dividido em 9 parcelas amostrais de 100 m x 100 m (1 ha), onde foram medidas e identificadas botanicamente todas as árvores com *DAP* (diâmetro medido a 1,30 metros)  $\geq 20$  cm. Em 16, das dezoito parcelas amostrais, foi instalada uma subparcela permanente medindo 25 m x 50 m (0,125 ha), para medição das árvores ingressas com diâmetro entre  $10 \text{ cm} \leq DAP < 20 \text{ cm}$ . Na sequência, a unidade de trabalho foi submetida à EIR, sendo removidos, em média,  $21,3 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  de madeira em tora. Sete medições sucessivas foram realizadas na área, ou seja, em 2005, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 e 2016. Para atender ao objetivo desse estudo a presente tese foi dividida em 5 capítulos. No capítulo 1 foram avaliados e propostos diferentes índices de competição independentes, dependentes e semi-independentes da distância, sendo selecionados os mais adequados e significativos para os estudos de crescimento e mortalidade apresentados nos capítulos posteriores. Nos capítulos 2 e 3 foram avaliados e comparados diferentes modelos para estimativa da probabilidade de mortalidade das árvores, bem como para projeção do crescimento em área basal. No capítulo 4 foram utilizadas duas técnicas para modelagem do ingresso, isto é, modelo em nível de árvore individual e modelo matricial (Matriz de Transição). O capítulo 5 trata da validação do modelo completo em nível de árvore individual. Os inventários entre 2005 e 2012 foram utilizados para ajustar os submodelos de mortalidade, crescimento e ingresso, enquanto os anos de 2014 e 2016 foram utilizados na validação do modelo completo. Após as análises observou-se que o índice de competição independente da distância *IID<sub>BAL</sub>* (*Basal Area in Larger Trees*) é o mais indicado para representar a competição na floresta estudada. A regressão Logística proporcionou estimativas mais precisas para a mortalidade de árvores individuais e o modelo Linear apresentou melhor desempenho para a projeção do crescimento em área basal. Na modelagem do ingresso, os dois modelos avaliados apresentaram resultados estatisticamente iguais aos valores observados, entretanto, as estimativas obtidas com o MAI foram mais próximas aos dados reais. Na validação, constatou-se que o modelo em nível de árvore individual foi eficiente na simulação do crescimento e produção florestal em todos os níveis de detalhamento (povoamento total, distribuição diamétrica e em nível de árvore individual). Esses resultados confirmaram o potencial de utilização dessa categoria de modelo em florestas tropicais após EIR, como é o caso da floresta manejada da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, no Estado do Pará.

**Palavras-chave:** Competição; crescimento florestal; ingresso florestal; modelagem de árvore individual e mortalidade florestal.

## ABSTRACT

This study aimed to evaluate the performance of a complete model at the level of individual tree (MAI) for a tropical forest, located in the Forest Management Area (FMA) of Rio Capim Farm, in the municipality of Paragominas, State of Para, twelve years after Reduced Impact Logging (RIL). In 2004, a forest inventory was carried out in one of the FMA Work Units (WU). Two transects of 100 m x 900 m each were implanted, totaling a sample area of 18 ha. Each transect was divided into 9 sample plots of 100 m x 100 m (1 ha), where all trees with DBH (diameter measured at 1.30 meters)  $\geq 20$  cm were measured and identified botanically. In 16 of the eighteen sample plots, a permanent subplot measuring 25 m x 50 m (0.125 ha) was installed to measure the regenerating component,  $10 \text{ cm} \leq \text{DBH} < 20 \text{ cm}$ . Then, the work unit was subjected to EIR, with an average removal of  $21.3 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  of roundwood. Seven successive measurements were made in the area, that is, in 2005, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 and 2016. To meet the objective of this study, this thesis was divided into 5 chapters. In chapter 1, different independent, dependent and semi-independent distance competition indexes were evaluated and proposed, with the most appropriate and significant ones selected for the growth and mortality studies presented in the later chapters. In chapters 2 and 3 different models were evaluated and compared to estimate the probability of mortality of the trees, as well as to project growth in the basal area. In chapter 4, two techniques were used to model the ticket, that is, model at the individual tree level and matrix model (Transition Matrix). Chapter 5 deals with the validation of the complete model at the individual tree level. The inventories between 2005 and 2012 were used to adjust the mortality, growth and income submodels, while the years 2014 and 2016 were used to validate the complete model. After the analysis it was observed that the competition index independent of the distance  $\text{IID}_{\text{BAL}}$  (Basal Area in Larger Trees) is the most suitable to represent the competition in the studied forest. Logistic regression provided more accurate estimates for the mortality of individual trees and the Linear model performed better for the projection of growth in the basal area. In the modeling of the ticket, the two models evaluated presented results statistically equal to the observed values, however, the estimates obtained with the MAI were closer to the actual data. In the validation, it was found that the model at the individual tree level was efficient in simulating growth and forest production at all levels of detail (total stand, diametric distribution and at the individual tree level). These results confirmed the potential for using this model category in tropical forests after RIL, as is the case of the managed forest at Fazenda Rio Capim, in the Municipality of Paragominas, in the State of Para.

**Key-words:** Competition; Forest mortality; Forest growth; Forest ingress; Individual tree modeling.

## SUMÁRIO

	Páginas
1. INTRODUÇÃO GERAL .....	1
2. OBJETIVOS .....	3
2.1. Objetivo geral.....	3
2.2. Objetivos específicos .....	3
3. ESTRUTURA DA TESE .....	4
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	5
CAPÍTULO I.....	9
COMPETIÇÃO APÓS EXPLORAÇÃO DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA BRASILEIRA .....	9
1. INTRODUÇÃO.....	10
2. MATERIAL E MÉTODOS.....	11
2.1. Área de estudo.....	11
2.2. Dados .....	12
2.3. Índices de competição ( <i>IC</i> ) .....	14
2.4. Avaliação dos índices de competição .....	15
3. RESULTADOS .....	17
3.1. Crescimento em área basal e probabilidade de mortalidade após EIR .....	17
3.2. Correlações .....	21
3.3. Teste F de contribuição .....	23
4. DISCUSSÃO .....	24
4.1. Competição <i>versus</i> crescimento e probabilidade de mortalidade após EIR .....	24
4.2. Índices de competição.....	25
4.3. Teste F de contribuição .....	28
5. CONCLUSÕES .....	29
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	31
CAPÍTULO II .....	36
MODELAGEM DA MORTALIDADE DE ÁRVORES INDIVIDUAIS APÓS EXPLORAÇÃO DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA ORIENTAL.....	36
1. INTRODUÇÃO.....	37
2. MATERIAL E MÉTODOS.....	39
2.1. Área de estudo.....	39
2.2. Dados .....	39

2.3. Índices de competição para predição da mortalidade .....	41
2.4. Análise da mortalidade .....	41
2.5. Ajuste dos modelos de mortalidade .....	42
2.6. Avaliação dos modelos de mortalidade .....	42
3. RESULTADOS .....	43
3.1. Análise da mortalidade .....	43
3.2. Avaliação da regra de mortalidade de Pretzsch et al. (2002).....	44
3.3. Estimativa e avaliação dos modelos de mortalidade.....	45
4. DISCUSSÃO .....	49
5. CONCLUSÕES .....	53
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	54
CAPÍTULO III .....	61
MODELAGEM DO CRESCIMENTO EM ÁREA BASAL DE ÁRVORES INDIVIDUAIS, APÓS EXPLORAÇÃO DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA ORIENTAL.....	61
1. INTRODUÇÃO.....	62
2. MATERIAL E MÉTODOS.....	63
2.1. Área de estudo.....	63
2.2. Dados .....	64
2.3. Índices de competição para projeção da área basal.....	65
2.4. Modelos de crescimento em área basal.....	66
2.5. Avaliação dos modelos de crescimento para projeção da área basal.....	67
2.6. Verificação das estimativas dos modelos .....	68
3. RESULTADOS .....	68
3.1. Ajuste dos modelos de crescimento em área basal .....	68
3.2. Verificação das estimativas dos modelos .....	74
4. DISCUSSÃO .....	77
5. CONCLUSÕES .....	79
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	81
CAPÍTULO IV .....	88
MODELAGEM DO INGRESSO APÓS EXPLORAÇÃO DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA ORIENTAL .....	88
1. INTRODUÇÃO.....	89
2. MATERIAL E MÉTODOS.....	91
2.1. Área de estudo.....	91

2.2. Dados .....	92
2.3. Prognose do ingresso por modelo de árvore individual.....	92
2.3.1. Definição dos Índices de competição (IC) .....	93
2.3.2. Modelo de mortalidade do ingresso .....	94
2.3.3. Modelo de projeção do crescimento em área basal do ingresso .....	95
2.3.3.1. Avaliação das equações de projeção da área basal do ingresso .....	96
2.3.3.2. Verificação das estimativas da equação selecionada para projetar a área basal do ingresso.....	96
2.4. Modelagem do ingresso no ingresso.....	97
2.5. Prognose do crescimento em área basal dos indivíduos recrutados, a partir da modelagem por Matriz de Transição .....	97
2.6. Avaliação das diferentes metodologias para a modelagem do ingresso .....	98
3. RESULTADOS .....	99
3.1. Análise da mortalidade do ingresso pela regra de Pretzsch et al. (2002) .....	99
3.2. Prognose do ingresso usando o modelo de árvore individual.....	99
3.2.1. Estimativa da mortalidade do ingresso.....	99
3.2.2. Estimativa do crescimento em área basal do ingresso .....	102
3.2.3. Estimativa do ingresso do ingresso .....	105
4. DISCUSSÃO .....	108
5. CONCLUSÕES .....	112
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	113
CAPÍTULO V .....	121
VALIDAÇÃO DE UM MODELO DE ÁRVORE INDIVIDUAL INDEPENDENTE DA DISTÂNCIA PARA FLORESTA TROPICAL MANEJADA NA AMAZÔNIA ORIENTAL.....	121
1. INTRODUÇÃO.....	122
2. MATERIAL E MÉTODOS.....	123
2.1. Área de estudo.....	123
2.2. Dados .....	124
2.3. Validação do modelo completo em nível de árvore individual .....	125
2.4. Índices de Competição .....	126
2.5. Submodelo de mortalidade .....	127
2.6. Submodelo de crescimento em área basal .....	127
2.7. Submodelo de ingresso .....	128
2.7.1. Índices de competição do ingresso.....	128
2.7.2. Submodelo de mortalidade do ingresso .....	128

2.7.3. Submodelo de crescimento do ingresso .....	129
2.7.4. Submodelo de ingresso do ingresso .....	129
2.8. Avaliação da projeção aplicando o modelo completo em nível de árvore individual .....	130
3. RESULTADOS .....	131
3.1. Validação do modelo em nível de povoamento .....	131
3.2. Validação do modelo em nível de distribuição diamétrica .....	133
3.3. Validação do modelo em nível de árvore individual .....	134
4. DISCUSSÃO .....	142
5. CONCLUSÕES .....	145
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	147
CONCLUSÕES GERAIS.....	153

## LISTAS DE FIGURAS

### CAPÍTULO I

Figura 1.1. Localização da Fazenda Rio Capim (A-C), em área de Floresta Ombrófila Densa, após EIR no Município de Paragominas, Estado do Pará, Brasil. .... 12

Figura 1.2. Dinâmica do incremento em área basal ( $\Delta G$ ) (a); e probabilidade de mortalidade ( $Pm$  % ano<sup>-1</sup>) (b) das árvores com  $DAP \geq 20$  cm, ao longo de 12 anos (2005 a 2016), em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada na UT 14 da Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará..... 18

Figura 1.3. Comportamento médio dos índices de competição, para árvores grandes ( $DAP > \overline{DAP} + 0,5.sd$ ), médias ( $\overline{X} - 0,5.sd \leq DAP \leq \overline{DAP} + 0,5.sd$ ) e pequenas ( $DAP < \overline{DAP} - 0,5.sd$ ), ao longo de 12 anos (2004 a 2016), em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada na UT 14 da Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará. .... 19

### CAPÍTULO II

Figura 2.1. Probabilidade de mortalidade média anual ( $Pm$  % ano<sup>-1</sup>) observada por classe de diâmetro, para o período de 2005 a 2012 após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho N° 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil..... 44

Figura 2.2. Representação gráfica da estimativa do número de árvores mortas, aplicando a metodologia proposta por Pretzsch et al. (2002) aos dados observados, em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 44

Figura 2.3. Número de árvores mortas, observado (valores absolutos) e estimado pelos modelos de probabilidade de mortalidade, no período de 2005 a 2012, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. Modelos: (a) Alométrico; (b) Buchman; (c) Weibull; (d) Exponencial e (e) Logístico. (Barras representam o desvio- padrão). Em que  $IID_1$  = índice de competição de Glover e Holl (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (*Basal area in larger trees*) são os índices de competição de Stage (1973). .... 47

Figura 2.4. Mortalidade anual de árvores, por classe diamétrica, observada (valores absolutos) e estimada pelo modelo de regressão logístico, ajustado em função do índice  $IID_{BAL}$ , considerando os períodos (a) 2005 a 2006; (b) 2006 a 2008; (c) 2008 a 2010 e (d) 2010 a 2012, em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. (Barras representam o desvio- padrão). .... 49

### CAPÍTULO III

Figura 3.1. Gráfico de dispersão dos valores observados e estimados (a); gráfico de resíduos percentuais (b) e histogramas de frequência dos erros (c) para as estimativas de área basal de árvores individuais, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de Stage (1973) e  $IDD_{20}$  representa o índice de Daniels (1976), calculado para um raio competitivo de 20 m entre a árvore objeto e suas competidoras..... 74

Figura 3.2. Área basal estimada em função dos valores observados para os modelos de crescimento em nível de árvore individual, ajustados por índice de competição na fase de verificação, para o ano de 2012, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de Stage (1973) e Stage (1973) modificado e  $IDD_{20}$  representa o índice de Daniels (1976), calculado para um raio competitivo de 20 m entre a árvore objeto e suas competidoras..... 75

Figura 3.3. Distribuição diamétrica observada e estimada das árvores para o ano de 2012, na fase de verificação. Em que:  $IID_1$ : corresponde ao índice de competição de Glover e Hool, (1979),  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ : são os índices de Stage, (1973) e o  $IDD_{20}$ : representa o índice de Daniels, 1976, calculado para um raio competitivo de 20 m entre a árvore objeto e suas competidoras e <sup>ns</sup> indica diferença não significativa a 5% de significância pelo teste K-S. 76

### CAPÍTULO IV

Figura 4.1. Fluxograma dos principais processos empregados na aplicação do modelo de árvore individual, para prognose do ingresso (árvores com diâmetro entre  $10 \text{ cm} \leq DAP < 20 \text{ cm}$ ), em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após exploração de impacto reduzido. Fonte: Adaptado de Davis e Johnson (1987) e Castro (2012). ..... 93

Figura 4.2. Estimativa do número de árvores mortas para o ingresso, aplicando a metodologia proposta por Pretzsch et al. (2002) aos dados observados, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil..... 99

Figura 4.3. Número observado e estimado de árvores mortas, do ingresso, por classe de diâmetro, por índice de competição e por período monitorado, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. Em que  $IID_1$  = índice de competição de Glover e Holl (1979) e  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (*Basal Area Larger*) são os índices de competição de Stage (1973). Barras representam os desvios-padrões. Período 1 (2005 a 2006); Período 2 (2006 a 2008); Período 3 (2008 a 2010) e Período 4 (2010 a 2012)..... 101

Figura 4.4. Gráficos de dispersão de valores estimados em relação aos observados (a), gráficos de resíduos percentuais (b) e histogramas de frequência dos erros (c), provenientes do ajuste do modelo linear para estimativa de área basal futura do ingresso, em área de Floresta Ombrófila Densa, após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979),  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de Stage (1973). ..... 103



Figura 4.5. Verificação da relação entre área basal estimada pelo modelo linear, ajustado em função de cada índice de competição e área basal observada, para os dados referentes ao levantamento realizado em 2012, em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil, após EIR. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979),  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de Stage (1973). ..... 104

Figura 4.6. Distribuição diamétrica observada e estimada do número de árvores por hectare, para o modelo linear, referente ao levantamento de 2012, em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, no Município de Paragominas, PA, Brasil,. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979),  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de Stage (1973). ..... 105

## CAPÍTULO V

Figura 5.1. Fluxograma dos principais processos empregados na aplicação do modelo de árvore individual, para prognose do crescimento e produção, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após exploração de impacto reduzido. Fonte: Adaptado de Davis e Johnson (1987) e Castro (2012). ..... 126

Figura 5.2. Valores por parcela de volume por hectare (a), frequência de indivíduos por hectare (b) e área basal por hectare (c), observados e estimados a partir do modelo de árvore individual, durante a fase de validação, no ano final do período de projeção (2016), em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após EIR. (Barras representam os desvios-padrões). ..... 132

Figura 5.3. Validação dos valores projetados de volume (a), número de árvores (b) e área basal (c), por hectare e por classe de diâmetro, em relação aos valores observados, registrados em 2016, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após exploração com impacto reduzido. (Barras representam os desvios-padrões; <sup>ns</sup> = não significativo ao nível de 5% de significância pelo teste K-S). ..... 133

Figura 5.4. Número de árvores mortas (a) e ingressas (b), observado e estimado pelo modelo completo, em nível de árvore individual, no período de projeção, 2005 a 2016, registrado em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após EIR. (Barras representam os desvios-padrões; <sup>ns</sup> = não significativo ao nível de 5% de significância pelo teste K-S; \* = significativo ao nível de 5% de significância pelo teste K-S). ..... 134

Figura 5.5. Valores observados *versus* estimados de área basal para o ano 2016, ano final da projeção (a) e histograma de frequência dos erros estimados (b), obtidos pelo modelo completo, em nível de árvore individual, ajustado para dados de uma Floresta Ombrófila Densa, após EIR no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 135

## LISTAS DE TABELAS

### CAPÍTULO I

- Tabela 1.1. Caracterização dendrométrica e florística da vegetação arbórea após EIR, realizada em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 14
- Tabela 1.2. Relação funcional dos índices de competição independentes, dependentes e semi-independentes da distância. .... 15
- Tabela 1.3. Correlações lineares entre índices de competição independentes (*IID*), dependentes (*IDD*) e semi-independentes da distância (*ISI*) e as variáveis crescimento em área basal ( $\Delta G$ ), probabilidade de mortalidade ( $Pm \% \text{ ano}^{-1}$ ) e tempo pós- exploração (*TPE*) em árvores individuais de Floresta Ombrófila Densa após EIR no Município de Paragominas, Estado do Pará. .... 21
- Tabela 1.4. Teste F-parcial, para os índices de competição dependentes (*IDD*), independentes (*IID*) e semi-independentes da distância (*ISI*), em árvores individuais em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada na UT 14 da Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará. .... 23

### CAPÍTULO II

- Tabela 2.1. Caracterização dendrométrica e florística da vegetação arbórea após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. 40
- Tabela 2.2. Relação funcional dos índices de competição selecionados para estimar a probabilidade de mortalidade de árvores após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho N° 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 41
- Tabela 2.3. Modelos testados para estimar a probabilidade de mortalidade de árvores, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho N° 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 42
- Tabela 2.4. Estimativas dos parâmetros dos modelos de probabilidade de mortalidade, ajustados para árvores em área de Floresta Ombrófila Densa manejada, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 45
- Tabela 2.5. Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS), examinado a hipótese de nulidade entre mortalidade observada e estimada, por classe diamétrica, após EIR, de 2005 a 2012, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. 48

### CAPÍTULO III

Tabela 3.1. Caracterização dendrométrica e florística da vegetação arbórea após EIR, realizada em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 65

Tabela 3.2. Relação funcional dos índices de competição selecionados para estimar o crescimento em área basal, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho N° 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 66

Tabela 3.3. Modelos utilizados para estimar o crescimento em área basal de árvores individuais após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho N° 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 67

Tabela 3.4. Coeficientes e estatísticas de qualidade dos ajustes dos modelos testados para projeção da área basal de árvores individuais, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 70

### CAPÍTULO IV

Tabela 4.1. Relação funcional dos índices de competição utilizados para estimar a probabilidade de mortalidade e o crescimento em área basal das árvores ingressas, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.... 94

Tabela 4.2. Modelo utilizado para estimar a probabilidade de mortalidade por classe de diâmetro das árvores ingressas, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 94

Tabela 4.3. Modelo utilizado para projetar o crescimento em área basal do ingresso, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil..... 96

Tabela 4.4. Modelo utilizado para estimar o ingresso no ingresso após exploração de impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 97

Tabela 4.5. Estimadores dos parâmetros do modelo logístico, ajustado em função dos índices de competição  $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ , em área de Floresta Ombrófila Densa, após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 100

Tabela 4.6. Estimativas dos parâmetros e estatísticas de qualidade de ajuste, do modelo linear/adaptado de Tomé e Burkhart (1989), para projeção da área basal futura do ingresso, após EIR, em uma área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil..... 102

Tabela 4.7. Matriz de probabilidade de transição, gerada a partir dos dados do primeiro período monitorado (2005 e 2006), após a EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 106

Tabela 4.8. Número de árvores por hectare por classe de diâmetro, observado e estimado

pela modelagem por Matriz de Transição e por MAI para os anos de 2006, 2008, 2010 e 2012, após a EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil..... 107

## CAPÍTULO V

Tabela 5.1. Caracterização dendrométrica e florística da vegetação arbórea após EIR, realizada em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 125

Tabela 5.2. Modelo selecionado para estimar a probabilidade de árvores individuais, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil..... 127

Tabela 5.3. Modelo selecionado para projetar o crescimento em área basal, de árvores individuais, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 127

Tabela 5.4. Modelo selecionado para estimar a probabilidade de mortalidade do ingresso (árvores com  $10 \text{ cm} \leq DAP < 20 \text{ cm}$ ), após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil..... 128

Tabela 5.5. Modelo selecionado para projetar o crescimento em área basal do ingresso, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 129

Tabela 5.6. Modelo utilizado para estimar o ingresso no ingresso, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. .... 129

Tabela 5.7. Estrutura horizontal observada e estimada na fase de validação, pelo modelo completo, em nível de árvore individual, no de 2016, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após exploração de impacto reduzido. .... 136

## 1. INTRODUÇÃO GERAL

O manejo florestal é uma prática relativamente comum em algumas florestas tropicais da África, Ásia e América Latina (d'Oliveira et al., 2017; Pearson et al., 2017; Putz et al., 2019). Embora não haja consenso entre alguns pesquisadores sobre a sustentabilidade do manejo que garanta a produção contínua de madeira (Griscom et al., 2018), a manutenção da biodiversidade (Bicknell et al., 2015) e de vários outros serviços ecossistêmicos (Edwards et al., 2014), diferentes estudos têm mostrado que para uma intensidade moderada de exploração, o uso de técnicas adequadas de manejo florestal (Putz et al., 2019) pode reduzir em até 50% os danos ao solo e a floresta remanescente (Sist e Ferreira, 2007).

Na Amazônia brasileira, o manejo florestal está regulamentado atualmente, como regime legal para a extração madeireira (Decreto 5.975/2006, Instruções Normativas MMA 04 e 05/2006 e Resolução CONAMA 406/2009), utilizando a exploração de impacto reduzido, que tem como preceito, garantir a produção madeireira de forma sustentável econômica, ecológica e social, caso seja executado como especificado nas normas vigentes. Essa sustentabilidade é apresentada na lei de gestão de florestas públicas (Lei nº 11.284/2006), que conceitua o manejo florestal como a administração da floresta para a obtenção de benefícios econômicos, sociais e ambientais, respeitando-se os mecanismos de sustentação do ecossistema, objeto do manejo (BRASIL, 2006).

De acordo com os princípios e critérios do FSC (*Forest Stewardship Council*) e com as diretrizes da ITTO (*International Tropical Timber Organization*), um dos pré-requisitos do Manejo Florestal Sustentável (MFS) é que a colheita da produção florestal não deve exceder a taxa de regeneração da floresta (Souza et al., 2015). Portanto, é necessário planejar e implementar uma produção sustentada para a colheita florestal, bem como conhecer as estratégias de regeneração das diferentes espécies arbóreas para avaliar os efeitos, a longo prazo, das alterações antropogênicas na dinâmica da floresta (Clark et al., 2014).

Em qualquer plano de manejo, o conceito de manejo florestal sustentável só estará completo se houver uma previsão razoável do quanto a floresta irá se recuperar dentro de um intervalo de tempo (Braz et al., 2012). Assim sendo, os modelos de crescimento e produção podem ser utilizados como importante ferramenta para entender que fatores são responsáveis pelo comportamento a longo prazo das florestas tropicais. Com esse

entendimento, o manejo florestal pode ser aplicado de forma inteligente, para minimizar os impactos antrópicos sobre o equilíbrio das espécies existentes (Vatrax et al., 2016).

Os modelos de crescimento e produção podem ser classificados como: de povoamento total (MPT), modelos de distribuição diamétrica (MDD) e modelos em nível de árvore individual (MAI) (Weiskittel et al., 2011). Cada um é empregado de acordo com o nível de detalhamento desejado (Castro et al., 2013).

Os modelos do tipo povoamento total estimam o crescimento e/ou produção, a partir de atributos em nível de povoamento (Burkhart e Tomé, 2012), como idade, área basal, índice de sítio e volume. Esses modelos são pouco utilizados em florestas inequiâneas, por não explicarem diretamente a variação do tamanho das árvores dentro do povoamento e se apoiarem em variáveis de difícil acesso em florestas inequiâneas, tais como idade e índice de sítio (Campos e Leite, 2017).

Já os modelos de distribuição diamétrica estimam o número de árvore por hectare, por classe de diâmetro, nas idades presentes e futuras. A principal característica dos MDD é o emprego de uma função de densidade de probabilidade (*fdp*), sendo comum o uso da função Weibull (Campos e Leite, 2017) e das matrizes de probabilidade de transição (Souza e Soares, 2013). A Matriz de Transição é o tipo de modelagem mais empregada para predição da produção futura em florestas inequiâneas do Brasil (Reis et al., 2018). No entanto, essa técnica apresenta algumas limitações como, por exemplo, o fato de suas projeções serem realizadas a partir dos dados de dois monitoramentos apenas, que são escolhidos para construir a Matriz “G” de probabilidade de transição (Stepka et al., 2010; Machado et al., 2017). Isso demonstra certa inflexibilidade do modelo, uma vez que possíveis mudanças de crescimento causadas pela intervenção do manejo não seriam contempladas (Stepka et al., 2010). Uma forma de evitar esses problemas é empregar a modelagem em nível de árvore individual, onde tais limitações não são identificadas.

Nos modelos em nível de árvore individual (MAI), o crescimento e a produção são obtidos para cada árvore individualmente, e a produção do povoamento é obtida a partir da soma das produções individuais de cada árvore (Campos e Leite, 2017). Estes modelos são compostos por sub-modelos (Weiskittel et al., 2011), sendo os principais, aqueles que estimam a mortalidade e o crescimento, considerando algum nível de competição (índice de competição) (Castro et al., 2013). Dessa forma, esses modelos se aproximam mais da complexidade de ecossistemas de florestas nativas tropicais, além de ser sensível a intervenção antrópica (Reis et al., 2016).

A maioria dos estudos com modelagem de florestas tropicais foi desenvolvida nas florestas da Indonésia, Malásia e Guiana Francesa (Gourlet-Fleury e Houllier, 2000; Maréchaux e Chave, 2017; Ruslandi et al., 2017). No Brasil, atualmente, os maiores avanços na modelagem do crescimento e produção foram obtidos em plantios monoespecíficos ou para um pequeno grupo de espécies (Chassot e Fleig, 2018; Weber et al., 2018), sendo, portanto, de uso muito restrito em florestas naturais heterogêneas (Castro et al., 2014), sobretudo para florestas submetidas à extração seletiva. Na Amazônia brasileira, por exemplo, poucos são os modelos de simulação que descrevem a dinâmica da floresta manejada (Azevedo et al., 2008; Reis et al., 2016). Contudo, dois modelos podem ser destacados: CAFOGROM, um modelo cohort (Alder, 2011) e o SYMFOR, um modelo de árvore individual (Azevedo et al., 2008; Phillips et al., 2004).

Dessa forma, dada a importância da modelagem do crescimento e produção em nível de árvore individual, na sustentabilidade da produção madeireira, tanto do ponto de vista ambiental (Reis et al., 2016), quanto econômico e social (Santana et al., 2017), este estudo foi desenvolvido visando realizar a modelagem em nível de árvore individual em uma Floresta Ombrófila Densa, após exploração de impacto reduzido (EIR) na Amazônia Oriental.

## **2. OBJETIVOS**

### **2.1. Objetivo geral**

Quantificar o crescimento e a produção em nível de árvore individual após exploração de impacto reduzido na Amazônia Oriental.

### **2.2. Objetivos específicos**

- Avaliar diferentes índices de competição para estudos de mortalidade e crescimento em área de Floresta Ombrófila Densa;
- Desenvolver e avaliar modelos de probabilidade de mortalidade para uma Floresta Ombrófila Densa após exploração de impacto reduzido;
- Desenvolver e avaliar modelos de crescimento em área basal para uma Floresta Ombrófila Densa após exploração de impacto reduzido;

- Testar diferentes técnicas de modelagem do ingresso após exploração de impacto reduzido, no Município de Paragominas, Pará, Brasil;
- Validar um modelo em nível de árvore individual para uma Floresta Ombrófila Densa após exploração de impacto reduzido, no Município de Paragominas, Pará, Brasil.

### **3. ESTRUTURA DA TESE**

Para atingir os objetivos propostos, a tese foi estruturada em cinco capítulos, sendo que cada capítulo encontra-se na forma de artigo científico, conforme apresentado a seguir:

- **Capítulo I:** Competição após exploração de impacto reduzido na Amazônia Oriental;
- **Capítulo II:** Modelagem da mortalidade de árvores individuais após exploração de impacto reduzido na Amazônia Oriental;
- **Capítulo III:** Modelagem do crescimento em área basal de árvores individuais, após exploração de impacto reduzido na Amazônia Oriental;
- **Capítulo IV:** Modelagem do ingresso após exploração de impacto reduzido na Amazônia Oriental;
- **Capítulo V:** Validação de um modelo em nível de árvore individual independente da distância para floresta manejada na Amazônia Oriental.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alder, D., 2011. CAFOGROM Amazon Forest Growth Model - Data and system updates for 2011.

Azevedo, C.P. de, Sanquetta, C.R., Silva, J.N.M., Machado, S.A., Souza, C.R., De Oliveira, M.M., 2008. Simulação de estratégias de manejo florestal na Amazônia com o uso do modelo SYMFOR. *Acta Amaz.* 38, 51–69. <https://doi.org/10.1590/S0044-59672008000100007>

Bicknell, J.E., Struebig, M.J., Davies, Z.G., 2015. Reconciling timber extraction with biodiversity conservation in tropical forests using reduced-impact logging. *J. Appl. Ecol.* 52, 379–388. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12391>

BRASIL. Decreto. nº 5.975 de 30 de novembro de 2006. Regulamenta os arts. 12, parte final, 15, 16, 19, 20 e 21 da Lei no 4.771, de 15 de setembro de 1965, o art. 4º, inciso III, da Lei no 6.938, de 31 de agosto de 1981, o art. 2º da Lei no 10.650, de 16 de abril de 2003, altera e acrescenta dispositivos aos Decretos nos 3.179, de 21 de setembro de 1999, e 3.420, de 20 de abril de 2000, e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, 30 de novembro de 2006.

BRASIL. Instrução Normativa. nº 4, de 11 de dezembro de 2006. Dispõe sobre a Autorização Prévia à Análise Técnica de Plano de Manejo Florestal Sustentável-APAT, e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, 11 de dezembro de 2006.

BRASIL. Instrução Normativa. nº 5, de 11 de dezembro de 2006. Dispõe sobre procedimentos técnicos para elaboração, apresentação, execução e avaliação técnica de Planos de Manejo Florestal Sustentável-PMFSs nas florestas primitivas e suas formas de sucessão na Amazônia Legal, e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, 11 de dezembro de 2006.

BRASIL. LEI Nº 11.284, DE 2 DE MARÇO DE 2006. Dispõe sobre a gestão de florestas públicas para a produção sustentável; institui, na estrutura do Ministério do Meio Ambiente, o Serviço Florestal Brasileiro - SFB; cria o Fundo Nacional de Desenvolvimento Florestal – FNDF. **Diário Oficial da União**, Brasília, 02 de março de 2006.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. Conselho Nacional do Meio Ambiente. Resolução CONAMA nº 406, de 02 de fevereiro de 2009. Estabelece parâmetros técnicos a serem adotados na elaboração, apresentação, avaliação técnica e execução de Plano de Manejo Florestal Sustentável PMFS com fins madeireiros, para florestas nativas e suas formas de sucessão no bioma Amazônia. **Diário Oficial da União**, Brasília, nº 26, pág. 100, 06 de fevereiro de 2006.

Braz, E.M., Schneider, P.R., Mattos, P.P. de, Selle, G.L., Thaines, F., Ribas, L.A., Vuaden, E., Braz, E.M., Schneider, P.R., Mattos, P.P. de, Selle, G.L., Thaines, F., Ribas, L.A., Vuaden, E., 2012. Taxa de corte sustentável para manejo das florestas tropicais. *Ciência Florest.* 22, 137–145. <https://doi.org/10.5902/198050985086>

Burkhart, H.E., Tomé, M., 2012. **Modeling forest trees and stands, Modeling Forest**

**Trees and Stands.** <https://doi.org/10.1007/978-90-481-3170-9>

Campos, J.C.C., Leite, H.G., 2017. **Mensuração Florestal: Perguntas e respostas.** 5<sup>a</sup>. ed. Viçosa.

Castro, R., Soares, C., Leite, H., Souza, A., Martins, F., Nogueira, G., Silva, M., 2014. Competição em nível de árvore individual em uma floresta estacional semidecidual. **Silva Lusit.** 22, 43–66.

Castro, R.V.O., Soares, C.P.B., Martins, F.B., Leite, H.G., 2013. Crescimento e produção de plantios comerciais de eucalipto estimados por duas categorias de modelos. **Pesqui. Agropecu. Bras.** 48, 287–295. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2013000300007>

Chassot, T., Fleig, F.D., 2018. Modelagem do incremento diamétrico para árvores individuais de *Araucaria angustifolia* (Bertol.) Kuntze. **Ciência Florest.** 28, 1128. <https://doi.org/10.5902/1980509833389>

Clark, D.A., Clark, D.B., Applications, S.E., Aug, N., 2014. Assessing the Growth of Tropical Rain Forest Trees : Issues for Forest Modeling and Management. **Ecol. Appl.** 9, 981–997. <https://doi.org/10.1890/1051-0761>

D’Oliveira, M.V.N., Oliveira, L.C., Acuña, M.H.A., Braz, E.M., 2017. Twenty years monitoring growth dynamics of a logged tropical forest in Western Amazon. **Pesqui. Florest. Bras.** 37, 493–502. <https://doi.org/10.4336/2017.pfb.37.92.1398>

Edwards, D.P., Tobias, J.A., Sheil, D., Meijaard, E., Laurance, W.F. 2014. Maintaining ecosystem function and services in logged tropical forests. **Trends Ecol. Evol.** 29, 511–520. <https://doi.org/10.1016/J.TREE.2014.07.003>

Gourlet-Fleury, S., Houllier, F., 2000. Modelling diameter increment in a lowland evergreen rain forest in French Guiana. **For. Ecol. Manage.** 131, 269–289. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(99\)00212-1](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(99)00212-1)

Griscom, B.W., Goodman, R.C., Burivalova, Z., Putz, F.E., 2018. Carbon and Biodiversity Impacts of Intensive Versus Extensive Tropical Forestry. **Conserv. Lett.** 11, 1–9. <https://doi.org/10.1111/conl.12362>

Machado, S., Cysneiros, V., Nascimento, R.G., Martins, A., Schmidt, L., 2017. Projeção da estrutura diamétrica de grupos ecológicos em uma floresta ombrófila mista. **Floresta e Ambient.** 24, 83–98. <https://doi.org/10.1590/2179-8087.001216>

Maréchaux, I., Chave, J., 2017. An individual-based forest model to jointly simulate carbon and tree diversity in Amazonia: description and applications. **Ecol. Monogr.** 87, 632–664. <https://doi.org/10.1002/ecm.1271>

Oliveira, E.K.B. de, Rezende, A.V., Freitas, L.J.M. de, Júnior, L.S.M., Barros, Q.S., Costa, L.S. da, 2019. Monitoramento da estrutura e caracterização ecológica em floresta tropical manejada na Amazônia Brasileira. **Rev. Bras. Ciências Agrárias.** 14, 1–12. <https://doi.org/10.5039/agraria.v14i4a6867>

Pearson, T.R.H., Brown, S., Murray, L., Sidman, G., 2017. Greenhouse gas emissions from

tropical forest degradation: An underestimated source. **Carbon Balance Manag.** 12, 1–11. <https://doi.org/10.1186/s13021-017-0072-2>

Phillips, P.D., De Azevedo, C.P., Degen, B., Thompson, I.S., Silva, J.N.M., Van Gardingen, P.R., 2004. An individual-based spatially explicit simulation model for strategic forest management planning in the eastern Amazon. **Ecol. Modell.** 173, 335–354. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2003.09.023>

Putz, F.E., Baker, T., Griscom, B.W., Gopalakrishna, T., Roopsind, A., Umunay, P.M., Zalman, J., Ellis, E.A., Ruslandi, Ellis, P.W., 2019. Intact forest in selective logging Landscapes in the Tropics. **Front. For. Glob. Chang.** 2, 1–10. <https://doi.org/10.3389/ffgc.2019.00030>

Reis, L.P., de Souza, A.L., Mazzei, L., dos Reis, P.C.M., Leite, H.G., Soares, C.P.B., Torres, C.M.M.E., da Silva, L.F., Ruschel, A.R., 2016. Prognosis on the diameter of individual trees on the eastern region of the amazon using artificial neural networks. **For. Ecol. Manage.** 382, 161–167. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.10.022>

Reis, L.P., Miquelino, C.M., Torres, E., Lopes De Souza, A., Mazzei De Freitas, L.J., Marques, P.C., Reis, R., Fernandes, L.D.S., Leite, R.V., 2018. Prognose da distribuição diamétrica por Matriz de Transição em floresta após colheita no leste da Amazônia. **Ciência Florest.** 28, 715–724. <https://doi.org/10.5902/1980509832083>

Ruslandi, Cropper, W.P., Putz, F.E., 2017. Effects of silvicultural intensification on timber yields, carbon dynamics, and tree species composition in a dipterocarp forest in Kalimantan, Indonesia: An individual-tree-based model simulation. **For. Ecol. Manage.** 390, 104–118. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.01.019>

Santana, A.C. de, Santana, Á.L. de, Oliveira, C.M. de, Santos, M.A.S. dos, Amin, M.M., Costa, N.L., 2017. O valor econômico da extração de madeira em tora na ilha do Marajó, Pará. **Rev. Teor. e Evidência Econômica.** 22, 296–311. <https://doi.org/10.5335/rtee.v22i47.6812>

Sist, P., Ferreira, F.N., 2007. Sustainability of reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 243, 199–209. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2007.02.014>

Souza, D.V., Carvalho, J.O.P. de, Mendes, F.D.S., Melo, L.D.O., Silva, J.N.M., Jardim, F.C. da S., Souza, D.V., Carvalho, J.O.P. de, Mendes, F. da S., Melo, L. de O., Silva, J.N.M., Jardim, F.C. da S., 2015. Crescimento de espécies arbóreas em uma floresta natural de terra firme após a colheita de madeira e tratamentos silviculturais, no Município de Paragominas, Pará, Brasil. **Ciência Florest.** 25, 873–883. <https://doi.org/10.5902/1980509820585>

Souza, A.L. de, Soares, C.P.B., 2013. **Florestas Nativas: Estrutura, dinâmica e manejo.** 1ª ed. Viçosa, UFV, 322 p.

Stepka, T.F., Dias, A.N., Figueiredo Filho, A., Machado, S. do A., Sawczuk, A.R., 2010. Prognose da estrutura diamétrica de uma Floresta Ombrófila Mista com os métodos razão de movimentos e matriz de transição. **Pesqui. Florest. Bras.** 30, 327–335. <https://doi.org/10.4336/2010.pfb.30.64.327>

Vatraz, S., De Carvalho, J.O.P., Silva, J.N.M., Da Castro, T.C., 2016. Efeito da exploração de impacto reduzido na dinâmica do crescimento de uma floresta natural. **Sci. For. Sci.** 44, 261–271. <https://doi.org/10.18671/scifor.v44n109.25>

Weber, P., Augusto, G.C., Costa, Arnoni, E., Lora, Paula, A., Zimmermann, Longhi, R.V., 2018. Modelagem linear generalizada para descrever o incremento em área transversal de árvores individuais de Imbuia. **Floresta.** 48, 123–132. <https://doi.org/10.5380/rf.v48i1.54368>

Weiskittel, A.R., Hann, D.W., Kershaw, J.A., Vanclay, J.K., 2011. *Forest Growth and Yield Modeling.* Chichester: Wiley-Blackwell. 415 p  
<https://doi.org/10.1002/9781119998518>

## CAPÍTULO I

### COMPETIÇÃO APÓS EXPLORAÇÃO DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA BRASILEIRA

**Resumo:** A competição por recursos pode afetar o crescimento e aumentar a mortalidade em povoamentos florestais. Os efeitos desse processo são pouco conhecidos, especialmente, em áreas submetidas a manejo florestal que possuem uma dinâmica de crescimento bem diferenciada das áreas naturais não manejadas. Este trabalho teve como objetivo estimar, avaliar e selecionar o melhor índice de competição para árvores individuais em área de floresta manejada, na Amazônia Oriental. Os dados empregados foram provenientes de 18 parcelas permanentes de 1 ha cada, monitoradas durante 12 anos (2005-2016), após exploração de impacto reduzido (EIR). Para a análise da competição, foram testados 23 índices. Os índices de competição foram avaliados a partir de análises gráficas e coeficientes de correlações lineares ( $r_{yy}$ ), entre cada índice e as variáveis: incremento em área basal ( $\Delta G$ ), probabilidade de mortalidade ( $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ ) e tempo pós-exploração ( $TPE$ ), para cada uma das três classes de tamanho de árvores, ou seja, árvores grandes ( $DAP > \overline{DAP} + 0,5 \cdot sd$ ), médias ( $\overline{X} - 0,5 \cdot sd \leq DAP \leq \overline{DAP} + 0,5 \cdot sd$ ) e pequenas. Além disso, aplicou-se o Teste F-parcial, para verificar, o quanto os índices de competição calculados, permitem explicar as variações observadas em  $\Delta G$  e  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ . O índice que apresentou o melhor desempenho foi o independente da distância  $IID_{BAL}$  (*Basal Area in Larger Trees*). Para os índices dependentes e semi-independentes da distância, as melhores interações com as variáveis testadas, ocorreram em raios de 15 e 20 metros de distância da árvore objeto. As árvores maiores apresentaram os maiores valores de  $\Delta G$ . Para a probabilidade de mortalidade  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ , notou-se valores praticamente iguais entre as três classes de árvores. Os resultados obtidos neste estudo poderão auxiliar na inclusão de índices de competição em modelos de crescimento e produção em nível de árvore individual em florestas tropicais, especialmente em florestas manejadas na Amazônia brasileira.

**Palavras-chave:**  $IID_{BAL}$ ; colheita florestal; crescimento em área basal; mortalidade de árvores.

## 1. INTRODUÇÃO

Durante o desenvolvimento de um ecossistema florestal, as árvores estão em contínuo estado de competição (Pillet et al., 2018). Seja no espaço aéreo pela luz, ou no solo pela água e nutrientes (Vatraz et al., 2018). Em florestas muito adensadas, por exemplo, plantas vizinhas compartilham recursos cada vez mais escassos (Río et al., 2014) e a tendência é uma provável redução tanto nas taxas de crescimento quanto na sobrevivência das árvores (Avery e Burkhart, 2002).

Nas últimas décadas, um dos maiores desafios das pesquisas desenvolvidas em ecossistemas florestais tropicais tem sido avaliar o quanto a competição por recursos ambientais afeta o crescimento e a produção de árvores. Em geral, essa relação competitiva, pode ser avaliada através dos índices de competição (*IC*) (Peltoniemi e Mäkipää, 2011; Pedersen et al., 2013). Por isso, a utilização dos *IC* tornou-se importante parte do gerenciamento florestal em diferentes regiões do planeta (Vatraz et al., 2018).

Concomitantemente, uma série de estudos nas áreas da ecologia e da silvicultura estão sendo realizados com o objetivo de desenvolver, melhorar ou modificar diferentes índices de competição em nível de árvore individual (Maleki et al., 2015) e, a partir dos resultados de alguns desses estudos, foram desenvolvidos modelos estatísticos para estimar mortalidade (Peltoniemi e Mäkipää, 2011; Das et al., 2011), recrutamento (Duchesne e Prévost, 2013; Mugasha et al., 2016) e o crescimento em diâmetro, altura e área basal (Contreras et al., 2011; Bérubé-Deschênes et al., 2017; Lhotka, 2017) com a inclusão da variável competição.

Os índices de competição descritos na literatura podem ser agrupados em três categorias: independentes da distância (*IID*), dependentes da distância (*IDD*) (Burkhart e Tomé, 2012) e semi-independente da distância (*ISI*) (Stage e Ledermann, 2008; Contreras et al., 2011). Essas categorias diferem conceitualmente, de acordo com o critério utilizado para expressar as relações entre árvores (Castro et al., 2014).

Nos índices independentes da distância, ou não espacialmente explícitos, a competição é estimada por meio da relação das dimensões da árvore objeto com as variáveis do povoamento, como: número de árvores por hectare, área basal por hectare e altura média das árvores (Burkhart e Tomé, 2012; Kahrman et al., 2018). Os índices dependentes da distância, ou espacialmente explícitos, além de incluírem as dimensões das árvores, incorporam também a localização das árvores vizinhas ou competidoras à árvore

objeto (Contreras et al., 2011; Kahriman et al., 2018). Consequentemente, são mais complexos em termos de coleta de dados (Sun et al., 2018). Quanto aos índices semi-independentes da distância, sua obtenção é semelhante a dos índices independentes da distância, no entanto, eles são espacialmente restritos a um menor conjunto de árvores vizinhas (raios de competição), ao invés de todas as árvores da parcela (Stage e Ledermann, 2008; Lederman, 2010).

A literatura não indica claramente a superioridade universal de um determinado índice em relação a outro (Weiskittel et al., 2011), e, nem tão pouco, qual o melhor índice dentro de cada categoria (Fox et al., 2007).

Diversos estudos têm avaliado o desempenho dos índices de competição para estimar mudanças no crescimento das árvores em florestas monoespecíficas ou com poucas espécies (Martins et al., 2011; Duchesne e Prévost, 2013; Amiri e Naghd, 2016; Bérubé-Deschênes, et al., 2017). Contudo, em florestas com elevada riqueza de espécies, o número de estudos ainda é pequeno (Castro et al., 2014; Vatrax et al., 2018; Lustosa Júnior et al., 2019).

No caso específico da Floresta Amazônica e, em especial, em áreas submetidas a alguma intensidade de manejo, como as áreas de manejo florestal na Amazônia que possuem uma dinâmica de crescimento diferenciada das áreas naturais não manejadas (Reis et al., 2016), não existe ainda qualquer estudo que tenha avaliado ou comparado as três categorias de índice de competição. Diante desta lacuna, este trabalho foi desenvolvido com o objetivo de estimar, avaliar e selecionar o melhor índice de competição para árvores individuais em Floresta Ombrófila Densa após EIR, na Amazônia Oriental.

## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

### **2.1. Área de estudo**

O estudo foi conduzido na Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim (Figura 1.1), pertencente à empresa CKBV Florestal Ltda., localizada no Município de Paragominas, Estado do Pará (03°39'28,16"S e 48°49'59,73"W) (Maciel et al., 2009). A Fazenda Rio Capim possui uma área total de 140.000 ha, onde 121.000 ha estão sob manejo florestal certificado pelo *Forest Stewardship Council* (FSC), desde 2001 (Dionisio et al., 2017).

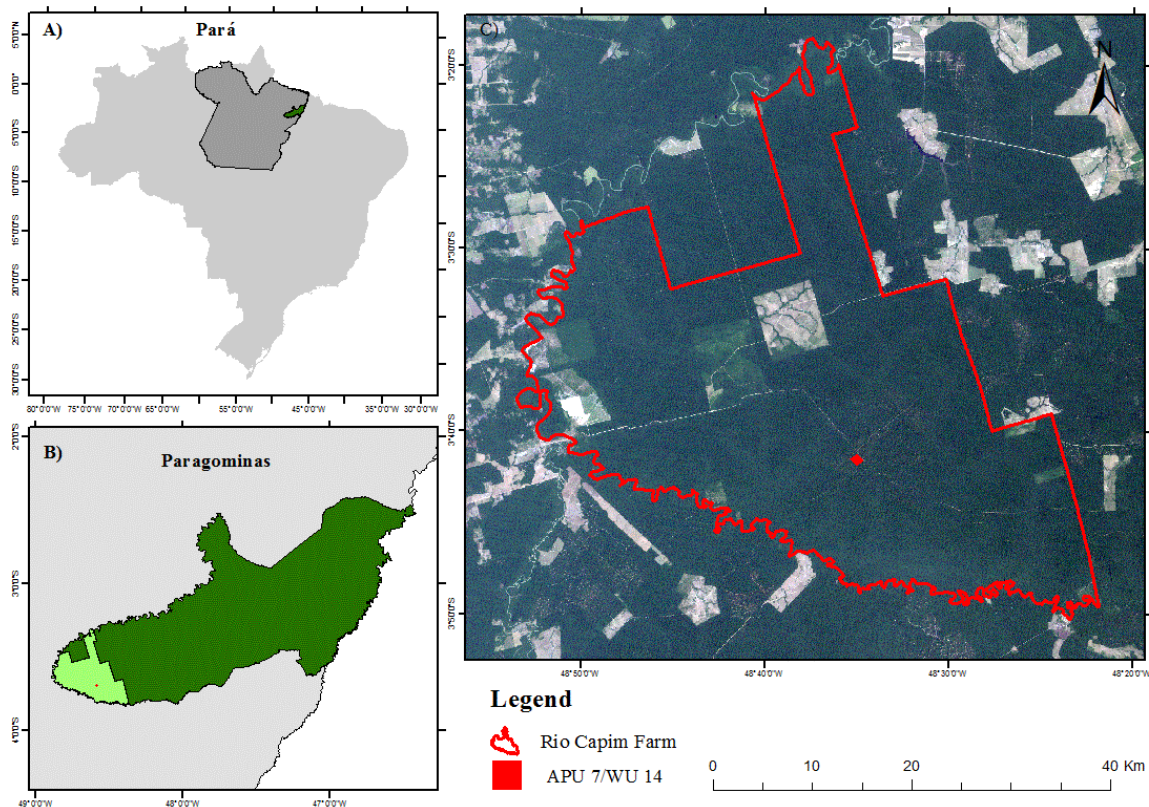


Figura 1.1. Localização da Fazenda Rio Capim (A-C), em área de Floresta Ombrófila Densa, após EIR no Município de Paragominas, Estado do Pará, Brasil.

O clima da região, segundo Köppen, é classificado como “Awi”, isto é, tropical chuvoso com precipitação pluviométrica média anual em torno de 1.800 mm, temperatura média anual de 26,3° C e umidade relativa do ar de 81% (Alvares et al., 2013). A vegetação característica da região é do tipo Floresta Ombrófila Densa, também denominada Floresta Equatorial Úmida de Terra Firme (IBGE, 2012). As principais espécies exploradas na área são *Manilkara huberi* (Ducke) A. Chev., *Hymenaea courbaril* L., *Astronium lecointei* Ducke, *Parkia pendula* (Wild.) Benth. ex Walp., *Couratari oblongifolia* Ducke & Knuth e *Pouteria bilocularis* (Winkler) Baehni (Mazzei et al., 2010).

## 2.2. Dados

Para este estudo foi selecionada a Unidade de Trabalho N° 14 (UT 14), com 100 hectares, localizada na Unidade de Produção Anual N° 07 (UPA 07), do plano de manejo florestal da Fazenda Rio Capim. Em agosto de 2004 foi realizada a primeira colheita



florestal nesta UT, sendo retirados em média  $21,3 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  de madeira em tora, correspondendo a 7 árvores  $\text{ha}^{-1}$ , em média (Sist e Ferreira, 2007).

O levantamento da vegetação arbórea na UT 14 seguiu o desenho amostral adotado pela EMBRAPA Amazônia Oriental (CPATU), descrito em Silva et al. (2005). Foram instalados, em junho de 2004, antes da implantação do manejo florestal, dois transectos paralelos às estradas secundárias, no sentido Leste-Oeste, medindo cada um, 100 m x 900 m, totalizando uma superfície amostral de 18 hectares. Cada transecto foi dividido em 9 parcelas amostrais permanentes de 100 m x 100 m (1,0 ha), onde foram mensurados todos os indivíduos arbóreos com diâmetro a 1,30 m do solo (*DAP*), igual ou superior a 20,0 cm (Oliveira et al., 2019). O monitoramento da floresta após a EIR ocorreu entre os anos de 2005 a 2016, em sete ocasiões: 2005, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 e 2016.

O material vegetativo coletado durante a realização dos inventários foi identificado na floresta por parabolômicos do CPATU e da empresa CIKEL Brasil Verde. A classificação das espécies em famílias baseou-se no sistema proposto pelo *Angiosperm Phylogeny Group* (APG, IV) (Chase et al., 2016). A nomenclatura das espécies e as abreviações dos respectivos autores foram conferidas mediante consultas ao índice de espécies do *Royal Botanic Garden* e do banco de dados do *Missouri Botanical Garden* (MOBOT, 2015).

As principais características quantitativas da floresta estudada são apresentadas na Tabela 1.1.

Tabela 1.1. Caracterização dendrométrica e florística da vegetação arbórea após EIR, realizada em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Variável	Ano de medição						
	2005	2006	2008	2010	2012	2014	2016
Número de árvores (nas 18 parcelas)	2.997	2.959	2.961	3.036	3.084	3.200	3.236
DAP mínimo (cm)	20,0	20,0	20,0	20,0	20,0	20,0	20,0
DAP médio (cm)	34,0	34,0	34,1	33,9	34,0	33,8	33,9
DAP máximo (cm)	156,0	156,0	156,0	156,0	156,0	156,0	156,0
Diâmetro quadrático $q$ (cm)	37,22	37,29	37,30	37,15	37,26	37,18	37,30
Área basal ( $m^2 ha^{-1}$ )	18,12	17,95	17,97	18,28	18,66	19,27	19,54
Famílias botânicas	37	37	37	37	37	39	40
Gêneros botânicos	104	103	103	107	107	110	109
Espécies identificadas	179	178	180	184	185	189	190
Espécies não identificadas	11	10	10	5	5	5	5
Densidade (árvores $ha^{-1}$ )	166,50	164,39	164,50	168,67	171,33	177,78	179,78
Indivíduos ingressos	-	85	85	172	181	217	134
Indivíduos mortos	-	123	83	97	133	101	98

Para cada árvore, foram determinadas as coordenadas x e y em relação à origem da sua parcela e criado um mapa de localização dos indivíduos com auxílio do *software* ArcGis 10.3. Para o cálculo das distâncias entre cada árvore e as suas competidoras, foi utilizada a ferramenta *Point Distance* disponível no *software* ArcGis 10.3 (Castro et al., 2014; Lustosa Junior et al., 2019).

### 2.3. Índices de competição (*IC*)

Para cada árvore, em cada ano de medição após EIR, foram estimados e comparados os índices de competição independentes da distância (*IID*), dependentes da distância (*IDD*) e semi-independentes da distância (*ISI*) exibidos na Tabela 1.2. No cálculo dos *IID*, considerou-se como árvores competidoras à árvore-objeto, todas as demais integrantes da mesma unidade amostral (100m x 100m). Para os *IDD* e *ISI*, foram testados quatro raios de distância em relação às árvores objeto, sendo: 3, 6, 15 e 20 metros (Castro et al., 2014; Vatrás, 2016). Os vizinhos só foram qualificados como competidores se apresentassem o nível de inclusão mínimo de  $DAP \geq 20$  cm.

Tabela 1.2. Relação funcional dos índices de competição independentes, dependentes e semi-independentes da distância.

Índices independentes da distância	Autor (es)	Equação
$IID_1 = \frac{DAP_i^2}{\overline{DAP}^2}$	Glover e Hool (1979)	(1)
$IID_2 = \frac{AS_i^2}{ASq^2}$	Stage (1973)	(2)
$IID_{BAL} = \sum AB_m$	Stage (1973)	(3)
Índices dependentes da distância		
$IDD_1 = \sum_{j=1}^{nj} \frac{DAP_i}{DAP_j \cdot L_{ij}}$	Hegyí (1974)	(4)
$IDD_2 = \sum_{j=1}^{nj} \frac{DAP_i}{DAP_j \cdot (L_{ij} + 1)}$	Daniels (1976)	(5)
Índices semi-independentes da distância		
$ISI_1 = \frac{DAP_i^2}{\overline{DAP}_n^2}$	Adaptado de Glover e Hool (1979)	(6)
$ISI_2 = \frac{AS_i^2}{ASq_n^2}$	Adaptado de Stage (1973)	(7)
$ISI_{BAL} = \sum AB_m$	Adaptado de Stage (1973)	(8)

Em que  $DAP_i$  = diâmetro com casca da árvore-objeto, medido a 1,30 m (cm);  $\overline{DAP}$  = média aritmética dos diâmetros das árvores da unidade amostral (cm);  $AS_i$  = área seccional da árvore-objeto, medido a 1,30 m de altura (m<sup>2</sup>),  $ASq$  = área seccional correspondente ao diâmetro médio (q) das árvores vizinhas na unidade amostral (m<sup>2</sup>);  $IID_{BAL}$  = somatório das áreas seccionais  $AB_m$  das árvores vizinhas maiores que a árvore-objeto (m<sup>2</sup>.ha<sup>-1</sup>);  $DAP_j$  = diâmetro com casca da árvore competidora, medido a 1,30 m de altura (cm);  $L_{ij}$  = distância entre a árvore-objeto e a árvore competidora (m);  $n_j$  = número de árvores competidoras limitados a um raio de competição j;  $\overline{DBH}_n$  = média aritmética dos diâmetros das árvores competidoras limitadas a um raio de competição de 3, 6, 15 ou 20 m;  $ASq_n$  = área seccional (m<sup>2</sup>) correspondente ao diâmetro médio (q) das árvores competidoras limitadas a um raio de competição de 3, 6, 15 ou 20 m.

#### 2.4. Avaliação dos índices de competição

O comportamento dos índices de competição para a área de manejo florestal estudada foi verificado pelo agrupamento dos dados das árvores em três classes de tamanho: árvores grandes ( $DAP > \overline{DAP} + 0,5 \cdot sd$ ), médias

$(\bar{X} - 0,5 \cdot sd \leq DAP \leq \bar{DAP} + 0,5 \cdot sd)$  e pequenas ( $DAP < \bar{DAP} - 0,5 \cdot sd$ ), para seis períodos distintos (1= 2005 a 2006; 2= 2006 a 2008; 3= 2008 a 2010; 4= 2010 a 2012; 5 = 2012 a 2014 e 6 = 2014 a 2016), após EIR.

Posteriormente, foi calculada a correlação linear de Pearson ( $r_{yy}$ ), entre os índices estimados para cada árvore e as variáveis: crescimento em área basal ( $\Delta G$ ), probabilidade de mortalidade anual ( $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ ) e tempo após a extração seletiva ( $TPE$ ), obtidos para cada intervalo de medição. A significância das correlações foi avaliada ao nível de 95% de probabilidade. A probabilidade de mortalidade foi calculada conforme a equação proposta por Castro et al. 2014 e adaptada de Martins et al. 2011.

$$P(m) = \frac{(n_{j1} - n_{j2}) - I_{j1j2}}{\sum_{i=1}^j n_{j1}} \cdot 100 \quad (9)$$

Em que  $n_{j1}$  = número de indivíduos vivos na j-ésima classe de diâmetro, no início do período;  $n_{j2}$  é o número de indivíduos vivos na j-ésima classe de diâmetro ao final do período de monitoramento; e ( $I_{j1j2}$ ) os indivíduos ingressos no período.

Além da análise de correlação, foi calculado o quanto os índices de competição estimados permitem explicar as variações observadas em  $\Delta G$  e  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ . Sua significância estatística foi avaliada em modelos de regressão, através do teste F-parcial, conforme descrito em Gujarati e Porter (2011), dado pela Equação 10:

$$F(x_1|x_2, x_3, \dots, x_n) = \frac{SQ_{reg}(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) - SQ_{reg'}(x_2, x_3, \dots, x_n)}{QM_{res}(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)} \quad (10)$$

Em que  $F(x_1|x_2, x_3, \dots, x_n)$  = valor do teste F-parcial para a variável  $x_1$ , na presença das demais variáveis;  $SQ_{reg}$  = soma de quadrados da regressão do modelo completo;  $SQ_{reg'}$  = soma de quadrados da regressão do modelo reduzido; e  $QM_{res}$  = quadrado médio do resíduo do modelo completo.

O teste F-parcial foi calculado com todos os dados, para cada período de monitoramento, ou seja: 1= 2005 a 2006; 2= 2006 a 2008; 3= 2008 a 2010; 4= 2010 a 2012; 5= 2012 a 2014 e 6= 2014 a 2016 e consistiu no ajuste de equações dos seguintes modelos lineares múltiplos teóricos, adaptados de Davis et al. (2005) e Kahrman et al. (2018):

$$\Delta G = f(IC, DAP_1, TPE) \quad (11)$$

$$P(m) = f(IC, DAP_1, TPE) \quad (12)$$

Em que  $\Delta G$  = incremento em área basal, em m<sup>2</sup>;  $DAP$  = diâmetro medido a 1,30 m de altura, em cm;  $TPE$  = tempo pós-exploração, em anos;  $IC$  = índice de competição;  $P(m)$  = probabilidade de mortalidade anual.

Os valores de F-calculado no teste F-parcial foram comparados com os tabelados considerando o nível de 5% de significância.

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. Crescimento em área basal e probabilidade de mortalidade após EIR

Árvores grandes ( $DAP > \overline{DAP} + 0,5 \cdot sd$ ), apresentaram incremento maior que as demais (Figura 1.2a). As maiores médias de  $\Delta G$  ocorreram no período 1 (2005 a 2006), cerca de um ano após a EIR, (grandes = 0,0049 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup>; médias = 0,0029 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup> e pequenas = 0,0018 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup>). No período 2 (2006 a 2008), houve redução no crescimento para as três classes de tamanho (grandes = 0,0024 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup>; médias = 0,0012 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup> e pequenas = 0,0007 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup>), voltando a aumentar no período 3, a partir dos 4 anos pós-colheita (grandes = 0,032 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup>; médias = 0,0018 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup> e pequenas = 0,0011 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup>), seguindo esta mesma tendência até o período 4 (grandes = 0,0042 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup>; médias = 0,0023 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup> e pequenas = 0,0014 m<sup>2</sup> ano<sup>-1</sup>), voltando a diminuir nos períodos posteriores.

A probabilidade de mortalidade, foi praticamente igual nas três classes de tamanho ao longo dos 6 períodos avaliados (Figura 1.2b). Os maiores percentuais foram observados no período 1 (2005 a 2006), (grandes = 3,66 % ano<sup>-1</sup>, médias = 4,98% ano<sup>-1</sup> e pequenas = 3,46% ano<sup>-1</sup>). E os menores valores ocorreram no período 6, que compreende os intervalos entre os anos de 2014 a 2016, (grandes = 1,45% ano<sup>-1</sup>, médias = 1,66% ano<sup>-1</sup> e pequenas = 1,33% ano<sup>-1</sup>). Nos demais períodos de monitoramento, os valores de  $Pm$  % ano<sup>-1</sup> não ultrapassaram o valor máximo de 2,17% ano<sup>-1</sup> para árvores grandes, 2,38% ano<sup>-1</sup> para árvores médias e 2,01% ano<sup>-1</sup> para árvores pequenas, os quais foram registrados no quarto período (2010 a 2012).

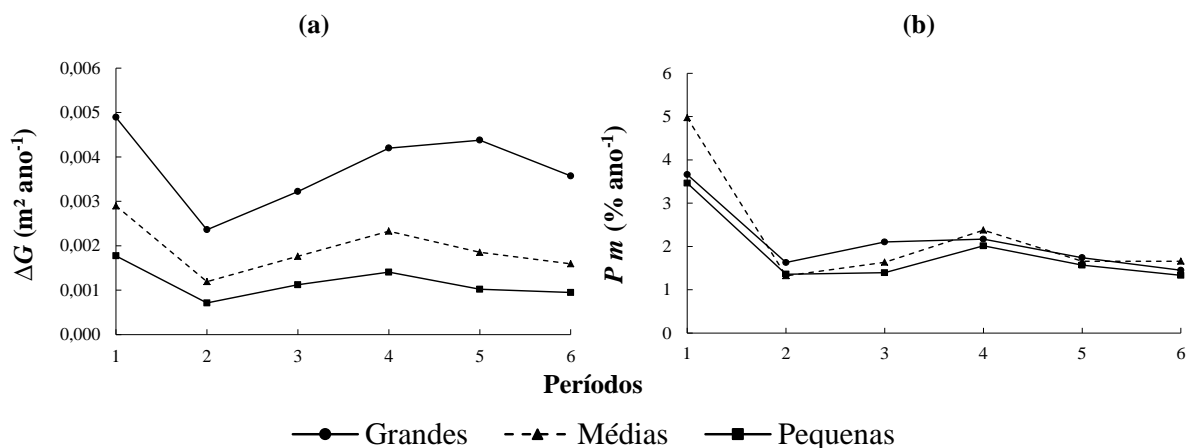


Figura 1.2. Dinâmica do incremento em área basal ( $\Delta G$ ) (a); e probabilidade de mortalidade ( $Pm \text{ } \% \text{ ano}^{-1}$ ) (b) das árvores com  $DAP \geq 20$  cm, ao longo de 12 anos (2005 a 2016), em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada na UT 14 da Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará.

A Figura 1.3 apresenta o comportamento dos índices de competição, em função das classes de tamanho das árvores, por período, após a EIR. O  $IID_{BAL}$ , assim como suas variações ( $ISI_{BAL_3}$ ,  $ISI_{BAL_6}$ ,  $ISI_{BAL_{15}}$  e  $ISI_{BAL_{20}}$ ), assumem, conforme suas formulações matemáticas, que a competição aumenta à medida que aumenta o valor do índice. Por outro lado, os demais  $IC$ 's indicam a existência de maior competição quanto menor for o valor do índice.

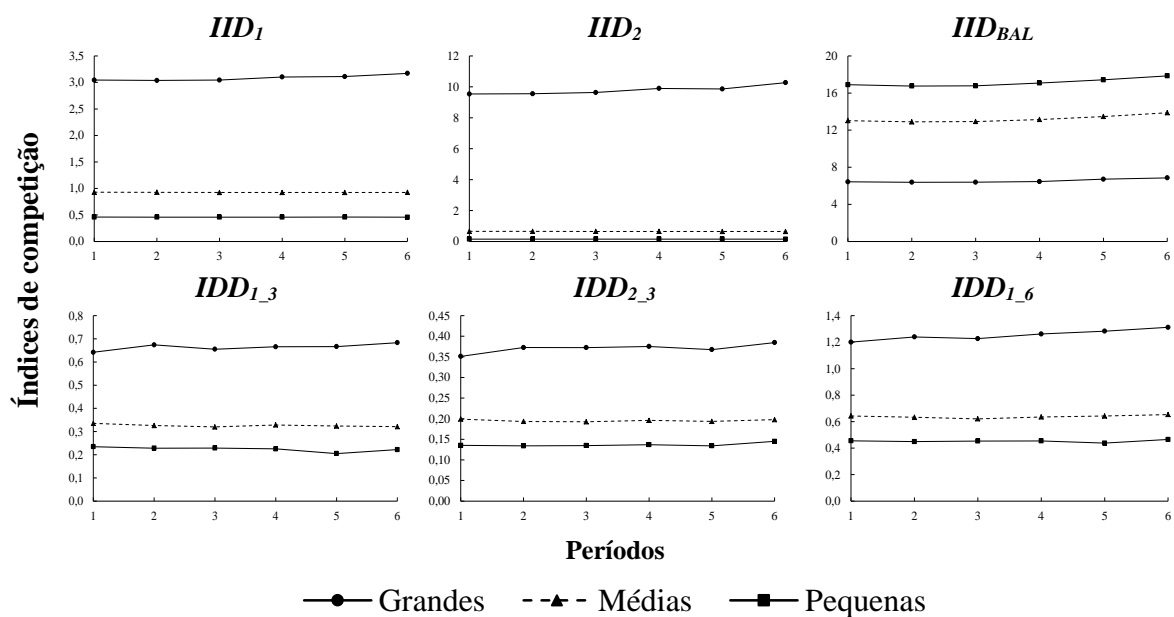


Figura 1.3, continua...

Continua...

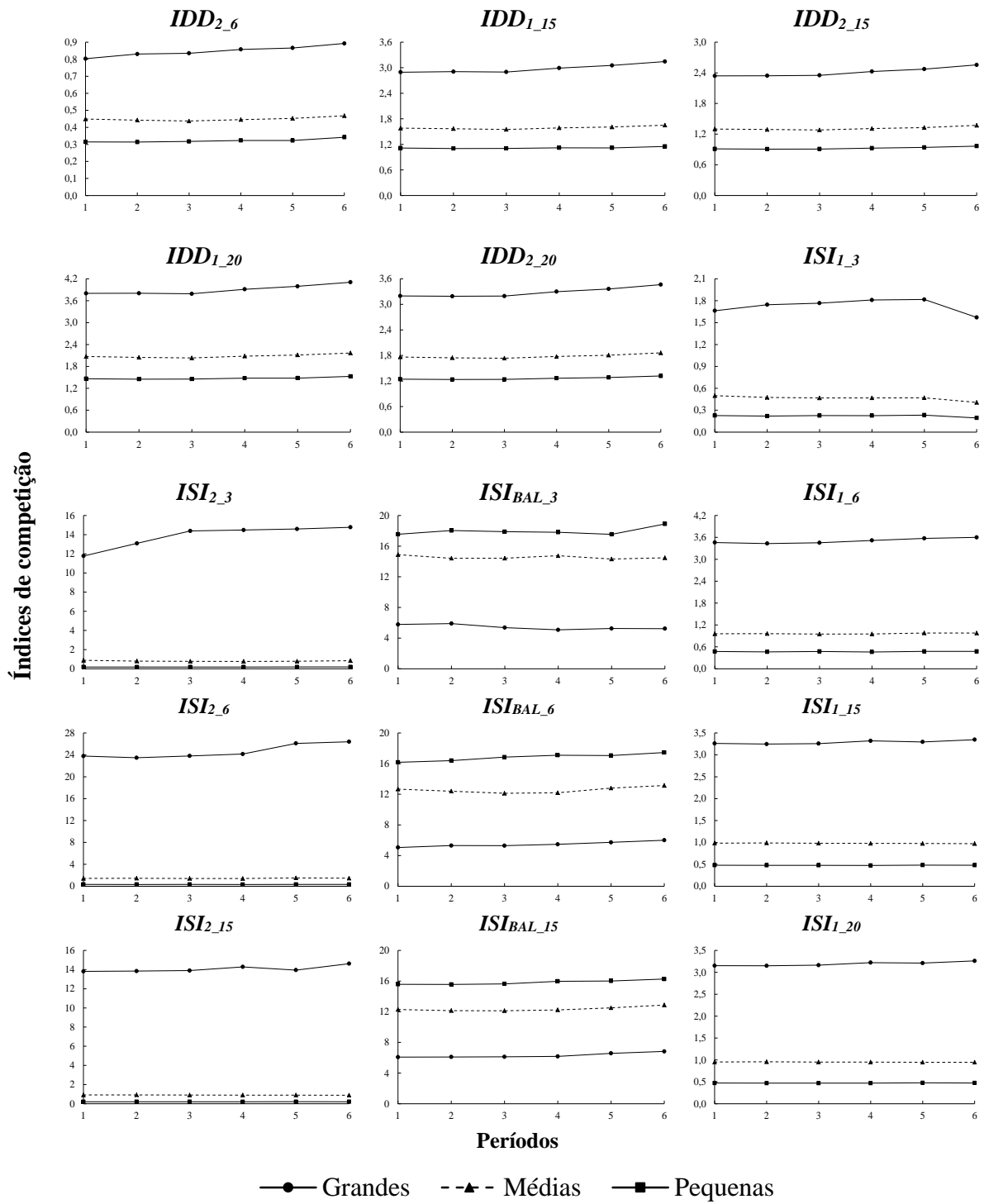


Figura 1.3, continua...

Continua...

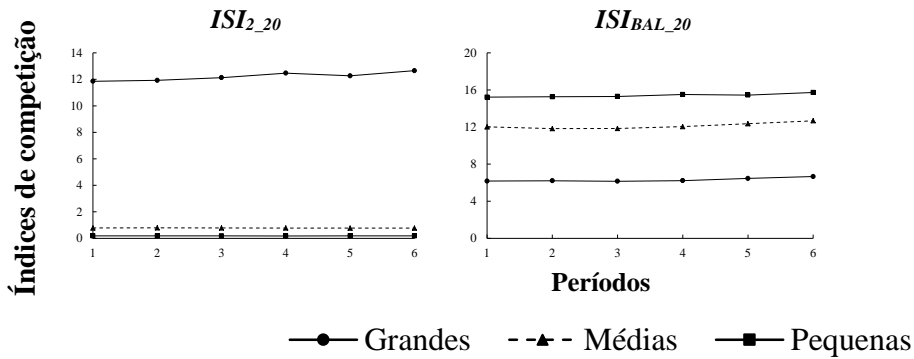


Figura 1.3. Comportamento médio dos índices de competição, para árvores grandes (  $DAP > \overline{DAP} + 0,5 \cdot sd$  ), médias (  $\overline{X} - 0,5 \cdot sd \leq DAP \leq \overline{DAP} + 0,5 \cdot sd$  ) e pequenas (  $DAP < \overline{DAP} - 0,5 \cdot sd$  ), ao longo de 12 anos (2004 a 2016), em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada na UT 14 da Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará.

Em que  $_3$  = raio competitivo de 3 m;  $_6$  = raio competitivo de 6 m;  $_{15}$  = raio competitivo de 15 m e  $_{20}$  = raio competitivo de 20 m.

De acordo com a Figura 1.3, percebe-se que quanto menor a classe de tamanho das árvores, menor o índice de competição. A exceção foi o  $IID_{BAL}$  tradicional e suas variações ( $ISI_{BAL\_3}$ ,  $ISI_{BAL\_6}$ ,  $ISI_{BAL\_15}$  e  $ISI_{BAL\_20}$ ), que devido a suas características matemáticas, proporcionam resultados inversos aos demais, ou seja, menores valores para as maiores classes de tamanho das árvores.

O índice  $IID_2$  e suas variações ( $ISI_{2\_3}$ ,  $ISI_{2\_6}$ ,  $ISI_{2\_15}$  e  $ISI_{2\_20}$ ) apresentaram discrepância nos valores médios entre a classe grande e as demais classes de tamanho das árvores (Figura 1.3). Este resultado pode ser atribuído à ocorrência de indivíduos com áreas seccionais superiores a  $1,0 \text{ m}^2$  e a relação matemática utilizada para estimativa deste grupo de índices. Ao aumentar o grau da potência do numerador, tem-se sempre um número maior, ao passo que o denominador diminui, pois, a área seccional do diâmetro médio quadrático ( $q$ ) é menor que  $1,0 \text{ m}^2$ . Portanto, a estimativa dos índices nesta condição resulta em valores mais altos.

De forma geral, os índices dependentes da distância ( $IDD_1$  e  $IDD_2$ ) apresentaram valores maiores com o aumento das classes de tamanho das árvores. Além disso, houve um aumento contínuo nos valores dos  $IDD$  do raio de menor distância (3 m) em direção ao raio de maior distância ou de maior área competitiva (20 m).



### 3.2. Correlações

Segundo a análise de correlação de Pearson, das 69 interações avaliadas, houve associação fraca em 63,8% ( $r_{yy} < |0,3|$ ) e inexistente em 36,23% dos casos (Tabela 1.3). O teste de significância evidenciou que todas as correlações foram significativas para o  $\Delta G$ . O mesmo não ocorreu para a  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$  e  $TPE$ .

Tabela 1.3. Correlações lineares entre índices de competição independentes ( $IID$ ), dependentes ( $IDD$ ) e semi-independentes da distância ( $ISI$ ) e as variáveis crescimento em área basal ( $\Delta G$ ), probabilidade de mortalidade ( $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ ) e tempo pós- exploração ( $TPE$ ) em árvores individuais de Floresta Ombrófila Densa após EIR no Município de Paragominas, Estado do Pará.

<b>Índices</b>	<b>Área de competição</b>	<b><math>\Delta G</math></b>	<b><math>Pm</math></b>	<b><math>TPE</math></b>
$IID_1$	toda a área da parcela	0,27*	0,00 <sup>n.s</sup>	0,00 <sup>n.s</sup>
$IID_2$	toda a área da parcela	0,18*	-0,02*	0,00 <sup>n.s</sup>
$IID_{BAL}$	toda a área da parcela	-0,27*	-0,06*	0,07*
$IDD_{1_3}$	raio de 3 m	0,05*	0,02*	0,00 <sup>n.s</sup>
$IDD_{2_3}$	raio de 3 m	0,05*	0,03*	0,01 <sup>n.s</sup>
$IDD_{1_6}$	raio de 6 m	0,10*	0,01*	0,01 <sup>n.s</sup>
$IDD_{2_6}$	raio de 6 m	0,12*	0,02*	0,02*
$IDD_{1_{15}}$	raio de 15 m	0,17*	0,01 <sup>n.s</sup>	0,02*
$IDD_{2_{15}}$	raio de 15 m	0,19*	0,01 <sup>n.s</sup>	0,04*
$IDD_{1_{20}}$	raio de 20 m	0,19*	0,01 <sup>n.s</sup>	0,03*
$IDD_{2_{20}}$	raio de 20 m	0,21*	0,01 <sup>n.s</sup>	0,04*
$ISI_{1_3}$	raio de 3 m	0,12*	0,03*	-0,01 <sup>n.s</sup>
$ISI_{2_3}$	raio de 3 m	0,10*	0,00 <sup>n.s</sup>	0,01 <sup>n.s</sup>
$ISI_{BAL_3}$	raio de 3 m	-0,07*	-0,01 <sup>n.s</sup>	0,00 <sup>n.s</sup>
$ISI_{1_6}$	raio de 6 m	0,21*	0,01 <sup>n.s</sup>	0,01 <sup>n.s</sup>
$ISI_{2_6}$	raio de 6 m	0,14*	-0,02*	0,01 <sup>n.s</sup>
$ISI_{BAL_6}$	raio de 6 m	-0,11*	-0,02*	0,02*
$ISI_{1_{15}}$	raio de 15 m	0,27*	0,00 <sup>n.s</sup>	0,00 <sup>n.s</sup>
$ISI_{2_{15}}$	raio de 15 m	0,17*	-0,02*	0,00 <sup>n.s</sup>
$ISI_{BAL_{15}}$	raio de 15 m	-0,16*	-0,04*	0,03*

Tabela 1.3, continua...

Continua...

<b>Índices</b>	<b>Área de competição</b>	<b><math>\Delta G</math></b>	<b><math>Pm</math></b>	<b><math>TPE</math></b>
$ISI_{1\_20}$	raio de 20 m	0,27*	0,01 <sup>n.s</sup>	0,00 <sup>n.s</sup>
$ISI_{2\_20}$	raio de 20 m	0,17*	-0,01 <sup>n.s</sup>	0,00 <sup>n.s</sup>
$ISI_{BAL\_20}$	raio de 20 m	-0,18*	-0,04*	0,03*

Em que \* indicam correlações significativas e <sup>n.s.</sup> indicam correlações não significativas, a 5% de significância.

Dentre os 23 índices testados, o índice  $IID_{BAL}$  apresentou as maiores correlações absolutas para a  $Pm$  % ano<sup>-1</sup> ( $r_{\hat{y}y} = -0,06$ ) e  $TPE$  ( $r_{\hat{y}y} = 0,07$ ). Nas correlações simples entre os índices de competição e o  $\Delta G$ , verificou-se que os índices  $IID_1$  e  $IID_{BAL}$  com  $r_{\hat{y}y} = 0,27$  e  $r_{\hat{y}y} = -0,27$  respectivamente, assim como os índices  $ISI_{1\_15}$  e  $ISI_{1\_20}$  (semi-independente da distância) com  $r_{\hat{y}y} = 0,27$  cada, apresentaram superioridade em relação aos outros índices avaliados.

Todos os índices de competição, exceto o  $IID_{BAL}$  e suas variações ( $ISI_{BAL\_3}$ ,  $ISI_{BAL\_6}$ ,  $ISI_{BAL\_15}$  e  $ISI_{BAL\_20}$ ), apresentaram correlações positivas quanto ao  $\Delta G$ . Para a  $Pm$  % ano<sup>-1</sup>, os índices relacionados ao  $BAL$ , apresentaram tendência de diminuição (correlações negativas), com o aumento da probabilidade de mortalidade.

Os índices dependentes da distância apresentaram as piores associações com as variáveis analisadas. Para essa categoria, o  $IDD_{2\_20}$  foi o mais correlacionado com o  $\Delta G$  ( $r_{\hat{y}y} = 0,21$ ) e  $TPE$  ( $r_{\hat{y}y} = 0,04$ ), já para a  $Pm$  % ano<sup>-1</sup> o  $IDD_{2\_3}$ , apresentou leve superioridade em relação aos demais índices ( $r_{\hat{y}y} = 0,03$ ).

De forma geral, as correlações dos  $IDD$  com a variável  $\Delta G$ , tiveram melhor desempenho em um raio de 20 metros, para ambos os índices avaliados. A relação destes índices com o  $\Delta G$  indicou uma tendência de aumento de correlação à medida que a distância dos raios aumentava. Por outro lado para a  $Pm$  % ano<sup>-1</sup>, os índices  $IDD_1$  e  $IDD_2$ , apresentaram correlações maiores em raios de menor área competitiva, e correlações não significativas para os maiores raios.

Para os índices semi-independentes da distância, os índices  $ISI_{1\_20}$  e  $ISI_{1\_15}$  apresentaram maiores valores de correlação para o  $\Delta G$  com  $r_{\hat{y}y} = 0,27$  cada. Já para a  $Pm$  % ano<sup>-1</sup> os índices  $ISI_{BAL\_15}$  e  $ISI_{BAL\_20}$  foram os mais correlacionados, com  $r_{\hat{y}y} = -0,04$  cada. Com relação ao raio de competição, foi observada superioridade para os raios de 15 e 20 m para todas as variáveis testadas.

### 3.3. Teste F de contribuição

O teste F parcial calculado indicou que, somente os *IID*, foram significativos ( $p < 0,05$ ), tanto para o  $\Delta G$ , quanto para a  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ . O índice  $IID_{BAL}$  apresentou maior contribuição para a  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ , com 69,99 e o  $ISI_{BAL\_6}$  apresentou maior contribuição para  $\Delta G$  com 36,31 (Tabela 1.4).

Tabela 1.4. Teste F-parcial, para os índices de competição dependentes (*IDD*), independentes (*IID*) e semi-independentes da distância (*ISI*), em árvores individuais em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada na UT 14 da Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará.

<i>IC</i>	$\Delta G$	<i>Pm</i>
<i>IID</i> <sub>1</sub>	10,04*	44,38*
<i>IID</i> <sub>2</sub>	18,30*	36,00*
<i>IID</i> <sub>BAL</sub>	21,20*	69,99*
<i>IDD</i> <sub>1_3</sub>	8,42*	4,66*
<i>IDD</i> <sub>2_3</sub>	14,29*	14,14*
<i>IDD</i> <sub>1_6</sub>	7,21*	1,61 <sup>n.s</sup>
<i>IDD</i> <sub>2_6</sub>	9,52*	3,69 <sup>n.s</sup>
<i>IDD</i> <sub>1_15</sub>	18,52*	0,01 <sup>n.s</sup>
<i>IDD</i> <sub>2_15</sub>	26,05*	0,00 <sup>n.s</sup>
<i>IDD</i> <sub>1_20</sub>	24,06*	0,00 <sup>n.s</sup>
<i>IDD</i> <sub>2_20</sub>	32,93*	0,02 <sup>n.s</sup>
<i>ISI</i> <sub>1_3</sub>	2,22 <sup>n.s</sup>	8,67*
<i>ISI</i> <sub>2_3</sub>	1,44 <sup>n.s</sup>	1,63 <sup>n.s</sup>
<i>ISI</i> <sub>BAL_3</sub>	22,12*	1,09 <sup>n.s</sup>
<i>ISI</i> <sub>1_6</sub>	0,20 <sup>n.s</sup>	2,31 <sup>n.s</sup>
<i>ISI</i> <sub>2_6</sub>	2,92 <sup>n.s</sup>	20,45*
<i>ISI</i> <sub>BAL_6</sub>	36,31*	3,98*
<i>ISI</i> <sub>1_15</sub>	0,47 <sup>n.s</sup>	27,94*
<i>ISI</i> <sub>2_15</sub>	4,61*	37,15*
<i>ISI</i> <sub>BAL_15</sub>	28,58*	11,41*
<i>ISI</i> <sub>1_20</sub>	1,42 <sup>n.s</sup>	16,26*
<i>ISI</i> <sub>2_20</sub>	9,66*	24,23*
<i>ISI</i> <sub>BAL_20</sub>	33,40*	12,42*

F tab (1;  $\infty$ ) = 3,84; Em que \* indicam correlações significativas e <sup>n.s.</sup> indicam correlações não significativas, a 5% de significância.

A contribuição dos índices dependentes da distância foi significativa para o  $\Delta G$  (Tabela 1.4) e não significativa para a  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ , em raios de 6, 15 e 20 metros.

Todos os índices semi-independentes da distância, relacionados ao  $BAL$ , foram significativos para o  $\Delta G$ , enquanto o índice  $ISI_1$  foi não significativo em todos os raios de competição avaliados. Ainda conforme a Tabela 1.4, o valor de F-parcial para o  $ISI_2$  aumentou do menor raio de competição para o de maior área competitiva, o que mostra que quanto maior o raio de distância, maior o efeito da competição no crescimento das árvores e na probabilidade de mortalidade.

## 4. DISCUSSÃO

### 4.1. Competição *versus* crescimento e probabilidade de mortalidade após EIR

Na floresta manejada estudada, as árvores de classes de tamanhos superiores apresentaram menor competição (Figura 1.3) e conseqüentemente tiveram maior incremento em área basal (Figura 1.2a).

Em florestas tropicais, onde a luz é um dos recursos mais limitantes (Rüger et al. 2009), as árvores de maior porte por estarem localizadas nos estratos superiores, onde existem melhores condições de iluminação de suas copas (Vatrax et al., 2018) sofrem menor competição (Weiskittel et al., 2011) e tendem a apresentar maiores taxas de crescimento (Reis et al., 2015). Constatação semelhante foi obtida por Dionisio et al. (2018), na área de manejo florestal da Fazenda Rio Capim, sendo observado maiores taxas de crescimento para classes maiores em relação a classes menores. Resultado também registrado por Vatrax et al. (2018), em floresta manejada no Amapá. Já em uma floresta tropical na África Central, a exploração, promoveu principalmente o crescimento de árvores de tamanho médio (Gourlet-Fleury et al., 2013). Fato corroborado por West et al. (2014), que compararam a recuperação da biomassa em floresta submetida a exploração convencional e explorada com técnicas de impacto reduzido, por um período de 16 anos em Paragominas, Estado do Pará.

Em relação à probabilidade de mortalidade ( $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ ), notou-se valores praticamente constantes entre as três classes de tamanho das árvores. Com uma leve superioridade, das classes grande e média em relação à classe pequena (Figura 1.2b). Este comportamento não é comum em florestas tropicais, onde é esperada uma maior

probabilidade de mortalidade nas árvores de classes diamétricas inferiores (Weiskittel et al., 2011), por estarem localizadas no sub-bosque e sofrerem maior competição (Rossi et al., 2007). Uma provável explicação para tal fenômeno é a mortalidade em decorrência da extração seletiva realizada na área (Reis et al., 2018; Dionísio et al., 2017), que embora executada de maneira planejada, pode danificar raízes e cascas, criando pontos de entrada para pragas e doenças, além de perturbação do dossel, que pode trazer desvantagem para algumas espécies de árvores (Vanclay, 1994). Aleixo et al. (2019), citam outros fatores como, eventos de seca ou de chuva extremos (El-Niño e La-Niña), e de grandes ventos, que podem resultar na morte de grandes árvores na Floresta Amazônica.

Outra possível explicação para tal resultado é a baixa densidade de árvores nas classes superiores, assim, a morte de poucas árvores nessas classes, representa um percentual de mortalidade maior quando comparado a classes inferiores, que concentram a maior parte dos indivíduos. Este comportamento também foi constatado por Oliveira (2016), estudando uma floresta manejada, no Estado do Pará, entre os anos de 2004 a 2014, em que se verificou um maior percentual de mortalidade nas classes maiores (acima de 80,0 cm). Esta mesma tendência, foi registrada por d'Oliveira e Braz (2006), estudando a dinâmica de uma floresta manejada na Amazônia Ocidental, que encontraram maior percentual de mortalidade nas classes superiores (80 a 89,9 cm). Segundo os mesmos autores, esta elevada taxa de mortalidade foi proporcionada pela baixa densidade de árvores nesta classe de diâmetro.

Alguns estudos têm mostrado que a mortalidade é inversamente proporcional ao tamanho da árvore (Souza e Soares, 2013). No entanto, outros estudos observaram que não houve relação entre mortalidade e o tamanho da árvore (Dionísio et al., 2017). Portanto, ainda não há consenso sobre a relação entre o diâmetro e a mortalidade de árvores em florestas manejadas (Dionísio et al., 2017).

#### 4.2. Índices de competição

Os valores das correlações obtidas nesse estudo foram inferiores a 30% (Tabela 1.3). A obtenção de baixas correlações para florestas tropicais é uma característica recorrente em estudos de competição, o que pode ser atribuído a uma série de fatores intrínsecos a estas tipologias florestais como elevada riqueza de espécies e diversidade de ecossistemas (Velázquez et al., 2016), que conferem a estas florestas, grande complexidade

estrutural (Pillet et al., 2018), tornando a competição um evento de difícil avaliação (Hui et al., 2018). Complementarmente não se pode descartar as alterações no ambiente florestal causadas pela exploração, mesmo sendo com impacto reduzido, que afetam as taxas de crescimento, a mortalidade das árvores, a composição de espécies, além da disponibilidade de recursos, que varia em maior escala quando comparada as florestas não manejadas.

Os resultados encontrados neste trabalho corroboram com o observado em outras florestas inequidistantes, com elevada diversidade de espécies. Por exemplo, Vatrás et al. (2018), estudando índices de competição independentes da distância em floresta manejada no município de Vitória do Jari, Estado do Amapá, encontraram correlações variando de -0,21 a -0,09 para o crescimento diamétrico. Castro et al. (2014), avaliando índices dependentes, independentes e semi-independentes da distância em área de Mata Atlântica no Estado de Minas Gerais, encontraram correlações variando entre 0,28 a 0,12 para o incremento diamétrico e -0,26 a -0,13 para a probabilidade de mortalidade.

Por outro lado, Lambrecht et al., (2019), avaliando a correlação entre índices de competição e o crescimento diamétrico, para 62 árvores de Araucária, no Sul do Brasil, obtiveram valores superiores aos do presente estudo ( $r_{\hat{y}y} = 0,79$  a  $r_{\hat{y}y} = -0,23$ ). Bem como, Cunha et al., (2016), avaliando a competição em função do incremento em área basal, para as espécies *Cedrela odorata* ( $r_{\hat{y}y} = -0,42$ ), *Amburana cearensi* ( $r_{\hat{y}y} = -0,39$ ), *Copaifera paupera* ( $r_{\hat{y}y} = -0,29$ ) e *Swietenia macrophylla* ( $r_{\hat{y}y} = -0,30$ ), em área manejada no Estado do Acre. Essa superioridade nos valores de correlação obtidos para esses estudos, em relação a presente pesquisa, ocorreu possivelmente, devido ao menor número de espécies avaliadas. Constatação corroborada por Castro et al. (2014) e Vatrás et al. (2018), que obtiveram ganhos consideráveis nos valores de correlações, quando calculadas em nível de espécies.

Os efeitos da competição sobre o crescimento e mortalidade das árvores são muito fracos para serem detectados em florestas naturais ricas em espécies e, tal afirmação é corroborada pelos resultados alcançados nesta pesquisa. Entretanto, apesar das baixas correlações entre os índices e as variáveis testadas, Sun et al. (2018), consideram que a contribuição dos índices de competição como variáveis explicativas em modelos de árvores individuais é significativa. Mesma constatação de Costa e Finger (2017), que obtiveram uma redução do erro ( $S_{yx}$  em  $\pm 0,15$  cm) e um aumento no valor do ajuste ( $R^2_{aj}$  em 6%) ao inserir a variável índice de competição no modelo selecionado.

Dentre os 23 índices testados, o que apresentou o melhor desempenho foi o índice  $IID_{BAL}$  (independente da distância) (Tabela 1.3). Vatrax et al. (2018), estudando uma floresta manejada na Amazônia, encontraram como resposta dos melhores índices o mesmo do presente estudo, o  $IID_{BAL}$  ( $r_{yy} = -0,21$ ). Lustosa Júnior et al. (2019), avaliando a competição em função do incremento diamétrico em área de Mata Atlântica, no Sudeste do Brasil, também obtiveram o melhor desempenho com o índice  $IID_{BAL}$ . Silveira et al. (2015), avaliando a relação de variáveis morfométricas e de índices de competição com o crescimento de *Trichilia claussenii* em Floresta Semidecidual no Sul do Brasil, obtiveram o  $IID_{BAL}$  ( $r_{yy} = -0,35$ ) como o melhor índice de competição. Martins et al., (2011), avaliando a competição em povoamento de eucalipto no Brasil, obtiveram o  $IID_{BAL}$  como o índice mais correlacionado com o incremento diamétrico ( $r_{yy} = -0,74$ ) e o segundo mais correlacionado com a  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$  ( $r_{yy} = -0,59$ ). Somente o estudo de Vatrax (2016), estimou e avaliou índices de competição para floresta manejada na Amazônia. Todavia esse estudo avaliou duas categorias de índices ( $IID$  e  $IDD$ ), em função de uma única variável ( $\Delta DAP$ ). Isso evidencia a necessidade de estudos que avaliem e comparem as três categorias de  $IC$ , em função de diferentes métricas, em florestas tropicais manejadas da Amazônia.

Ao verificar as correlações entre o índice  $IID_{BAL}$  tradicional e suas variações com o  $\Delta G$ , notou-se, predominantemente, valores negativos (Tabela 1.3). Essa correlação negativa dos índices relacionados ao  $IID_{BAL}$ , também evidencia que, maiores valores do índice correspondem a árvores de menor classe de tamanho (Figura 1.3). Este fato, está relacionado com a própria formulação do índice, definido como a soma das áreas seccionais das árvores competidoras maiores que a árvore objeto (Silveira et al., 2015), assim, quanto menor o valor do  $BAL$ , menor a concorrência sob a qual a árvore-objeto está submetida. Isso justifica as correlações negativas encontradas com esses índices, atendendo ao realismo biológico inerente a eles.

Nas correlações simples entre os índices de competição e a  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ , verificou-se que o  $IID_{BAL}$  ( $r_{yy} = -0,06$ ) apresentou superioridade em relação aos demais índices. Além disso, observou-se tendência de diminuição (correlações negativas), com o aumento da  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ , para os índices relacionados ao  $BAL$  (Tabela 1.3). Esse resultado pode ter sido influenciado, pelo comportamento atípico registrado para a  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$  na floresta estudada, onde se observou valores ligeiramente superiores nas classes de maior diâmetro

(Figura 1.2b). Constatação também relatada por Martins et al. (2011) e Castro (2011), em povoamentos de eucalipto no Brasil. Até o momento, somente o presente estudo, avaliou a interação entre a probabilidade de mortalidade e índices de competição, para as florestas manejadas da Amazônia. A ausência de estudos nessas áreas ocorre possivelmente, devido à complexidade desses ambientes, além dos diferentes comportamentos de mortalidade entre as espécies e ausência de dados adequados para avaliação da competição (Vanclay, 1994).

As correlações lineares entre os *IDD* e *ISI* com o  $\Delta G$ , em sua maioria aumentaram com o aumento do raio de competição (Tabela 1.3). Essa mesma tendência de maiores correlações em raios maiores também foi observada por Pukkala e Kolstrom (1987), quando avaliaram a competição das árvores em função do crescimento em florestas de *Pinus* na Finlândia, e por Vatrax et al. (2016) em floresta manejada na Amazônia. Na presente pesquisa, o raio de competição que apresentou maior correlação com as variáveis avaliadas foi o raio de 20 metros.

Para Chassot (2013), não há uma definição exata de quais árvores, suas características, localização espacial e distância em relação à árvore de interesse, exercem efeito competitivo, ou seja, não existe um tamanho de unidade amostral a ser utilizado para identificação das árvores competidoras. Diferentes abordagens têm sido adotadas para definir esta área competitiva. Hegyi (1974), por exemplo, determinou o número de competidores utilizando um raio de 3,5 m a partir da árvore objeto para povoamentos de *Pinus*. Lustosa Júnior et al. (2019), avaliando a competição em área de Floresta Estacional Semidecidual Submontana no sudeste do Brasil, indicaram o raio de 6 metros para estimação de índices de competição na área de estudo. Beland et al. (2003) empregaram raios de 3 m e de 6 m em um estudo realizado em povoamentos mistos no leste do Canadá, e verificaram que o raio de 6 m apresentou maior correlação com a competição. Miina e Pukkala (2002) também utilizaram um raio de 6 m para florestas de *Pinus* na Finlândia e Contreras et al. (2011), indicaram um raio de 11 m para floresta Montana no EUA. Vatrax et al. (2016) verificaram que um raio de 20 m seria o mais adequado em área de floresta manejada no Estado do Amapá.

#### 4.3. Teste F de contribuição

Correlações simples entre os índices de competição (Tabela 1.3) e os resultados do



teste F-parcial (Tabela 1.4) evidenciaram a superioridade dos índices independentes da distância em relação às demais categorias. Os resultados demonstraram que o índice  $IID_{BAL}$  e suas variações, proporcionaram as maiores contribuições para explicar a probabilidade de mortalidade e o crescimento em área basal, na área estudada.

O  $IID_{BAL}$  é um índice amplamente utilizado na avaliação da competição em florestas equiâneas e inequiâneas de todo o mundo. E foi aplicado com sucesso na parametrização dos modelos Prognosis (Davis et al., 2005), Prognaus (Sterba e Monserud, 1997) e Twigs (Monserud e Sterba, 1999). Este índice também foi utilizado com sucesso em Floresta de Araucária no Sul do Brasil (Orellana et al., 2016), em povoamentos mistos e tropicais, em florestas da Áustria e da Espanha (Sánchez-González et al., 2006), em povoamentos de *Pinus brutia* Tem. na Turquia (Kahriman et al., 2018), além de floresta manejada na Amazônia (Vatrax et al., 2018). Trata-se de um índice de aplicação relativamente simples, uma vez que não necessita de informações espaciais de cada árvore (Monserud e Sterba, 1999).

Alder (1997) salienta ainda, que não existe nenhuma vantagem em utilizar um índice de competição dependente da distância que se baseie somente em premissas simples da geometria da árvore e que os índices independentes da distância trariam resultados melhores. Além disso, por serem índices mais complexos em termos de coleta de dados, a utilização dos  $IDD$  deve ser preferida apenas em situações de elevado ganho de precisão. Este fato foi também detectado no presente estudo, onde na avaliação da competição, de uma forma geral, os  $IID$  foram os que apresentaram melhor desempenho quando correlacionados com as variáveis da floresta.

## 5. CONCLUSÕES

Índices de competição independentes da distância são mais indicados para descrever a competição entre árvores em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada na UT 14 da Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará.

O índice  $IID_{BAL}$  apresentou maior correlação com a probabilidade de mortalidade e crescimento em área basal, sendo o mais indicado para estudar essas variáveis em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada na UT 14 da Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará.

Os índices de competição dependentes e semi-independentes da distância são mais eficientes para captar o crescimento em área basal em raios de 15 e 20 metros de distância.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alder, D. 1997. Growth modelling of natural forest - CATIE. Consultancy visit notes – Denis Alder - 17th to 23rd February. Unpublished report and workbook.

Aleixo, I., Norris, D., Hemerik, L., Barbosa, A., Prata, E., Costa, F., Poorter, L. 2019. Amazonian rainforest tree mortality driven by climate and functional traits. **Nat. Clim. Change**. v.9, p. 384-388.

Alvares, C. A., Stape, J. L., Sentelhas, P. C., Gonçalves, J. L. M., Sparovek, G. 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorol. Zeitschrift**. 22, 711-728.

Amiri, M., Naghdi, R. 2016. Assessment of competition indices of an unlogged oriental beech mixed stand in Hyrcanian forests, Northern Iran. **Biodiversitas**. 17, 306-314.

Avery, T. E., Burkhart, H. E. 2002. **Forest Measurements**, 5th ed. McGraw-Hill, New York, 455 pp.

Beland, M., Lussier, J.M., Bergeron, Y., Longpré, M.H. 2003. Structure, spatial distribution and competition in mixed jack pine (*Pinus banksiana*) stands on clay soils of eastern Canada. **Ann. For. Sci.** 60, 609-617.

Bérubé-Deschênes, A., Franceschini, T., Schneider, R. 2017. Quantifying competition in white spruce (*Picea glauca*) plantations. **Ann. For. Sci.** 26, 1-15.

Burkhart, H. E., Tomé, M. 2012. **Modeling forest trees and stands**. Dordrecht: Springer, 457 p.

Castro, R., Soares, C., Leite, H., Souza, A., Martins, F., Nogueira, G., Oliveira, M., Silva, F. 2014. Competição em Nível de Árvore Individual em uma Floresta Estacional Semidecidual. *Silva Lusit.* 22, 43-66.

Chase, M.W., Christenhusz, M.J.M., Fay, M.F., Byng, J.W., Judd, W.S., Soltis, D.E., Mabberley, D.J., Sennikov, A.N., Soltis, P.S., Stevens, P.F., Briggs, B., Brockington, S., Chautems, A., Clark, J.C., Conran, J., Haston, E., Möller, M., Moore, M., Olmstead, R., Perret, M., Skog, L., Smith, J., Tank, D., Vorontsova, M., Weber, A. 2016. An update of the Angiosperm Phylogeny Group classification for the orders and families of flowering plants: APG IV. **Bot. J. Linn. Soc.** 181, 1–20. <https://doi.org/10.1111/boj.12385>

Chassot, T., 2013. **Densidade e incremento diamétrico de árvores individuais da floresta ombrófila mista**. 142 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal), Universidade Federal de Santa Maria. Santa Maria.

Chassot, T., Fleig, F. D., Finger, C. A. G., Longhi, S. J., 2011. Modelos de crescimento em diâmetro de árvores individuais de *Araucaria angustifolia* (Bertol.) Kuntze na Floresta Ombrófila Mista. **Ciênc. Florest.** 2011, 21, 303-313.

Contreras, M. A., Affleck, D., Chung, W., 2011. Evaluating tree competition indices as predictors of basal area increment in western Montana forests. **For. Eco. Manage.** 2011, 262, 1939-1949.

- Costa, E. A., Finger, C. A. G. 2017. Efeito da Competição nas Relações Dimensionais de Araucária. **Floresta Ambient.** 2017, 24, 3-11.
- Cunha, T. A. da., Finger, C. A. G., Hasenauer, H. 2016. Tree basal area increment models for Cedrela, Amburana, Copaifera and Swietenia growing in the Amazon rain forests. **For. Eco. Manage.** 365,174-183.
- Daniels, R. F. 1976. Simple Competition Indices and Their Correlation with Annual Loblolly Pine Tree Growth, **For. Sci.** 22, 454-456.
- d'Oliveira, M. V. N., Braz, E. M. 2006. Estudo da dinâmica da floresta manejada no projeto de manejo florestal comunitário do PC Pedro Peixoto na Amazônia Ocidental. **Acta Amaz.** 36, 177-182.
- Dionisio, L. F. S., Schwartz, G., Lopes, J. C., Lopes, J. C. 2018. Growth, mortality, and recruitment of tree species in an Amazonian rainforest over 13 years of reduced impact logging. **For. Ecol. Manage.** 430, 150-156.
- Dionisio, L. F. S., Schwartz, G., Mazzei, L., Lopes, J. C., Santos, G. G. A., Oliveira, F. A. 2017. Mortality of stocking commercial trees after reduced impact logging in eastern Amazonia. **For. Ecol. Manage.** 401, 1-7.
- Duchesne, L., Prévost, M. 2013. Canopy disturbance and intertree competition: implications for tree growth and recruitment in two yellow birch-conifer stands in Quebec, Canada, **J. Forest. Res.** 18, 168-178.
- Fox, J. C., Bi, H., Ades, P. K. 2007. Spatial dependence and individual-tree growth models I. Characterising spatial dependence. **Fore. Eco. Manage.** 245, 10-19.
- Glover, G., R., Hool, J. N. 1979. A basal area ratio predictor of loblolly pine plantation mortality. **For. Sci.** 25, 275-282.
- Gourlet-Fleury, S., Mortier, F., Fayolle, A., Baya, F., Ouédraogo, D., Bénédet, F., Picard, N. 2013. Tropical forest recovery from logging: a 24 year silvicultural experiment from Central Africa. *Philos. Trans. R. Soc. Lond. B. Biol. Sci.* 368, 201203020.
- Gujarati, D. N.; Porter, D. C. 2011. *Econometria básica*. 5. ed. Porto Alegre: AMGH, 924 p.
- Hegyi, F., 1974. **A simulation model for managing jack-pine stands**. In: Fries, J. (Ed.), *Growth Models for Tree and Stand Simulation*. Royal College of Forestry, Stockholm, 74-90 pp.
- Hui G., Wang, Y., Zhang, G., Zhao, Z., Bai, C., Liu, W. 2018. A novel approach for assessing the neighborhood competition in two different aged forests. **For. Ecol. Manage.** 422, 49-58.
- IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), 2012. **Manual técnico da vegetação brasileira**. 2. ed. Rio de Janeiro.
- Kahriman, A., Şahin, A., Sönmez, T., Yavuz, M. 2018. A novel approach to selecting a

competition index: the effect of competition on individual tree diameter growth of Calabrian pine. **Can. J. For. Res.** 48, 1217-1226.

Lambrecht, F. R., Balbinot, R., Mattos, P. P. de., Braz, E. M., Trautenmüller, J. W., Canetti, A. 2019. Competição em floresta natural de araucária na região noroeste do Rio Grande do Sul-Brasil. **Scien. Forest.** 47, 131-138.

Lederman, T. 2010. Evaluating the performance of semi-distance-independent competition indices in predicting the basal area growth of individual trees. **Can. J. For. Res.** 40, 796-805.

Lhotka, J. M. 2017. Examining growth relationships in Quercus stands: An application of individual-tree models developed from long-term thinning experiments. **For. Eco. Manage.** 385, 65-77.

Lustosa Junior, I. M., Castro, R. V. O., Gaspar, R. de O., Araújo, J. B. C. N., Aquino, F. de G. 2019. Competition Indexes to Evaluate Tree Growth in a Semi-Deciduous Seasonal Forest. **Floresta Ambient.** 26, 1-12.

Maciel, M. N., Bastos, P. C. O., Carvalho, J. O. P., Watrin, O. S. 2009. Uso de imagens orbitais na estimativa de parâmetros estruturais de uma floresta primária no Município de Paragominas, Estado do Pará. *Rev. Ciências Agrárias.* 52, 159-178.

Maleki, K., Kiviste, A., Korjus, H. 2015. Analysis of individual tree competition effect on diameter growth of Silver Birch in Estonia. **For. Syst.** 24, 1-13.

Martins, F.B., Soares, C.P.B., Leite, H.G., de Souza, A.L., Castro, R.V.O. 2011. Competition Indexes for Individual Eucalyptus Trees. **Pesqui. Agro. Bra.** 46, 1089-1098.

Mazzei, L., Sist, P., Ruschel, A., Putz, F.E., Marco, P., Pena, W., Ferreira, J.E.R., 2010. Above-ground biomass dynamics after reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 259, 367–373. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.10.031>

Miina, J., Pukkala, T. 2002. Application of ecological field theory in distance-dependent growth modelling. **For. Ecol. Manage.** 161, 101-107.

Monserud, R.A., Sterba, H. 1999. Modeling individual tree mortality for Austrian forest species. **For. Ecol. Manage.** 113, 109-123.

Oliveira, E.K.B. de, Rezende, A.V., Freitas, L.J.M. de, Júnior, L.S.M., Barros, Q.S., Costa, L.S. da, 2019. Monitoramento da estrutura e caracterização ecológica em floresta tropical manejada na Amazônia Brasileira. **Rev. Bras. Ciências Agrárias.** 14, 1-12. <https://doi.org/10.5039/agraria.v14i4a6867>

Oliveira, E. K. B. de. 2016. **Dinâmica de uma floresta tropical manejada na Amazônia Oriental.** 196 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade de Brasília, Brasília.

Orellana, E., Figueiredo Filho, A., Péllico Netto, S., Vanclay, J. K. 2016. Predicting the dynamics of a native Araucaria forest using a distance-independent individual tree-growth model. **For. Ecosyst.** 3, 1-11.

Pedersen, R. Ø., Næsset, E., Gobakken, T., Bollandsås, O. M. 2013. On the evaluation of competition indices – The problem of overlapping samples. **For. Ecol. Manage.** 310, 120-133.

Peltoniemi, M., Mäkipää, R. 2011. Quantifying distance-independent tree competition for predicting Norway spruce mortality in unmanaged forests. **For. Ecol. Manage.** 261, 30-42.

Pillet, M., Joetzjer, E., Belmin, C., Chave, J., Ciais, P., Dourdain, A., Evans, M., Hérault, B., Luysaert, S., Pouiter, B. 2018. Disentangling competitive vs. climatic drivers of tropical forest mortality. **J Ecol.** 106, 1165–1179.

Pukkala, T., Kolstrom, T. 1987. Competition indices and the prediction of radial growth in Scots pine. **Silva Fenn.** 21, 55-67.

R Development Core Team. 2018. **R: a language and environment for statistical computin.** Vienna: R Foundation for Statistical Computing; Disponível em <<http://www.R-project.org>> . Acesado em 10 de Janeiro de 2020.

Reis, L. P., Reis, P. C. M., Ruschel, A. R., Silva, J. N. M., Carvalho, J. O. P., Souza, A. L., Soares, M. H. M., Miyahara, R. K. N. 2015. Forest dynamics in the eastern Amazon with special reference to sapotaceae species. **Florest.** 45, 567-576.

Reis, L. P., Souza, A. L., Reis, P.C.M., Mazzei, L., Soares, C. O. B., Torres, C. M. M. E., Silva, L. F., Ruschel, A. R., Rêgo, L. S., Leite, H. G. 2018. Estimation of mortality and survival of individual trees after harvesting wood using artificial neural networks in the amazon rain forest. **Ecol. Eng.** 112, 140-147.

Río, M., Condés, S., Pretzsch, H. 2014. Analyzing size-symmetric vs. size-asymmetric and intra- vs. inter-specific competition in beech (*Fagus sylvatica* L.) mixed stands. **For. Ecol. Manage.** 325, 90-98.

Silva, J. N. M., Lopes, J. C. A., Oliveira, L. C., Silva, S. M. A., Carvalho, J. O. P., Costa, D. H. M., Melo, M. S., Tavares, M. J. M. 2005. **Diretrizes para a instalação e medição de parcelas permanentes em florestas naturais da Amazônia Brasileira.** Embrapa Amazônia Oriental, Belém, Pará, 36 pp.

Silveira, B. D., Floriano, E. P., Nakajima, N.Y., Hosokawa, R.T., Rosot, N.C., Gracioli, C.R. 2015. Relação da morfometria e competição com o crescimento de *Trichilia clausenii* em um fragmento de Floresta Semidecidual, RS. **Florest.** 45, 373-82.

Stage, A. R., Ledermann, T. 2008. Effects of competitor spacing in a new class of individual-tree indices of competition: semi-distance-independent indices computed for Bitterlich versus fixed-area. plots. **Can. J. For. Res.** 38, 890-898.

Stage, A., R. 1973. **Prognosis model for stand development.** USDA For Serv. Res. Pap. INT-137. Washington, DC, 32 p.

Sterba, H., Monserud, R.A. 1997. Applicability of the forest stand growth simulator PROGNAUS for the Austrian part of the Bohemian Massif. **Ecol. Model.** 98, 23-34.

Sun, S., Cao, Q. V., Cao, T. Evaluation of distance-independent competition indices in

- predicting tree survival and diameter growth. **Can. J. For. Res.** 2018, 440 - 446.
- Tomé, M., Burkhart, H.E. 1989. Distance-dependent competition measures for predicting growth of individual trees. **For. Sci.** 35, 816-831.
- Vanclay, J. K. 1994. **Modelling forest growth and yield: applications to mixed tropical forests.** Wallingford: CAB International, 312 p.
- Vatraz, S., Silva, J. N. M., Alder, D. 2018. Competição versus crescimento de árvores em floresta ombrófila densa no estado do Amapá - Brasil. **Ciênc. Florest.** 28, 1118-1127.
- Vatraz, S., Alder, D., Silva, J. N. M. 2016. Índices de competição dependentes da distância do estrato arbóreo na Amazônia brasileira. **Revist. Espacio.** 37, 1-3.
- Velázquez, E., Kazmierczak, M., Wiegand, T. 2016. Spatial patterns of sapling mortality in a moist tropical forest: consistency with total density-dependent effects. **Oikos.** 125, 872-882.
- Weiskittel, A. R., Hann, D.W., Kershaw, J. A., Vanclay, J.K. 2011. **Forest growth and yield modeling.** Chichester: Wiley-Blackwell. 415 p.
- West, T. A. P., Vidal, E., Putz, F. E. 2014. Forest biomass recovery after conventional and reduced-impact logging in Amazonian Brazil. **For. Ecol. Manage.** 314, 59-63.
- Zhao, D., Borders, B., Wilson, M. E, Rathbun, S.L. 2005. Modeling neighborhood effects on the growth and survival of individual trees in a natural temperate species rich forest. **Ecol. Model.** 196, 90-102.

## CAPÍTULO II

### MODELAGEM DA MORTALIDADE DE ÁRVORES INDIVIDUAIS APÓS EXPLORAÇÃO DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA ORIENTAL

**Resumo:** A mortalidade é um evento raro e aleatório, sendo difícil de ser mensurado e estimado, sobretudo para florestas tropicais manejadas. No entanto, estudos dessa natureza, fornecem informações sobre a dinâmica da floresta e são necessários para o prognóstico correto dos números de árvores, área basal, distribuição de diâmetro e produção. Neste sentido, este estudo teve por objetivo modelar a mortalidade, em nível de árvore individual, após exploração de impacto reduzido (EIR), em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, Pará, Brasil. Os dados empregados foram provenientes de 18 parcelas permanentes de 1 ha cada, monitoradas durante 8 anos (2005-2012), em cinco ocasiões, após EIR. Para construção do submodelo de mortalidade, foram estimados três índices de competição, independentes da distância ( $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ ). Cinco modelos de probabilidade de mortalidade ( $Pm$ ), foram ajustados e suas estimativas foram avaliadas através de análises gráficas das distribuições diamétricas observadas e estimadas, e com base no resultado do teste de Kolmogorov-Smirnov. A regra de decisão utilizada para qualificação das árvores como mortas, foi a proposta por Pretzsch et al., (2002) baseada na comparação da probabilidade de mortalidade estimada, com um dado número aleatório. As probabilidades de mortalidade percentual observadas ( $Pm \text{ % ano}^{-1}$ ) após EIR, não foram influenciadas pelo diâmetro das árvores. Os modelos ajustados apresentaram padrões similares entre si, no entanto, o modelo logístico (5), ajustado com o índice  $IID_{BAL}$  (*Basal Area in Larger Trees*), foi o que melhor estimou a probabilidade de mortalidade de árvores individuais para a floresta em estudo. Apesar das dificuldades para estimar a mortalidade de florestas tropicais, foi possível obter estimativas precisas utilizando técnicas de regressão tracionais, sobretudo com a regressão logística (5), ajustada com índice  $IID_{BAL}$ .

**Palavras-Chave:** Floresta Amazônica; Manejo florestal; Probabilidade de mortalidade.



## 1. INTRODUÇÃO

A mortalidade de árvores é um processo ecológico e demográfico, fundamental para a compreensão da dinâmica de ecossistemas florestais (Dietze e Moorcroft, 2011; Ruiz-Benito et al., 2013; Zhu et al., 2019; Bayat et al., 2019). Podendo afetar diretamente a composição de espécies, as estruturas populacionais e comunitárias, a ciclagem de nutrientes e os incrementos líquidos anuais das árvores remanescentes (Bertini et al., 2019; Archambeau et al., 2020).

Sobretudo no caso das florestas tropicais, a predição da mortalidade de árvores representa um desafio para os pesquisadores (Archambeau et al., 2020). Nesses ecossistemas, a mortalidade é considerada um processo complexo (Adame et al., 2010), gradual e altamente variável (Dietze e Moorcroft, 2011; Arellano et al., 2019) com diferentes comportamentos entre as espécies (Rossi et al., 2007; Castro et al., 2015), e, conseqüentemente, com significativas implicações sobre a dinâmica florestal (Weiskittel et al., 2011).

Ao estudar a mortalidade de árvores é necessário, primeiramente, separar e categorizar suas diferentes causas ou formas (Dionisio et al., 2017). Lee (1971), por exemplo, distinguiu dois tipos de mortalidade: regular e irregular. A mortalidade regular é causada por fatores não catastróficos, tais como, competição, idade, senescência, além de características genéticas da espécie (Arellano et al., 2019). Conseqüentemente, por se tratarem de fatores previsíveis, é possível realizar a sua estimativa (Rossi et al., 2007; Miranda et al., 2017). Por outro lado, a mortalidade irregular está geralmente associada a algum evento catastrófico ou aleatório como, por exemplo, ataques de insetos, epidemias de doenças, ventos, seca e altas temperaturas (Rossi et al., 2007; Das et al., 2011; Ruiz-Benito et al., 2013). Muitos desses eventos têm se intensificado nas últimas décadas, especialmente devido às mudanças climáticas (Aleixo et al., 2019; Brandl et al., 2020). É o caso, por exemplo, da combinação de secas e temperaturas elevadas, que podem ocasionar algum tipo de estresse fisiológico nas árvores de uma floresta (Law et al., 2019), e, por conseguinte, favorecer o aumento das taxas de mortalidade no local. Assim, a mortalidade irregular é difícil de se prever (Miranda et al., 2017).

Além das causas naturais, a mortalidade de árvores tende a aumentar após operações de colheita florestal (Lavoie et al., 2012; Oliveira et al., 2019). Árvores situadas em clareiras, originadas da exploração florestal, ou árvores localizadas nas bordas da

floresta ou ao redor de clareiras provenientes de ações de infraestrutura (abertura de estradas, trilhas de arraste e pátio), têm maior risco de morte (Gray et al., 2012; Carter et al., 2017; Avila et al., 2017). Além disso, atividades de derruba e arraste de toras podem causar impactos na floresta, seja a partir de danos provocados nas raízes e cascas das árvores, o que favorece o ataque de pragas e doenças, ou até distúrbios no dossel da floresta, que podem trazer desvantagens para algumas espécies arbóreas (Rossi et al., 2007). Dessa maneira, compreender e prever a mortalidade de árvores é, portanto, indispensável para o conhecimento e modelagem da dinâmica e diversidade dos ecossistemas florestais (Purves e Pacala, 2008).

Modelos para predição da probabilidade de mortalidade de árvores individuais após distúrbios naturais ou antrópicos são uma das alternativas para administrar o manejo das florestas tropicais objetivando sua sustentabilidade (Reis et al., 2018). Esses modelos fornecem informações sobre a dinâmica da floresta e são importantes para o prognóstico correto do número de árvores, área basal, distribuição de diâmetro e produção florestal (Reis et al., 2016; Reis et al., 2018). Portanto, estimativas precisas da mortalidade de árvores são fundamentais no desenvolvimento de uma política eficaz de manejo florestal (Ma et al., 2013).

A predição da mortalidade de árvores individuais pode ser realizada a partir de métodos de regressão (Reis et al., 2018), como as funções de probabilidade de mortalidade (Ma et al., 2013), dentre as quais a regressão logística é o exemplo mais conhecido e amplamente utilizado (Hamilton, 1986; Monserud e Sterba, 1999; Crecente-Campo et al., 2009) devido a sua relativa facilidade de ajuste e precisão das estimativas geradas (Vanclay, 2012). No entanto, outras formas e variações das funções weibull, gamma, beta, exponencial e normal, têm sido utilizadas para estimar mortalidade (Ma et al., 2013).

Contudo, nas últimas décadas surgiram novos métodos para determinar se uma árvore vive ou morre, os quais utilizam-se de ferramentas de inteligência artificial, como é o caso das redes neurais (Hasenauer et al., 2001) e dos algoritmos de indução de árvores de decisão, como o CART (*Classification and Regression Trees*) (Dobbertin e Biging, 1998). No entanto, nenhum desses novos métodos conseguiu melhorar, consideravelmente, os resultados obtidos com regressão (Bravo-Oviedo et al., 2006).

Por outro lado, modelos de mortalidade em nível de árvore individual ainda são bastante escassos no Brasil. Estudos existentes estão concentrados na modelagem de espécies comerciais, como eucalipto (Martins, 2011) e *pinus* (Miranda et al., 2017), e em

florestas naturais não manejadas (Castro et al., 2015; Rocha et al., 2018), que possuem dinâmica de crescimento diferente de áreas colhidas (Reis et al., 2015).

Um levantamento realizado identificou apenas um estudo envolvendo modelagem de mortalidade em nível de árvore individual em área de manejo florestal na Amazônia (Reis et al., 2018). Assim, diante dessa lacuna e observando a problemática de prognosticar a mortalidade de árvores individuais em florestas tropicais, o objetivo do presente estudo foi modelar a mortalidade de árvores individuais após exploração de impacto reduzido na Amazônia brasileira.

## 2. MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1. Área de estudo

O estudo foi conduzido na Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, pertencente à empresa CKBV Florestal Ltda, localizada no Município de Paragominas, Estado do Pará, Brasil (03°39'28,16"S e 48°49'59,73"W) (Maciel et al., 2009). A Fazenda Rio Capim possui uma área total de 140.000 ha, onde 121.000 ha estão sob manejo florestal certificado pelo *Forest Stewardship Council* (FSC) desde 2001 (Dionisio et al., 2017).

O clima da região, segundo Köppen, é classificado como “Awi”, isto é, tropical chuvoso com precipitação pluviométrica média anual em torno de 1.800 mm, temperatura média anual de 26,3° C e umidade relativa do ar de 81% (Alvares et al., 2013). A vegetação característica da região é do tipo Floresta Ombrófila Densa, também denominada Floresta Equatorial Úmida de Terra Firme (IBGE, 2012) e as principais espécies exploradas na área são *Manilkara huberi* (Ducke) A. Chev., *Hymenaea courbaril* L., *Astronium lecointei* Ducke, *Parkia pendula* (Wild.) Benth. ex Walp., *Couratari oblongifolia* Ducke & Knuth e *Pouteria bilocularis* (Winkler) Baehni (Mazzei et al., 2010).

### 2.2. Dados

Para este estudo foi selecionada a Unidade de Trabalho Nº 14 (UT 14), com 100 hectares, localizada na Unidade de Produção Anual Nº 07 (UPA 07), do plano de manejo

florestal da Fazenda Rio Capim. Em agosto de 2004 foi realizada a primeira colheita florestal nesta UT, sendo retirados em média 21,3 m<sup>3</sup>ha<sup>-1</sup>, correspondendo a, aproximadamente, 7 árvores ha<sup>-1</sup> (Sist e Ferreira, 2007).

Os dados foram coletados em 18 parcelas permanentes quadradas, medindo 1,0 ha cada (100 m x 100 m), onde foram mensuradas todas as árvores com diâmetro a 1,30 m do solo (*DAP*), igual ou superior a 20 cm (Oliveira et al., 2019). O monitoramento da mortalidade das árvores foi realizado após a exploração florestal, nos anos de 2005, 2006, 2008, 2010 e 2012.

O material vegetativo coletado durante a realização dos inventários foi identificado na floresta por parabolômicos da EMBRAPA e da empresa CIKEL Brasil Verde. A classificação das espécies em famílias baseou-se no sistema proposto pelo *Angiosperm Phylogeny Group* (APG, IV) (Chase et al., 2016). A nomenclatura das espécies e as abreviações dos respectivos autores foram conferidas mediante consultas ao índice de espécies do *Royal Botanic Garden* e do banco de dados do *Missouri Botanical Garden* (MOBOT, 2015).

As principais características quantitativas da floresta estudada são apresentadas na Tabela 2.1.

Tabela 2.1. Caracterização dendrométrica e florística da vegetação arbórea após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Variável	Ano de medição				
	2005	2006	2008	2010	2012
Número de árvores (nas 18 parcelas)	2.997	2.959	2.961	3.036	3.084
<i>DAP</i> mínimo (cm)	20,0	20,0	20,0	20,0	20,0
<i>DAP</i> médio (cm)	34,0	34,0	34,1	33,9	34,0
<i>DAP</i> máximo (cm)	156,0	156,0	156,0	156,0	156,0
Diâmetro quadrático q (cm)	37,22	37,29	37,30	37,15	37,26
Área basal (m <sup>2</sup> ha <sup>-1</sup> )	18,12	17,95	17,97	18,28	18,66
Famílias botânicas	37	37	37	37	37
Gêneros botânicos	104	103	103	107	107
Espécies identificadas	179	178	180	184	185
Espécies não identificadas	11	10	10	5	5
Densidade (árvores ha <sup>-1</sup> )	166,50	164,39	164,50	168,67	171,33
Indivíduos ingressos	-	85	85	172	181
Indivíduos mortos	-	123	83	97	133

### 2.3. Índices de competição para predição da mortalidade

Para cada árvore, em cada ano de medição, foram calculados três índices de competição independentes da distância, escolhidos com base em estudos preliminares como potenciais para a estimativa da variável mortalidade. A Tabela 2.2 apresenta a relação funcional dos índices selecionados.

Tabela 2.2. Relação funcional dos índices de competição selecionados para estimar a probabilidade de mortalidade de árvores após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho N° 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Índice Independente da Distância	Autor (es)	Equação
$IID_1 = \frac{DAP_i^2}{DAP^2}$	Índice independente da distância adaptado de Glover e Hool, 1979)	(1)
$IID_2 = \frac{AS_i^2}{AS_q^2}$	Índice independente da distância adaptado de Stage (1973)	(2)
$IID_{BAL} = \sum AB_m$	Índice $IID_{BAL}$ ( <i>Basal Area in Larger Trees</i> ), independente da distância adaptado de Stage (1973)	(3)

Em que  $DAP_i$  = diâmetro (cm), com casca, da árvore-objeto, medido a 1,30 m do solo;  $\overline{DAP}$  = média aritmética dos diâmetros das árvores da unidade amostral (cm);  $AS_i$  = área seccional da árvore-objeto, medido a 1,30 m de altura (m<sup>2</sup>),  $AS_q$  = área seccional correspondente ao diâmetro médio ( $q$ ) das árvores vizinhas na unidade amostral (m<sup>2</sup>);  $BAL_i$  = somatório das áreas seccionais ( $AB_m$ ) das árvores vizinhas maiores que a árvore-objeto (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>).

### 2.4. Análise da mortalidade

Em cada intervalo de medição foram contabilizados os indivíduos mortos. A probabilidade de mortalidade ( $Pm$  % ano<sup>-1</sup>) foi obtida a partir da proporção de árvores mortas por classe de diâmetro, por ano, para cada parcela, entre os diferentes intervalos de medição, conforme a Equação 4, utilizada por Castro et al. (2014) e adaptada de Martins et al. (2011) ou seja:

$$P(m) = \frac{(n_{j1} - n_{j2}) - I_{j1j2}}{\sum_{i=1}^j n_{j1}} \cdot 100 \quad (4)$$

Em que  $n_{j1}$  é o número de indivíduos vivos na j-ésima classe de diâmetro, no início do período monitorado e  $n_{j2}$  é o número de indivíduos vivos na j-ésima classe de diâmetro, no final do período monitorado, descontados os indivíduos ingressos no período ( $I_{j1j2}$ ).

## 2.5. Ajuste dos modelos de mortalidade

Para estimar a probabilidade de mortalidade, foram testados cinco modelos (Tabela 2.3), que apresentam relações não lineares entre a probabilidade de mortalidade e suas variáveis independentes. Os ajustes dos modelos foram realizados com o *software* Statistica 10.0 (Statsoft, 2010), utilizando o algoritmo de Levenberg-Marquardt.

Tabela 2.3. Modelos testados para estimar a probabilidade de mortalidade de árvores, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho Nº 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Número	Modelo	Tipo/ Autor	Equação
1	$P(m) = \beta_0 \cdot IC^{\beta_1} \cdot \varepsilon$	Alométrico (West, 1981)	(5)
2	$P(m) = 1 - \left[ \beta_0 - \left( \frac{1}{(1 + \exp^{(\beta_1 + \beta_2 \cdot IC^{\beta_3})})} \right) \right] \cdot \varepsilon$	Buchman et al., (1983) modificado	(6)
3	$P(m) = \left( \frac{\gamma}{\beta} \right) \cdot \left[ \left( \frac{IC}{\beta} \right) \right]^{(\gamma-1)} \cdot \exp \left\{ - \left[ \left( \left( \frac{IC}{\beta} \right) \right)^\gamma \right] \right\} \cdot \varepsilon$	Weibull (Glover e Hool, 1979)	(7)
4	$P(m) = \beta_0 + \exp^{(\beta_1 + \beta_2 \cdot IC)} \cdot \varepsilon$	Exponencial (Payandeh, 1983)	(8)
5	$P(m) = \left( 1 + \exp^{(\beta_0 + \beta_1 \cdot IC)} \right)^{-1} \cdot \varepsilon$	Logística (Hamilton, 1986)	(9)

Em que  $P(m)$  = probabilidade de mortalidade anual de cada árvore;  $exp$  = exponencial;  $IC$  = índice de competição;  $\beta_i$  = parâmetros dos modelos, com  $i$  variando de 1 a 3;  $\beta$  = parâmetro de escala;  $\gamma$  = parâmetro de forma;  $\alpha$  = parâmetro de locação;  $\varepsilon$  = erro aleatório.

A prognose da mortalidade foi realizada para quatro intervalos de tempo, ou seja, 2005-2006, 2006-2008, 2008-2010 e 2010-2012.

## 2.6. Avaliação dos modelos de mortalidade

A regra de decisão adotada para qualificação das árvores como mortas foi a mesma proposta por Pretzsch et al. (2002). Após obter a probabilidade de mortalidade ( $Pm$ ) para cada árvore, foi gerado um número aleatório ( $Pa$ ) entre 0 e 1, sendo este, comparado à probabilidade de morte estimada. Assim, se  $Pm > Pa$ , a árvore morre e deve ser retirada da lista de árvores, caso contrário, a árvore permanece viva (Castro et al., 2013). Este procedimento foi repetido 30 vezes, visando obter uma tendência média do número de

árvores mortas. Porém, antes do emprego dessa metodologia, a regra de Pretzsch et al. (2002) foi aplicada aos dados observados de  $Pm$ , para avaliar sua eficiência para os dados estudados.

De posse do número de árvores qualificadas como mortas observadas e estimadas pelos modelos para cada período, por classe de diâmetro, utilizou-se o teste de Kolmogorov-Smirnov (Sokal e Rohlf, 1969) (Equação 10), com intuito de verificar se as estimativas divergem estatisticamente dos dados observados.

$$dn = \text{Max}|F_o(x) - F_e(x)| \quad (10)$$

Em que  $dn$  é o valor calculado da estatística de K-S;  $F_o(x)$  é a frequência acumulada observada; e  $F_e(x)$  é a frequência acumulada estimada.

A hipótese nula ( $H_0$ : as estimativas não diferem dos valores reais) é rejeitada para um valor calculado de  $dn$  maior que o valor tabelado, ao nível de 5% de significância.

Todos os testes estatísticos foram realizados no *software* R (R Core Team, 2018).

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. Análise da mortalidade

A probabilidade de mortalidade média anual observada ( $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ ) por classe de diâmetro, considerando um período de oitos anos (2005 a 2012) após EIR, foi de 2,06%. As pequenas variações de  $Pm \text{ \% ano}^{-1}$  nas diferentes classes diamétricas, não permitiram identificar maior ou menor mortalidade em nenhuma classe de diâmetro. O elevado percentual de mortalidade no centro de classe de 125 cm de  $DAP$  (6,25%) é reflexo da baixa densidade destas árvores, e foi provocada pela morte de uma única árvore no período do estudo (Figura 2.1).

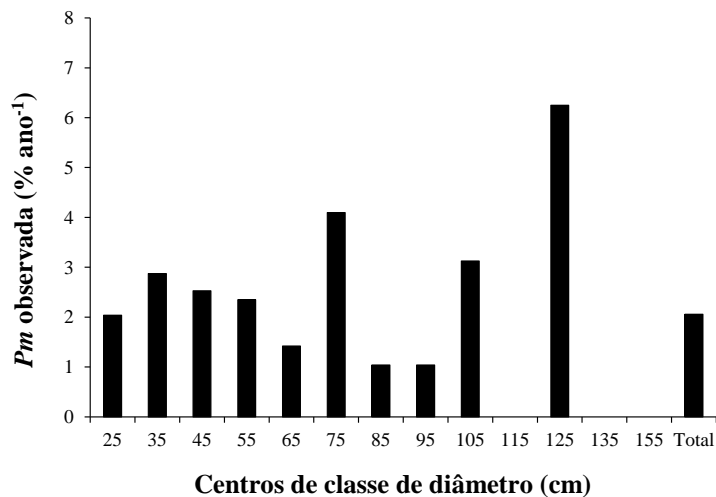


Figura 2.1. Probabilidade de mortalidade média anual ( $P_m$  % ano<sup>-1</sup>) observada por classe de diâmetro, para o período de 2005 a 2012 após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho N° 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

### 3.2. Avaliação da regra de mortalidade de Pretzsch et al. (2002)

A eficiência da metodologia proposta por Pretzsch et al. (2002), como regra de decisão para qualificação das árvores como mortas, aplicada às probabilidades estimadas de mortalidade, foi comprovada, pois, o número médio de árvores classificadas como mortas, após 30 repetições, foi igual a, aproximadamente  $436 \pm 18$ , de um total de 436 árvores mortas observadas (Figura 2.2).

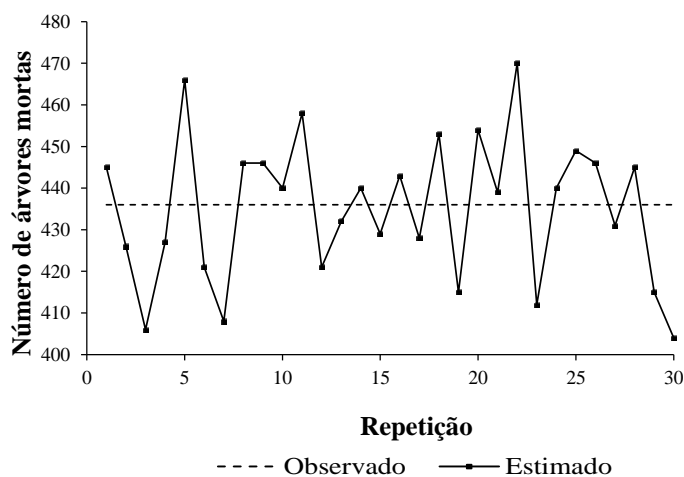


Figura 2.2. Representação gráfica da estimativa do número de árvores mortas, aplicando a metodologia proposta por Pretzsch et al. (2002) aos dados observados, em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.



### 3.3. Estimativa e avaliação dos modelos de mortalidade

A Tabela 2.4 apresenta os coeficientes estimados dos cinco modelos de mortalidade ajustados. Os modelos alométrico e Weibull, em função do  $IID_{BAL}$ , e o modelo exponencial, em função do  $IID_2$ , não convergiram durante o ajuste e, portanto, não serão apresentados.

Tabela 2.4. Estimativas dos parâmetros dos modelos de probabilidade de mortalidade, ajustados para árvores em área de Floresta Ombrófila Densa manejada, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Modelo	IC	$\beta_0/\gamma$	$\beta_1/\beta$	$\beta_2$	$\beta_3$
1	$IID_1$	0,023636	0,085575	-	-
2	$IID_1$	1,295453	3,844659	-3,087127	0,003371
3	$IID_1$	1,139736	29,013684	-	-
4	$IID_1$	-0,019432	-3,160099	0,007797	-
5	$IID_1$	3,748191	-0,013342	-	-
1	$IID_2$	0,023985	0,041500	-	-
2	$IID_2$	1,086276	0,855845	1,231033	-0,009119
3	$IID_2$	1,099785	30,13409	-	-
5	$IID_2$	3,731315	0,000322	-	-
2	$IID_{BAL}$	1,251428	0,961070	0,0000005	3,624884
4	$IID_{BAL}$	-0,013774	-3,191857	-0,007724	-
5	$IID_{BAL}$	3,571571	0,012360	-	-

Em que  $IID_1$  = índice de competição de Glover e Holl (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de competição de Stage (1973).

A Figura 2.3 apresenta a distribuição por classe de diâmetro do número de árvores mortas observados (valores absolutos) e estimados pelos cinco modelos, para um período de oito anos (2005 a 2012) após EIR. Nota-se, que o número de árvores mortas observado em campo, foi maior nas menores classes de diâmetro, tendência que foi acompanhada por todos os modelos avaliados.

Considerando o período estudado, todos os modelos ajustados superestimaram o número de árvores mortas pertencentes ao menor centro de classe (25 cm de  $DAP$ ). Os modelos 1 e 2, ajustados com o índice  $IID_1$  (Figuras 2.3a e 2.3b), foram os que mais superestimaram a mortalidade. Já o modelo 3, utilizando o índice  $IID_2$  (Figura 2.3c), e o modelo 5, utilizando o índice  $IID_{BAL}$  (Figura 2.3e), foram semelhantes entre si, e, também,

aqueles que mais se aproximaram dos valores observados.

Para os centros de classe 35 e 75 cm, percebe-se pequena tendência de subestimação do número de árvores mortas. O modelo 3, ajustado com o índice  $IID_2$  (Figura 2.3c), apresentou estimativas mais próximas ao valores observados, para o centro de classe de 35 cm de diâmetro. Por outro lado, o modelo 5, ajustado em função do índice  $IID_{BAL}$  (Figura 2.3e), resultou nas melhores estimativas do número de árvores mortas pertencentes aos centros de classe de 65 e 75 cm de  $DAP$ . Já nos centros de classe 115, 125, 135 e 155 cm, foi observada maior precisão das estimativas geradas pelos 5 modelos avaliados.

De uma forma geral, todos os modelos tenderam a superestimar a mortalidade nas menores classes de  $DAP$ , e o teste K-S mostrou não haver diferenças estatísticas entre as estimativas geradas pelas cinco equações os valores observados ( $p > 0,05$ ) (Tabela 2.5). Porém, como o número de árvores mortas estimado pelo modelo logístico (5) (Figura 2.3e) se aproximou mais dos valores observados em campo, decidiu-se pela escolha desse modelo para estimar a mortalidade de árvores na floresta manejada da Fazenda Rio Capim, empregando o índice de competição  $IID_{BAL}$ .

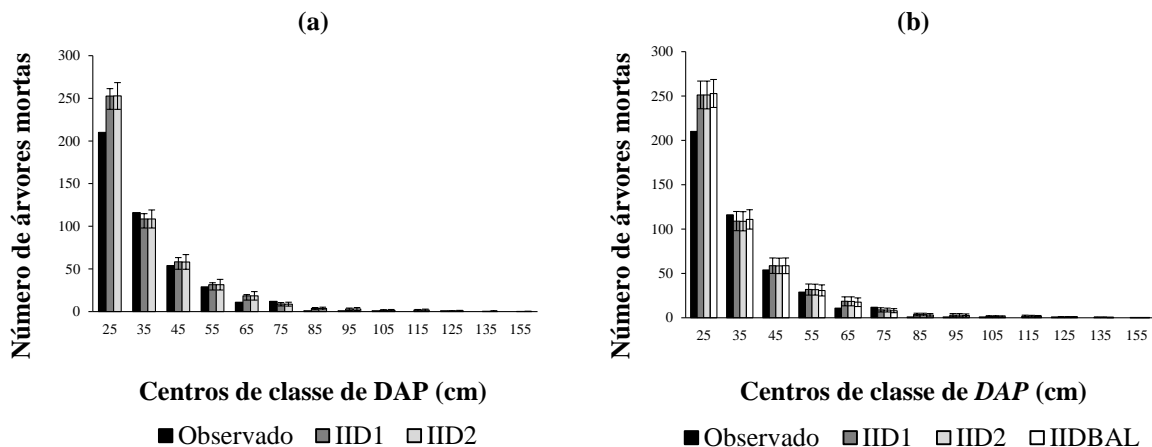


Figura 2.3, continua...

Continua...

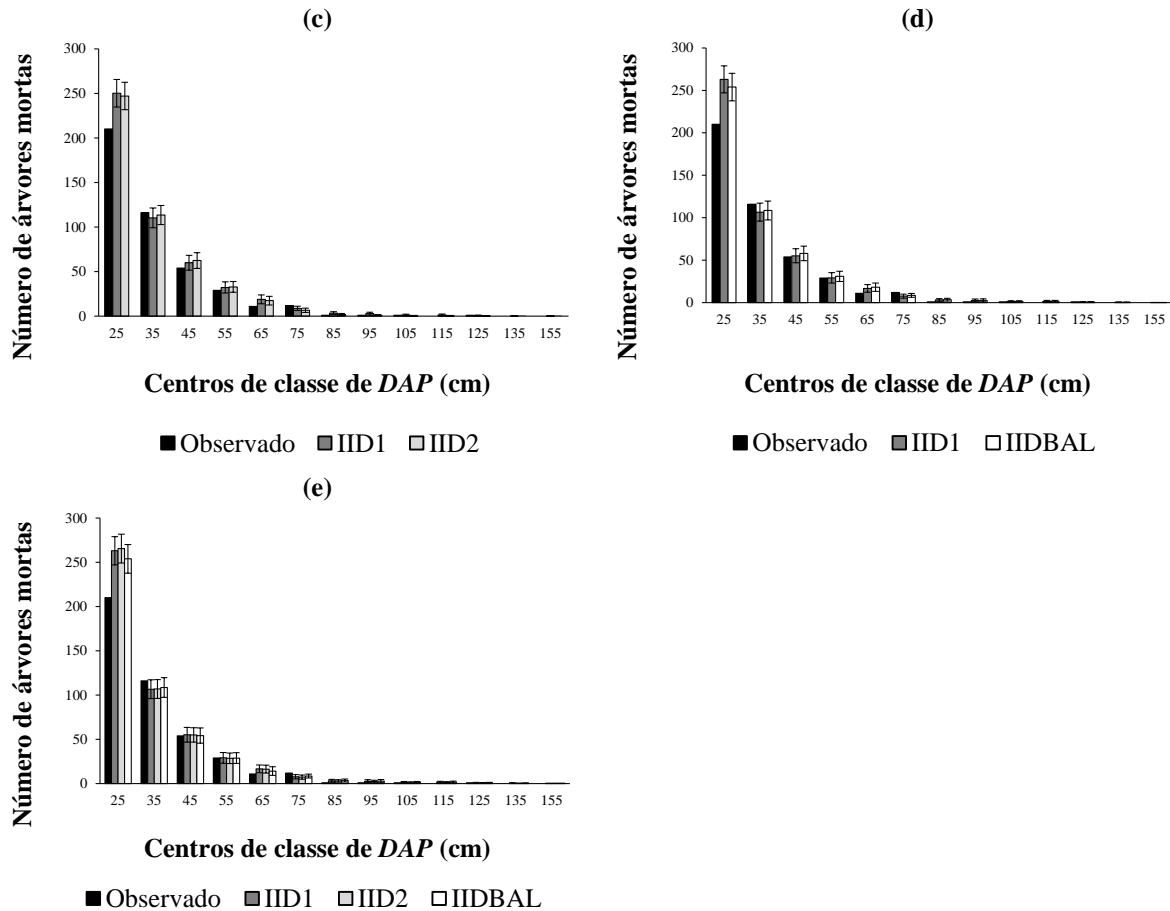


Figura 2.3. Número de árvores mortas, observado (valores absolutos) e estimado pelos modelos de probabilidade de mortalidade, no período de 2005 a 2012, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. Modelos: (a) Alométrico; (b) Buchman; (c) Weibull; (d) Exponencial e (e) Logístico. (Barras representam o desvio- padrão). Em que  $IID_1$  = índice de competição de Glover e Holl (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (*Basal area in larger trees*) são os índices de competição de Stage (1973).

Tabela 2.5. Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS), examinado a hipótese de nulidade entre mortalidade observada e estimada, por classe diamétrica, após EIR, de 2005 a 2012, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Índice de competição	Modelo	$D_{\max}$	$p$ -valor
$IID_1$	1	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_1$	2	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_1$	3	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_1$	4	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_1$	5	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_2$	1	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_2$	2	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_2$	3	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_2$	4	-	-
$IID_2$	5	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_{BAL}$	1	-	-
$IID_{BAL}$	2	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_{BAL}$	3	-	-
$IID_{BAL}$	4	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>
$IID_{BAL}$	5	0,30769	0,5696 <sup>n.s</sup>

Em que  $IID_1$  = índice de competição de Glover e Holl (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (*Basal area in larger trees*) são os índices de competição de Stage (1973); <sup>n.s</sup> = não significativo a 5% de significância.

O número de árvores mortas estimado pelo modelo 5 ajustado com o índice  $IID_{BAL}$ , variou ao longo do tempo após EIR (Figura 2.4), com tendência a subestimar os valores observados nos primeiros centros de classes (menor  $DAP$ ), no período de 2005 a 2006 (Figura 2.4a), em função do aumento do número de árvores mortas logo após a extração seletiva, e, a superestimar essa variável nos períodos de 2006 a 2008 e 2008 a 2010, em decorrência da redução do número de árvores mortas observadas (Figuras 2.4b e 2.4c). No intervalo de 2010 a 2012, a mortalidade observada voltou a aumentar, tendência que foi acompanhado pelo modelo sendo verificada maior proximidade entre valores reais e estimativas, quando comparados aos demais períodos avaliados (Figura 2.4d).

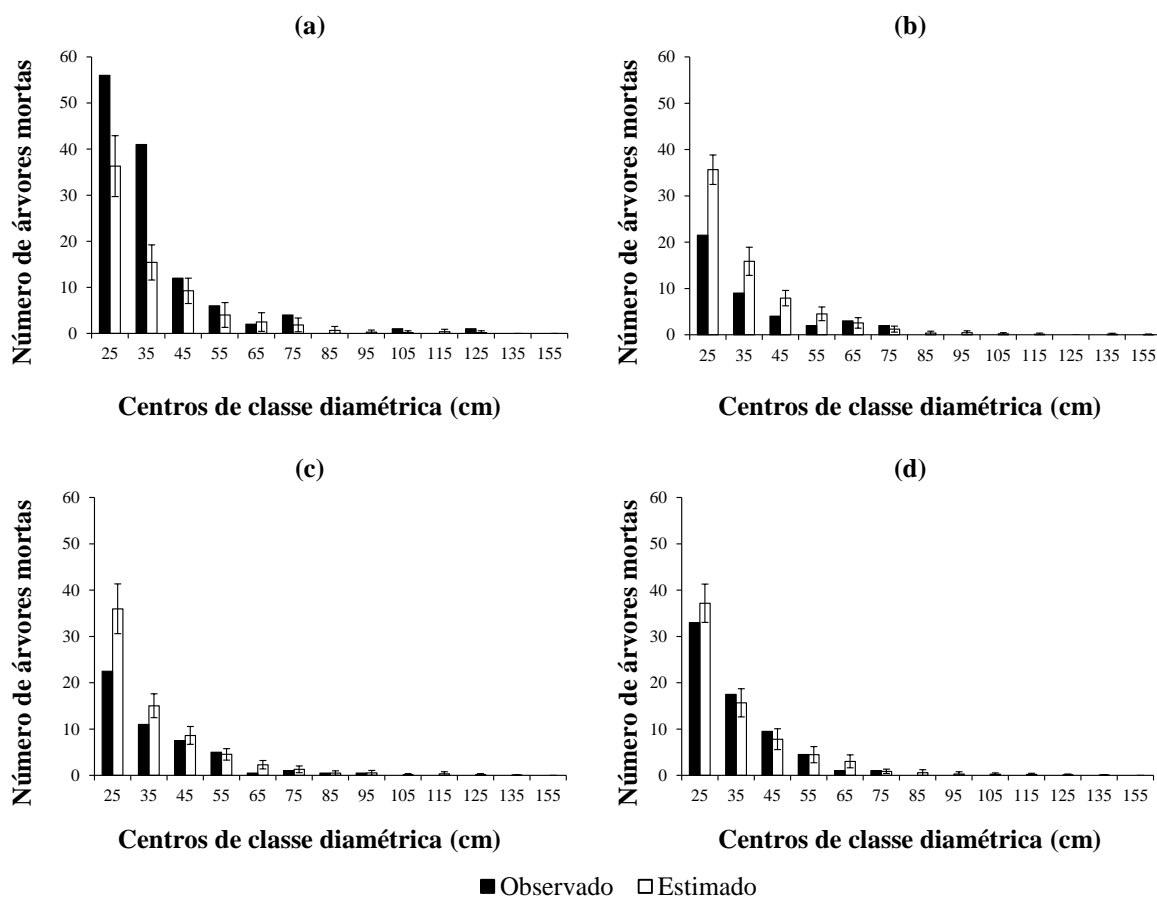


Figura 2.4. Mortalidade anual de árvores, por classe diamétrica, observada (valores absolutos) e estimada pelo modelo de regressão logístico, ajustado em função do índice  $IID_{BAL}$ , considerando os períodos (a) 2005 a 2006; (b) 2006 a 2008; (c) 2008 a 2010 e (d) 2010 a 2012, em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. (Barras representam o desvio-padrão).

#### 4. DISCUSSÃO

Vários estudos já reportaram a dificuldade em estimar a probabilidade de mortalidade de árvores individuais (Jutras et al., 2003; Branch et al., 2012; Rocha et al., 2018; Bayat et al., 2019), sobretudo para florestas naturais e heterogêneas, como a Floresta Amazônica, que possui grande diversidade de espécies e alta complexidade estrutural (Solar et al., 2016), o que torna a mortalidade um fenômeno ainda mais complexo e de difícil previsão (Temesgen e Mitchell, 2005; Adame et al., 2010; Wang et al., 2012; Nguyen et al., 2012; Bravo et al., 2019; Bugmann et al., 2019).

Os resultados encontrados no presente estudo sugerem que, a probabilidade de

mortalidade observada ( $Pm \text{ \% ano}^{-1}$ ) por classe diamétrica após EIR, não é influenciada pelo diâmetro das árvores (Figura 2.1), o que coincide com o observado por Dionisio et al. (2017), que também avaliaram a mortalidade após EIR, e verificaram que as classes de diâmetro das árvores não tiveram efeito significativo sobre as taxas de mortalidade. Este comportamento também foi encontrado por d'Oliveira e Braz (2006), que avaliaram a dinâmica em área de floresta manejada na Amazônia Ocidental. Por outro lado, outras pesquisas mostraram que o tamanho da árvore é um dos atributos intrínsecos importantes que influencia fortemente as taxas de mortalidade (Wu et al., 2017), e que esse processo não ocorre de forma aleatória em relação às classes diamétricas (Ganey e Votja, 2011). Erdmann, (2019), por exemplo, observou que o aumento do *DAP* das árvores após exploração é acompanhado pelo aumento das taxas de mortalidade, contudo, Hawthorne et al. (2012) constataram comportamento inverso, ou seja, logo após a exploração, árvores pertencentes as menores classes diamétricas apresentam maiores taxas de mortalidade. Nota-se, portanto, que ainda não existe um consenso sobre a relação entre diâmetro e mortalidade de árvores em florestas manejadas (Dionisio et al., 2017).

Ao avaliar a aplicabilidade da regra de Pretzsch et al. (2002) aos dados observados de probabilidade de mortalidade anual, o número médio de árvores qualificadas como mortas foi de aproximadamente,  $436 \pm 18$ , sendo que o valor real observado foi de 436 árvores mortas (Figura 2.2). Esses resultados indicam que a metodologia utilizada como regra de decisão para qualificação das árvores como mortas, mostrou-se eficiente. Essa metodologia também foi utilizada com sucesso na parametrização do simulador SILVA, que utilizou dados de povoamentos mistos e puros no sul da Alemanha (Pretzsch et al., 2002; Pretzsch et al., 2006). No Brasil, a regra de decisão proposta por Pretzsch et al. (2002), apesar de pouco utilizada, também gerou resultados satisfatório, tanto na qualificação da mortalidade de árvores individuais em floresta natural (Castro, 2012), quanto na qualificação da mortalidade em plantios homogêneos (Castro et al., 2013; Martins et al., 2014).

As maiores diferenças entre o número de árvores mortas, observados e estimados pelos cinco modelos avaliados após EIR, ocorreram no primeiro centro de classe de diâmetro (25 cm) (Figura 2.3). Este resultados corroboram com os encontrados por Reis et al. (2018), modelando a mortalidade de árvores individuais em floresta manejada na FLONA Tapajós, no Estado do Pará, que verificaram maiores erros associados às menores classes de diâmetro, mesmo comportamento observado por Rocha et al. (2018), que

modelaram mortalidade e sobrevivência em área de Mata Atlântica, no Brasil. Já Miranda et al. (2017), avaliando a mortalidade em povoamentos de *Pinus* na região sul do Brasil, verificaram subestimativas de mortalidade para árvores mais jovens e superestimativa para árvores mais velhas.

Essa tendência a superestimar e subestimar os valores de mortalidade, sobretudo para as classes diamétricas inferiores (menor *DAP*) é aceitável, levando em consideração que a mortalidade é um evento aleatório (Miranda et al., 2017; Reis et al., 2018; Rocha et al., 2018) sendo difícil de ser mensurada e estimada (Bayat et al., 2019), o que dificulta a geração de estimativas precisas por parte de modelos de probabilidade de mortalidade (Monserud e Sterba, 1999; Rossi et al., 2007; Ma et al., 2013).

De acordo com Eid e Tuhus (2001), o maior desafio da modelagem da mortalidade de árvores em uma floresta é estimar com precisão a probabilidade de uma árvore morrer, sobretudo nos estágios iniciais e finais de crescimento. No caso de povoamentos homogêneos, a dificuldade está na ausência de uma tendência característica da mortalidade em função da idade (Miranda et al., 2017), mas, quando se trata de florestas tropicais manejadas, que é o foco do presente estudo, a grande dificuldade em modelar a mortalidade está mais relacionada as alterações na dinâmica natural da floresta após a colheita, que aumenta a probabilidade de ocorrência de mortalidade do tipo irregular, principalmente nos primeiros anos após o evento.

Apesar dos cinco modelos testados terem apresentado resultados similares ( $p > 0,05$ ) (Tabela 2.5), percebe-se que o número de árvores mortas estimado pela função logística (5) se aproximou mais dos respectivos valores observados da variável, especialmente no caso das classes diamétricas superiores (Figura 2.3). Por isso o modelo logístico, empregando o índice de competição  $IID_{BAL}$ , foi selecionado como sendo o mais adequado para estimar a mortalidade da floresta manejada na Fazenda Rio Capim.

A função logística também foi usada com sucesso por outros pesquisadores, como Orellana et al. (2016), que estimaram a probabilidade de mortalidade em árvores de uma floresta de Araucária no sul do Brasil, utilizando o índice  $IID_{BAL}$ , no ajuste de um modelo de árvore individual; Yang e Huang (2013), que modelaram a mortalidade e a sobrevivência de árvores em povoamentos mistos de uma floresta boreal no Canadá, em função do  $IID_{BAL}$ ; Nguyen et al. (2012), que modelaram a mortalidade para a construção de um modelo de crescimento e produção para florestas de dipterocarpaceas no Vietnã e Hülsmann et al. (2016), que modelaram a mortalidade de 18 espécies arbóreas em reservas

florestais da Suíça e Alemanha.

A função logística, ajustada aos dados de árvores individuais, pode ser a melhor maneira de modelar a probabilidade de mortalidade em florestas tropicais (Rossi et al., 2007; Campo et al., 2009). A superioridade desse modelo em relação a outros está na sua relativa facilidade de ajuste e na qualidade dos resultados gerados (Zhao et al., 2004).

Analisando o número de árvores mortas por período de monitoramento, nota-se que o modelo selecionado seguiu a tendência dos dados observados, conseguindo prognosticar maiores valores de mortalidade, logo após a exploração (Figura 2.4a), que desaceleraram nos dois períodos seguintes (2006 a 2008 e 2008 a 2010) (Figuras 2.4b e 2.4c) e que voltaram a aumentar no último período (2010 a 2012), cerca de 8 anos após a extração seletiva (Figura 2.4d).

O aumento do número de árvores mortas no início do período, isto é, após a colheita florestal, pode ocorrer em resposta aos danos ocasionados pelas atividades de derruba e arraste das toras durante a extração seletiva (Dionisio et al., 2017), como observado por Reis et al. (2015), na Flona Tapajós no Estado do Pará; por Locks e Matricardi (2019), em áreas de concessão florestal, nas Flonas do Jamari e Jacundá em Rondônia e na Flona de Saracá-Taquera no Pará e por Sist e Ferreira (2007), Dionisio et al. (2017) e Oliveira et al. (2019) na mesma área do presente estudo.

A redução do número de árvores mortas entre 2006 e 2010 pode ser explicada pela abertura do dossel da floresta causada pela exploração, que favoreceu o aumento da incidência de luz sobre os indivíduos remanescentes, e, conseqüentemente, diminuiu a competição (Silva et al., 2001). Porém, com o fechamento progressivo do dossel da floresta, ao longo do tempo, a incidência de luz no interior da floresta diminuiu, ocasionando maior competição por recursos que ficam cada vez mais limitados. Conseqüentemente, pode ocorrer redução no crescimento das árvores (Vatrax et al., 2016; Avila et al., 2017), que pode, até mesmo, favorecer o aumento da mortalidade.

Outra possível explicação para o aumento do número de árvores mortas na floresta, cerca de 8 anos após as ações de manejo, conforme registrado no presente estudo, pode estar relacionado com os regimes de precipitação que mudaram no ano de 2010, também conhecidos como El-Niño. Estudos como os de Allen et al. (2015), d'Oliveira et al. (2017), Shenkin et al. (2018) e Aleixo et al. (2019), mostram que altas temperaturas e anos de seca extrema, aumentam a mortalidade das árvores por, pelo menos, dois anos após o evento climático. Além disso, as mudanças climáticas estão diretamente ligadas a surtos de



doenças e pragas florestais (Weed et al., 2013; Das et al., 2016).

O aumento do número de árvores mortas após a colheita, registrado neste estudo, está de acordo com observações feitas em outras florestas tropicais manejadas (Reis et al., 2015; Toyama et al., 2015; Darrigo et al., 2016; Dionisio et al., 2017; van der Werf et al., 2019). Alguns estudos mostraram que o efeito da exploração sobre a mortalidade de árvores numa floresta pode durar de 7 a 11 anos (Darrigo et al., 2016; Dionisio et al., 2017).

Conforme relatado por vários pesquisadores (Rossi et al., 2007; Castro et al., 2015; Miranda et al., 2017; Reis et al., 2018), a mortalidade se destaca na dinâmica florestal por ser um dos componentes menos compreendido, e, conseqüentemente, mais difícil de ser prognosticado. No entanto, este estudo que foi realizado em uma floresta com grande diversidade de espécies e com árvores de grande porte, mostrou que é possível obter estimativas coerentes de mortalidade, a partir de modelos de probabilidade de mortalidade, utilizando, principalmente, a regressão logística, ajustada em função do índice de competição  $IID_{BAL}$ . Essas informações são relevantes do ponto de vista do manejo florestal, uma vez que a compreensão dos fatores que regem a mortalidade de árvores pós-colheita, pode oferecer subsídios para o desenvolvimento de práticas silviculturais, com o intuito de aumentar a sobrevivência das árvores, garantindo a sustentabilidade econômica e ambiental do manejo florestal (Dionisio et al., 2017).

## 5. CONCLUSÕES

O emprego de modelos de probabilidade de mortalidade juntamente com a aplicação da regra de mortalidade proposta por Pretzsch et al., (2002) é indicado para predição da mortalidade de árvores individuais em área de Floresta Ombrófila Densa, após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

A regressão Logística, ajustada em função do índice  $IID_{BAL}$ , estima de forma precisa a probabilidade de mortalidade anual de árvores individuais em área de Floresta Ombrófila Densa, após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Adame, P., Del Río, M., Cañellas, I. 2010. Modeling individual-tree mortality in Pyrenean oak (*Quercus pyrenaica* Willd.) stands. **Ann. For. Sci.** 67. <https://doi.org/10.1051/forest/2010046>

Aleixo, I., Norris, D., Hemerik, L., Barbosa, A., Prata, E., Costa, F., Poorter, L. 2019. Amazonian rainforest tree mortality driven by climate and functional traits. **Nat. Clim. Chang.** 9, 384–388. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0458-0>

Allen, C.D., Breshears, D.D., McDowell, N.G. 2015. On underestimation of global vulnerability to tree mortality and forest die-off from hotter drought in the Anthropocene. **Ecosphere.** 6, 1–55. <https://doi.org/10.1890/ES15-00203.1>

Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., De Moraes Gonçalves, J.L., Sparovek, G. 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorol. Zeitschrift.** 22, 711–728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>

Archambeau, J., Ruiz-Benito, P., Ratcliffe, S., Fréjaville, T., Changenet, A., Muñoz Castañeda, J.M., Lehtonen, A., Dahlgren, J., Zavala, M.A., Benito Garzón, M. 2020. Similar patterns of background mortality across Europe are mostly driven by drought in European beech and a combination of drought and competition in Scots pine. **Agric. For. Meteorol.** 280, 107772. <https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2019.107772>

Arellano, G., Medina, N.G., Tan, S., Mohamad, M., Davies, S.J. 2019. Crown damage and the mortality of tropical trees. **New Phytol.** 221, 169–179. <https://doi.org/10.1111/nph.15381>

Bayat, M., Ghorbanpour, M., Zare, R., Jaafari, A., Thai Pham, B. 2019. Application of artificial neural networks for predicting tree survival and mortality in the Hyrcanian forest of Iran. **Comput. Electron. Agric.** 164, 104929. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104929>

Bertini, G., Ferretti, F., Fabbio, G., Raddi, S., Magnani, F. 2019. Quantifying tree and volume mortality in Italian forests. **For. Ecol. Manage.** 444, 42–49. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2019.04.006>

Branch, F., Conservation, M., Sciences, E. 2012. Modeling individual tree mortality rates using marginal and random effects regression models. **Nat. Resour. Model.** 26, 131–153.

Brandl, S., Paul, C., Knoke, T., Falk, W. 2020. The influence of climate and management on survival probability for Germany's most important tree species. **For. Ecol. Manage.** 458, 117652. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2019.117652>

Bravo-Oviedo, A., Sterba, H., del Río, M., Bravo, F. 2006. Competition-induced mortality for Mediterranean *Pinus pinaster* Ait. and *P. sylvestris* L. **For. Ecol. Manage.** 222, 88–98. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2005.10.016>

Bravo, F., Fabrika, M., Ammer, C., Barreiro, S., Bielak, K., Coll, L., Fonseca, T., Kangur, A., Löff, M., Merganičová, K., Pach, M., Pretzsch, H., Stojanović, D., Schuler, L., Peric, S.,

Rötzer, T., Del Río, M., Dodan, M., Bravo-Oviedo, A. 2019. Modelling approaches for mixed forests dynamics prognosis. Research gaps and opportunities. **For. Syst.** 28, 1–18. <https://doi.org/10.5424/fs/2019281-14342>

Buchman, R.G., Pederson, S.P., Walters, N.R. 1983. A tree survival model with application to species of the Great Lakes region. **Can. J. For. Res.** 13, 601–608. <https://doi.org/10.1139/x83-087>

Bugmann, H., Seidl, R., Hartig, F., Bohn, F., Brůna, J., Cailleret, M., François, L., Heinke, J., Henrot, A.J., Hickler, T., Hülsmann, L., Huth, A., Jacquemin, I., Kollas, C., Lasch-Born, P., Lexer, M.J., Merganič, J., Merganičová, K., Mette, T., Miranda, B.R., Nadal-Sala, D., Rammer, W., Rammig, A., Reineking, B., Roedig, E., Sabaté, S., Steinkamp, J., Suckow, F., Vacchiano, G., Wild, J., Xu, C., Reyer, C.P.O. 2019. Tree mortality submodels drive simulated long-term forest dynamics: assessing 15 models from the stand to global scale. **Ecosphere**. 10, 1–22. <https://doi.org/10.1002/ecs2.2616>

Carter, D.R., Seymour, R.S., Fraver, S., Weiskittel, A. 2017. Reserve tree mortality in two expanding-gap silvicultural systems 20 years after establishment in the Acadian forest of Maine, USA. **For. Ecol. Manage.** 389, 149–157. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2016.12.031>

Castro, R.V.O. 2012. **Modelagem de árvore individual para uma Floresta Estacional Semidecidual utilizando redes neurais**. 105 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.

Castro, R.V.O., Soares, C.P.B., Leite, H.G., Agostinho Lopes de Souza, Fabrina Bolzan Martins, Gilciano Saraiva Nogueira, M.L.R. de O. 2015. Artificial Neural Networks Effectiveness to Estimate Mortality in a Semi-Deciduous Seasonal Forest. **Aust. J. Basic Appl. Sci.** 9, 435–444.

Castro, R.V.O., Soares, C.P.B., Martins, F.B., Leite, H.G. 2013. Crescimento e produção de plantios comerciais de eucalipto estimados por duas categorias de modelos. **Pesqui. Agropecu. Bras.** 48, 287–295. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2013000300007>

Chase, M.W., Christenhusz, M.J.M., Fay, M.F., Byng, J.W., Judd, W.S., Soltis, D.E., Mabberley, D.J., Sennikov, A.N., Soltis, P.S., Stevens, P.F., Briggs, B., Brockington, S., Chautems, A., Clark, J.C., Conran, J., Haston, E., Möller, M., Moore, M., Olmstead, R., Perret, M., Skog, L., Smith, J., Tank, D., Vorontsova, M., Weber, A. 2016. An update of the Angiosperm Phylogeny Group classification for the orders and families of flowering plants: APG IV. **Bot. J. Linn. Soc.** 181, 1–20. <https://doi.org/10.1111/boj.12385>

Crecente-Campo, F., Marshall, P., Rodríguez-Soalleiro, R. 2009. Modeling non-catastrophic individual-tree mortality for *Pinus radiata* plantations in northwestern Spain. **For. Ecol. Manage.** 257, 1542–1550. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2009.01.007>

D'Oliveira, M.V.N., Oliveira, L.C., Acuña, M.H.A., Braz, E.M. 2017. Twenty years monitoring growth dynamics of a logged tropical forest in Western Amazon. **Pesqui. Florest. Bras.** 37, 493–502. <https://doi.org/10.4336/2017.pfb.37.92.1398>

D'Oliveira, M.V.N., Braz, E.M. 2006. Estudo da dinâmica da floresta manejada no projeto

de manejo florestal comunitário do PC Pedro Peixoto na Amazônia Ocidental. **Acta Amaz.** 36, 177–182. <https://doi.org/10.1590/S0044-59672006000200007>

Darrigo, M.R., Venticinque, E.M., Santos, F.A.M. dos, 2016. Effects of reduced impact logging on the forest regeneration in the central Amazonia. **For. Ecol. Manage.** 360, 52–59. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2015.10.012>

Das, A., Battles, J., Stephenson, N.L., van Mantgem, P.J. 2011. The contribution of competition to tree mortality in old-growth coniferous forests. **For. Ecol. Manage.** 261, 1203–1213. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2010.12.035>

Das, A.J., Stephenson, N.L., Davis, K.P. 2016. Why do trees die? Characterizing the drivers of background tree mortality. **Ecology.** 97, 2616–2627. <https://doi.org/10.1002/ecy.1497>

de Avila, A.L., Schwartz, G., Ruschel, A.R., Lopes, J. do C., Silva, J.N.M., Carvalho, J.O.P. de, Dormann, C.F., Mazzei, L., Soares, M.H.M., Bauhus, J. 2017. Recruitment, growth and recovery of commercial tree species over 30 years following logging and thinning in a tropical rain forest. **For. Ecol. Manage.** 385, 225–235. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.11.039>

Dietze, M.C., Moorcroft, P.R. 2011. Tree mortality in the eastern and central United States: patterns and drivers. **Glob. Chang. Biol.** 17, 3312–3326. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2011.02477.x>

Dionisio, L.F.S., Schwartz, G., Mazzei, L., Lopes, J. do C., Santos, G.G.A. dos, Oliveira, F. de A. 2017. Mortality of stocking commercial trees after reduced impact logging in eastern Amazonia. **For. Ecol. Manage.** 401, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.06.060>

Dobbertin, M., Biging, G.S. 1998. Using the non-parametric classifier CART to model forest tree mortality. **For. Sci.** 44, 507–516. <https://doi.org/10.1093/forestscience/44.4.507>

Erdmann, A.A., 2019. **Fatores que influenciam a dinâmica florestal após exploração de madeira na Amazônia brasileira.** 194 f. Tese (Doutorado em Recursos Florestais) Universidade de São Paulo, Piracicaba.

Fisher, R.A., Koven, C.D., Anderegg, W.R.L., Christoffersen, B.O., Dietze, M.C., Farrior, C.E., Holm, J.A., Hurtt, G.C., Knox, R.G., Lawrence, P.J., Lichstein, J.W., Longo, M., Matheny, A.M., Medvigy, D., Muller-Landau, H.C., Powell, T.L., Serbin, S.P., Sato, H., Shuman, J.K., Smith, B., Trugman, A.T., Viskari, T., Verbeeck, H., Weng, E., Xu, C., Xu, X., Zhang, T., Moorcroft, P.R., 2018. Vegetation demographics in Earth System Models: A review of progress and priorities. **Glob. Chang. Biol.** 24, 35–54. <https://doi.org/10.1111/gcb.13910>

Glover, G.R., Hool, J.N., 1979. A Basal Area Ratio Predictor of Loblolly Pine Plantation Mortality. **For. Sci.** 25, 275–282. <https://doi.org/https://doi.org/10.1093/forestscience/25.2.275>

Gray, A.N., Spies, T.A., Pabst, R.J., 2012. Canopy gaps affect long-term patterns of tree growth and mortality in mature and old-growth forests in the Pacific Northwest. **For. Ecol.**

**Manage.** 281, 111–120. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2012.06.035>

Hamilton, D.A., 1986. A Logistic Model of Mortality in Thinned and Unthinned Mixed Conifer Stands of Northern Idaho. **For. Sci.** 32, 989–1000. <https://doi.org/10.1093/forestscience/32.4.989>

Hasenauer, H., Merkl, D., Weingartner, M., 2001. Estimating tree mortality of Norway spruce stands with neural networks. **Adv. Environ. Res.** 5, 405–414. [https://doi.org/10.1016/S1093-0191\(01\)00092-2](https://doi.org/10.1016/S1093-0191(01)00092-2)

Hülsmann, L., Bugmann, H., Cailleret, M., Brang, P., 2016. Comparison between different D-Dimer cutoff values to assess the individual risk of recurrent venous thromboembolism: Analysis of results obtained in the DULCIS study. **Int. J. Lab. Hematol.** 38, 42–49. <https://doi.org/10.1111/ijlh.12426>

IBGE, 2012. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Manual Técnico da Vegetação Brasileira.** 2<sup>a</sup>. ed. Rio de Janeiro.

Jutras, S., Hökkä, H., Alenius, V., Salminen, H., 2003. Modeling mortality of individual trees in drained peatland sites in Finland. **Silva Fenn.** 37, 235–251. <https://doi.org/10.14214/sf.504>

Lavoie, S., Ruel, J.-C., Bergeron, Y., Harvey, B.D., 2012. Windthrow after group and dispersed tree retention in eastern Canada. **For. Ecol. Manage.** 269, 158–167. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2011.12.018>

Law, D.J., Adams, H.D., Breshears, D.D., Cobb, N.S., Bradford, J.B., Zou, C.B., Field, J.P., Gardea, A.A., Williams, A.P., Huxman, T.E., 2019. Bioclimatic envelopes for individual demographic events driven by extremes: Plant mortality from drought and warming. **Int. J. Plant Sci.** 180, 53–62. <https://doi.org/10.1086/700702>

Lee, Y. L. 1971. Predicting mortality for even-aged stands of lodgepole pine. **Forestry Chronicle.** 47, 29-32. <https://doi.org/10.5558/tfc47029-1>

Locks, C.J., Matricardi, E.A.T., 2019. Estimativa de impactos da extração seletiva de madeiras na Amazônia utilizando dados LIDAR. **Ciência Florest.** 29, 481. <https://doi.org/10.5902/1980509826007>

Ma, Z., Peng, C., Li, W., Zhu, Q., Wang, W., Song, X., Liu, J., 2013. Modeling individual tree mortality rates using marginal and random effects regression models. **Nat. Resour. Model.** 26, 131–153. <https://doi.org/10.1111/j.1939-7445.2012.00124.x>

Maciel, M. de N.M., Bastos, P.C. de O., Carvalho, J.O.P. de, Watrin, O. dos S., 2009. Uso de imagens orbitais na estimativa de parâmetros estruturais de uma floresta primária no município de Paragominas, Estado do Pará. **Rev. Ciências Agrárias.** 52, 159–178.

Martins, F.B., 2011. **Modelagem de crescimento em nível de árvore individual para plantios comerciais de Eucalipto.** 143 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.

Martins, F.B., Soares, C.P.B., da Silva, G.F., 2014. Individual tree growth models for eucalyptus in northern Brazil. **Sci. Agric.** 71, 212–225. <https://doi.org/10.1590/S0103-90162014000300006>

Mazzei, L., Sist, P., Ruschel, A., Putz, F.E., Marco, P., Pena, W., Ferreira, J.E.R., 2010. Above-ground biomass dynamics after reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 259, 367–373. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.10.031>

McTague, J.P., Weiskittel, A.R., 2016. Individual-tree competition indices and improved compatibility with stand-level estimates of stem density and long-term production. **Forests.** 7. <https://doi.org/10.3390/f7100238>

Miranda, R.O.V. De, Filho, A.F., Machado, S.A., 2017. Modelling mortality in *Pinus taeda* L. stands. **Sci. For.** 45, 435–444. <https://doi.org/10.18671/scifor.v45n115.02>

MOBOT, 2015. **Missouri Botanical Garden.** Disponível em <<http://www.mobot.org/MOBOT>>. Acesso em 22 de janeiro de 2020.

Monserud, R.A., Sterba, H., 1999. Modeling individual tree mortality for Austrian forest species. **For. Ecol. Manage.** 113, 109–123. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(98\)00419-8](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(98)00419-8)

Nguyen, T.T., Biber, P., Pretzsch, H., 2012. Analysis and management of stand dynamics of Vietnamese dipterocarp forests by applying a dynamic growth model. **Ann. For. Sci.** 69, 581–601. <https://doi.org/10.1007/s13595-011-0176-x>

Oliveira, E.K.B. de, Rezende, A.V., Freitas, L.J.M. de, Júnior, L.S.M., Barros, Q.S., Costa, L.S. da, 2019. Monitoramento da estrutura e caracterização ecológica em floresta tropical manejada na Amazônia Brasileira. **Rev. Bras. Ciências Agrárias.** 14, 1–12. <https://doi.org/10.5039/agraria.v14i4a6867>

Orellana, E., Filho, A.F., Netto, S.P., Vanclay, J.K., 2016. A distance-independent individual-tree growth model to simulate management regimes in native *Araucaria* forests. **J. For. Res.** 22, 30–35. <https://doi.org/10.1080/13416979.2016.1258961>

Payandeh, B., 1983. Some Applications Of Nonlinear Regression Models In Forestry Research. **For. Chron.** 59, 244–248. <https://doi.org/10.5558/tfc59244-5>

Pretzsch, H., Biber, P., Ďurský, J., 2002. The single tree-based stand simulator SILVA: Construction, application and evaluation. **For. Ecol. Manage.** 162, 3–21. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(02\)00047-6](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00047-6)

Pretzsch, H., Biber, P., Ďurský, J., Sadtke, R., 2006. **The Individual tree based stand simulator SILVA**, in: H. H. (Ed.), Sustainable Forest Management. Springer, Berlin, Heidelberg, Berlin, pp. 78–84. [https://doi.org/10.1007/3-540-31304-4\\_7](https://doi.org/10.1007/3-540-31304-4_7)

Purves, D. W., Pacala, S. W. 2008. Predictive models of forest dynamics. **Science.** 320, 1452–1453. <https://doi.org/10.1126/science.1155359>

R Development Core Team. 2018. **R: a language and environment for statistical computin.** Vienna: R Foundation for Statistical Computing; Disponível em

<<http://www.R-project.org>> . Acesado em 10 de Janeiro de 2020.

Reis, L.P., de Souza, A.L., dos Reis, P.C.M., Mazzei, L., Soares, C.P.B., Miquelino Eleto Torres, C.M., da Silva, L.F., Ruschel, A.R., Rêgo, L.J.S., Leite, H.G., 2018. Estimation of mortality and survival of individual trees after harvesting wood using artificial neural networks in the amazon rain forest. **Ecol. Eng.** 112, 140–147. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2017.12.014>

Reis, L.P., de Souza, A.L., Mazzei, L., dos Reis, P.C.M., Leite, H.G., Soares, C.P.B., Torres, C.M.M.E., da Silva, L.F., Ruschel, A.R., 2016. Prognosis on the diameter of individual trees on the eastern region of the amazon using artificial neural networks. **For. Ecol. Manage.** 382, 161–167. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.10.022>

Reis, L.P., dos Reis, P.C.M., Ruschel, A.R., Silva, J.N.M., de Carvalho, J.O.P., de Souza, A.L., Soares, M.H.M., Miyahara, R.K.N., 2015. Forest dynamics in the eastern Amazon with special reference to sapotaceae species. **Floresta.** 45, 567–576. <https://doi.org/10.5380/ufv.v45i3.35947>

Rocha, S.J.S.S. da, Torres, C.M.M.E., Jacovine, L.A.G., Leite, H.G., Gelcer, E.M., Neves, K.M., Schettini, B.L.S., Villanova, P.H., Silva, L.F. da, Reis, L.P., Zanuncio, J.C., 2018. Artificial neural networks: Modeling tree survival and mortality in the Atlantic Forest biome in Brazil. **Sci. Total Environ.** 645, 655–661. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.07.123>

Rossi, L.M.B., Koehler, H.S., Sanquetta, C.R., Arce, J.E., 2007. modelagem de mortalidade em florestas naturais. **Floresta.** 37, 275–291. <https://doi.org/10.5380/ufv.v37i2.8656>

Ruiz-Benito, P., Lines, E.R., Gómez-Aparicio, L., Zavala, M.A., Coomes, D.A., 2013. Patterns and drivers of tree mortality in Iberian Forests: climatic effects are modified by competition. **PLoS One.** 8, e56843. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0056843>

Shenkin, A., Bolker, B., Peña-Claros, M., Licona, J.C., Ascarrunz, N., Putz, F.E., 2018. Interactive effects of tree size, crown exposure and logging on drought-induced mortality. **Philos. Trans. R. Soc. B Biol. Sci.** 373. <https://doi.org/10.1098/rstb.2018.0189>

Sist, P., Ferreira, F.N., 2007. Sustainability of reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 243, 199–209. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2007.02.014>

Solar, R.R. de C., Barlow, J., Andersen, A.N., Schoereder, J.H., Berenguer, E., Ferreira, J.N., Gardner, T.A., 2016. Biodiversity consequences of land-use change and forest disturbance in the Amazon: A multi-scale assessment using ant communities. **Biol. Conserv.** 197, 98–107. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2016.03.005>

Stage, A.R., 1973. **Prognosis model for stand development / Progn.** Model stand Dev. / 31. <https://doi.org/10.5962/bhl.title.69018>

Statsoft, 2010. **Statistica (data analysis software system), version 10.** 2010. Disponível em: <<http://www.statsoft.com.br>> Acesso em 28 de dezembro de 2019.

Temesgen, H., Mitchell, S.J., 2005. An individual-tree mortality model for complex stands

of southeastern British Columbia. West. **J. Appl. For.** 20, 101–109. <https://doi.org/10.1093/wjaf/20.2.101>

Toyama, H., Kajisa, T., Tagane, S., Mase, K., Chhang, P., Samreth, V., Ma, V., Sokh, H., Ichihashi, R., Onoda, Y., Mizoue, N., Yahara, T., 2015. Effects of Logging and Recruitment on Community Phylogenetic Structure in 32 Permanent Forest Plots of Kampong Thom, Cambodia. **Philos. Trans. R. Soc. B Biol. Sci.** 370, 1–13. <https://doi.org/10.1098/rstb.2014.0008>

van der Werf, E., Indrajaya, Y., Mohren, F., van Ierland, E.C., 2019. Logging damage and injured tree mortality in tropical forest management. **Nat. Resour. Model.** 32, 1–20. <https://doi.org/10.1111/nrm.12210>

Vanclay, J.K., 2012. **Modelling Continuous Cover Forests**. in: Continuous Cover Forestry. Series: Managing Forest Ecosystems. Springer, Dordrecht, Dordrecht, pp. 229–241. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-2202-6\\_7](https://doi.org/10.1007/978-94-007-2202-6_7)

Vatraz, S., De Carvalho, J.O.P., Silva, J.N.M., Castro, T.C. da, 2016. Efeito da exploração de impacto reduzido na dinâmica do crescimento de uma floresta natural. **Sci. For. Sci.** 44, 261–271. <https://doi.org/10.18671/scifor.v44n109.25>

Vatraz, S., Silva, J.N.M., Alder, D., 2018. Competição versus crescimento de árvores em floresta ombrófila densa no estado do Amapá - Brasil. **Ciência Florest.** 28, 1118. <https://doi.org/10.5902/1980509833358>

Wang, X., Comita, L.S., Hao, Z., Davies, S.J., Ye, J., Lin, F., Yuan, Z., 2012. Local-Scale Drivers of Tree Survival in a Temperate Forest. **PLoS One.** 7, e29469. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0029469>

Weed, A., Ayres, M., Hicke, J., 2013. Consequences of climate change for biotic disturbances. **Ecol. Monogr.** 83, 441–470. <https://doi.org/10.1890/13-0160.1>

Weiskittel, A.R., Hann, D.W., Kershaw, J.A., Vanclay, J.K., 2011. **Forest Growth and Yield Modeling**. Chichester: Wiley-Blackwell. 415 p <https://doi.org/10.1002/9781119998518>

West, P. W. 1981. Simulation of diameter growth and mortality in regrowth Eucalypt forest of southern Tasmania. **For. Sci.**, Washington, 27, p. 603-616.

Wu, H., Franklin, S.B., Liu, J., Lu, Z., 2017. Relative importance of density dependence and topography on tree mortality in a subtropical mountain forest. **For. Ecol. Manage.** 384, 169–179. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2016.10.049>

Yang, Y., Huang, S., 2013. A generalized mixed logistic model for predicting individual tree survival probability with unequal measurement intervals. **For. Sci.** 59, 177–187. <https://doi.org/10.5849/forsci.10-092>

Zhu, Y., Liu, Z., Jin, G., 2019. Evaluating individual-based tree mortality modeling with temporal observation data collected from a large forest plot. **For. Ecol. Manage.** 450, 117496. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2019.117496>



## CAPÍTULO III

### MODELAGEM DO CRESCIMENTO EM ÁREA BASAL DE ÁRVORES INDIVIDUAIS, APÓS EXPLORAÇÃO DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA ORIENTAL

**Resumo:** A prognose do crescimento de uma floresta, utilizando modelos de árvores individuais, é uma das alternativas utilizadas para administrar o manejo florestal na Amazônia, objetivando sua sustentabilidade. No Brasil, a maioria dos estudos sobre modelagem do crescimento e produção florestal está relacionada a povoamentos puros, e a um grupo restrito de espécies, ou com florestas naturais não manejadas. Estudos de modelagem do crescimento e produção florestal em áreas naturais, que sofreram extração seletiva, como é o caso das florestas manejadas da Amazônia brasileira, ainda são muito raros ou incipientes. Neste sentido, este estudo teve por objetivo modelar o crescimento em área basal, em nível de árvore individual, em uma floresta manejada na Amazônia Oriental. Os dados empregados foram provenientes de 18 parcelas permanentes de 1 ha cada, monitoradas durante 8 anos (2005, 2006, 2008, 2010 e 2012), em cinco ocasiões, após Exploração de Impacto Reduzido (EIR), numa Área de Manejo Florestal (AMF), localizada na Fazenda Rio Capim, Município de Paragominas, Pará. Foram estimados quatro índices de competição, sendo três independentes da distância ( $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ ) e um dependente da distância ( $IDD_{20}$ ), o qual foi obtido considerando um raio competitivo de 20 m entre a árvore objeto e as suas competidoras. Cinco modelos de crescimento em área basal foram ajustados e suas estimativas foram submetidas às seguintes estatísticas: coeficiente de correlação de Pearson ( $r_{\hat{y}y}$ ), coeficiente de determinação ajustado ( $R^2_{aj}$ ), erro padrão da estimativa percentual ( $S_{yx}\%$ ), raiz quadrada do erro médio percentual ( $RQME\%$ ), média das diferenças absolutas ( $MDA$ ) e análise gráfica de resíduos. A verificação da qualidade das equações ajustadas foi realizada, projetando a área basal para quatro períodos distintos (2005 a 2006; 2006 a 2008; 2008 a 2010 e 2010 a 2012) e comparando os valores estimados aos valores observados no ano final da projeção (2012). Todos os modelos apresentaram valores de  $R^2_{aj}$  e  $r_{\hat{y}y}$  superiores a 0,98, bem como valores de  $S_{yx}\%$  inferiores a 6%. No entanto, o modelo linear (1), ajustado em função do índice  $IID_{BAL}$ , foi o que apresentou melhor desempenho estatístico e satisfatória distribuição dos resíduos, sendo, portanto, o mais indicado para a modelagem do crescimento em área basal, de árvores individuais em área de Floresta Ombrófila Densa localizada na Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Estado do Pará, Brasil.

**Palavras-chave:** Competição; Crescimento e produção; Dinâmica florestal; Floresta tropical; Manejo florestal.

## 1. INTRODUÇÃO

A extração madeireira tem um grande impacto nas florestas tropicais (Pearson et al., 2017; França et al., 2018). Somente em 2011 mais de 400 milhões de hectares de florestas tropicais no mundo foram designados para concessões madeireiras (Blaser et al., 2011; Putz et al., 2012; Martin et al., 2015). Publicações revelam que a extração madeireira, quando realizada em conformidade com as diretrizes de exploração de impacto reduzido (EIR) (Reis et al., 2018b; Putz et al., 2019), pode diminuir em até 50% a degradação florestal (Sist e Ferreira, 2007) garantindo à manutenção da biodiversidade (Bicknell et al., 2015), estoques de carbono e serviços ambientais (Edwards et al., 2014).

O manejo de florestas tropicais é a atividade produtiva que garante a legalidade e sustentabilidade da produção de madeira ao longo do tempo, tanto do ponto de vista ambiental (Edwards et al., 2014; Reis et al., 2015) quanto econômico e social (David et al., 2019). A sustentabilidade do manejo florestal não é comprometida se a intensidade de corte não ultrapassar a capacidade de recuperação do estoque remanescente, em um determinado tempo planejado (Reis et al. 2018). A modelagem de árvores individuais, em especial, constitui-se como uma importante ferramenta para o manejo florestal (Reis et al., 2016), subsidiando tecnicamente a seleção de espécies para exploração ou proteção, bem como a prescrição de tratamentos silviculturais mais adequados à sustentabilidade da floresta (Sist e Ferreira, 2007; Valle et al., 2007; Mohammadi et al., 2018).

Os modelos de crescimento em nível de árvore individual preveem mudanças ao longo do tempo, com base nas relações entre taxas de incremento e atributos dendrométricos, como dimensão da copa e nível de competição da árvore objeto em relação às suas competidoras (Cunha et al., 2016). Por isso, muitos pesquisadores consideram que esses modelos se aproximam mais da complexidade dos ecossistemas florestais tropicais nativos, e, além disso, permitem simular diferentes intervenções de colheita florestal (Reis et al., 2016; Daniels et al., 2017).

Mas, apesar de todos os benefícios proporcionados pelos modelos de crescimento em nível de árvore individual, o manejo florestal sustentável praticado atualmente na Amazônia não utiliza esses modelos para prognosticar o estoque futuro de suas florestas (Reis et al., 2016). Isso se deve, provavelmente pela complexidade do ajuste dos modelos de árvores individuais (Chassot et al., 2011; Chassot e Fleig, 2018), ou à dificuldade de coleta e falta de dados de campo para ajustar e validar esses modelos (Azevedo et al.,

2008), ou, principalmente, devido a heterogeneidade de espécies existentes na Floresta Amazônica (Laurance et al., 2018; Rocha et al., 2018), que, segundo registros, são mais de 16.000 espécies arbóreas (Ter Steege et al., 2013), com distintas exigências por nutrientes, luz e espaço (Kiernan et al., 2008) e com diferentes idades e curvas de crescimento (Nascimento et al., 2012; Nascimento et al., 2014). Toda essa complexidade da Floresta Amazônica torna a quantificação do crescimento de suas árvores bem mais complexa, quando comparada a uma floresta monoespecífica ou uma florestas com poucas espécies (Kiernan et al., 2008).

No Brasil, de uma forma geral, estudos que estimam o crescimento em nível de árvore individual são ainda muito escassos (Martins et al., 2014). A maioria foi realizada para povoamentos de eucalipto (Mendes et al., 2006; Castro et al., 2013; Martins et al., 2014; Murta Júnior, 2018) e *Pinus* (Miranda, 2016; Téó et al., 2017). Os poucos estudos que foram desenvolvidos em florestas naturais, ou contemplaram poucas espécies (Chassot et al., 2011; Cunha et al., 2013; Cunha et al., 2016; Weber et al., 2018; Chassot e Fleig, 2018; Santos, 2019) ou foram realizados para florestas não manejadas (Orellana et al., 2016; Castro, 2012). Apenas quatro pesquisas foram realizadas em áreas de manejo florestal (AMF) na Amazônia, sendo três na AMF da empresa Jari Celulose, no extremo sul do Amapá (Azevedo et al., 2008; Nascimento, 2016; Vatrás et al., 2018), e um na FLONA Tapajós, no oeste do Pará (Reis et al., 2016).

Diante do exposto, o objetivo do presente estudo foi modelar o crescimento em área basal, em nível de árvore individual, em uma floresta manejada na Amazônia brasileira.

## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

### **2.1. Área de estudo**

O estudo foi conduzido na Área de Manejo Florestal (AMF) da Fazenda Rio Capim, pertencente à empresa CKBV Florestal Ltda, localizada no Município de Paragominas, Estado do Pará, Brasil (03°39'28,16"S e 48°49'59,73"W) (Maciel et al., 2009). A Fazenda Rio Capim possui uma área total de 140.000 ha, onde 121.000 ha estão sob manejo florestal certificado pelo *Forest Stewardship Council* (FSC), desde 2001 (Dionísio et al., 2017). O clima da região, segundo Köppen, é classificado como “Aw<sup>i</sup>”, isto é, tropical chuvoso com precipitação pluviométrica média anual em torno de 1.800

mm, temperatura média anual de 26,3° C e umidade relativa do ar de 81% (Alvares et al., 2013). A vegetação característica da região é do tipo Floresta Ombrófila Densa, também denominada Floresta Equatorial Úmida de Terra Firme (IBGE, 2012). As principais espécies exploradas na área são *Manilkara huberi* (Ducke) A. Chev., *Hymenaea courbaril* L., *Astronium lecointei* Ducke, *Parkia pendula* (Wild.) Benth. ex Walp., *Couratari oblongifolia* Ducke & Knuth e *Pouteria bilocularis* (Winkler) Baehni (Mazzei et al., 2010).

## 2.2. Dados

Para este estudo foi selecionada a Unidade de Trabalho N° 14 (UT 14), com 100 hectares, localizada na Unidade de Produção Anual N° 07 (UPA 07), do plano de manejo florestal da Fazenda Rio Capim. Em agosto de 2004, foi realizada a primeira colheita florestal nesta UT, sendo retirados, em média, 21,3 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>, correspondendo a aproximadamente 7 árvores ha<sup>-1</sup> (Sist e Ferreira, 2007). Os dados foram coletados em 18 parcelas permanentes de 1,0 ha cada (100 m x 100 m), onde foram mensuradas todas as árvores com diâmetro a 1,30 m do solo (*DAP*), igual ou superior a 20,0 cm (Oliveira et al., 2019). O primeiro monitoramento após a EIR foi realizado em 2005 e os subsequentes ocorreram em 2006, 2008, 2010 e 2012.

O material vegetativo coletado durante a realização dos inventários foi identificado na floresta por parobotânicos do Centro de Pesquisa Agropecuária do Trópico Úmido (CPATU) e da empresa CIKEL Brasil Verde. A classificação das espécies em famílias baseou-se no sistema proposto pelo *Angiosperm Phylogeny Group* (APG, IV) (Chase et al., 2016). A nomenclatura das espécies e as abreviações dos respectivos autores foram conferidas mediante consultas ao índice de espécies do *Royal Botanic Garden* e ao banco de dados do *Missouri Botanical Garden* (MOBOT, 2015).

A Tabela 3.1 apresenta as principais características quantitativas da floresta em cada ano monitorado.

Tabela 3.1. Caracterização dendrométrica e florística da vegetação arbórea após EIR, realizada em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Variável	Ano de medição				
	2005	2006	2008	2010	2012
Número de árvores (nas 18 parcelas)	2.997	2.959	2.961	3.036	3.084
DAP mínimo (cm)	20,0	20,0	20,0	20,0	20,0
DAP médio (cm)	34,0	34,0	34,1	33,9	34,0
DAP máximo (cm)	156,0	156,0	156,0	156,0	156,0
Diâmetro quadrático $q$ (cm)	37,22	37,29	37,30	37,15	37,26
Área basal ( $m^2 ha^{-1}$ )	18,12	17,95	17,97	18,28	18,66
Famílias botânicas	37	37	37	37	37
Gêneros botânicos	104	103	103	107	107
Espécies identificadas	179	178	180	184	185
Espécies não identificadas	11	10	10	5	5
Densidade (árvores $ha^{-1}$ )	166,50	164,39	164,50	168,67	171,33
Indivíduos ingressos	-	85	85	172	181
Indivíduos mortos	-	123	83	97	133

### 2.3. Índices de competição para projeção da área basal

Para cada árvore e ano de medição, foram calculados quatro índices de competição, sendo três independentes da distância ( $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ ) e um dependente da distância ( $IDD_{20}$ ), calculado para um raio competitivo de 20 m, entre a árvore objeto e suas competidoras. Esses índices foram selecionados, preliminarmente, como potenciais para a estimativa da variável crescimento em área basal. A relação funcional dos índices de competição selecionados é apresentada na Tabela 3.2.

Tabela 3.2. Relação funcional dos índices de competição selecionados para estimar o crescimento em área basal, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho Nº 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Índices	Autor (es)	Equação
$IID_1 = \frac{DAP_i^2}{DAP^2}$	Índice independente da distância adaptado de Glover e Hool (1979)	(1)
$IID_2 = \frac{AS_i^2}{AS_q^2}$	Índice independente da distância adaptado de Stage (1973)	(2)
$IID_{BAL} = \sum AB_m$	Índice $IID_{BAL}$ , independente da distância adaptado de Stage (1973)	(3)
$IDD_{20} = \sum_{j=1}^{nj} \frac{DAP_i}{DAP_j \cdot (L_{ij} + 1)}$	Índice dependente da distância, proposto por Daniels (1976), calculado para um raio competitivo de 20 m entre a árvore objeto e suas competidoras.	(4)

Em que  $DAP_i$  = diâmetro (cm), com casca, da árvore-objeto, medido a 1,30 m do solo;  $\overline{DAP}$  = média aritmética dos diâmetros das árvores da unidade amostral (cm);  $AS_i$  = área seccional da árvore-objeto, medido a 1,30 m de altura (m<sup>2</sup>);  $AS_q$  = área seccional correspondente ao diâmetro médio ( $q$ ) das árvores vizinhas na unidade amostral (m<sup>2</sup>);  $BAL_i$  = somatório das áreas seccionais ( $AB_m$ ) das árvores vizinhas maiores que a árvore-objeto (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>) e  $L_{ij}$  = distância entre a árvore-objeto e a árvore competidora (m).

#### 2.4. Modelos de crescimento em área basal

Foram avaliados cinco modelos para estimar o crescimento em área basal em nível de árvore individual (Tabela 3.3). A prognose do crescimento em área basal foi realizada para quatro intervalos de tempo: 2005-2006, 2006-2008, 2008-2010 e 2010-2012. Os modelos testados apresentam relações lineares e foram ajustados com o uso do *software* Statistica 10.0 (Statsoft, 2010), a partir do método dos mínimos quadrados ordinários (MQO).

Tabela 3.3. Modelos utilizados para estimar o crescimento em área basal de árvores individuais após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada na Unidade de Trabalho N° 14 da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

N°	Forma de ajuste	Autor	Equação
1	$G_2 = \beta_0 + \beta_1 \cdot G_1 + \beta_2 \cdot IC + \beta_3 \cdot t + \varepsilon$	Linear/ adaptado de Tomé e Burkhart, (1989)	(5)
2	$\Delta G = \beta_0 + \beta_1 \cdot G_1 + \beta_2 \cdot AB + \beta_3 \cdot IC + \varepsilon$	Adaptado de Lustosa Junior, (2016)	(6)
3	$\ln(\Delta G + 0,1) = \beta_0 + \beta_1 \cdot DAP_1 + \beta_2 \cdot \ln DAP_1 + \beta_3 \cdot IC + \beta_4 \cdot AB + \varepsilon$	Adaptado de Vanclay, (2012)	(7)
4	$\ln G_2 = \beta_0 + \beta_1 \cdot G_1 + \beta_2 \cdot AB + \beta_3 \cdot IC + \beta_4 \cdot t + \varepsilon$	Linear/ adaptado de Tomé e Burkhart, (1989)	(8)
5	$\ln G_2 = \beta_0 + \beta_1 \cdot DAP_1 + \beta_2 \cdot G_1 + \beta_3 \cdot AB + \beta_4 \cdot t + \varepsilon$	Adaptado de Orellana et al. (2012)	(9)

Em que  $G_1$  = Área basal observada ( $m^2 ha^{-1}$ );  $G_2$  = Área basal estimada ( $m^2 ha^{-1}$ );  $DAP_1$  = Diâmetro medido a 1,3 m de altura (cm);  $DAP_2$  = Diâmetro medido a 1,3 m de altura estimado (cm);  $IC$  = Índice de competição;  $\beta_i$  = Coeficientes estimados;  $\ln$  = logaritmo natural;  $\Delta G$  = crescimento anual em área basal ( $m^2 ha^{-1}$ );  $AB$  = área basal da parcela ( $m^2 ha^{-1}$ );  $t$  = intervalo de tempo entre duas medições (anos);  $\varepsilon$  = erro associado.

## 2.5. Avaliação dos modelos de crescimento para projeção da área basal

A avaliação da precisão dos modelos ajustados foi feita com base nas seguintes estatísticas: coeficiente de correlação ( $r_{yy}$ ) entre valores estimados e observados da variável de interesse; coeficiente de determinação ajustado ( $R^2_{aj}$ ); erro padrão da estimativa percentual ( $S_{yx}\%$ ); raiz quadrada do erro médio ( $RQME$ ); média das diferenças absolutas ( $MDA$ ) e significância dos parâmetros dos modelos e análise gráfica de resíduos (dispersão, gráfico de 45 graus e histograma dos resíduos percentuais), cujas relações funcionais encontram-se descritas em Özçelik et al. (2010) e Campos e Leite (2017). Vale destacar que todas as estatísticas de qualidade foram calculadas com base na variável área basal futura ( $G_2$ ). Para os períodos de projeção com intervalos iguais a dois anos, o valor de  $\Delta G$  anual estimado foi dobrado e adicionado à variável  $G_1$  para obtenção da estimativa de  $G_2$ .

## 2.6. Verificação das estimativas dos modelos

Para verificar a qualidade dos ajustes dos modelos, foi realizada a projeção da área basal, em nível de árvore individual, no período de 2005 a 2012, considerando os seguintes intervalos: 2005 a 2006; 2006 a 2008; 2008 a 2010 e 2010 a 2012. No cenário de verificação, as ocorrências de mortalidade e de ingresso foram consideradas exatamente iguais às observadas em cada período de medição. Esse procedimento faz com que os erros de cada modelo proposto, se propaguem desde 2005 (ano inicial da projeção) até 2012 (ano final). Com isso, a verificação atesta a eficiência dos modelos em compreender a variação existente nos dados.

A área basal individual projetada para 2012 foi comparada à observada, utilizando-se de gráficos de dispersão (valores observados *versus* estimados). A aderência entre o número de árvores estimado e observado por hectare, por classe de diâmetro, foi verificada pelo teste não paramétrico de Kolmogorov-Smirnov (K-S) a 5% de significância (Sokal e Rohlf, 1969), cuja estatística é dada pela Equação 10:

$$dn = \text{Max}|F_o(x) - F_e(x)| \quad (10)$$

Em que  $dn$  é o valor calculado da estatística de K-S;  $F_o(x)$  é a frequência acumulada observada na classe de diâmetro  $i$ ;  $F_e(x)$  é a frequência acumulada estimada na classe de diâmetro  $i$ .

A hipótese nula ( $H_0$ : as estimativas não diferem dos valores reais) é rejeitada para um valor calculado de  $dn$  maior que o valor tabelado, ao nível de 5% de significância.

Todos os testes estatísticos foram realizados no *software* R (R Core Team, 2018).

## 3. RESULTADOS

### 3.1. Ajuste dos modelos de crescimento em área basal

A Tabela 3.4 apresenta as estatísticas de qualidade dos ajustes e coeficientes estimados para os modelos 1, 2 e 3. Os modelos 4 e 5 não apresentaram ajustes satisfatórios, resultando em estimativas tendenciosas e imprecisas, portanto optou-se por não apresentá-los.



Todos os três modelos analisados apresentaram coeficiente de determinação ajustados ( $R^2_{aj}$ ) e valores de correlação ( $r_{\hat{y}y}$ ) superiores a 0,98; além de erro padrão da estimativa ( $S_{yx}\%$ ) inferior a 6% (Tabela 3.4).

Os resultados também mostram que para os três modelos que apresentaram ajuste satisfatório, as estimativas obtidas utilizando os diferentes índices de competição foram muito similares (Tabela 3.4). Contudo, ao avaliar a significância dos coeficientes de cada modelo, nota-se que no modelo 1, apenas a equação que usou o índice  $IID_{BAL}$  (Stage, 1973), apresentou os coeficientes significativos ao nível de 5%. O coeficiente que acompanha a variável índice de competição ( $IC$ ) foi significativo nos modelos 1 e 2, para os índices  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (Stage, 1973). Por outro lado, os índices  $IID_1$  (Glover e Hool, 1979) e  $IDD_{20}$  (Daniels, 1976) não foram significativos em nenhum dos três modelos avaliados, demonstrando que a presença desses índices nos modelos não contribuiu significativamente para estimar a área basal futura das árvores individuais e, portanto, podem ser removidos dos modelos.

Nas equações ajustadas, cujas variáveis independentes foram todas significativas, os valores de  $S_{yx}\%$  variaram de 5,26 a 5,22%, com destaque para o modelo 1, utilizando o índice  $IID_{BAL}$ . Já os resultados de  $RQME$  e  $MDA$  foram inferiores a 5,27% e 3,20%, respectivamente. Os menores valores de  $RQME$  (5,22%) e  $MDA$  (3,11%) foram registrados no modelo 1, ajustado em função do índice  $IID_{BAL}$ .

Tabela 3.4. Coeficientes e estatísticas de qualidade dos ajustes dos modelos testados para projeção da área basal de árvores individuais, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Nº	IC	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$	$R^2_{aj}$	$r_{\hat{y}y}$	RQEM (%)	MDA (%)	$S_{yx}$ (%)
1	<i>IID<sub>1</sub></i>	0,00100*	1,00434*	0,00054 <sup>n.s</sup>	0,00074*	-	0,9979	0,9989	5,2616	3,1452	5,2626
	<i>IID<sub>2</sub></i>	0,00035 <sup>n.s</sup>	1,01922*	-0,00013*	0,00074*	-	0,9980	0,9990	5,2262	3,1217	5,2271
	<i>IID<sub>BAL</sub></i>	0,00472*	1,00417*	-0,00023*	0,00073*	-	0,9980	0,9990	5,2253	3,1087	5,2262
	<i>IDD<sub>20</sub></i>	0,00090*	1,00967*	0,00009 <sup>n.s</sup>	0,00074*	-	0,9979	0,9989	5,2617	3,1449	5,2626
2	<i>IID<sub>1</sub></i>	0,00126*	0,00241 <sup>n.s</sup>	0,00000 <sup>n.s</sup>	0,00036 <sup>n.s</sup>	-	0,9998	0,9989	5,2993	3,2302	5,3002
	<i>IID<sub>2</sub></i>	0,00122*	0,01139*	-0,00001*	-0,00007*	-	0,9998	0,9990	5,2609	3,1981	5,2618
	<i>IID<sub>BAL</sub></i>	0,00160*	0,00132*	0,00015*	-0,00018*	-	0,9998	0,9990	5,2415	3,1852	5,2424
	<i>IDD<sub>20</sub></i>	0,00139*	0,00620*	-0,00000 <sup>n.s</sup>	0,00002 <sup>n.s</sup>	-	0,9998	0,9989	5,2997	3,2312	5,3007
3	<i>IID<sub>1</sub></i>	-2,36431*	0,00005 <sup>n.s</sup>	0,02332*	-0,00054 <sup>n.s</sup>	0,00001 <sup>n.s</sup>	0,9972	0,9990	5,2349	3,1552	5,2360
	<i>IID<sub>2</sub></i>	-2,36101*	0,00006 <sup>n.s</sup>	0,02212*	-0,00006 <sup>n.s</sup>	0,00001 <sup>n.s</sup>	0,9972	0,9990	5,2343	3,1545	5,2355
	<i>IID<sub>BAL</sub></i>	-2,34351*	-0,00003 <sup>n.s</sup>	0,01751*	-0,00063 <sup>n.s</sup>	0,00056 <sup>n.s</sup>	0,9972	0,9990	5,2333	3,1549	5,2345
	<i>IDD<sub>20</sub></i>	-2,36815*	0,00008 <sup>n.s</sup>	0,02472*	-0,00191 <sup>n.s</sup>	0,00006 <sup>n.s</sup>	0,9972	0,9990	5,2316	3,1545	5,2327

Em que \* = significativo ao nível de 5% pelo teste *t*; <sup>n.s</sup> = não significativo ao nível de 5% pelo teste *t*.

A análise gráfica (Figura 3.1a) mostrou que houve proximidade entre os valores de área basal estimados pelos três modelos, com os valores observados (exatidão), principalmente em árvores de maior área basal. A dispersão dos resíduos (Figura 3.1b), também comprova a eficiência dos modelos em estimar a área basal. No entanto, em todos os modelos ajustados, houve uma tendência de superestimar e subestimar a área basal, em torno de -40% a 40%, para as árvores de menores dimensões. Por outro lado, a partir de 0,5 m<sup>2</sup>, grande parte dos resíduos está em torno do eixo zero, livres de tendências e com poucos valores extremos (*outliers*). Com o aumento da área basal, a precisão dos valores estimados pelos três modelos também aumentou, uma vez que ocorreu redução da amplitude de variação. Essa tendência é corroborada pelos histogramas de frequência dos erros (Figura 3.1c), ou seja, a maioria das estimativas está concentrada nas classes de 0% de erro (concentração superior a 70% das observações) com distribuição tendendo a uma curva normal. Tal comportamento sugere que, para todos os casos, a pressuposição de normalidade dos erros foi atendida, não sendo observadas diferenças de precisão entre equações geradas a partir dos diferentes índices de competição.

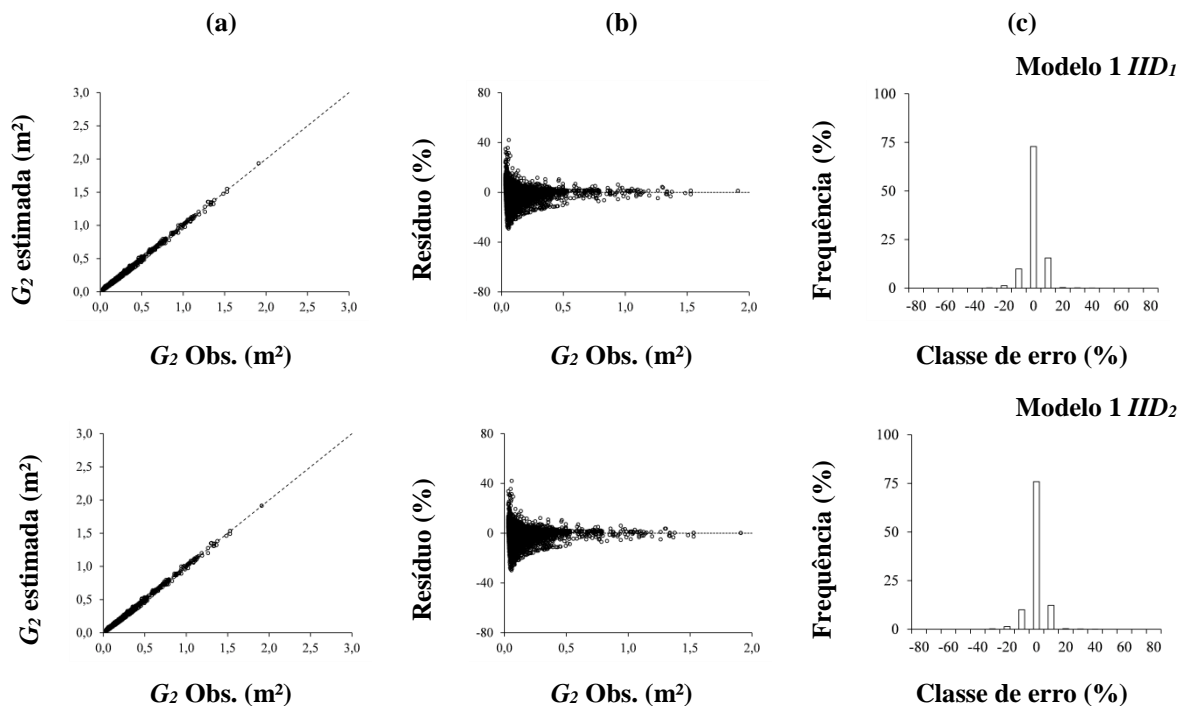


Figura 3.1, continua...

Continua...

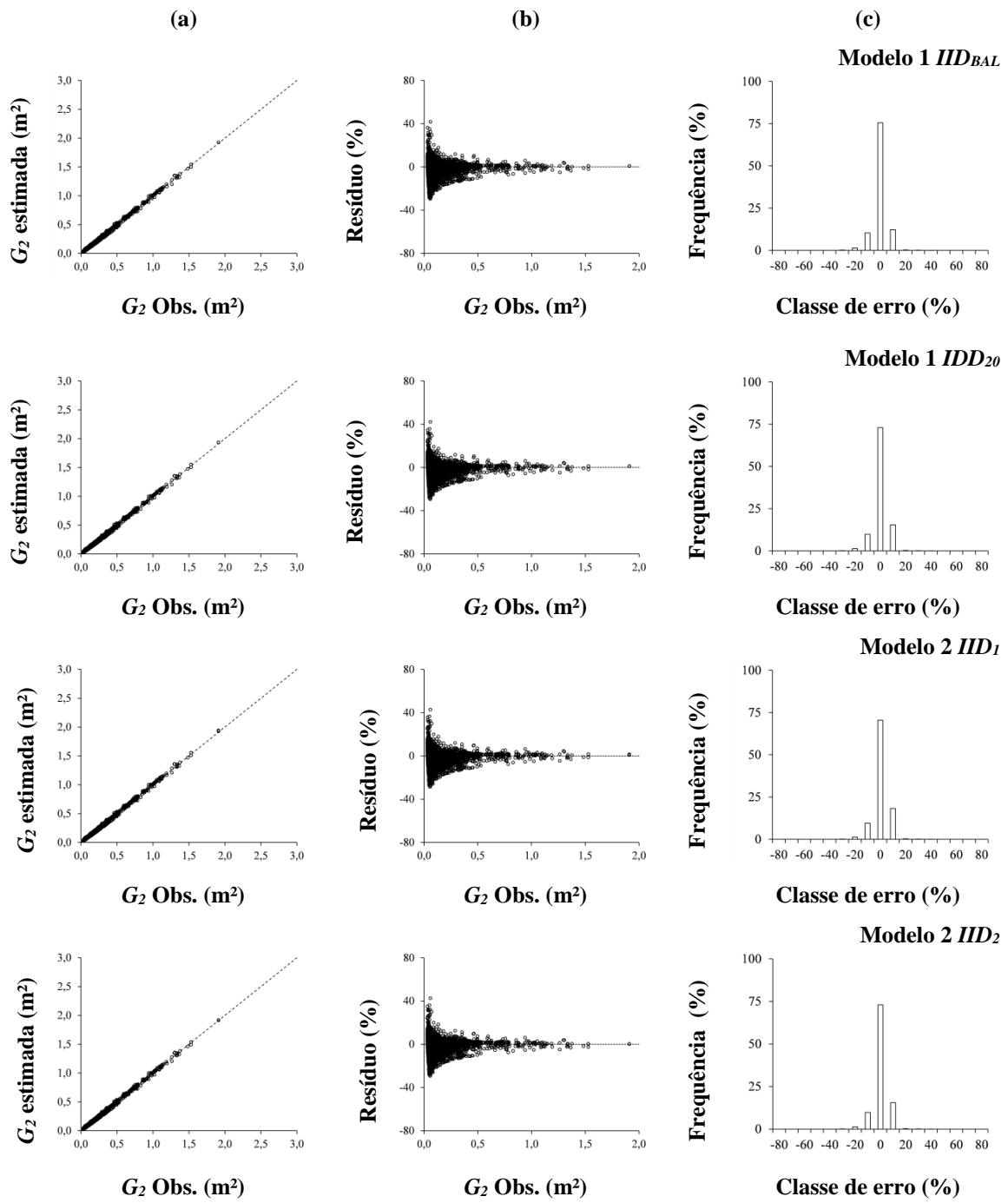


Figura 3.1, continua

Continua...

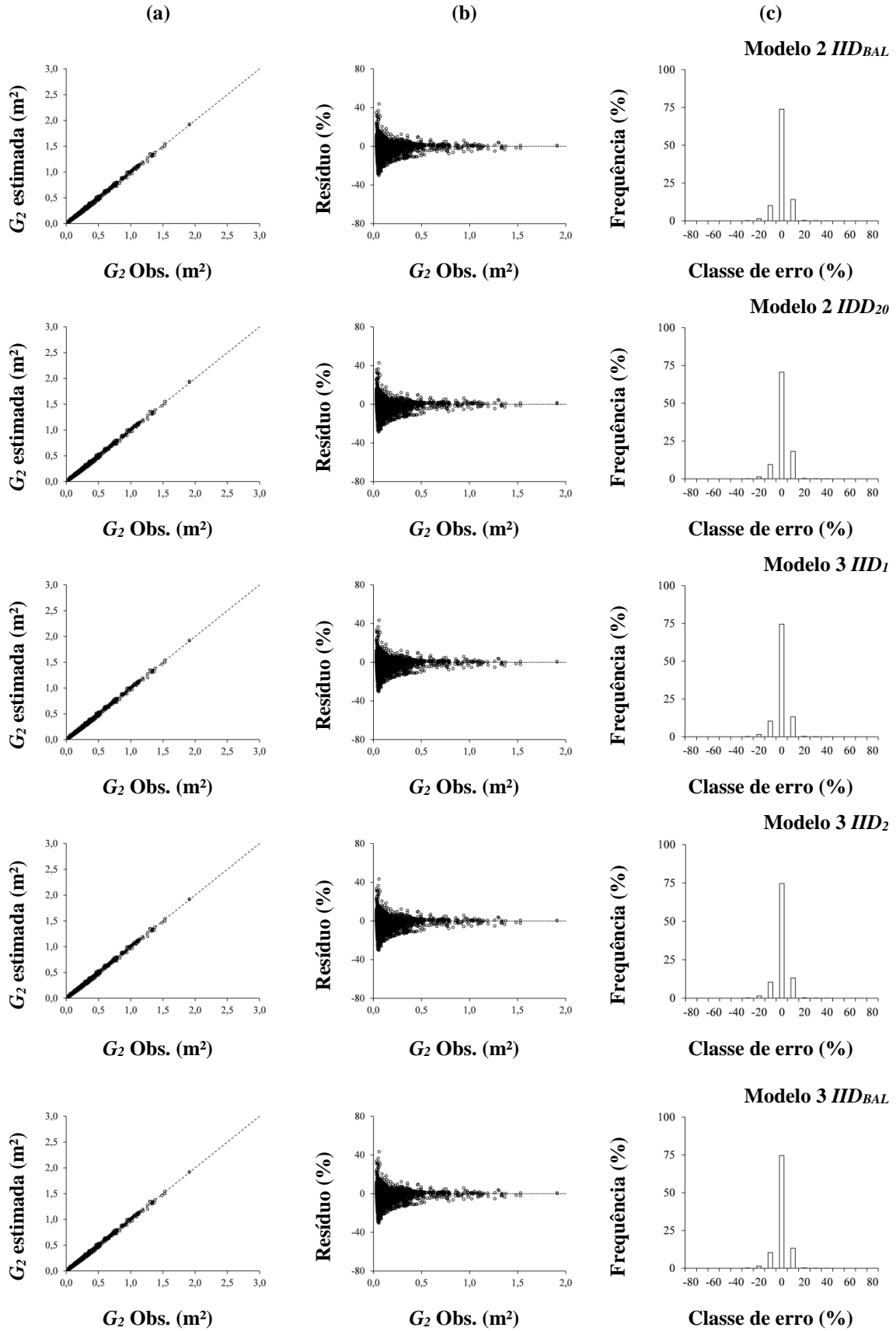


Figura 3.1, continua...

Continua...

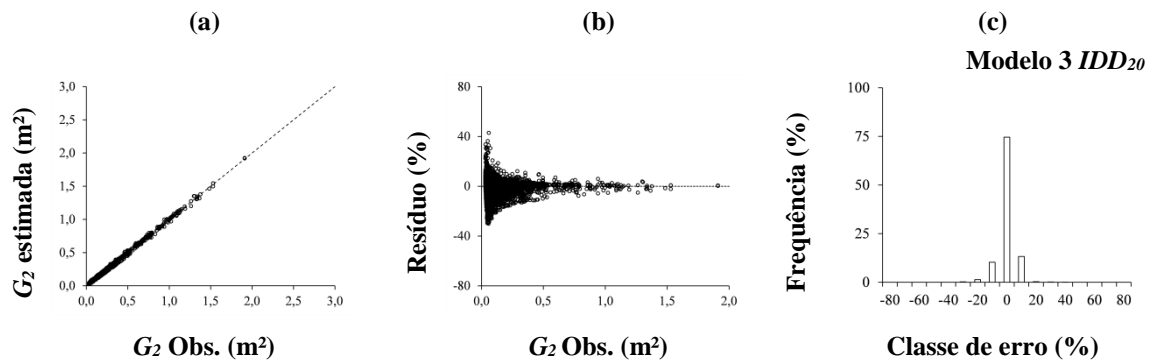


Figura 3.1. Gráfico de dispersão dos valores observados e estimados (a); gráfico de resíduos percentuais (b) e histogramas de frequência dos erros (c) para as estimativas de área basal de árvores individuais, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de Stage (1973) e  $IDD_{20}$  representa o índice de Daniels (1976), calculado para um raio competitivo de 20 m entre a árvore objeto e suas competidoras.

### 3.2. Verificação das estimativas dos modelos

A Figura 3.2 apresenta a verificação das estimativas de área basal de árvores individuais, para o último ano de projeção, isto é, 2012. A verificação foi realizada com base na comparação do comportamento da área basal estimada em relação aos seus respectivos valores observados.

Pela análise gráfica é possível verificar que todos os três modelos analisados estimaram a área basal das árvores individuais com alta precisão, corroborando com os resultados obtidos durante a fase de ajuste dos modelos (Figura 3.1). Nota-se, entretanto, que a precisão das projeções apresentou leve inferioridade na fase de verificação, em decorrência não apenas da maior dispersão dos pontos em relação à linha 1:1, mas, também, devido a tendência dos modelos em superestimar em pequena amplitude, áreas basais menores que  $0,4 m^2$ , aproximadamente (Figura 3.2). Em contrapartida, tanto o ajuste quanto na verificação, os três modelos avaliados apresentaram maior precisão para árvores de maiores dimensões, isto é, com maior área basal.

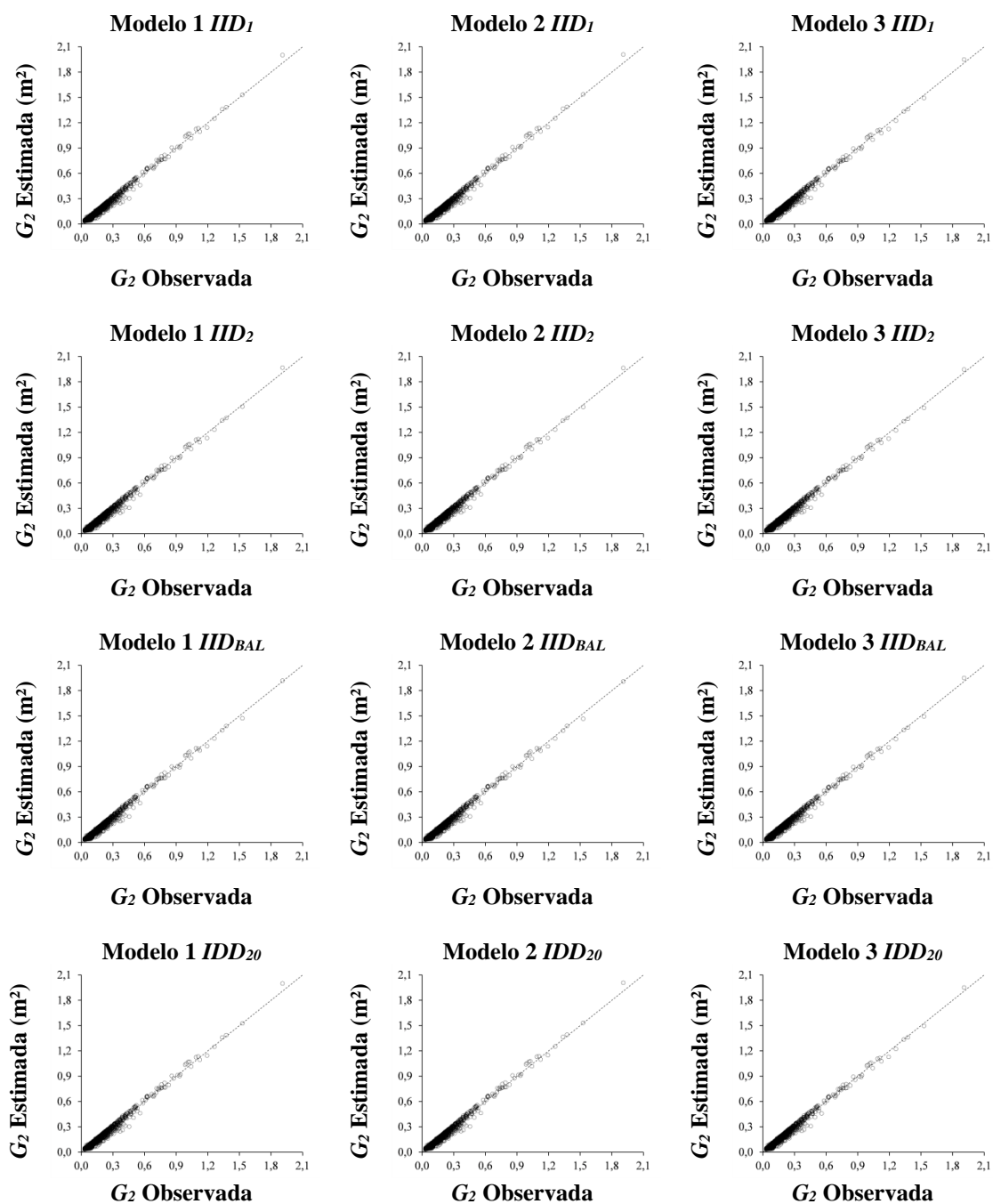


Figura 3.2. Área basal estimada em função dos valores observados para os modelos de crescimento em nível de árvore individual, ajustados por índice de competição na fase de verificação, para o ano de 2012, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (*Basal Area in Larger Trees*) são os índices de Stage (1973) e  $IDD_{20}$  representa o índice de Daniels (1976), calculado para um raio competitivo de 20 m entre a árvore objeto e suas competidoras.

No último ano de projeção (2012), a distribuição do número de árvores estimado e observado em classes de diâmetro, apresentou a forma de J-invertido (Figura 3.3), ou seja, o número de indivíduos decresceu na floresta à medida que o diâmetro aumentou. Para todos os modelos, constatou-se que a distribuição diamétrica estimada no ano 2012 teve aderência à observada, visto que o número de árvores por classe diamétrica projetado, não diferiu estatisticamente do observado, a 5% de significância.

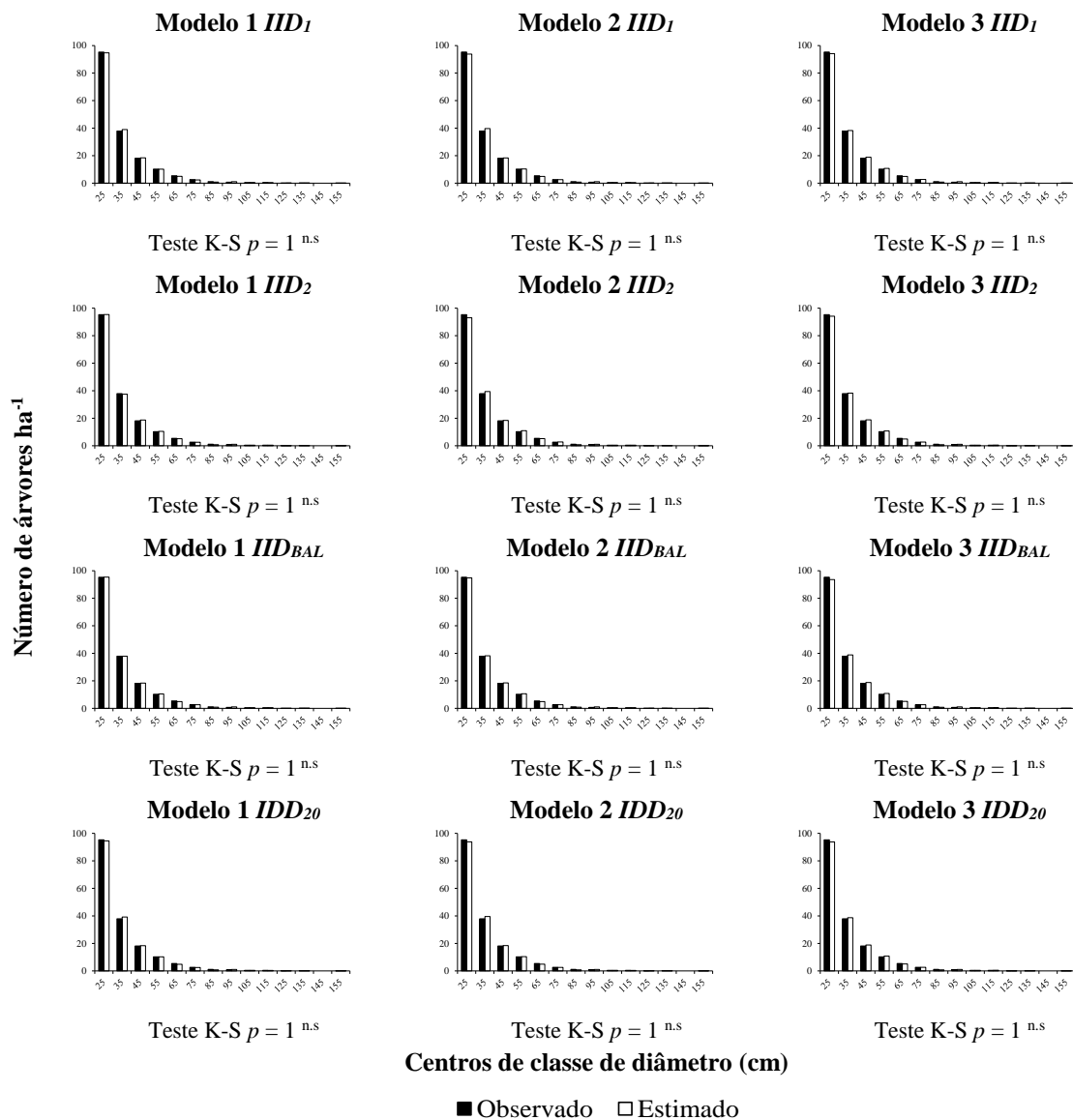


Figura 3.3. Distribuição diamétrica observada e estimada das árvores para o ano de 2012, na fase de verificação. Em que:  $IID_1$ : corresponde ao índice de competição de Glover e Hool, (1979),  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ : são os índices de Stage, (1973) e o  $IDD_{20}$ : representa o índice de Daniels, 1976, calculado para um raio competitivo de 20 m entre a árvore objeto e suas competidoras e <sup>ns</sup> indica diferença não significativa a 5% de significância pelo teste K-S.



De acordo com os resultados apresentados, pode-se afirmar que as equações ajustadas a partir de cada modelo testado conseguiram estimar com precisão a variação da área basal em nível de árvore individual. Porém, optou-se pela escolha do modelo linear (1), ajustado com o índice de competição  $IID_{BAL}$ , por apresentar as melhores estimativas com base nas estatísticas de qualidade e satisfatória distribuição dos resíduos.

#### 4. DISCUSSÃO

Obter equações precisas para projetar o crescimento dimensional de árvores individuais não é uma tarefa difícil. Alguns estudos tiveram sucesso no ajuste de modelos de crescimento em área basal e conseguiram obter boas estimativas. Dentre esses estudos estão os realizados em Floresta Montana nos Estados Unidos (Contreras et al. 2011); em floresta boreal no Canadá (Pokharel e Dech, 2012); em floresta manejada na Amazônia Ocidental, com espécies de interesse comercial (Cunha et al., 2016); em povoamentos puros no sul da Bélgica (Perin et al., 2017); com espécies de folha larga no Butão (Tenzin et al., 2017); em floresta mista no Cáspio Iraniano, para 5 espécies de interesse (Hatami et al., 2018) e Mohammadi et al., 2018); em área de reflorestamento com a espécie *Cunninghamia lanceolata* (Lamb.) Hook, no sul da China (Che et al., 2019) e em povoamentos mistos no norte da Espanha, com diferentes espécies de *Pinus* (Riofrío et al., 2019).

Nota-se, no entanto, conforme exemplificado acima, que a maior parte dos estudos foram realizados em florestas homogêneas, localizadas em regiões temperadas. A maior aplicabilidade dos modelos de árvores individuais em florestas homogêneas pode ser explicada, em parte, pelo fato da complexidade da modelagem do crescimento estar mais fortemente relacionada com a heterogeneidade de uma floresta (Kiernan et al., 2008; Weber et al., 2018).

Modelar o crescimento de florestas naturais, especialmente das tropicais, é um grande desafio, já que essas florestas são representadas por centenas de espécies (Weber et al., 2018), com diferentes portes, diferentes padrões de crescimento para árvores de mesmo tamanho e com idades indefinidas (Chassot et al., 2011; Stephenson et al., 2014; Pillet et al., 2018). Essas particularidades das florestas tropicais podem, portanto, resultar em uma alta variabilidade dos dados e, conseqüentemente, tornar a quantificação do crescimento

dessas florestas bem mais complexa (Kiernan et al., 2008), especialmente se a floresta a ser modelada tiver sido explorada, como é o caso das áreas de manejo florestal na Amazônia, que possuem uma dinâmica de crescimento bem diferenciada das áreas naturais não manejadas (Reis et al., 2015; Reis et al., 2018).

Os resultados apresentados no presente estudo mostram que na projeção do crescimento em área basal de árvores individuais, os coeficientes relacionados a variável índice de competição foram significativos nos modelos 1 e 2, ajustados com os índices  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (Stage, 1973) (Tabela 3.4). A significância desses coeficientes indica que, a variável que expressa o status competitivo está contribuindo significativamente na predição de variáveis dimensionais da árvore. Portanto, os resultados obtidos mostram a importância da utilização dos índices de competição na modelagem de árvores individuais em florestas manejadas da Amazônia.

A contribuição de índices de competição na predição de variáveis dimensionais de árvores também foi relatada em outros estudos. Contreras et al. (2011), assim como Maleki et al. (2015), relataram melhoria nos modelos de incremento em área basal e incremento em diâmetro, respectivamente, após a inclusão de índices de competição. Costa e Finger (2017) conseguiram reduzir o erro da estimativa ( $S_{yx}$  em  $\pm 0,15$ ) e aumentar a qualidade do ajuste ( $R^2_{aj}$  em 6%), ao inserirem a variável índice de competição no modelo selecionado. Portanto, esses estudos corroboram a importância dos índices de competição na melhoria da eficiência dos modelos de crescimento individual (Burkhart e Tomé, 2012).

De uma forma geral, os modelos ajustados apresentaram padrões semelhantes de distribuição de erros e seguiram a tendência dos dados observados, apesar da presença de alguns *outliers* (Figura 3.1). O fato dos modelos ajustados terem apresentado estimativas menos precisas para os menores valores de área basal (Figura 3.1), pode ser explicado pela grande heterogeneidade das taxas de crescimento, que normalmente ocorre nas menores árvores de uma floresta, que são as mais influenciadas pelo efeito da competição (Rozendaal et al., 2015; Orellana et al., 2016; Tenzin et al., 2017; Vatrax et al., 2018; Worbes e Schöngart, 2019).

Resultados semelhantes aos obtidos neste estudo, relacionados a maior concentração de erros nas árvores de menores dimensões, também foram constatados por Reis et al. (2016), ao avaliar o crescimento de árvores individuais em floresta manejada no leste da Amazônia e por Vatrax et al. (2018a), ao estudar uma floresta manejada na região de Vitória do Jarí, no Amapá.

Ao longo de todo período de monitoramento (2005-2012), a distribuição dos indivíduos em classes de diâmetro seguiu um padrão exponencial negativo (J-reverso), típico de florestas tropicais (Oliveira et al., 2019), tendência que foi apresentada pelos três modelos ajustados (Figura 3.3). Esse comportamento é comum em florestas de terra firme da Amazônia Oriental (Reis et al., 2018a), com maior número de indivíduos nas menores classes de diâmetro (Rubin et al., 2006), indicando que a densidade das menores árvores sustenta a população das maiores árvores (Rocha et al., 2018). Na etapa de verificação, como a estimativa futura depende da atual, os modelos devem ser exatos para todos os intervalos avaliados, pois, pequenas distorções podem resultar em estimativas de baixa exatidão no final do período projetado.

Mesmo na fase de verificação, os três modelos avaliados seguiram a tendência dos dados observados (Figuras 3.2; 3.3), entretanto o modelo linear (1), ajustado em função do índice  $IID_{BAL}$  apresentou leve superioridade em relação aos demais, quanto às estatísticas utilizadas para avaliar a qualidade das estimativas (Tabela 3.4), e também, satisfatória distribuição dos resíduos (Figura 3.1). As variáveis independentes incluídas neste modelo foram a área basal inicial ( $G_I$ ), índice de competição ( $IC$ ) e o intervalo de tempo entre duas medições ( $t$ ). O modelo linear também foi utilizado com sucesso em diferentes estudos de modelagem do crescimento de árvores individuais, como, por exemplo: em floresta manejada na Amazônia brasileira (Vatrax et al., 2018a); em floresta ombrófila mista, na região sul do Brasil (Orellana et al., 2016); para espécies arbóreas na floresta boreal de Ontário no Canadá (Pokharel e Dech, 2012); em florestas de folha larga no Butão (Tenzin et al., 2017); em plantios desbastados de eucalipto no Distrito Federal (Murta Júnior, 2018).

Desta maneira, para a modelagem do crescimento em área basal de árvores individuais da floresta manejada da Fazenda Rio Capim, recomenda-se o modelo linear (1) (Tomé e Burkhart, 1989), ajustado em função do índice  $IID_{BAL}$ .

## 5. CONCLUSÕES

Dentre os modelos avaliados, o linear (modelo 1) estima de forma mais precisa o crescimento em área basal de árvores individuais após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil;

O índice de competição com maior contribuição na projeção do crescimento em

área basal de árvores individuais para a floresta estudada foi o  $IID_{BAL}$  (*Basal Area in Larger Trees*).

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., De Moraes Gonçalves, J.L., Sparovek, G. 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorol. Zeitschrift**. 22, 711–728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>
- Bicknell, J.E., Struebig, M.J., Davies, Z.G. 2015. Reconciling timber extraction with biodiversity conservation in tropical forests using reduced-impact logging. **J. Appl. Ecol.** 52, 379–388. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12391>
- Blaser, J., Sarre, A., Poore, D., Johnson, S. 2011. **Status of tropical forest management 2011 -Regional report for Africa, International Tropical Timber Organization**. Yokohama. <https://doi.org/doi.org/10.1017/S0032247400051135>
- Burkhardt, H.E., Tomé, M. 2012. **Modeling forest trees and stands**. <https://doi.org/10.1007/978-90-481-3170-9>
- Campos, J.C.C., Leite, H.G. 2017. **Mensuração Florestal: Perguntas e respostas**. 5<sup>a</sup>. ed. Viçosa.
- Castro, R.V.O. 2012. **Modelagem de árvore individual para uma Floresta Estacional Semidecidual utilizando redes neurais**. 105 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.
- Castro, R.V.O., Soares, C.P.B., Leite, H.G., Souza, A.L. de, Nogueira, G.S., Martins, F.B. 2013. Individual Growth Model for Eucalyptus Stands in Brazil Using Artificial Neural Network. **ISRN For.** 2013, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2013/196832>
- Chase, M.W., Christenhusz, M.J.M., Fay, M.F., Byng, J.W., Judd, W.S., Soltis, D.E., Mabberley, D.J., Sennikov, A.N., Soltis, P.S., Stevens, P.F., Briggs, B., Brockington, S., Chautems, A., Clark, J.C., Conran, J., Haston, E., Möller, M., Moore, M., Olmstead, R., Perret, M., Skog, L., Smith, J., Tank, D., Vorontsova, M., Weber, A. 2016. An update of the Angiosperm Phylogeny Group classification for the orders and families of flowering plants: APG IV. **Bot. J. Linn. Soc.** 181, 1–20. <https://doi.org/10.1111/boj.12385>
- Chassot, T., Fleig, F.D., Finger, C.A.G., Longhi, S.J. 2011. Modelos de crescimento em diâmetro de árvores individuais de *Araucaria angustifolia* (Bertol.) Kuntze em Floresta Ombrófila Mista. **Cienc. Florest.** 21, 303–314. <https://doi.org/10.5902/198050983234>
- Contreras, M.A., Affleck, D., Chung, W. 2011. Evaluating tree competition indices as predictors of basal area increment in western Montana forests. **For. Ecol. Manage.** 262, 1939–1949. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.08.031>
- Costa, E.A., Finger, C.A.G. 2017. Efeito da competição nas relações dimensionais de araucária. **Floresta e Ambient.** 24, 1–11. <https://doi.org/10.1590/2179-8087.014515>
- D'Oliveira, M.V.N., Oliveira, L.C., Acuña, M.H.A., Braz, E.M. 2017. Twenty years monitoring growth dynamics of a logged tropical forest in Western Amazon. **Pesqui. Florest. Bras.** 37, 493–502. <https://doi.org/10.4336/2017.pfb.37.92.1398>

- Cunha, T.A. da, Finger, C.A.G., Hasenauer, H. 2016. Tree basal area increment models for *Cedrela*, *Amburana*, *Copaifera* and *Swietenia* growing in the Amazon rain forests. **For. Ecol. Manage.** 365, 174–183. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.12.031>
- Cunha, T.A. da, Finger, C.A.G., Schneider, P.R. 2013. Linear mixed model to describe the basal area increment for individual cedro (*Cedrela odorata* L.) trees in occidental Amazon, Brazil. **Cienc. Florest.** 23, 461–470.
- Daniels, L.D., Baker, P.J. Editors, J.J.C., Deslauriers, A., Fonti, P., Rossi, S., Rathgeber, C.B.K., 2017. **Dendroecological Studies in the Neotropics: History, Status and Future Challenges.** 231, 307–323. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-61669-8>
- Daniels, R.F. 1976. Simple Competition Indices and Their Correlation with Annual Loblolly Pine Tree Growth. **For. Sci.** 22, 454–456. <https://doi.org/10.1093/forestscience/22.4.454>
- David, H.C., Carvalho, J.O.P., Pires, I.P., Santos, L.S., Barbosa, E.S., Braga, N.S. 2019. A 20-year tree liberation experiment in the Amazon: Highlights for diameter growth rates and species-specific management. **For. Ecol. Manage.** 453, 117584. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117584>
- Azevedo, C.P. da, Sanquetta, C.R., Silva, J.N.M., Machado, S.A., Souza, C.R., De Oliveira, M.M. 2008. Simulação de estratégias de manejo florestal na Amazônia com o uso do modelo SYMFOR. **Acta Amaz.** 38, 51–69. <https://doi.org/10.1590/S0044-59672008000100007>
- Dionisio, L.F.S., Schwartz, G., Mazzei, L., Lopes, J. do C., Santos, G.G.A. dos, Oliveira, F. de A. 2017. Mortality of stocking commercial trees after reduced impact logging in eastern Amazonia. **For. Ecol. Manage.** 401, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.06.060>
- Draper, N.R., Harry, S., 1998. Applied regression analysis, 3<sup>a</sup>. ed. New York.
- Edwards, D.P., Tobias, J.A., Sheil, D., Meijaard, E., Laurance, W.F. 2014. Maintaining ecosystem function and services in logged tropical forests. **Trends Ecol. Evol.** 29, 511–520. <https://doi.org/10.1016/J.TREE.2014.07.003>
- França, F., Louzada, J., Barlow, J. 2018. Selective logging effects on ‘brown world’ faecal-detritus pathway in tropical forests: A case study from Amazonia using dung beetles. **For. Ecol. Manage.** 410, 136–143. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2017.12.027>
- Glover, G.R., Hool, J.N. 1979. A Basal Area Ratio Predictor of Loblolly Pine Plantation Mortality. **For. Sci.** 25, 275–282. <https://doi.org/https://doi.org/10.1093/forestscience/25.2.275>
- Guariguata, M.R., García-Fernández, C., Sheil, D., Nasi, R., Herrero-Jáuregui, C., Cronkleton, P., Ingram, V. 2010. Compatibility of timber and non-timber forest product management in natural tropical forests: Perspectives, challenges, and opportunities. **For. Ecol. Manage.** 259, 237–245. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2009.11.013>
- IBGE, 2012. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Manual Técnico da**

**Vegetação Brasileira.** 2<sup>a</sup>. ed. Rio de Janeiro.

Kiernan, D.H., Bevilacqua, E., Nyland, R.D. 2008. Individual-tree diameter growth model for sugar maple trees in uneven-aged northern hardwood stands under selection system. **For. Ecol. Manage.** 256, 1579–1586. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2008.06.015>

Laurance, W.F., Camargo, J.L.C., Fearnside, P.M., Lovejoy, T.E., Williamson, G.B., Mesquita, R.C.G., Meyer, C.F.J., Bobrowiec, P.E.D., Laurance, S.G.W. 2018. An Amazonian rainforest and its fragments as a laboratory of global change. **Biol. Rev.** 93, 223–247. <https://doi.org/10.1111/brv.12343>

Maciel, M. de N.M., Bastos, P.C. de O., Carvalho, J.O.P. de, Watrin, O. dos S., 2009. Uso de imagens orbitais na estimativa de parâmetros estruturais de uma floresta primária no município de Paragominas, Estado do Pará. **Rev. Ciências Agrárias.** 52, 159–178.

Maleki, K., Kiviste, A., Korjus, H. 2015. Analysis of individual tree competition effect on diameter growth of silver birch in Estonia. **For. Syst.** 24, 2015242. <https://doi.org/10.5424/fs/2015242-05742>

Martin, P.A., Newton, A.C., Pfeifer, M., Khoo, M., Bullock, J.M. 2015. Impacts of tropical selective logging on carbon storage and tree species richness: A meta-analysis. **For. Ecol. Manage.** 356, 224–233. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2015.07.010>

Martins, F.B., Soares, C.P.B., da Silva, G.F. 2014. Individual tree growth models for eucalyptus in northern Brazil. **Sci. Agric.** 71, 212–225. <https://doi.org/10.1590/S0103-90162014000300006>

Mazzei, L., Sist, P., Ruschel, A., Putz, F.E., Marco, P., Pena, W., Ferreira, J.E.R. 2010. Above-ground biomass dynamics after reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 259, 367–373. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.10.031>

Mendes, B.R., Calegario, N., Volpato, C.E.S., Mello, A.A. de, 2006. Development of Individual Tree Growth Models based on differential equations. **Cerne.** 12, 254–263.

Mendes Nascimento, R.G., Machado, S. do A., Figueiredo Filho, A., Higuchi, N. 2012. Modelo de projeção por classe diamétrica para florestas nativas: enfoque na função probabilística de Weibull. **Pesqui. Florest. Bras.** 32, 93–103. <https://doi.org/10.4336/2012.pfb.32.70.93>

Miranda, R.O.V. de, 2016. **Modelagem de árvores individuais para povoamentos não desbastados de *Pinus taeda* L.** 168 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba.

Miranda, R.O.V. De, Filho, A.F., Machado, S.A. 2017. Modelling mortality in *Pinus taeda* L. stands. **Sci. For.** 45, 435–444. <https://doi.org/10.18671/scifor.v45n115.02>

MOBOT, 2015. **Missouri Botanical Garden.** Disponível em: <<http://www.mobot.org>>. Acesso em 10 de Agosto de 2019.

Mohammadi, Z., Mohammadi Limaiei, S., Lohmander, P., Olsson, L. 2018. Estimation of a basal area growth model for individual trees in uneven-aged Caspian mixed species forests.

**J. For. Res.** 29, 1205–1214. <https://doi.org/10.1007/s11676-017-0556-7>

Murta Júnior, L.S. 2018. **Projeção do crescimento de árvores individuais em plantio experimental de eucalipto desbastado**. 103 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade de Brasília, Brasília.

Nascimento, R.G.M. 2016. **Modelagem e simulação do crescimento e produção de floresta tropical manejada na Amazônia Oriental**. 174 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba.

Nascimento, R.G.M., Machado, S. do A., Figueiredo Filho, A., Higuchi, N. 2014. A growth and yield projection system for a tropical rainforest in the Central Amazon, Brazil. **For. Ecol. Manage.** 327, 201–208. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2014.05.007>

Oliveira, E.K.B. de, Rezende, A.V., Freitas, L.J.M. de, Júnior, L.S.M., Barros, Q.S., Costa, L.S. da, 2019. Monitoramento da estrutura e caracterização ecológica em floresta tropical manejada na Amazônia brasileira. **Rev. Bras. Ciências Agrárias**. 14, 1–12. <https://doi.org/10.5039/agraria.v14i4a6867>

Orellana, E., Filho, A.F., Netto, S.P., Vanclay, J.K. 2016. A distance-independent individual-tree growth model to simulate management regimes in native Araucaria forests. **J. For. Res.** 22, 30–35. <https://doi.org/10.1080/13416979.2016.1258961>

Özçelik, R., Diamantopoulou, M.J., Brooks, J.R., Wiant, H. V. 2010. Estimating tree bole volume using artificial neural network models for four species in Turkey. **J. Environ. Manage.** 91, 742–753. <https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2009.10.002>

Pearson, T.R.H., Brown, S., Murray, L., Sidman, G. 2017. Greenhouse gas emissions from tropical forest degradation: An underestimated source. **Carbon Balance Manag.** 12. <https://doi.org/10.1186/s13021-017-0072-2>

Pillet, M., Joetzjer, E., Belmin, C., Chave, J., Ciais, P., Dourdain, A., Evans, M., Hérault, B., Luyssaert, S., Poulter, B. 2018. Disentangling competitive vs. climatic drivers of tropical forest mortality. **J. Ecol.** 106, 1165–1179. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.12876>

Pokharel, B., Dech, J.P. 2012. Mixed-effects basal area increment models for tree species in the boreal forest of Ontario, Canada using an ecological land classification approach to incorporate site effects. **Forestry**. 85, 255–270. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpr070>

Putz, F.E., Baker, T., Griscom, B.W., Gopalakrishna, T., Roopsind, A., Umunay, P.M., Zalman, J., Ellis, E.A., Ruslandi, Ellis, P.W. 2019. Intact Forest in Selective Logging Landscapes in the Tropics. **Front. For. Glob. Chang.** 2, 1–10. <https://doi.org/10.3389/ffgc.2019.00030>

Putz, F.E., Zuidema, P.A., Synnott, T., Peña-Claros, M., Pinard, M.A., Sheil, D., Vanclay, J.K., Sist, P., Gourlet-Fleury, S., Griscom, B., Palmer, J., Zagt, R. 2012. Sustaining conservation values in selectively logged tropical forests: The attained and the attainable. **Conserv. Lett.** 5, 296–303. <https://doi.org/10.1111/j.1755-263X.2012.00242.x>

Reis, L.P., de Souza, A.L., dos Reis, P.C.M., Mazzei, L., Soares, C.P.B., Miquelino Eleto



- Torres, C.M., da Silva, L.F., Ruschel, A.R., Rêgo, L.J.S., Leite, H.G. 2018a. Estimation of mortality and survival of individual trees after harvesting wood using artificial neural networks in the amazon rain forest. **Ecol. Eng.** 112, 140–147. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2017.12.014>
- Reis, L.P., Miquelino, C.M., Torres, E., Lopes De Souza, A., Mazzei De Freitas, L.J., Marques, P.C., Reis, R., Fernandes, L.D.S., Leite, R.V. 2018b. Prognose da distribuição diamétrica por Matriz de Transição em floresta após colheita no leste da Amazônia. **Ciência Florest.** 28, 715–724. <https://doi.org/10.5902/1980509832083>
- Reis, L.P., de Souza, A.L., Mazzei, L., dos Reis, P.C.M., Leite, H.G., Soares, C.P.B., Torres, C.M.M.E., da Silva, L.F., Ruschel, A.R. 2016. Prognosis on the diameter of individual trees on the eastern region of the amazon using artificial neural networks. **For. Ecol. Manage.** 382, 161–167. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.10.022>
- Reis, L.P., dos Reis, P.C.M., Ruschel, A.R., Silva, J.N.M., de Carvalho, J.O.P., de Souza, A.L., Soares, M.H.M., Miyahara, R.K.N. 2015. Forest dynamics in the eastern Amazon with special reference to sapotaceae species. **Floresta.** 45, 567–576. <https://doi.org/10.5380/ufv.v45i3.35947>
- Rocha, S.J.S.S. da, Torres, C.M.M.E., Jacovine, L.A.G., Leite, H.G., Gelcer, E.M., Neves, K.M., Schettini, B.L.S., Villanova, P.H., Silva, L.F. da, Reis, L.P., Zanuncio, J.C. 2018. Artificial neural networks: Modeling tree survival and mortality in the Atlantic Forest biome in Brazil. **Sci. Total Environ.** 645, 655–661. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.07.123>
- Rocha, R., Ovaskainen, O., López-Baucells, A., Farneda, F.Z., Sampaio, E.M., Bobrowiec, P.E.D., Cabeza, M., Palmeirim, J.M., Meyer, C.F.J. 2018. Secondary forest regeneration benefits old-growth specialist bats in a fragmented tropical landscape. **Sci. Rep.** 8, 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-21999-2>
- Rozendaal, D.M.A., During, H.J., Sterck, F.J., Asscheman, D., Wiegerraad, J., Zuidema, P.A. 2015. Long-term growth patterns of juvenile trees from a Bolivian tropical moist forest: Shifting investments in diameter growth and height growth. **J. Trop. Ecol.** 31, 519–529. <https://doi.org/10.1017/S0266467415000401>
- Rubin, B.D. Manion, P.D., Faber-Langendoen, D., 2006. Diameter distributions and structural sustainability in forests. **For. Ecol. Manage.** 222, 427–438. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2005.10.049>
- Santos, L.G. 2019. **Modelagem do crescimento de árvores individuais de *Eremanthus incanus* (Less.) Less.** 143 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, Diamantina.
- Sist, P., Ferreira, F.N. 2007. Sustainability of reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 243, 199–209. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2007.02.014>
- Sokal, R.R., Rohlf, F.J. 1969. **Biometry: The Principles and Practice of Statistics in Biological Research.** 4<sup>a</sup> ed. San Francisco. <https://doi.org/10.2307/2343822>
- Stage, A.R. 1973. **Prognosis model for stand development.** Progn. Model stand Dev. /

31. <https://doi.org/10.5962/bhl.title.69018>

Statsoft, 2010. **Statistica (data analysis software system), version 10**. 2010. Disponível em: <<http://www.statsoft.com.br>> Acesso em 28 de dezembro de 2019.

Stephenson, N.L., Das, A.J., Condit, R., Russo, S.E., Baker, P.J., Beckman, N.G., Coomes, D.A., Lines, E.R., Morris, W.K., Rüger, N., Álvarez, E., Blundo, C., Bunyavejchewin, S., Chuyong, G., Davies, S.J., Duque, Á., Ewango, C.N., Flores, O., Franklin, J.F., Grau, H.R., Hao, Z., Harmon, M.E., Hubbell, S.P., Kenfack, D., Lin, Y., Makana, J.R., Malizia, A., Malizia, L.R., Pabst, R.J., Pongpattananurak, N., Su, S.H., Sun, I.F., Tan, S., Thomas, D., Van Mantgem, P.J., Wang, X., Wisser, S.K., Zavala, M.A. 2014. Rate of tree carbon accumulation increases continuously with tree size. **Nature**. 507, 90–93. <https://doi.org/10.1038/nature12914>

Tenzin, J., Tenzin, K., Hasenauer, H. 2017. Individual tree basal area increment models for broadleaved forests in Bhutan. **Forestry**. 90, 367–380. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpw065>

Téo, S.J., Machado, S. do A., Filho, A.F., Tomé, M. 2017. Relação hipsométrica geral com atributos biológicos para povoamentos de *Pinus taeda* L. **Cerne**. 23, 403–411. <https://doi.org/10.1590/01047760201723042414>

Ter Steege, H., Pitman, N.C.A., Sabatier, D., Baraloto, C., Salomão, R.P., Guevara, J.E., Phillips, O.L., Castilho, C. V., Magnusson, W.E., Molino, J.F., Monteagudo, A., Vargas, P.N., Montero, J.C., Feldpausch, T.R., Coronado, E.N.H., Killeen, T.J., Mostacedo, B., Vasquez, R., Assis, R.L., Terborgh, J., Wittmann, F., Andrade, A., Laurance, W.F., Laurance, S.G.W., Marimon, B.S., Marimon, B.H., Vieira, I.C.G., Amaral, I.L., Brienens, R., Castellanos, H., López, D.C., Duivenvoorden, J.F., Mogollón, H.F., Matos, F.D.D.A., Dávila, N., García-Villacorta, R., Diaz, P.R.S., Costa, F., Emilio, T., Levis, C., Schiatti, J., Souza, P., Alonso, A., Dallmeier, F., Montoya, A.J.D., Piedade, M.T.F., Araujo-Murakami, A., Arroyo, L., Gribel, R., Fine, P.V.A., Peres, C.A., Toledo, M., Aymard C., G.A., Baker, T.R., Cerón, C., Engel, J., Henkel, T.W., Maas, P., Petronelli, P., Stropp, J., Zartman, C.E., Daly, D., Neill, D., Silveira, M., Paredes, M.R., Chave, J., Lima Filho, D.D.A., Jørgensen, P.M., Fuentes, A., Schöngart, J., Valverde, F.C., Di Fiore, A., Jimenez, E.M., Mora, M.C.P., Phillips, J.F., Rivas, G., Van Andel, T.R., Von Hildebrand, P., Hoffman, B., Zent, E.L., Malhi, Y., Prieto, A., Rudas, A., Ruschell, A.R., Silva, N., Vos, V., Zent, S., Oliveira, A.A., Schutz, A.C., Gonzales, T., Nascimento, M.T., Ramirez-Angulo, H., Sierra, R., Tirado, M., Medina, M.N.U., Van Der Heijden, G., Vela, C.I.A., Torre, E.V., Vriesendorp, C., Wang, O., Young, K.R., Baidier, C., Balslev, H., Ferreira, C., Mesones, I., Torres-Lezama, A., Giraldo, L.E.U., Zagt, R., Alexiades, M.N., Hernandez, L., Huamantupa-Chuquimaco, I., Milliken, W., Cuenca, W.P., Pauletto, D., Sandoval, E.V., Gamarra, L.V., Dexter, K.G., Feeley, K., Lopez-Gonzalez, G., Silman, M.R. 2013. Hyperdominance in the Amazonian tree flora. **Science**. 342. <https://doi.org/10.1126/science.1243092>

Tomé, M., Burkhardt, H.E. 1989. Distance-Dependent Competition Measures for Predicting Growth of Individual Trees. **For. Sci.** 35, 816–831. <https://doi.org/10.1093/forestscience/35.3.816>

Valle, D., Phillips, P., Vidal, E., Schulze, M., Grogan, J., Sales, M., van Gardingen, P. 2007. Adaptation of a spatially explicit individual tree-based growth and yield model and

long-term comparison between reduced-impact and conventional logging in eastern Amazonia, Brazil. **For. Ecol. Manage.** 243, 187–198. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2007.02.023>

Vanclay, J.K. 2012. **Modelling Continuous Cover Forests, in: Continuous Cover Forestry. Series: Managing Forest Ecosystems.** Springer, Dordrecht, Dordrecht, pp. 229–241. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-2202-6\\_7](https://doi.org/10.1007/978-94-007-2202-6_7)

Vatraz, S., Alder, D., Silva, J.N.M. 2018a. Autocorrelação Temporal Do Incremento Em Diâmetro E As diferenças de crescimento entre grupos de espécies em uma Floresta Ombrófila Densa. **Rev. Bras. Biometria.** 36, 56. <https://doi.org/10.28951/rbb.v36i1.118>

Vatraz, S., Silva, J.N.M., Alder, D. 2018b. Competição *versus* crescimento de árvores em floresta ombrófila densa no estado do Amapá - Brasil. **Ciência Florest.** 28, 1118. <https://doi.org/10.5902/1980509833358>

Weber, V. P., Finger, C.A.G., Costa, E. A., Zimmermann, A.P.L., Longhi, R.V. 2018. Modelagem Linear Generalizada para descrever o incremento em área transversal de árvores individuais de Imbuia. **Floresta.** 48, 123–132. <https://doi.org/10.5380/ufv.v48i1.54368>

Worbes, M., Schöngart, J. 2019. Measures for sustainable forest management in the tropics – A tree-ring based case study on tree growth and forest dynamics in a Central Amazonian lowland moist forest. **PLoS One.** 14. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0219770>

## CAPÍTULO IV

### MODELAGEM DO INGRESSO APÓS EXPLORAÇÃO DE IMPACTO REDUZIDO NA AMAZÔNIA ORIENTAL

**Resumo:** A modelagem do ingresso em florestais tropicais é uma importante ferramenta para estudos de sustentabilidade do manejo florestal, por dar subsídio adequado a recuperação do estoque de madeira. Diante disso, o objetivo desse estudo foi estimar o ingresso de árvores, após Exploração de Impacto Reduzido (EIR), a partir da modelagem em nível de árvore individual (MAI) e por Matriz de Transição. O estudo foi realizado em uma Área de Manejo Florestal (AMF), pertencente à empresa Cikel Brasil Verde, localizada na Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Estado do Pará, que vem sendo explorada desde 2001, com o uso de técnicas de exploração de impacto reduzido (EIR). Para este estudo foi selecionada a Unidade de Trabalho N° 14 (UT 14), explorada em 2004, onde foram instaladas 18 parcelas permanentes de 1 ha cada, para a medição de árvores com *DAP* (diâmetro medido a 1,30 m)  $\geq 20$ . Em dezesseis das 18 parcelas, foi instalada uma subparcela permanente de 25 x 50 ha cada, para medição dos indivíduos ingressos com *DAP* entre  $10 \text{ cm} \leq \text{DAP} < 20 \text{ cm}$ . O primeiro monitoramento nesta UT, após EIR, ocorreu em 2005, e os demais monitoramentos foram realizados em 2006, 2008, 2010 e 2012. Utilizando o MAI, as projeções foram realizadas para quatro períodos distintos (2005-2006; 2006-2008; 2008-2010; 2010-2012). Este procedimento foi repetido 30 vezes com o intuito de obter uma tendência média das estimativas, para cada período de projeção. Utilizando a modelagem por Matriz de Transição, a matriz de probabilidade de transição *G*, foi construída a partir dos levantamentos realizados em 2005 e 2006, e as projeções foram realizadas para os anos de 2006, 2008, 2010 e 2012. A eficiência das projeções para ambos os tipos de modelagem foi verificada comparando-se os valores projetados e observados, pelo teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov, ao nível de 5% de significância. As duas modelagens se mostraram eficientes para descrever a estrutura futura da floresta após EIR, com uma pequena vantagem para o MAI, que apresentou valores mais próximos dos reais para o número total de árvores por hectare.

**Palavras Chave:** Floresta Amazônica; Manejo florestal; Cadeia de Markov; Regeneração natural.

## 1. INTRODUÇÃO

O conhecimento da dinâmica florestal é fundamental para a compreensão de numerosos processos ecológicos (Mews et al., 2011; Alho et al., 2012). O entendimento da dinâmica é especialmente importante para subsidiar o manejo florestal. Para manejar a floresta de maneira sustentável é necessário compreender os padrões de crescimento das árvores e como estas respondem as intervenções antrópicas e naturais (Oliver e Larson, 1996). Uma alternativa para o melhor entendimento desta dinâmica e potencialmente projetar de maneira consistente o crescimento destas florestas, consiste na utilização de técnicas para modelagem do crescimento e produção florestal (Reis et al., 2016).

A dinâmica das florestas é representada basicamente por três componentes: crescimento, mortalidade e ingresso (Rossi et al., 2007a; Zhang et al., 2012; Avila et al., 2017; Carvalho et al., 2017). Nas últimas décadas, houve um progresso promissor nos estudos de modelagem do crescimento (Pokharel e Dech, 2012; Reis et al., 2016; Tenzin et al., 2017; Hatami et al., 2018; Mohammadi et al., 2018; Andrade et al., 2019; Sharma et al., 2019) e da mortalidade de árvores (ou sobrevivência) (Dobbertin e Biging, 1998; Monserud e Sterba, 1999; Crecente-Campo et al., 2009; Adame et al., 2010; Branch et al., 2012; Ma et al., 2013; Castro et al., 2015; Whittier e Gray, 2016; Reis et al., 2018a; Rocha et al., 2018; Zhu et al., 2019; Bertini et al., 2019; Brandl et al., 2020). Contudo, apesar desses avanços, grande parte da modelagem do crescimento florestal, geralmente, desconsidera a simulação do ingresso ou recrutamento de indivíduos (Zhang et al., 2012; Xiang et al., 2016). A escassez de estudos voltados para o ingresso de novos indivíduos na floresta esta associado tanto a falta de dados relacionados a essa variável, quanto a dificuldade na sua modelagem (Rossi et al., 2007a).

Desconsiderar o ingresso, especialmente na modelagem do crescimento de uma floresta natural, pode resultar numa previsão tendenciosa do crescimento dessa floresta e, conseqüentemente, no seu rendimento futuro (Zhang et al., 2012). Portanto, a modelagem do ingresso tem papel importante no manejo florestal, pois, influencia na prescrição da intensidade de corte e no tamanho do ciclo de corte para as futuras colheitas (Reis et al., 2019).

De uma forma geral, a literatura considera três formas de predizer o ingresso: modelar a produção e germinação de sementes, modelar o desenvolvimento de plântulas e modelar o número de árvores que atinge um diâmetro mínimo de inclusão no

monitoramento (Muhairwe, 2003).

A predição do ingresso a partir da modelagem do número de árvores que atinge um diâmetro mínimo classifica o ingresso como dinâmico ou estático (Vanclay, 1994). Na modelagem dinâmica, as variáveis independentes do modelo podem ser representadas por variáveis relacionadas a floresta, como área basal, densidade, composição florística e incremento, ou, ainda, variáveis relacionadas à intensidade de colheita. A modelagem dinâmica é mais abrangente e se aproxima mais da complexidade das florestais tropicais (Reis et al., 2019). Por outro lado, a modelagem estática considera uma quantidade constante de ingresso ao longo do tempo e não leva em conta as características da floresta. Além disso, é menos sensível aos efeitos ou impactos da colheita, sendo empregada em projeção de tabela de povoamentos e em métodos matriciais, como a Cadeia de Markov ou Matriz de Transição (Rossi et al., 2007a).

A Matriz de Transição é um processo estocástico de modelagem, muito utilizado na análise de muitos problemas biológicos (Teixeira et al., 2007), como aqueles relacionados a dinâmica, sucessão, crescimento e produção florestal (Dalla Lana et al., 2015), principalmente de florestas tropicais (Machado et al., 2017). Essa técnica se baseia em probabilidades de ocorrência de eventos que propiciam a dinâmica florestal, tais como: ingresso, mortalidade e crescimento em classes de tamanho (Dalla Lana et al., 2015; Machado et al., 2017).

No Brasil, a modelagem por Matriz de Transição tem sido muito utilizada em estudos relacionados com a dinâmica de florestas nativas. Tendo como objetivo assegurar o manejo sustentável na Amazônia (Azevedo et al., 2008; Souza et al., 2014; Reis et al., 2018b), respaldar o planejamento florestal em diferentes fitofisionomias do Bioma Mata Atlântica (Stepka et al., 2010; Dalla Lana et al., 2015; Longhi et al., 2017; Machado et al., 2017; Villanova et al., 2018) e subsidiar estratégias de conservação e uso sustentável da vegetação do Cerrado brasileiro (Costa Neto et al., 1991; Pulz et al., 1999; Rezende, 2002).

Porém, apesar da relativa simplicidade e facilidade de aplicação, a modelagem por Matriz de Transição apresenta algumas desvantagens. As projeções realizadas tomam como base, somente os dados das duas medições em que foram construídas, dependendo assim, somente do estado presente da floresta. Isso demonstra certa inflexibilidade desse modelo, uma vez que possíveis mudanças no padrão de crescimento da floresta não seriam contempladas (Stepka et al., 2010) e dependendo dos objetivos do manejo, isso acabaria inviabilizando sua aplicação. Portanto, uma alternativa na prognose do ingresso é o uso de

modelos em nível de árvores individuais (MAI).

A modelagem de árvores individuais constitui-se numa importante ferramenta para o manejo florestal (Reis et al., 2016), subsidiando tecnicamente a seleção de espécies para exploração ou proteção e a prescrição de tratamentos silviculturais mais adequados à sustentabilidade da floresta (Sist e Ferreira, 2007; Valle et al., 2007; Mohammadi et al., 2018). Sua utilização tem gerado resultados satisfatórios na estimativa do crescimento (Cunha et al., 2016; Reis et al., 2016; Weber et al., 2018) e da mortalidade (Reis et al., 2018a; Rocha et al., 2018) de árvores. Contudo, até o momento foi realizado apenas um estudo envolvendo modelagem de ingresso de árvores individuais em floresta tropical manejada (Reis et al., 2019) e, além disso, nenhum estudo comparou diferentes categorias de modelos na prognose do ingresso de floresta tropical.

Diante dessa lacuna, este estudo foi realizado com o objetivo de projetar o ingresso após exploração de impacto reduzido em floresta tropical na Amazônia brasileira, utilizando a modelagem por Cadeia de Markov e por Árvore individual.

## 2. MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1. Área de estudo

O estudo foi realizado no Município de Paragominas, Estado do Pará, Brasil, em Área de Manejo Florestal (AMF), pertencente à empresa CKBV Florestal Ltda., localizada na Fazenda Rio Capim (03°39'28,16"S e 48°49'59,73"W) (Maciel et al., 2009). A Fazenda ocupa 140.000 ha, mas, desde 2001, cerca de 121.000 ha estão sob manejo florestal certificado pelo *Forest Stewardship Council* (FSC) (Dionisio et al., 2017). Técnicas de exploração de impacto reduzido (EIR) são empregadas nas áreas sob manejo, considerado um ciclo de corte de 35 anos e um diâmetro mínimo de corte (DMC) igual a 55 cm para todas as espécies comerciais. As principais espécies exploradas na área são *Manilkara huberi* (Ducke) A. Chev., *Hymenaea courbaril* L., *Astronium lecointei* Ducke, *Parkia pendula* (Wild.) Benth. ex Walp., *Couratari oblongifolia* Ducke & Knuth e *Pouteria bilocularis* (Winkler) Baehni (Mazzei et al., 2010).

A região apresenta clima tropical chuvoso (Aw), segundo classificação de Köppen) com precipitação pluviométrica média anual em torno de 1.800 mm, temperatura média anual de 26,3° C e umidade relativa do ar de 81% (Alvares et al., 2013). A Floresta

Ombrófila Densa ou Equatorial Úmida de Terra Firme predomina na região (IBGE, 2012).

## 2.2. Dados

Os dados foram coletados na Unidade de Trabalho Nº 14 (UT 14), que ocupa 100 hectares e que está localizada na Unidade de Produção Anual Nº 07 (UPA 07) do plano de manejo florestal da Fazenda Rio Capim.

Em junho de 2004, foram delimitados nessa UT, dois transectos de 9 ha (100 m x 900 m) cada um, subdivididos em 9 parcelas permanentes de 100 m x 100 m (1 ha), onde foram mensurados todos os indivíduos arbóreos, com  $DAP \geq 20$  cm. Em dezesseis das 18 parcelas amostrais permanentes foi instalada uma subparcela permanente medindo 25 m x 50 m, para medição das árvores ingressas com diâmetro entre  $10 \text{ cm} \leq DAP < 20 \text{ cm}$  (Oliveira et al., 2019).

Em agosto de 2004 foi realizada a primeira exploração com impacto reduzido (EIR) na UT 14, com corte de, aproximadamente,  $21,3 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ , ou seja, cerca 7 árvores  $\text{ha}^{-1}$  (Sist e Ferreira, 2007). O monitoramento da floresta após a EIR ocorreu entre 2005 e 2016, sendo a primeira medição em 2005, e as subsequentes em 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 e 2016.

A identificação botânica do material vegetativo coletado durante a realização dos inventários foi realizada em campo por parobotânicos do Centro de Pesquisa Agropecuária do Trópico Úmido (CPATU) e da empresa CIKEL Brasil Verde. A classificação das espécies em famílias seguiu o sistema proposto pelo *Angiosperm Phylogeny Group* (APG, IV) (Chase et al., 2016). A nomenclatura das espécies e as abreviações dos respectivos autores foram conferidas mediante consultas ao índice de espécies do *Royal Botanic Garden* e do banco de dados do *Missouri Botanical Garden* (MOBOT, 2015).

## 2.3. Prognose do ingresso por modelo de árvore individual

O fluxograma de passos básicos e decisões seguidas neste trabalho é apresentado na Figura 4.1.



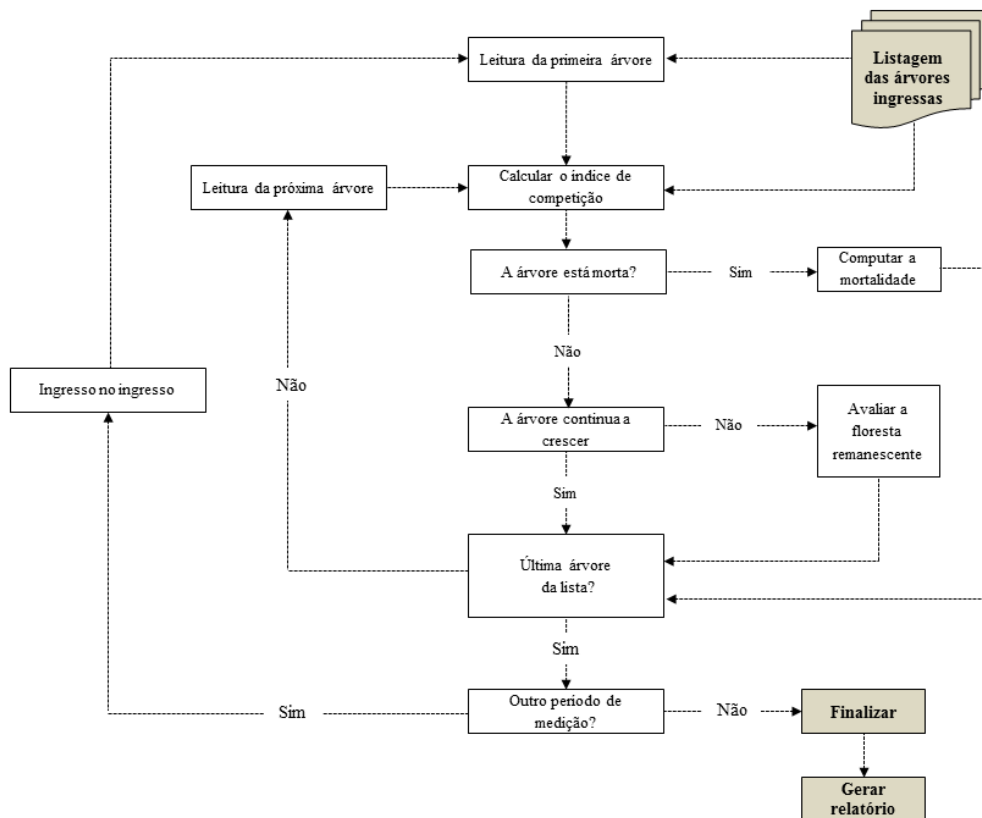


Figura 4.1. Fluxograma dos principais processos empregados na aplicação do modelo de árvore individual, para prognose do ingresso (árvores com diâmetro entre  $10 \text{ cm} \leq DAP < 20 \text{ cm}$ ), em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após exploração de impacto reduzido. Fonte: Adaptado de Davis e Johnson (1987) e Castro (2012).

### 2.3.1. Definição dos Índices de competição (*IC*)

Para cada árvore, considerando os anos de 2005, 2006, 2008, 2010 e 2012, foram calculados três índices de competição independentes da distância (*IID*), definidos, em estudos preliminares, como potenciais para a estimativa da probabilidade de mortalidade e do crescimento em área basal. As estimativas dos *IC*'s foram realizadas considerando a área das subparcelas de 0,125 ha (25 m x 50 m). A relação funcional dos índices de competição selecionados é apresentada na Tabela 4.1.

Tabela 4.1. Relação funcional dos índices de competição utilizados para estimar a probabilidade de mortalidade e o crescimento em área basal das árvores ingressas, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Índices de Competição Independentes da Distância	Autor (es)	Equação
$IID_1 = \frac{DAP_i^2}{DAP^2}$	Índice independente da distância adaptado de Glover e Hool (1979)	(1)
$IID_2 = \frac{AS_i^2}{AS_q^2}$	Índice independente da distância adaptado de Stage (1973)	(2)
$IID_{BAL} = \sum AB_m$	Índice $IID_{BAL}$ , independente da distância Stage (1973)	(3)

Em que  $DAP_i$  = diâmetro da árvore-objeto com casca, tomado a 1,30 m (cm);  $\overline{DAP}$  = média aritmética dos diâmetros das árvores da subparcela (cm);  $AS_i$  = área seccional da árvore-objeto, medido a 1,30 m de altura (m<sup>2</sup>);  $AS_q$  = área seccional correspondente ao diâmetro médio ( $q$ ) das árvores vizinhas na subparcela (m<sup>2</sup>);  $BAL_i$  = somatório das áreas seccionais ( $AB_m$ ) das árvores vizinhas maiores que a árvore-objeto (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>).

### 2.3.2. Modelo de mortalidade do ingresso

A probabilidade anual de mortalidade por classe de diâmetro para as árvores ingressas, foi estimada a partir da regressão logística (Hamilton, 1986) (Tabela 4.2), ajustada em função de cada um dos índices de competição independentes da distância apresentados na Tabela 4.1. O ajuste foi realizado com os dados dos quatro primeiros períodos de monitoramento (2005-2006, 2006-2008, 2008-2010 e 2010-2012), utilizando o *software* Statistica 10.0 (Statsoft, 2010) e o algoritmo de Levenberg-Marquardt.

Tabela 4.2. Modelo utilizado para estimar a probabilidade de mortalidade por classe de diâmetro das árvores ingressas, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Modelo	Tipo/ Autor	Equação
$P(m) = \left(1 + \exp^{(\beta_0 + \beta_1 \cdot IC)}\right)^{-1} \cdot \varepsilon$	Logística (Hamilton, 1986)	(4)

Em que  $P(m)$  = probabilidade de mortalidade de cada árvore;  $exp$  = exponencial;  $IC$  = índice de competição;  $\beta_i$  = parâmetros dos modelos, com  $i$  variando de 0 a 1;  $\varepsilon$  = erro aleatório.

A  $Pm$  por indivíduo num dado período foi estimada pela equação gerada a partir de cada índice de competição e, em seguida, comparada com um número aleatório ( $Pa$ ) entre 0 e 1, conforme Pretzsch et al. (2002). A comparação entre  $Pm$  e  $Pa$  adotou o seguinte critério como regra de decisão: se  $Pm > Pa$ , a árvore morre, caso contrário, a árvore permanece viva (Castro et al., 2013).

Por se tratar de um processo aleatório, este procedimento foi repetido 30 vezes, visando obter uma tendência média da estimativa de mortalidade para cada período de projeção. Cabe destacar que, antes do emprego dessa metodologia, a regra de Pretzsch et al. (2002) foi aplicada aos dados observados de  $Pm$ , para avaliar sua eficiência para os dados em estudo.

A partir do número observado de árvores qualificadas como mortas e estimado pelo modelo, em cada período monitorado, foi aplicado o teste de Kolmogorov-Smirnov (Sokal e Rohlf, 1969) (Equação 5), para avaliar se as estimativas divergiam significativamente ou não dos dados observados. Todos os testes estatísticos foram realizados no *software* R (R Core Team, 2018).

$$dn = \text{Max}|F_o(x) - F_e(x)| \quad (5)$$

Em que  $dn$  é o valor calculado da estatística de K-S;  $F_o(x)$  é a frequência acumulada observada e  $F_e(x)$  é a frequência acumulada estimada.

A hipótese nula ( $H_0$ : as estimativas não diferem dos valores reais) é rejeitada para um valor calculado de  $dn$  maior que o valor tabelado, ao nível de 5% de significância.

### 2.3.3. Modelo de projeção do crescimento em área basal do ingresso

A projeção do crescimento em área basal foi realizada a partir do modelo linear (Tabela 4.3), adaptado de Tomé e Burkhart (1989) e ajustado em função da área basal inicial ( $G_I$ ), índice de competição ( $IC$ ) e do intervalo de tempo entre duas medições ( $t$ ), em anos.

O ajuste do modelo de crescimento em área basal foi realizado pelo *software* *Statistica* 10.0 (Statsoft, 2010), utilizando o método dos mínimos quadrados ordinários (MQO) e considerando quatro intervalos de tempo, ou seja, 2005-2006, 2006-2008, 2008-2010 e 2010-2012.

Tabela 4.3. Modelo utilizado para projetar o crescimento em área basal das árvores ingressas, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Modelo	Tipo/ Autor	Equação
$G_2 = \beta_0 + \beta_1 \cdot G_1 + \beta_2 \cdot IC + \beta_3 \cdot t + \varepsilon$	Linear/ adaptado de Tomé e Burkhart (1989)	(6)

Em que  $G_1$  = Área basal corrente;  $G_2$  = Área basal futura;  $IC$  = Índice de competição;  $\beta_i$  = parâmetros do modelo, com  $i$  variando de 0 a 3;  $t$  = intervalo de tempo entre duas medições (anos);  $\varepsilon$  = erro aleatório.

### 2.3.3.1. Avaliação das equações de projeção da área basal do ingresso

A qualidade do ajuste das equações de crescimento do ingresso utilizando cada um dos índices de competição independentes da distância apresentados na Tabela 4.1 foi avaliada com base no coeficiente de determinação ( $R^2$ ), na significância dos parâmetros do modelo e no erro padrão da estimativa ( $S_{yx}\%$ ) (Draper e Harry, 1998). Por outro lado, as estimativas da área basal individual do ingresso foram avaliadas pelo coeficiente de correlação ( $r_{yy}$ ) entre os valores estimados e observados das variáveis de interesse; pela raiz quadrada do erro médio ( $RQEM$ ); pela média das diferenças absolutas ( $MDA$ ) e pela análise gráfica de resíduos (dispersão dos valores observados e estimados, resíduos percentuais e histogramas de frequência dos resíduos), cujas relações funcionais encontram-se descritas em Özçelik et al. (2010) e Campos e Leite (2017).

### 2.3.3.2. Verificação das estimativas da equação selecionada para projetar a área basal do ingresso

Para averiguar a qualidade das estimativas geradas pela equação selecionada, foi realizada a projeção da área basal, em nível de árvore individual, no período de 2005 a 2012, considerando quatro intervalos de tempo (2005 a 2006; 2006 a 2008; 2008 a 2010 e 2010 a 2012). No cenário de verificação, considerou-se as ocorrências de mortalidade e ingresso exatamente iguais as observadas para cada período de medição. Esse procedimento faz com que os erros do modelo ajustado se propaguem de 2005 (início da projeção) até 2012 (final da projeção) e, com isso, a verificação atesta a acurácia da equação selecionada.

## 2.4. Modelagem do ingresso no ingresso

O ingresso em cada período analisado (2005-2006; 2006-2008; 2008-2010 e 2010-2012) foi estimado em função da área basal ( $\text{m}^2 \text{ ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ ), utilizando-se de um modelo não linear (Equação 7), proposto por Souza e Soares (2013), conforme descrito na Tabela 4.4. O modelo foi ajustado no *software* Statistica 10.0 (Statsoft, 2010), utilizando o algoritmo de Levenberg-Marquardt. Os indivíduos recrutados receberam um valor de DAP igual a 10,0 cm, por ser o diâmetro mínimo de inclusão no ingresso.

Tabela 4.4. Modelo utilizado para estimar o ingresso no ingresso após exploração de impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Modelo	$r_{\hat{y}y}$	Autor	Equação
$I = \exp^{3,4336-0,0312 \cdot AB} \cdot \varepsilon$	0,2204	(Souza e Soares, 2013)	(7)

Em que I = ingresso de árvores por hectare, por ano, no fim do período de crescimento; AB= área basal ( $\text{m}^2 \text{ ha}^{-1}$ );  $\varepsilon$  = erro aleatório.

## 2.5. Prognose do crescimento em área basal dos indivíduos recrutados, a partir da modelagem por Matriz de Transição

Como metodologia alternativa ao MAI, foi avaliada também a aplicabilidade da Matriz de Transição, na prognose do crescimento em área basal das árvores recrutadas. Neste caso, partindo-se dos dados de 2005 e 2006, projetou-se a distribuição diamétrica para os anos de 2006, 2008, 2010 e 2012. Árvores com  $10 \text{ cm} \leq DAP < 20 \text{ cm}$  foram distribuídas em classes de diâmetro, com amplitude de 2 cm, e, em seguida, as densidades foram prognosticadas para cada classe.

A Matriz de Transição foi gerada pela razão entre número de árvores presentes numa determinada classe de diâmetro, que morreu, mudou de classe ou permaneceu na mesma classe, durante um período de monitoramento, e o número de árvores presente na classe de diâmetro, no início do período monitorado (Buongiorno e Michie, 1980), ou seja:

$$G = \begin{matrix} & i_1 & i_2 & i_3 & i_4 & i_5 & \vdots & i_n \\ \begin{matrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ i_4 \\ i_5 \\ \vdots \\ i_n \end{matrix} & \begin{bmatrix} a_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ b_2 & a_2 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ c_3 & b_3 & a_3 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & c_4 & b_4 & a_4 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & c_5 & b_5 & a_5 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & c_n & b_n & a_n \\ m_1 & m_2 & m_3 & m_4 & m_5 & \cdots & m_n \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Em que  $G$  = matriz de probabilidade de transição;  $i_n$  =  $i$ -ésima classe de diâmetro;  $a_i, b_i, c_i$  = probabilidades de uma árvore viva permanecer na mesma classe diamétrica ( $a_i$ ), mudar para a classe diamétrica subsequente ( $b_i$ ), ou ainda, mudar duas classes diamétricas subsequentes ( $c_i$ );  $m_i$  = probabilidade de árvores morrerem no período estudado.

A partir da matriz  $G$  de probabilidade de transição, a projeção da estrutura diamétrica da floresta no tempo futuro foi obtida, conforme a Equação 8 (Buongiorno e Michie, 1980), dada por:

$$Y_{t+\Delta t} = G \cdot Y_{it} + I_{it} \quad (8)$$

Em que  $Y_{t+\Delta t}$  = número de árvores projetadas;  $G$  = probabilidade de transição por classe diamétrica;  $Y_{it}$  = número de árvores por classe de diâmetro no período atual;  $I_{it}$  = número de árvores ingressas ou recrutadas.

O recrutamento em cada período monitorado foi estimado pela Equação 7, desenvolvida por Souza e Soares, (2013), conforme item 2.5.

## 2.6. Avaliação das diferentes metodologias para a modelagem do ingresso

As estimativas de número de árvores por hectare, por classe de diâmetro, obtidas por MAI e por Matriz de Transição, para os quatro períodos monitorados (2005-2006; 2006-2008; 2008-2010 e 2010-2012), foram comparadas com os respectivos valores observados, a partir do teste de aderência de Kolmogorov Smirnov (K-S), ao nível de 5% de significância (Sokal e Rohlf, 1969), conforme Equação 5.

As estimativas do número de árvores por hectare utilizando o MAI foram obtidas utilizando o índice de competição e as equações de probabilidade de mortalidade e de crescimento em área basal, com melhor desempenho nas fases de ajuste e verificação. Por

envolver processos aleatórios no componente de mortalidade do ingresso, este procedimento foi realizado 30 vezes, sendo apresentado o valor médio das simulações e seus respectivos desvios-padrões.

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. Análise da mortalidade do ingresso pela regra de Pretzsch et al. (2002)

A eficiência da metodologia proposta por Pretzsch et al. (2002), como regra de decisão para qualificação da mortalidade dos indivíduos do ingresso, aplicada às probabilidades de mortalidades observadas, foi comprovada, já que, o número médio de árvores classificadas como mortas, após 30 repetições, foi de aproximadamente 45 árvores  $\pm 6$ , de um total de 47 árvores mortas observadas (Figura 4.2).

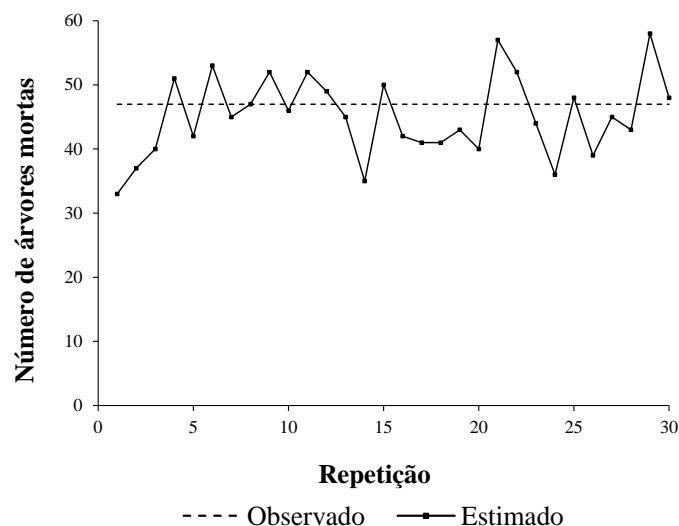


Figura 4.2. Estimativa do número de árvores mortas para o ingresso, aplicando a metodologia proposta por Pretzsch et al. (2002) aos dados observados, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

#### 3.2. Prognose do ingresso usando o modelo de árvore individual

##### 3.2.1. Estimativa da mortalidade do ingresso

A Tabela 4.5 apresenta os estimadores dos parâmetros do modelo logístico, utilizado para estimar a probabilidade de mortalidade do ingresso ( $P_m$ ), por classe de

diâmetro, em função de cada um dos índices de competição testados.

Tabela 4.5. Estimadores dos parâmetros do modelo logístico, ajustado em função dos índices de competição  $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ , em área de Floresta Ombrófila Densa, após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Modelo	IC	$\beta_0$	$\beta_1$
Logístico	$IID_1$	4,560826	-0,520300
Logístico	$IID_2$	4,422617	-0,703728
Logístico	$IID_{BAL}$	3,585347	0,039169

Em que  $IC$  = índice de competição;  $\beta_0$  e  $\beta_1$  = parâmetros dos modelos;  $IID_1$  = índice de competição de Glover e Holl (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (*Basal Area Larger in Trees*), são os índices de competição de Stage (1973).

A Figura 4.3 apresenta o número observado de árvores mortas (valores absolutos) e as probabilidades de mortalidade, estimadas pelo modelo logístico, por classe diamétrica, a partir dos índices de competição  $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ , considerando quatro períodos distintos de monitoramento, após EIR, ou seja, 2005-2006; 2006-2008; 2008-2010 e 2010-2012. Nota-se que as estimativas geradas pelas equações ajustadas, em função dos índices de competição, variaram muito pouco. No final do primeiro período monitorado (2005 a 2006), cerca de dois anos após a EIR, o modelo ajustado tende a subestimar o número de árvores mortas. Nesse período monitorado, o maior erro percentual ocorreu na classe de 11 cm (46,57%) e com a equação ajustada em função de  $IID_1$ . Por outro lado, no segundo período (2006 a 2008), o número estimado de árvores mortas aumentou em relação aos seus respectivos valores observados distribuídos em classes de diâmetro. A única exceção foi para o centro de classe de 18 cm, onde os valores estimados foram inferiores aos reais. O maior erro percentual foi registrado na classe de 15 cm (216,67%), ao utilizar a equação logística em função de  $IID_{BAL}$ .

De uma forma geral, no terceiro período (2008 a 2010), o número estimado de árvores mortas foi superior ao observado, principalmente nas primeiras classes de diâmetro. Tal fato ocorreu em função da redução do número de árvores mortas nessas classes. Nesse período, o maior erro ocorreu no centro de classe de 11 cm (293,33%), utilizando a equação ajustada com o  $IID_2$ . No período de 2010 a 2012, ou seja, cerca de oito anos após a EIR, os maiores erros percentuais (60%) ocorreram no centro de classe 13 cm, e com as equações ajustadas em função de  $IID_1$  e  $IID_2$ . Nesse período, as estimativas não apresentaram tendência marcante, mas, demonstraram comportamento similar aos valores observados.



Os resultados do teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S) indicaram não haver diferença significativa entre os valores reais e os estimados ( $p > 0,05$ ). Portanto, as projeções obtidas com o modelo logístico ajustados em função dos índices  $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ , são aderentes aos valores reais e adequadas para a prognose da mortalidade do ingresso da floresta manejada da Fazenda Rio Capim.

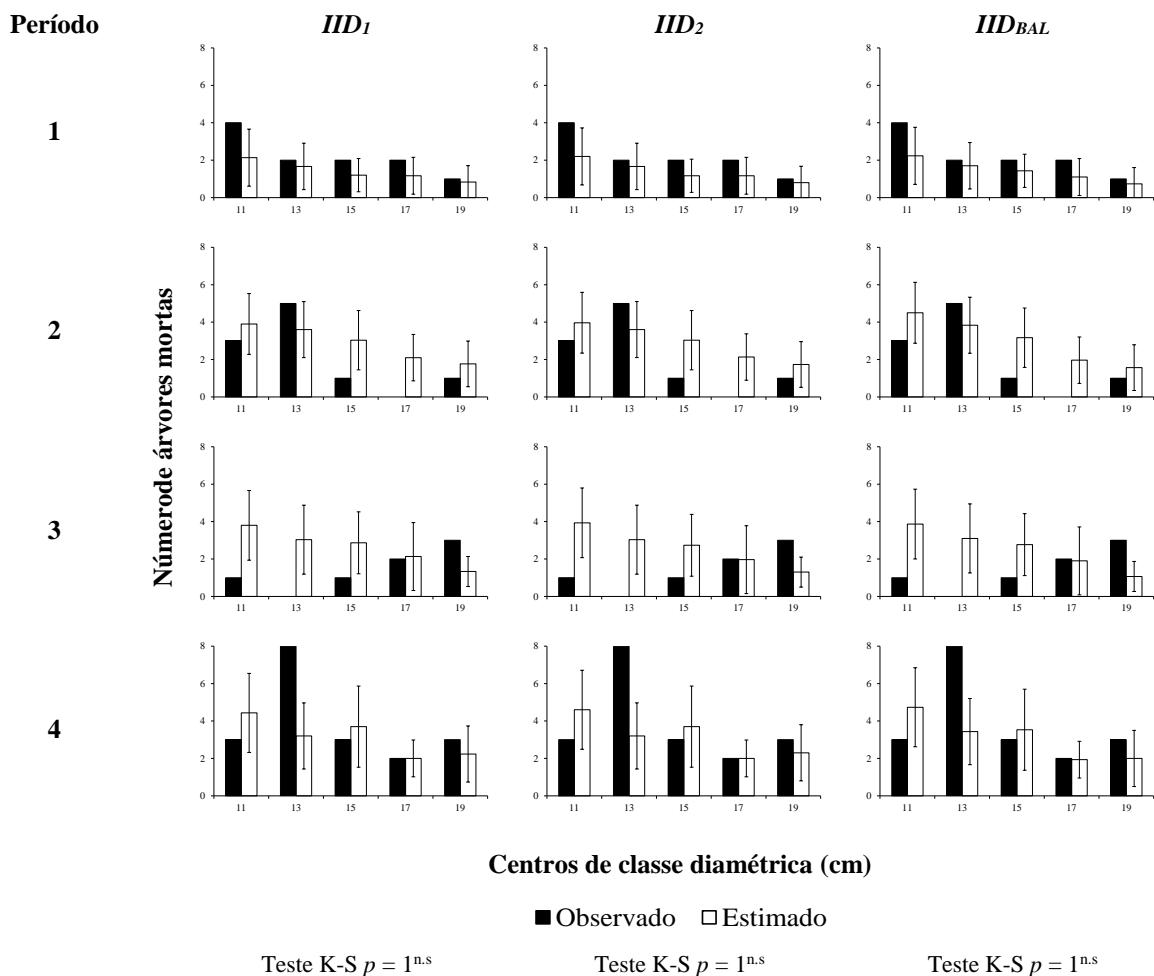


Figura 4.3. Número observado e estimado de árvores mortas, do ingresso, por classe de diâmetro, por índice de competição e por período monitorado, após EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil. Em que  $IID_1$  = índice de competição de Glover e Holl (1979) e  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (*Basal Area Larger*) são os índices de competição de Stage (1973). Barras representam os desvios-padrões. Período 1 (2005 a 2006); Período 2 (2006 a 2008); Período 3 (2008 a 2010) e Período 4 (2010 a 2012).

Os resultados do teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S) indicaram não haver diferença significativa entre os valores observados e os estimados ( $p > 0,05$ ) pelas três

equações ajustadas. Portanto, as projeções estimadas em função de cada índice de competição ( $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ ) são aderentes aos valores observados, e adequadas para a prognose da mortalidade do ingresso da floresta manejada da Fazenda Rio Capim. Contudo, apesar da similaridade existente entre as estimativas obtidas pelas equações, em função dos diferentes índices de competição, a equação ajustada em função do índice  $IID_{BAL}$  é a mais indicada para estimar a mortalidade do ingresso da AMF, da Fazenda Rio Capim, devido ao seu bom desempenho estatístico, e, também, a sua relativa simplicidade e facilidade de aplicação.

### 3.2.2. Estimativa do crescimento em área basal do ingresso

As equações ajustadas a partir do modelo linear, para a projeção da área basal do ingresso, em função dos índices de competição  $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ , apresentaram boas medidas de precisão, com valores de  $R^2$  superiores a 0,93 e de  $S_{xy}\%$  inferiores a 10% (Tabela 4.6).

Tabela 4.6. Estimativas dos parâmetros e estatísticas de qualidade de ajuste, do modelo linear/adaptado de Tomé e Burkhart (1989), para projeção da área basal futura do ingresso, após EIR, em uma área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Estimadores dos parâmetros do modelo							
Variável	Modelo	IC	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	
$G_2$	Linear	$IID_1$	-0,000056 <sup>n.s</sup>	1,032052*	0,000633 <sup>n.s</sup>	0,000195*	
$G_2$	Linear	$IID_2$	0,000156 <sup>n.s</sup>	1,024124*	0,001453*	0,000192*	
$G_2$	Linear	$IID_{BAL}$	0,000748*	1,043825*	-0,000039*	0,000217*	
Estatísticas de qualidade							
Variável	Modelo	IC	$R^2$	$S_{yx}$ (%)	$r_{\hat{y}y}$	RQEM (%)	MDA (%)
$G_2$	Linear	$IID_1$	0,9490	9,1714	0,9742	9,1629	5,7287
$G_2$	Linear	$IID_2$	0,9492	9,1570	0,9743	9,1485	5,7273
$G_2$	Linear	$IID_{BAL}$	0,9494	9,1265	0,9744	9,1180	5,7301

Em que IC = índice de competição;  $\beta_0$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  e  $\beta_3$  = parâmetros dos modelos;  $IID_1$  = índice de competição de Glover e Holl (1979);  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (*Basal Area Larger in trees*), são os índices de competição de Stage (1973), n.s = não significativo; \* = significativo ao nível de 5% pelo teste  $t$ .

De forma geral, as três equações ajustadas para estimar o crescimento em área basal do ingresso apresentaram estatísticas de qualidade de ajuste muito similares, embora, a equação ajustada em função de  $IID_{BAL}$  tenha apresentado estimativa levemente superior ( $RQEM = 9,12\%$  e  $r_{\hat{y}y} = 0,9744$ ). O estimador  $\beta_2$ , relacionado à variável índice de

competição (*IC*), não foi significativo na equação ajustada em função do  $IID_1$ , mas, foi significativo para as equações ajustadas em função de  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ , demonstrando, nesse caso, que a presença da variável competição contribui de forma significativa na estimativa da área basal futura.

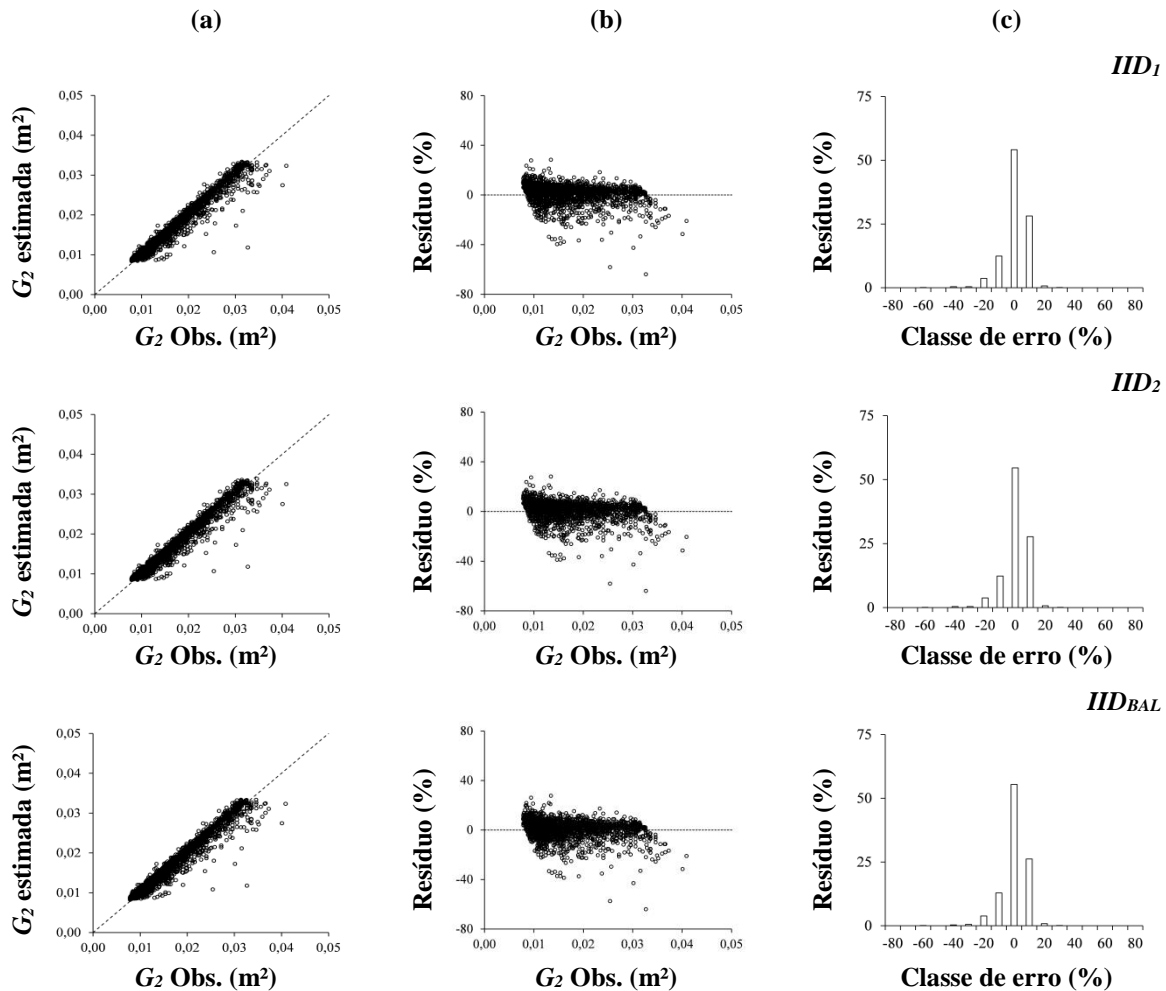


Figura 4.4. Gráficos de dispersão de valores estimados em relação aos observados (a), gráficos de resíduos percentuais (b) e histogramas de frequência dos erros (c), provenientes do ajuste do modelo linear para estimativa de área basal futura do ingresso, em área de Floresta Ombrófila Densa, após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979),  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de Stage (1973).

As estimativas de área basal variaram entre 0,0082 a 0,0409  $m^2$ , com valores estimados e observados tendendo a uma reta de 45 graus (Figura 4.4a). Os erros, em sua

maioria, não excederam  $\pm 30\%$  e maior parte dos resíduos se concentrou em torno do eixo zero (Figura 4.4b). Essa mesma tendência foi observada nos histogramas de frequência dos erros (Figura 4.4c), ou seja, a maioria das estimativas obtidas concentrou-se nas classes de 0% de erro (concentração superior a 50% das observações), com distribuição tendendo a uma curva normal, sugerindo que, para todos os casos, a pressuposição de normalidade dos erros foi atendida.

A Figura 4.5 apresenta a relação entre área basal estimada *versus* área basal observada, na fase de verificação das estimativas, considerando o ano de 2012 (último ano de projeção). De forma geral, as equações ajustadas em função de cada índice competição ( $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$ ) estimaram com precisão a área basal do ingresso, corroborando com os resultados obtidos na fase de ajuste (Figura 4.4).

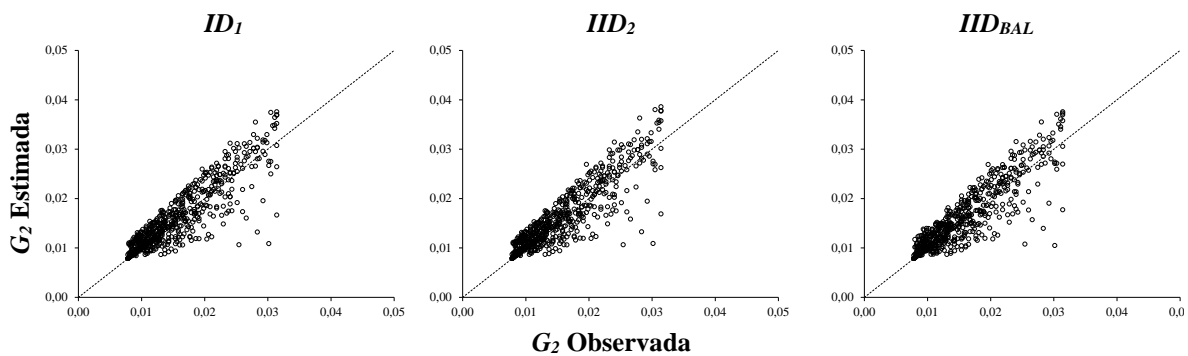


Figura 4.5. Verificação da relação entre área basal estimada pelo modelo linear, ajustado em função de cada índice de competição e área basal observada, para os dados referentes ao levantamento realizado em 2012, em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil, após EIR. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979),  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de Stage (1973).

Na fase de verificação, o teste de Kolmogorov-Smirnov não detectou diferença significativa entre as equações ajustadas para estimar a área basal futura do ingresso. A distribuição diamétrica prognosticada na fase de verificação para o ano de 2012 (Figura 4.6) é similar à distribuição observada ( $p > 0,05$ ), ou seja, as equações oriundas dos diferentes índices de competição conseguem estimar com precisão a variação da área basal do ingresso.

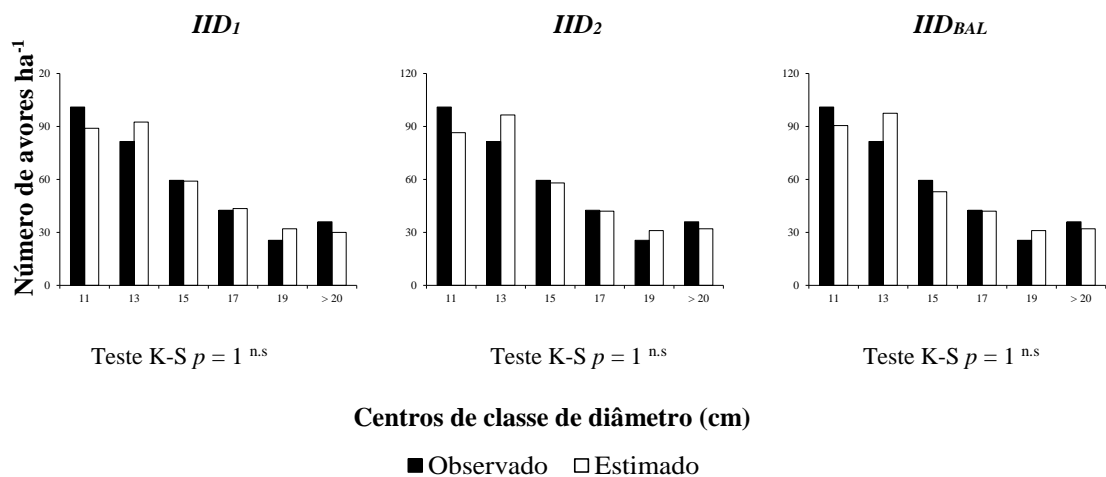


Figura 4.6. Distribuição diamétrica observada e estimada do número de árvores por hectare, para o modelo linear, referente ao levantamento de 2012, em área de Floresta Ombrófila Densa após EIR, no Município de Paragominas, PA, Brasil. Em que  $IID_1$  corresponde ao índice de competição de Glover e Hool (1979),  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  são os índices de Stage (1973).

Diante dos resultados encontrados, o modelo linear (Equação 4.6), ajustado em função do índice  $IID_{BAL}$ , foi o selecionado para estimar o crescimento em área basal do ingresso, por apresentar melhor desempenho estatístico e satisfatória distribuição dos resíduos.

### 3.2.3. Estimativa do ingresso do ingresso

O número de indivíduos que atingiu ou ultrapassou o diâmetro mínimo de inclusão ( $DAP = 10$  cm) em cada período monitorado, foi igual a 49 árvores entre 2005 e 2006; 39 árvores entre 2006 e 2008, 58 árvores entre 2008 e 2010 e 76 árvores entre 2010 e 2012. Observa-se, que no segundo período monitorado, após a EIR, ocorreu o menor ingresso de árvores na área.

Após o ajuste do modelo de ingresso do ingresso (Equação 4.7), foram estimados os seguintes valores para o ingresso na área, ou seja: 33 árvores entre 2005 e 2006; 66 árvores entre 2006 e 2008, 65 árvores entre 2008 e 2010 e 63 árvores entre 2010 e 2012.

### 3.3. Prognose do ingresso a partir da modelagem por matriz de transição

A Tabela 4.7 apresenta a matriz de probabilidade de transição G, obtida a partir dos

dados provenientes dos levantamentos de 2005 e 2006, com as proporções de árvores que, durante o período monitorado, permaneceram na mesma classe de diâmetro, avançaram uma ou mais classes e que morreram. No total, foram descritas 6 classes de diâmetro, sendo que a última classe, abrangeu todas as árvores com *DAP* igual ou superior a 20 cm.

Tabela 4.7. Matriz de probabilidade de transição, gerada a partir dos dados do primeiro período monitorado (2005 e 2006), após a EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Centro de classe de diâmetro (cm) (Ano: 2006)	Centro de classe de diâmetro (cm) (Ano: 2005)					
	11	13	15	17	19	≥ 20
11	0,81	0	0	0	0	0
13	0,16	0,77	0	0	0	0
15	0	0,22	0,81	0	0	0
17	0	0	0,16	0,76	0	0
19	0	0	0,01	0,21	0,73	0
≥20	0	0	0	0	0,26	1
<b>Árvores mortas</b>	<b>0,03</b>	<b>0,01</b>	<b>0,02</b>	<b>0,03</b>	<b>0,02</b>	<b>0</b>

A partir das probabilidades de transição da matriz G, foram obtidos os valores estimados de número de árvores por hectare projetados por classe de diâmetro ao longo do tempo. A Tabela 4.8 apresenta o número de árvores por hectare estimado por classe de diâmetro, obtido tanto pela modelagem por Matriz de Transição, bem como os respectivos valores estimados pelo MAI e os dados observados. Durante o período monitorado foram registradas 278 árvores ha<sup>-1</sup> em 2006; 292 árvores ha<sup>-1</sup> em 2008; 317,50 árvores ha<sup>-1</sup> em 2010 e 346 árvores ha<sup>-1</sup> em 2012. Como é possível observar, o número total de árvores apresentou tendência crescente até o último ano de avaliação.

A projeção da distribuição do número de árvores por hectare, em classes de diâmetro, gerada pelos dois tipos de modelagem testados, ou seja, Matriz de Transição e MAI, foi similar a estrutura registrada na floresta. No entanto, é possível observar que a projeção realizada pela Matriz de Transição subestima o número de árvores na floresta, com valores iguais a 2,89%, 0,08%, 1,63% e 4,18%, respectivamente, nos anos de 2006, 2008, 2010 e 2012. Por outro lado, o MAI, subestima os valores de densidade de indivíduos por hectare na ordem de 2,31% e 0,72% para os anos de 2006 e 2012 e superestima em 1,61% e 0,82% para os anos de 2008 e 2010 respectivamente. Nota-se que os valores projetados por ambos os métodos de modelagem foram bastante próximos da estrutura real da floresta, com uma leve superioridade do MAI, na prognose do número de

árvores total por hectare.

Tabela 4.8. Número de árvores por hectare por classe de diâmetro, observado e estimado pela modelagem por Matriz de Transição e por MAI para os anos de 2006, 2008, 2010 e 2012, após a EIR, em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Número de árvores por ha				
Ano	Centros de classe de DAP (cm)	Observado	Matriz de Transição	MAI
2006	11	80,50	77,95	79,10
	13	67,50	64,00	70,45
	15	56,00	54,50	45,70
	17	34,50	34,00	35,97
	19	31,00	31,14	30,55
	≥ 20	8,50	8,37	9,82
<b>Total</b>		<b>278,00</b>	<b>269,96</b>	<b>271,58</b>
2008	11	85,00	83,65	92,87
	13	68,00	58,04	73,43
	15	58,00	60,20	47,30
	17	37,00	35,97	35,30
	19	28,50	29,71	29,62
	≥ 20	15,50	24,17	18,17
<b>Total</b>		<b>292,00</b>	<b>291,75</b>	<b>296,69</b>
2010	11	94,50	86,59	106,68
	13	72,00	56,00	67,80
	15	60,00	62,10	52,75
	17	37,50	38,37	38,65
	19	29,50	29,83	28,27
	≥ 20	24,00	39,45	25,97
<b>Total</b>		<b>317,50</b>	<b>312,34</b>	<b>320,11</b>
2012	11	101,00	87,43	120,70
	13	81,50	55,56	72,15
	15	59,50	62,74	49,20
	17	42,50	40,18	39,50
	19	25,50	30,71	28,83
	≥ 20	36,00	54,92	33,12
<b>Total</b>		<b>346,00</b>	<b>331,54</b>	<b>343,50</b>

Ao analisar as projeções por classe de diâmetro, nas estimativas com o MAI, as maiores diferenças, ocorreram na classe de 15 cm, nos anos de 2006 e 2008, em que os valores estimados subestimaram os observados em até 18,39% e 18,44% respectivamente. Nos demais anos avaliados, maiores erros foram observados na classe de 11 cm, tendendo a superestimação do número de árvores por ha em até 12,88% em 2010 e 19,50% para o ano de 2012.

Na prognose por Matriz de Transição, é possível observar que, em 2006, o maior

erro de estimativa ocorreu na classe de 13 cm, ou seja, 5,19% menor que o valor real. Para os anos de 2008, 2010 e 2012, observa-se que as maiores diferenças entre a estrutura real e a projetada, ocorreram na classe  $\geq 20$  cm de diâmetro, que corresponde aos indivíduos que ingressaram no nível 1. Nesse caso, os valores estimados superestimaram os observados em 55,93% (em 2008), 64,38% (em 2010) e 52,55% (em 2012).

No geral, os dois métodos apresentaram tendência de subestimar e superestimar o número de árvores por hectare, por classe diamétrica. No entanto, o teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov não detectou diferenças significativas entre valores estimados e observados ( $p > 0,05$ ), para as quatro ocasiões de medição, indicando que as projeções por ambos os métodos não diferem dos valores reais.

#### 4. DISCUSSÃO

O número médio de árvores qualificadas como mortas, proveniente da média de 30 repetições, foi de 45 árvores  $\pm 6$ , de um total de 47 árvores mortas observadas (Figura 4.2). Esse resultado mostra que a regra de decisão proposta por Pretzsch et al. (2002) para qualificar a mortalidade do ingresso, é bastante eficiente, corroborando, com os resultados obtidos por Castro (2012), na qualificação da mortalidade de árvores individuais, em fragmento de Floresta Estacional Semidecidual e, por Martins (2011) e Castro et al. (2013), na qualificação da mortalidade em plantios homogêneos de eucalipto.

Por outro lado, as estimativas de  $P_m$  para o ingresso (Figura 4.3) tendem a subestimar a mortalidade observada no primeiro e segundo ano após a EIR (2005 e 2006, respectivamente). Nos demais anos monitorados, as estimativas não mostram qualquer padrão definido, apesar da aderência aos valores reais ( $p > 0,05$ ).

Segundo Eid e Tuhus (2001), um dos maiores desafios na modelagem da mortalidade é estimar, com precisão, a probabilidade de mortalidade, sobretudo, nos estágios iniciais e finais de crescimento. Este resultado corrobora com o observado por Vasconcelos et al. (2009) e Colpini et al. (2017), em seus estudos de modelagem de mortalidade em área de contato floresta ombrófila/floresta estacional no Mato Grosso e em floresta manejada na Amazônia Ocidental, respectivamente.

No presente estudo, o modelo de probabilidade de mortalidade apresentou baixo desempenho, o que já era esperado, pelo fato da mortalidade ser um evento aleatório (Reis et al., 2018a) e de difícil estimação (Bayat et al., 2019). O resultado encontrado justifica o



motivo pelo qual alguns trabalhos não incluem o componente de mortalidade no modelo completo de árvore individual, como recomendado para modelagem de florestas nativas (Rossi et al., 2007a).

Apesar da alta similaridade existente entre as estimativas geradas pelas equações ajustadas a partir do modelo de probabilidade de mortalidade, em função dos diferentes índices de competição testados (Figura 4.3), a equação utilizando o  $IID_{BAL}$  é a mais adequada para estimativa da mortalidade do ingresso da AMF da Fazenda Rio Capim, devido ao seu bom desempenho estatístico, bem como, sua relativa simplicidade e facilidade de aplicação.

O índice  $IID_{BAL}$  também foi empregado por Orellana et al. (2016), na construção de um modelo mortalidade de árvore individual, para floresta de Araucária no sul do Brasil. Yang e Huang (2013) também utilizaram a função logística, ajustada em função do índice  $IID_{BAL}$ , na modelagem da mortalidade e sobrevivência de povoamentos mistos em floresta boreal no Canadá, e verificaram que o modelo estimou satisfatoriamente a mortalidade do povoamento.

Quanto ao crescimento em área basal, as equações oriundas dos diferentes índices de competição testados, conseguiram estimar com precisão a variação da área basal para os indivíduos ingresso, proporcionando resíduos homocedásticos, valores estimados e observados tendendo a uma reta 1:1 e histogramas de frequência tendendo a uma curva normal, com média em zero (Figura 4.4), indicando que a pressuposição de normalidade dos erros foi atendida (Campos e Leite, 2017).

De forma complementar, os valores obtidos para a projeção da área basal na fase de verificação foram exatos, seguindo a tendência dos dados observados (Figuras 4.5). Além disso, não foram detectadas diferenças significativas entre as distribuições diamétricas observadas e estimadas ( $p > 0,05$ ), com os índices  $IID_1$ ,  $IID_2$  e  $IID_{BAL}$  (Figuras 4.4). Contudo, o modelo linear (Equação 6) ajustado em função do índice de competição  $IID_{BAL}$ , apresentou leve superioridade quanto as estatísticas de qualidade do ajuste (Tabela 4.6), sendo, portanto, o mais adequado para estimar o crescimento em área basal do indivíduos ingresso da AMF, da Fazenda Rio Capim.

O  $IID_{BAL}$  é um índice amplamente utilizado na avaliação do crescimento em florestas equiâneas e inequiâneas de todo o mundo, sendo utilizado com sucesso em Floresta de Araucária no Sul do Brasil (Orellana et al., 2016), em povoamentos mistos e tropicais, em florestas da Áustria e da Espanha (Sánchez-González et al., 2006), em

povoamentos de *Pinus brutia* Tem., na Turquia (Kahriman et al., 2018), além de floresta manejada na Amazônia (Vatrás et al., 2018). Trata-se de um índice de aplicação relativamente simples, uma vez que não necessita de informações espaciais de cada árvore (Monserud e Sterba, 1999).

A Matriz de Transição é a técnica mais empregada para prognose da estrutura diamétrica em florestas da Amazônia (Souza et al., 2014), por ser uma forma simples de sintetizar o que ocorre na vegetação, utilizando apenas dados de diâmetro de duas amostragens sucessivas (Stepka et al., 2010). Neste estudo, as projeções por classe de diâmetro (Tabela 4.7), geradas pela Matriz de Transição, mostraram-se pouco eficientes para estimar o número de árvores com  $DAP \geq 20$  cm (Tabela 4.8), já que os valores estimados em sua maioria foram maiores que os reais. As diferenças entre os valores observados e estimados aumentaram de 1,52% no ano de 2006 para 52,55% no último ano de projeção (2012). Resultados semelhantes também foram observados por Dalla Lana et al. (2015), numa floresta ombrófila mista no Sul do Brasil e por Villanova et al. (2018), numa floresta Estacional Semidecidual no Bioma Mata Atlântica.

Reis et al. (2018b), ao utilizarem a modelagem por Matriz de Transição para projeção do crescimento de florestas submetidas à exploração florestal, também verificaram que quanto maior o tempo de projeção maior o erro nas estimativas, principalmente pelo longo processo de regeneração da floresta colhida e pelas mudanças que ocorrem na estrutura diamétrica, como a mudança na composição florística e no padrão de crescimento das árvores. Esses autores destacam ainda que, é possível, a cada período, atualizar a Matriz de Transição a partir de dados de inventário com parcelas permanentes, e, projetar curtos períodos, aumentando a exatidão das estimativas.

O número total de árvores durante o período monitorado (2006 e 2012) aumentou de 278 para 346 árvores  $ha^{-1}$  (Tabela 4.8), e isto é explicado, principalmente, pelo fato do ingresso ter sido maior que a mortalidade. Esse mesmo padrão foi observado por Oliveira et al. (2019), numa pesquisa realizada na mesma área do presente estudo. É provável que tais resultados tenham ocorrido devido ao efeito da extração seletiva realizada na área, que causa a abertura do dossel e, conseqüentemente, aumenta a entrada de luz no sub-bosque da floresta, diminuindo a competição e favorecendo o crescimento da regeneração natural (Vatrás et al., 2016; Oliveira et al., 2019; Reis et al., 2019).

Os resultados das projeções pelo MAI e pela Matriz de Transição apresentam valores totais por hectare muito próximos aos reais ( $p > 0,05$ ), contudo, o MAI apresenta

algumas vantagens em relação à Matriz de Transição, como a flexibilidade, a possibilidade de analisar inúmeras variáveis para caracterizar o crescimento e o fornecimento de resultados detalhados, de acordo com a necessidade da pesquisa (Weiskittel et al., 2011). Diante desses benefícios, alguns autores têm utilizado essa técnica para descrever e conhecer os fatores que mais influenciam na dinâmica de florestas tropicais (Cunha et al., 2013; Costa et al., 2016; Zimmermann et al., 2016).

Analisando as projeções por classe de diâmetro (Tabela 4.8), é possível observar que as maiores diferenças entre valores observados e estimados pelo MAI ocorrem no menor centro de classe de diâmetro (11 cm). Tais diferenças são comuns, já que a dinâmica é mais acentuada nas menores classes diamétricas, fazendo com que os modelos tenham mais dificuldade em acompanhar os dados observados (Ebling et al., 2013; Dalla Lana et al., 2015; Longhi et al., 2017). Além disso, esse viés pode ocorrer em função de outros fatores que podem prejudicar a modelagem. Para Reis et al. (2019), o viés encontrado se deve à grande dificuldade em quantificar o ingresso de árvores individuais em florestas manejadas, com diferentes mosaicos de regeneração (floresta madura, floresta em construção e clareiras). Zhang et al. (2012) e Xiang et al. (2016) destacam que o ingresso é um processo altamente estocástico ao longo do tempo. Rivett et al. (2016) consideram que tais diferenças se devem a elevada biodiversidade da área que proporciona grande variabilidade de estratégias de ingresso, como por exemplo, a existência de espécies que se regeneram por meio de banco de sementes ou banco de plântulas.

O teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov, não detectou diferença significativa, entre as distribuições diamétricas observadas e estimadas ( $p > 0,05$ ) por ambas as técnicas de modelagem. No entanto, pelo fato das projeções obtidas pela Matriz de Transição terem como base os dados provenientes de duas medições apenas, sua aplicação deve ser feita com cautela, já que, possíveis mudanças no padrão de crescimento da floresta não seriam contempladas (Stepka et al., 2010). Além disso, como as estimativas se restringem ao nível de classes diamétricas ou povoamento, este método não é capaz de oferecer entendimento suficiente em nível de árvore individual, espécie ou grupo de espécies (Castro, 2012).

Alguns trabalhos que projetaram a distribuição diamétrica com base na modelagem por Matriz de Transição, na Floresta Amazônica e na Mata Atlântica, concluíram que as estruturas diamétricas observadas e projetadas não diferiram significativamente entre si (Souza et al., 2014; Ebling et al., 2014; Longhi et al., 2017). Porém, esses estudos utilizaram períodos curtos de tempo, servindo, portanto, apenas para o planejamento num

curto prazo (Reis et al., 2018c). Se o objetivo desses estudos fossem projetar as distribuições diamétricas para um ciclo de corte completo, de 30 anos, por exemplo, tais projeções seriam obtidas por interpolação e, certamente, esse artifício matemático poderia resultar em estimativas imprecisas, pois, a lógica da proporcionalidade poderia não ocorrer, em virtude dos períodos de crescimento diferenciados ao longo do ano (Soares et al., 2009).

Diferentemente das Matrizes de Transição, os modelos em nível de árvore individual oferecem maior detalhamento das informações acerca da produção e dinâmica das florestas. Além disso, nesses modelos, as projeções não contemplam apenas as alterações obtidas em um único período, mas sim, alterações de vários períodos, como é o caso deste estudo que utilizou quatro períodos distintos (2005-2006; 2006-2008; 2008-2010; 2010-2012). Portanto, os resultados obtidos pela MAI se aproximam mais da complexidade do ecossistema de florestas inequiduais, além de ser sensível a intervenções antrópicas (Reis et al., 2016), constituindo-se numa importante ferramenta do manejo de florestas nativas, principalmente como guia para determinar ciclos de corte e intensidades de corte na Amazônia (Osazuwa-Peters et al., 2015), bem como, como ferramenta para o planejamento da conservação de ecossistemas tropicais manejados.

## 5. CONCLUSÕES

A regressão logística ajustada com o índice  $IID_{BAL}$ , estima de forma mais precisa a mortalidade do ingresso de árvores individuais após EIR na AMF da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará, Brasil;

O modelo linear ajustado com o índice  $IID_{BAL}$ , permite a obtenção de estimativas mais precisas para o crescimento em área basal de árvores individuais do ingresso após EIR na AMF da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará, Brasil;

O ingresso de árvores após a colheita florestal pode ser estimado com eficiência empregando Modelagem em nível de Árvore Individual e modelagem por Matriz de Transição. Com isso, esses estudos podem ser de grande contribuição para o manejo de florestas tropicais, auxiliando na determinação do ciclo de corte ou mostrando as tendências que a floresta de hoje apresentará no futuro.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adame, P., Del Río, M., Cañellas, I., 2010. Modeling individual-tree mortality in Pyrenean oak (*Quercus pyrenaica* Willd.) stands. **Ann. For. Sci.** 67. <https://doi.org/10.1051/forest/2010046>
- Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., De Moraes Gonçalves, J.L., Sparovek, G., 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorol. Zeitschrift.** 22, 711–728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>
- Alho, C. J. R. 2012. Importância da biodiversidade para a saúde humana: uma perspectiva ecológica. **Estud. av.** 26, 151-166. <https://doi.org/10.1590/S0103-40142012000100011>
- Andrade, V.H.F., Machado, S. do A., Figueiredo Filho, A., Botosso, P.C., Miranda, B.P., Schöngart, J., 2019. Growth models for two commercial tree species in upland forests of the Southern Brazilian Amazon. **For. Ecol. Manage.** 438, 215–223. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.02.030>
- Bayat, M., Ghorbanpour, M., Zare, R., Jaafari, A., Thai Pham, B., 2019. Application of artificial neural networks for predicting tree survival and mortality in the Hyrcanian forest of Iran. **Comput. Electron. Agric.** 164, 104929. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104929>
- Bertini, G., Ferretti, F., Fabbio, G., Raddi, S., Magnani, F., 2019. Quantifying tree and volume mortality in Italian forests. **For. Ecol. Manage.** 444, 42–49. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2019.04.006>
- Branch, F., Conservation, M., Sciences, E., 2012. Modeling individual tree mortality rates using marginal and random effects regression models. **Nat. Resour. Model.** 26, 131–153.
- Brandl, S., Paul, C., Knoke, T., Falk, W., 2020. The influence of climate and management on survival probability for Germany's most important tree species. **For. Ecol. Manage.** 458, 117652. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2019.117652>
- Buongiorno, J., Michie, B.R., 1980. A matrix model of unevenaged forest management. **For. Sci.** 26, 609–625. <https://doi.org/https://doi.org/10.1093/forestscience/26.4.609>
- Campos, J.C.C., Leite, H.G., 2017. **Mensuração Florestal: Perguntas e respostas.** 5<sup>a</sup>. ed. Viçosa.
- Castro, R.V.O. 2012. **Modelagem de árvore individual para uma Floresta Estacional Semidecidual utilizando redes neurais.** 105 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.
- Castro, R.V.O., Soares, C.P.B., Leite, H.G., Agostinho Lopes de Souza, Fabrina Bolzan Martins, Gilciano Saraiva Nogueira, M.L.R. de O., 2015. Artificial Neural Networks Effectiveness to Estimate Mortality in a Semi-Deciduous Seasonal Forest. **Aust. J. Basic Appl. Sci.** 9, 435–444.
- Castro, R.V.O., Soares, C.P.B., Martins, F.B., Leite, H.G., 2013. Crescimento e produção de plantios comerciais de eucalipto estimados por duas categorias de modelos. **Pesqui.**

**Agropecu. Bras.** 48, 287–295. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2013000300007>

Chase, M.W., Christenhusz, M.J.M., Fay, M.F., Byng, J.W., Judd, W.S., Soltis, D.E., Mabberley, D.J., Sennikov, A.N., Soltis, P.S., Stevens, P.F., Briggs, B., Brockington, S., Chautems, A., Clark, J.C., Conran, J., Haston, E., Möller, M., Moore, M., Olmstead, R., Perret, M., Skog, L., Smith, J., Tank, D., Vorontsova, M., Weber, A., 2016. An update of the Angiosperm Phylogeny Group classification for the orders and families of flowering plants: APG IV. **Bot. J. Linn. Soc.** 181, 1–20. <https://doi.org/10.1111/boj.12385>

Colpini, C., Silva, V.S.M. e, Soares, T.S., 2017. Prognose da estrutura diamétrica e da produção de uma floresta de contato ombrófila aberta/estacional. **Adv. For. Sci.** 4, 147–150.

Costa, E.A., Finger, C.A.G., Hess, A.F., 2016. Modelagem do incremento em área transversal de árvores de crescimento livre de *Araucaria angustifolia*. **Rev. Bras. Biometria.** 34, 522–532.

Costa Neto, F., Couto, L., Ramalho, R. da S., Gomes, J.M., 1991. Subsídios técnicos para um plano de manejo sustentados em áreas de cerrado. **Rev. Arvore.** 15, 241–256.

Crecente-Campo, F., Marshall, P., Rodríguez-Soalleiro, R., 2009. Modeling non-catastrophic individual-tree mortality for *Pinus radiata* plantations in northwestern Spain. **For. Ecol. Manage.** 257, 1542–1550. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2009.01.007>

Cunha, T.A. da, Finger, C.A.G., Hasenauer, H., 2016. Tree basal area increment models for *Cedrela*, *Amburana*, *Copaifera* and *Swietenia* growing in the Amazon rain forests. **For. Ecol. Manage.** 365, 174–183. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.12.031>

Cunha, T.A. da, Finger, C.A.G., Schneider, P.R., 2013. Linear mixed model to describe the basal area increment for individual cedro (*Cedrela odorata* L.) trees in occidental Amazon, Brazil. **Cienc. Florest.** 23, 461–470.

Dalla Lana, M., Péllico Netto, S., Dalla Corte, A.P., Sanquetta, C.R., Ebling, A.A., 2015. Prognose da Estrutura Diamétrica em Floresta Ombrófila Mista Prognosis of Diameter Structure in a Mixed Ombrophylous Forest. **Rev. Floresta e Ambient.** 22, 71–78. <https://doi.org/10.1590/2179-8087.072914>

Avila, A.L. de, Schwartz, G., Ruschel, A.R., Lopes, J. do C., Silva, J.N.M., Carvalho, J.O.P. de, Dormann, C.F., Mazzei, L., Soares, M.H.M., Bauhus, J., 2017. Recruitment, growth and recovery of commercial tree species over 30 years following logging and thinning in a tropical rain forest. **For. Ecol. Manage.** 385, 225–235. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.11.039>

Azevedo, C.P. de, Sanquetta, C.R., Silva, J.N.M., Machado, S.A., Souza, C.R., De Oliveira, M.M., 2008. Simulação de estratégias de manejo florestal na Amazônia com o uso do modelo SYMFOR. **Acta Amaz.** 38, 51–69. <https://doi.org/10.1590/S0044-59672008000100007>

Carvalho, A.L. de, d'Oliveira, M.V.N., Putz, F.E., de Oliveira, L.C., 2017. Natural regeneration of trees in selectively logged forest in western Amazonia. **For. Ecol. Manage.** 392, 36–44. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.02.049>

Dionisio, L.F.S., Schwartz, G., Mazzei, L., Lopes, J. do C., Santos, G.G.A. dos, Oliveira, F. de A., 2017. Mortality of stocking commercial trees after reduced impact logging in eastern Amazonia. **For. Ecol. Manage.** 401, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.06.060>

Dobbertin, M., Biging, G.S., 1998. Using the non-parametric classifier CART to model forest tree mortality. **For. Sci.** 44, 507–516. <https://doi.org/10.1093/forestscience/44.4.507>

Draper, N.R., Harry, S., 1998. **Applied regression analysis**. 3<sup>a</sup>. ed. New York.

Ebling, A.A., Netto, S.P., Watzlawick, L.F., de Miranda, R.O.V., Abrão, S.F., 2013. Ecologia e projeção diamétrica de três grupos arbóreos em remanescente de floresta ombrófila mista em São Francisco de Paula, RS. **Floresta**. 43, 261–270. <https://doi.org/10.5380/RF.V43I2.28604>

Ebling, A.A., Pelissari, A.L., Abrão, S.F., Bamberg, R., 2014. Prognose da estrutura diamétrica de remanescente de floresta com Araucária utilizando a função densidade de probabilidade Weibull. **Rev. Agroambiente**. 8, 112–118. <https://doi.org/10.18227/1982-8470ragro.v8i1.1278>

Eid, T., Tuhus, E., 2001. Models for individual tree mortality in Norway. **For. Ecol. Manage.** 154, 69–84. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(00\)00634-4](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(00)00634-4)

Glover, G.R., Hool, J.N., 1979. A Basal Area Ratio Predictor of Loblolly Pine Plantation Mortality. **For. Sci.** 25, 275–282. <https://doi.org/https://doi.org/10.1093/forestscience/25.2.275>

Gourlet-Fleury, S., Cornu, G., Jéssel, S., Dessard, H., Jourget, J.G., Blanc, L., Picard, N., 2005. Using models to predict recovery and assess tree species vulnerability in logged tropical forests: A case study from French Guiana. **For. Ecol. Manage.** 209, 69–85. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2005.01.010>

Hamilton, D.A., 1986. A Logistic Model of Mortality in Thinned and Unthinned Mixed Conifer Stands of Northern Idaho. **For. Sci.** 32, 989–1000. <https://doi.org/10.1093/forestscience/32.4.989>

Hatami, N., Lohmander, P., Moayeri, M.H., Limaie, S.M., 2018. A basal area increment model for individual trees in mixed continuous cover forests in Iranian Caspian forests. **J. For. Res.** <https://doi.org/10.1007/s11676-018-0862-8>

IBGE, 2012. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Manual Técnico da Vegetação Brasileira**. 2<sup>a</sup>. ed. Rio de Janeiro.

Kahriman, A., Şahin, A., Sönmez, T., Yavuz, M., 2018. A novel approach to selecting a competition index: the effect of competition on individual tree diameter growth of *Calabrian pine*. **Can. J. For. Res.** 48, 1217–1226. <https://doi.org/https://doi.org/10.1139/cjfr-2018-0092>

Longhi, R.V., Schneider, P.R., De Souza, E.L.D.F., Dos Santos Lisboa, G., 2017. Projeção da distribuição diamétrica em floresta com araucária explorada seletivamente no Sul do Brasil. **Rev. Bras. Ciências Agrar.** 12, 210–219.

<https://doi.org/10.5039/agraria.v12i2a5437>

Ma, Z., Peng, C., Li, W., Zhu, Q., Wang, W., Song, X., Liu, J., 2013. Modeling individual tree mortality rates using marginal and random effects regression models. **Nat. Resour. Model.** 26, 131–153. <https://doi.org/10.1111/j.1939-7445.2012.00124.x>

Machado, S., Cysneiros, V., Nascimento, R.G., Martins, A., Schmidt, L., 2017. Projeção da estrutura diamétrica de grupos ecológicos em uma floresta ombrófila mista. **Floresta e Ambient.** 24, 83–98. <https://doi.org/10.1590/2179-8087.001216>

Maciel, M. de N.M., Bastos, P.C. de O., Carvalho, J.O.P. de, Watrin, O. dos S., 2009. Uso de imagens orbitais na estimativa de parâmetros estruturais de uma floresta primária no município de Paragominas, Estado do Pará. **Rev. Ciências Agrárias.** 52, 159–178.

Martins, F.B., 2011. **Modelagem de crescimento em nível de árvore individual para plantios comerciais de Eucalipto.** 143 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.

Mazzei, L., Sist, P., Ruschel, A., Putz, F.E., Marco, P., Pena, W., Ferreira, J.E.R., 2010. Above-ground biomass dynamics after reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 259, 367–373. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.10.031>

Mews, H. A., Marimon, B, S., Pinto, J. R. R., Silvério, D. V. 2011. Dinâmica estrutural da comunidade lenhosa em Floresta Estacional Semidecidual na transição Cerrado-Floresta Amazônica, Mato Grosso, Brasil. **Acta Bot. Bras.** 25, 845-857. <https://doi.org/10.1590/S0102-33062011000400011>

Miranda, R.O.V. De, Filho, A.F., Machado, S.A., 2017. Modelling mortality in Pinus taeda L. stands. **Sci. For.** 45, 435–444. <https://doi.org/10.18671/scifor.v45n115.02>

MOBOT, 2015. **Missouri Botanical Garden.** Disponível em <<http://www.mobot.org/MOBOT>>. Acesso em 22 de janeiro de 2020.

Mohammadi, Z., Mohammadi Limaiei, S., Lohmander, P., Olsson, L., 2018. Estimation of a basal area growth model for individual trees in uneven-aged Caspian mixed species forests. **J. For. Res.** 29, 1205–1214. <https://doi.org/10.1007/s11676-017-0556-7>

Monserud, R.A., Sterba, H., 1999. Modeling individual tree mortality for Austrian forest species. **For. Ecol. Manage.** 113, 109–123. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(98\)00419-8](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(98)00419-8)

Muhairwe, C.K., 2003. **Biometric Models, Resource and Conservation Assessment Council.** 5<sup>a</sup> ed. 46 p.

Oliveira, E.K.B. de, Rezende, A.V., Freitas, L.J.M. de, Júnior, L.S.M., Barros, Q.S., Costa, L.S. da, 2019. Monitoramento da estrutura e caracterização ecológica em floresta tropical manejada na Amazônia Brasileira. **Rev. Bras. Ciências Agrárias.** 14, 1–12. <https://doi.org/10.5039/agraria.v14i4a6867>

Oliver, C. D., Larson, B. C. 1990. Forest stand dynamics. New York, Estados Unidos: McGraw Hill.



Orellana, E., Filho, A.F., Netto, S.P., Vanclay, J.K., 2016. A distance-independent individual-tree growth model to simulate management regimes in native Araucaria forests. **J. For. Res.** 22, 30–35. <https://doi.org/10.1080/13416979.2016.1258961>

Osazuwa-Peters, O.L., Jiménez, I., Oberle, B., Chapman, C.A., Zanne, A.E., 2015. Selective logging: Do rates of forest turnover in stems, species composition and functional traits decrease with time since disturbance? - A 45 year perspective. **For. Ecol. Manage.** 357, 10–21. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.08.002>

Özçelik, R., Diamantopoulou, M.J., Brooks, J.R., Wiant, H. V., 2010. Estimating tree bole volume using artificial neural network models for four species in Turkey. **J. Environ. Manage.** 91, 742–753. <https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2009.10.002>

Pokharel, B., Dech, J.P., 2012. Mixed-effects basal area increment models for tree species in the boreal forest of Ontario, Canada using an ecological land classification approach to incorporate site effects. **Forestry.** 85, 255–270. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpr070>

Pretzsch, H., Biber, P., Ďurský, J., 2002. The single tree-based stand simulator SILVA: Construction, application and evaluation. **For. Ecol. Manage.** [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(02\)00047-6](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00047-6)

Pulz, F., Scolforo, J., Oliveira, A., Mello, J., Oliveira Filho, A., 1999. Acuracidade da predição da distribuição diamétrica de uma floresta inequiana com a matriz de transição. **Cerne.** 1–14.

R Development Core Team. 2018. **R: a language and environment for statistical computin.** Vienna: R Foundation for Statistical Computing; Disponível em <<http://www.R-project.org>>. Acesado em 10 de Janeiro de 2020.

Reis, L.P., De Souza, A.L., Dos Reis Reis, P.C.M., Mazzei, L., Leite, H.G., Soares, C.P.B., Torres, C.M.M.E., Da Silva, L.F., Ruschel, A.R., Rêgo, L.J.S., 2019. Modeling of tree recruitment by artificial neural networks after wood harvesting in a forest in eastern amazon rain forest. **Cienc. Florest.** 29, 583–594. <https://doi.org/10.5902/1980509825808>

Reis, L.P., de Souza, A.L., dos Reis, P.C.M., Mazzei, L., Soares, C.P.B., Miquelino Eleto Torres, C.M., da Silva, L.F., Ruschel, A.R., Rêgo, L.J.S., Leite, H.G., 2018a. Estimation of mortality and survival of individual trees after harvesting wood using artificial neural networks in the amazon rain forest. **Ecol. Eng.** 112, 140–147. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2017.12.014>

Reis, L.P., Miquelino, C.M., Torres, E., Lopes De Souza, A., Mazzei De Freitas, L.J., Marques, P.C., Reis, R., Fernandes, L.D.S., Leite, R.V., 2018b. Prognose da distribuição diamétrica por Matriz de Transição em floresta após colheita no leste da Amazônia. **Ciência Florest.** 28, 715–724. <https://doi.org/10.5902/1980509832083>

Reis, L.P., Souza, A.L. de, Reis, P.C.M. dos R., Mazzei, L., Binoti, D.H.B., Leite, H.G., 2018c. Prognose da distribuição diamétrica na Amazônia utilizando redes neurais artificiais e autômatos celulares. **Floresta.** 48, 93–102. <https://doi.org/10.5380/rf.v48>

Reis, L.P., de Souza, A.L., Mazzei, L., dos Reis, P.C.M., Leite, H.G., Soares, C.P.B., Torres, C.M.M.E., da Silva, L.F., Ruschel, A.R., 2016. Prognosis on the diameter of

individual trees on the eastern region of the amazon using artificial neural networks. **For. Ecol. Manage.** 382, 161–167. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.10.022>

Rezende, A.V., 2002. **Diversidade, estrutura, dinâmica e prognose do crescimento de um Cerrado *Sensu stricto* submetido a diferentes distúrbios por desmatamento.** 229 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba.

Rivett, S.L., Bicknell, J.E., Davies, Z.G., 2016. Effect of reduced-impact logging on seedling recruitment in a neotropical forest. **For. Ecol. Manage.** 367, 71–79. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2016.02.022>

Rocha, S.J.S.S. da, Torres, C.M.M.E., Laércio Antônio Gonçalves Jacovine, Leite, H.G., Gelcer, E.M., Neves, K.M., Schettini, B.L.S., Villanova, P.H., Silva, L.F. da, Reis, L.P., Zanuncio, J.C., 2018. Artificial neural networks: Modeling tree survival and mortality in the Atlantic Forest biome in Brazil. **Sci. Total Environ.** 645, 655–661. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.07.123>

Rossi, L.M.B., Koehler, H.S., Arce, J.E., Sanquetta, C.R., 2007a. Modelagem de recrutamento em florestas. **Floresta.** 37, 453–467. <https://doi.org/10.5380/rf.v37i3.9942>

Rossi, L.M.B., Koehler, H.S., Sanquetta, C.R., Arce, J.E., 2007b. Modelagem de mortalidade em florestas naturais. **Floresta.** 37, 275–291. <https://doi.org/10.5380/rf.v37i2.8656>

Sánchez-González, M., Río, M. del, Cañellas, I., Montero, G., 2006. Distance independent tree diameter growth model for cork oak stands. **For. Ecol. Manage.** 225, 262–270. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2006.01.002>

Sharma, R.P., Vacek, Z., Vacek, S., Kučera, M., 2019. Modelling individual tree height–diameter relationships for multi-layered and multi-species forests in central Europe. **Trees - Struct. Funct.** 33, 103–119. <https://doi.org/10.1007/s00468-018-1762-4>

Sist, P., Ferreira, F.N., 2007. Sustainability of reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 243, 199–209. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2007.02.014>

Soares, C.P.B., Demolinari, R. de A., Leite, H.G., de Souza, A.L., 2009. Predição do crescimento em povoamentos clonais de eucalipto não desbastados utilizando matrizes de transição não estacionárias. **Rev. Arvore.** 33, 831–840. <https://doi.org/10.1590/s0100-67622009000500006>

Sokal, R.R., Rohlf, F.J., 1969. **Biometry: The Principles and Practice of Statistics in Biological Research.** 4<sup>a</sup> ed. San Francisco. <https://doi.org/10.2307/2343822>

Souza, A.L. de, Soares, C.P.B., 2013. **Florestas Nativas: Estrutura, dinâmica e manejo.** 1<sup>a</sup> ed. Viçosa, UFV, 322 p.

Souza, C.R. de, Azevedo, C.P. De, Marcelo, L., Rossi, B., 2014. Projection of diametric distribution and carbon stock of a managed forest in Manaus/AM 525–534.

Stage, A.R., 1973. **Prognosis model for stand development.** *Progn. Model stand Dev.* / 31. <https://doi.org/10.5962/bhl.title.69018>

Statsoft, 2010. **Statistica (data analysis software system), version 10**. 2010. Disponível em: <<http://www.statsoft.com.br>> Acesso em 28 de dezembro de 2019.

Stepka, T.F., Dias, A.N., Figueiredo Filho, A., Machado, S. do A., Sawczuk, A.R., 2010. Prognose da estrutura diamétrica de uma Floresta Ombrófila Mista com os métodos razão de movimentos e matriz de transição. **Pesqui. Florest. Bras.** 30, 327–335. <https://doi.org/10.4336/2010.pfb.30.64.327>

Teixeira, L.M., Chambers, J.Q., Silva, A.R., Lima, A.J.N., Carneiro, V.M.C., Dos Santos, J., Higuchi, N., 2007. Projeção da dinâmica da floresta natural de Terra-firme, região de Manaus-AM, com o uso da cadeia de transição probabilística de Markov. **Acta Amaz.** 37, 377–384. <https://doi.org/10.1590/S0044-59672007000300009>

Tenzin, J., Tenzin, K., Hasenauer, H., 2017. Individual tree basal area increment models for broadleaved forests in Bhutan. **Forestry.** 90, 367–380. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpw065>

Tomé, M., Burkhart, H.E., 1989. Distance-Dependent Competition Measures for Predicting Growth of Individual Trees. **For. Sci.** 35, 816–831. <https://doi.org/10.1093/forestscience/35.3.816>

Valle, D., Phillips, P., Vidal, E., Schulze, M., Grogan, J., Sales, M., van Gardingen, P., 2007. Adaptation of a spatially explicit individual tree-based growth and yield model and long-term comparison between reduced-impact and conventional logging in eastern Amazonia, Brazil. **For. Ecol. Manage.** 243, 187–198. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2007.02.023>

Vanclay, J.K., 1994. **Modelling forest growth and yield: applications to mixed tropical forests**. Wallingford: CAB International, 312 p.

Vasconcelos, S.S., Higuchi, N., Oliveira, M.V.N., 2009. Projeção da distribuição diamétrica de uma floresta explorada seletivamente na Amazônia Ocidental. **Acta Amaz.** 39, 71–80.

Vatrax, S., Carvalho, J.O.P.de, Silva, J.N.M., Da Castro, T.C., 2016. Efeito da exploração de impacto reduzido na dinâmica do crescimento de uma floresta natural. **Sci. For.** 44, 261–271. <https://doi.org/10.18671/scifor.v44n109.25>

Vatrax, S., Silva, J.N.M., Alder, D., 2018. Competição versus crescimento de árvores em floresta ombrófila densa no estado do Amapá - Brasil. **Ciência Florest.** 28, 1118. <https://doi.org/10.5902/1980509833358>

Villanova, P.H., Torres, C.M.M.E., Jacovine, L.A.G., Soares, C.P.B., Silva, L.F. da, Schettini, B.L.S., Rocha, S.J.S.S. da, 2018. Prognosis of the Diameter Distribution and Carbon Stock in a Secondary Atlantic Forest By Markov Chain. **Rev. Arvore.** 42. <https://doi.org/10.1590/1806-90882018000200008>

Weber, P. V., Finger, C.A.G., Costa, E.A., Zimmermann, A.P.L., Longhi, R.V. 2018. Modelagem Linear Generalizada para descrever o incremento em área transversal de árvores individuais de Imbuia. **Floresta.** 48, 123–132. <https://doi.org/10.5380/1806-90882018000200008>

Weiskittel, A.R., Hann, D.W., Kershaw, J.A., Vanclay, J.K., 2011. **Forest Growth and Yield Modeling**. Chichester: Wiley-Blackwell. 415 p  
<https://doi.org/10.1002/9781119998518>

Whittier, T.R., Gray, A.N., 2016. Tree mortality based fire severity classification for forest inventories: A Pacific Northwest national forests example. **For. Ecol. Manage.** 359, 199–209. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.10.015>

Xiang, W., Lei, X., Zhang, X., 2016. Modelling tree recruitment in relation to climate and competition in semi-natural Larix-Picea-Abies forests in northeast China. **For. Ecol. Manage.** 382, 100–109. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2016.09.050>

Yang, Y., Huang, S., 2013. A generalized mixed logistic model for predicting individual tree survival probability with unequal measurement intervals. **For. Sci.** 59, 177–187. <https://doi.org/10.5849/forsci.10-092>

Zhang, X., Lei, Y., Cai, D., Liu, F., 2012. Predicting tree recruitment with negative binomial mixture models. **For. Ecol. Manage.** 270, 209–215. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.01.028>

Zhu, Y., Liu, Z., Jin, G., 2019. Evaluating individual-based tree mortality modeling with temporal observation data collected from a large forest plot. **For. Ecol. Manage.** 450, 117496. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2019.117496>

Zimmermann, A.P.L., Costa, E.A., Schröder, T., Frederico Dimas Fleig, 2016. Modelagem do incremento diamétrico de Pinus taeda Em função de variáveis da copa e índices de competição. **Floresta.** 46, 115–122. <https://doi.org/10.5380/rf.v46i1.42424>

## CAPÍTULO V

### VALIDAÇÃO DE UM MODELO DE ÁRVORE INDIVIDUAL INDEPENDENTE DA DISTÂNCIA PARA FLORESTA TROPICAL MANEJADA NA AMAZÔNIA ORIENTAL

**Resumo:** O objetivo deste estudo foi validar um modelo completo em nível de árvore individual, desenvolvido para uma floresta tropical após exploração de impacto reduzido (EIR) na Amazônia Oriental. Em julho de 2004, antes da extração seletiva, foram implantados dois transectos de 100 m x 900 m cada, totalizando uma superfície amostral de 18 hectares. Cada transecto foi dividido em 9 parcelas amostrais de 100 m x 100 m (1 ha), onde foram medidas e identificadas botanicamente todas as árvores com *DAP* (diâmetro medido a 1,30 metros)  $\geq 20$  cm. Em dezesseis, das 18 parcelas amostrais, foi instalada uma subparcela medindo 25 m x 50 m (0,125 ha), para avaliação das árvores ingressas com diâmetro entre  $10 \leq DAP < 20$ . Em agosto de 2004, foi realizada a colheita florestal na área, sendo retirados em média  $21,3 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ . Sete medições sucessivas foram realizadas em 2005, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 e 2016. Equações definidas previamente foram empregadas para compor os submodelos de probabilidade de mortalidade (*P<sub>m</sub>*), crescimento em área basal e ingresso. Os inventários entre 2005 e 2012, foram utilizados para ajustar os submodelos, enquanto os anos de 2014 e 2016 foram utilizados apenas na validação do modelo completo em nível de árvore individual (MAI). As projeções foram realizadas para os seguintes intervalos de tempo: 2005-2006; 2006-2008; 2008-2010; 2010-2012; 2012-2014 e 2014-2016. Os resultados estimados em 2016 foram comparados aos valores observados após as simulações. O modelo completo em nível de árvore individual foi eficiente na simulação do crescimento e produção florestal em todos os níveis de detalhamento (povoamento total, distribuição diamétrica e em nível de árvore individual). Os resultados encontrados confirmam o potencial de utilização da modelagem em nível de árvore individual em florestas tropicais manejadas, com grande riqueza e diversidade de espécies, como é o caso da floresta tropical da área de manejo florestal da Fazenda Rio Capim, no Estado do Pará.

**Palavras-Chave:** Crescimento florestal; extração seletiva; Floresta Amazônica; regeneração natural; mortalidade.

## 1. INTRODUÇÃO

As florestas tropicais são sistemas biológicos altamente dinâmicos e sensíveis a mudanças, naturais ou antrópicas (Ayala-Orozco et al., 2018; Deere et al., 2018; Doughty et al., 2018; Fearnside, 2018), provenientes de fatores físicos ou biológicos (Houghton e Nassikas, 2018).

Um dos principais desafios das pesquisas com florestas tropicais no mundo é entender e prever a dinâmica e a produtividade desses ecossistemas, principalmente, para fins de gestão dos seus recursos florestais, visando explorar alternativas sustentáveis de manejo (Oliveira et al., 2019; Vanclay, 1994). Acredita-se que a estrutura física destes ambientes, bem como seus processos ecossistêmicos podem permanecer relativamente estáveis ao longo do tempo, mas, a composição de espécies pode flutuar constantemente em torno de um quase equilíbrio ou modificar lentamente num longo prazo (Green et al., 2014; Martínez-Vilalta e Lloret, 2016; Newbery e Lingenfelder, 2008).

Desenvolver técnicas realistas de modelagem, que possam conhecer e projetar esse dinamismo (crescimento, produção, estrutura da floresta) é uma necessidade permanente da pesquisa florestal (Millington et al., 2013; Seidl et al., 2012), especialmente para questões de manejo das florestas tropicais. Os modelos são representações abstratas de qualquer fenômeno no mundo real (Burkhart e Tomé, 2012), e, portanto, tornam-se uma ferramenta útil para a prognose e tomada de decisão em horizontes de planejamento de médio a longo prazo (Reis et al., 2018b).

Entre as diferentes técnicas de modelagem utilizadas para descrever o crescimento e a produção de uma floresta, destacam-se os modelos em nível de árvore individual (MAI) (Weiskittel et al., 2011). Nesta categoria, cada árvore é estudada, levando-se em conta suas características individuais, a capacidade produtiva do local e as condições de competição às quais está submetida (Martins et al., 2014). O MAI é constituído por um conjunto de submodelos que estimam ingresso e probabilidade de mortalidade, além do crescimento em diâmetro e altura (Campos e Leite, 2017; Weiskittel et al., 2011). Desta forma, a modelagem pelo MAI se aproxima mais da complexidade de florestas tropicais nativas, além de permitir simular diferentes intervenções de colheita florestal (Reis et al., 2018a).

A aplicação de modelos de árvore individual é de grande relevância (Weiskittel et al., 2011), por apresentar resultados de sucesso em diferentes campos científicos. Estudos recentes apontam a importância e eficiência dos modelos de árvore individual para prever a

qualidade futura da madeira (Kimberley et al., 2017; Park et al., 2012), avaliar estoques e fluxos de carbono em ecossistemas florestais (Fauset et al., 2019; Fischer et al., 2015; Ma et al., 2017; Ruslandi et al., 2017) e avaliar a adequabilidade do habitat florestal à diferentes espécies (Vospersnik e Reimoser, 2008). Devido à sua alta relevância fornecendo subsidio nas decisões voltadas a prática florestal, os modelos em nível de árvore individual precisam ser cuidadosamente avaliados e permanentemente atualizados (Vospersnik, 2017).

No Brasil, modelos em nível de árvore individual ainda são pouco utilizados (Martins et al., 2014), sendo a maior parte dos trabalhos realizada em florestas equiâneas, de povoamentos de eucalipto (Castro et al., 2013a; Martins et al., 2014; Murta Júnior, 2018) e *Pinus taeda* (Miranda et al., 2017; Téó, 2017). Alguns estudos desenvolvidos em florestas naturais aplicaram somente os submodelos ao invés do modelo completo (Chassot e Fleig, 2018; Cunha et al., 2016; Weber et al., 2018). Outros estudos desenvolveram modelos de árvore individual para florestas não manejadas (Castro, 2012; Orellana et al., 2016), sendo identificados apenas dois em áreas de manejo florestal na Amazônia brasileira, ambos na AMF (Área de Manejo Florestal) da empresa Jari Celulose, no extremo sul do Amapá (Azevedo et al., 2008; Nascimento, 2016).

As pesquisas com modelagem de árvores individuais, para florestas manejadas na Amazônia, ainda são incipientes, dada a grandiosidade desse bioma e a importância desses estudos. Dessa forma, esse trabalho foi desenvolvido com o objetivo de validar um modelo completo em nível de árvore individual independente da distância, desenvolvido para uma floresta manejada na Amazônia Oriental.

## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

### **2.1. Área de estudo**

O estudo foi conduzido na Área de Manejo Florestal (AMF), da Fazenda Rio Capim, pertencente à empresa CKBV Florestal Ltda, localizada no Município de Paragominas, Estado do Pará, Brasil (03°39'28,16"S e 48°49'59,73"W) (Maciel et al., 2009). A Fazenda Rio Capim ocupa 140.000 ha, sendo que 121.000 ha estão sob manejo florestal certificado pelo *Forest Stewardship Council* (FSC) desde 2001 (Dionisio et al., 2017).

O clima da região, segundo Köppen, é classificado como “Aw”, isto é, tropical

chuvoso com precipitação pluviométrica média anual em torno de 1.800 mm, temperatura média anual de 26,3° C e umidade relativa do ar de 81% (Alvares et al., 2013). A vegetação característica da região é do tipo Floresta Ombrófila Densa, também denominada Floresta Equatorial Úmida de Terra Firme (IBGE, 2012) e as principais espécies exploradas na área são *Manilkara huberi* (Ducke) A. Chev., *Hymenaea courbaril* L., *Astronium lecointei* Ducke, *Parkia pendula* (Wild.) Benth. ex Walp., *Couratari oblongifolia* Ducke & Knuth e *Pouteria bilocularis* (Winkler) Baehni (Mazzei et al., 2010).

## 2.2. Dados

Para este estudo foi selecionada a Unidade de Trabalho N° 14 (UT 14), com 100 hectares, localizada na Unidade de Produção Anual N° 07 (UPA 07), do plano de manejo florestal da Fazenda Rio Capim. Em agosto de 2004, foi realizada a primeira colheita florestal nesta UT, sendo retirados em média 21,3 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>, correspondendo a aproximadamente 7 árvores ha<sup>-1</sup> (Sist e Ferreira, 2007).

Para o monitoramento da vegetação, foram instalados, em junho de 2004, antes da extração seletiva, dois transectos, medindo 100 m x 900 m cada, totalizando uma superfície amostral de 18 hectares. Cada transecto foi dividido em 9 parcelas amostrais permanentes de 100 m x 100 m (1 ha), onde foram mensuradas todas as árvores com *DAP* (diâmetro medido a 1,30 metros)  $\geq$  20 cm. Em dezesseis, das 18 parcelas amostrais, foi instalada uma subparcela de 25 m x 50 m (0,125 ha), para medição das árvores ingressas entre  $10 \leq DAP < 20$  (Oliveira et al., 2019). O monitoramento da floresta após EIR ocorreu entre os anos de 2005 e 2016, sendo a primeira medição realizada em 2005, e as subsequentes em 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 e 2016.

O material vegetativo coletado durante a realização dos inventários foi identificado na floresta por parobotânicos do Centro de Pesquisa Agropecuária do Trópico Úmido (CPATU) e da empresa CIKEL Brasil Verde. A classificação das espécies em famílias baseou-se no sistema proposto pelo *Angiosperm Phylogeny Group* (APG, IV) (Chase et al., 2016). A nomenclatura das espécies e as abreviações dos respectivos autores foram conferidas mediante consultas ao índice de espécies do *Royal Botanic Garden* e do banco de dados do *Missouri Botanical Garden* (MOBOT, 2015).

As principais características quantitativas da floresta estudada são apresentadas na



Tabela 5.1.

Tabela 5.1. Caracterização dendrométrica e florística da vegetação arbórea após EIR, realizada em área de Floresta Ombrófila Densa, localizada no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Variável	Ano de medição						
	2005	2006	2008	2010	2012	2014	2016
Número de árvores (18 ha)	2.997	2.959	2.961	3.036	3.084	3.200	3.236
DAP mínimo (cm)	20,0	20,0	20,0	20,0	20,0	20,0	20,0
DAP médio (cm)	34,0	34,0	34,1	33,9	34,0	33,8	33,9
DAP máximo (cm)	156,0	156,0	156,0	156,0	156,0	156,0	156,0
Diâmetro quadrático $q$ (cm)	37,22	37,29	37,30	37,15	37,26	37,18	37,30
Área basal ( $m^2 ha^{-1}$ )	18,12	17,95	17,97	18,28	18,66	19,27	19,54
Famílias botânicas	37	37	37	37	37	39	40
Gêneros botânicos	104	103	103	107	107	110	109
Espécies identificadas	179	178	180	184	185	189	190
Espécies não identificadas	11	10	10	5	5	5	5
Densidade ( $árvores ha^{-1}$ )	166,50	164,39	164,50	168,67	171,33	177,78	179,78
Indivíduos ingressos	-	85	85	172	181	217	134
Indivíduos mortos	-	123	83	97	133	101	98

### 2.3. Validação do modelo completo em nível de árvore individual

A validação do modelo completo consistiu em aplicar os submodelos de mortalidade, crescimento e ingresso, que interagiram durante a simulação. Os inventários entre 2005 e 2012, foram utilizados para ajustar os submodelos, enquanto os inventários realizados em 2014 e 2016 foram utilizados apenas na validação do modelo completo em nível de árvore individual. As projeções foram realizadas para os seguintes intervalos de tempo: 2005-2006; 2006-2008; 2008-2010; 2010-2012; 2012-2014 e 2014-2016. Como se trata de um processo aleatório, este procedimento foi repetido 30 vezes, a fim de obter uma tendência média das estimativas para cada período de projeção. Os resultados estimados em 2016 foram comparados aos valores observados após as simulações. O fluxograma de passos básicos e decisões seguidas neste trabalho é apresentado na Figura 5.1.

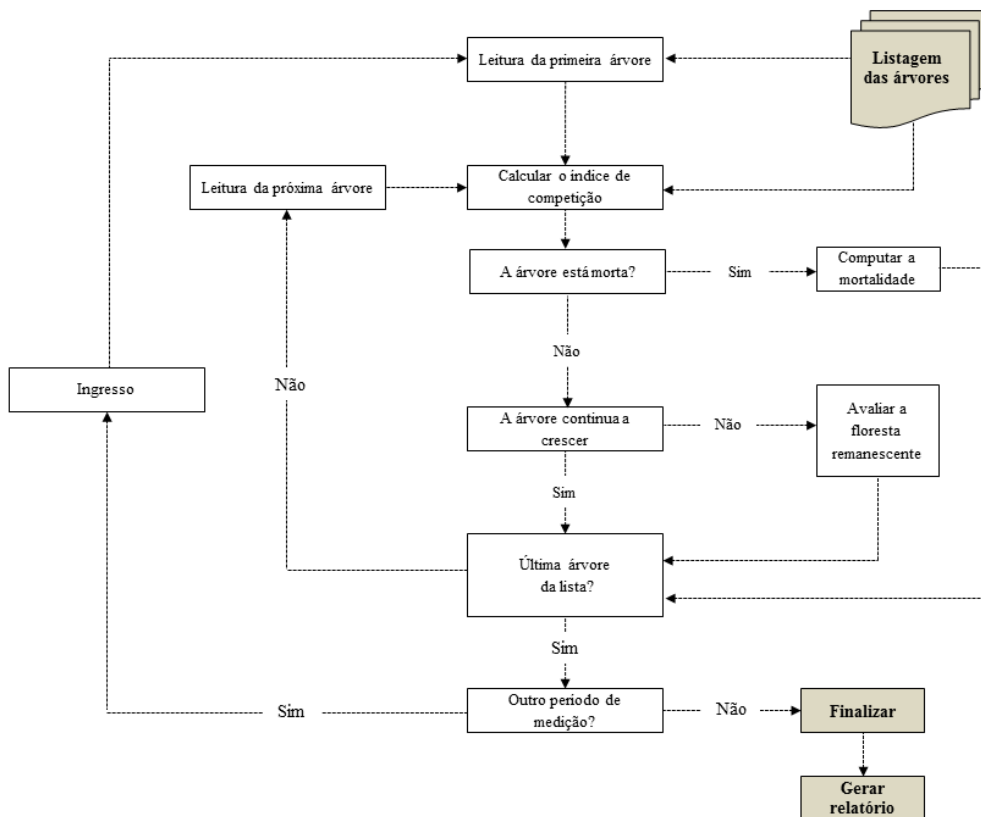


Figura 5.1. Fluxograma dos principais processos empregados na aplicação do modelo de árvore individual, para prognose do crescimento e produção, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após exploração de impacto reduzido. Fonte: Adaptado de Davis e Johnson (1987) e Castro (2012).

## 2.4. Índices de Competição

Para cada árvore, durante os períodos de simulação, foi calculado um índice de competição independente da distância (*IID*). Neste estudo a competição foi determinada pelo índice  $IID_{BAL}$  (*Basal Area in Larger Trees*), dado por Stage (1973), de acordo com a Equação 1.

$$IID_{BAL} = \sum AB_m \quad (1)$$

Em que  $BAL_i$  = somatório das áreas seccionais ( $AB_m$ ) das árvores vizinhas maiores que a árvore-objeto ( $m^2 \text{ ha}^{-1}$ ).

## 2.5. Submodelo de mortalidade

Para obter o número de árvores mortas, foi estimada a probabilidade de mortalidade anual ( $Pm$ ), por classe de diâmetro, utilizando a regressão logística (Hamilton, 1986), em função do índice  $IID_{BAL}$  (Tabela 5.2).

Tabela 5.2. Modelo selecionado para estimar a probabilidade de mortalidade de árvores individuais, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Equação	Tipo/ Autor	Equação
$P(m) = \left(1 + \exp^{(3,57157+0,01236 \cdot IID_{BAL})}\right)^{-1} \cdot \varepsilon$	Logística (Hamilton, 1986)	(2)

Em que  $P(m)$  = probabilidade de mortalidade de cada árvore;  $exp$  = exponencial;  $IID_{BAL}$  = índice de competição  $BAL$  (*Basal Area in Larger Trees*);  $\varepsilon$  = erro aleatório.

Após estimada a  $Pm$  de cada árvore em um dado período, esta foi comparada com um número aleatório ( $Pa$ ), entre 0 e 1, segundo Pretzsch et al. (2002). A regra de decisão para a mortalidade no período de projeção foi: se  $Pm > Pa$ , a árvore morre, caso contrário, permanece viva (Castro et al., 2013).

## 2.6. Submodelo de crescimento em área basal

A projeção do crescimento em área basal de cada árvore foi estimada a partir do ajuste de um modelo linear (Tomé e Burkhart, 1989), em função das seguintes variáveis: área basal inicial ( $G_1$ ), índice de competição ( $IID_{BAL}$ ) e intervalo de tempo entre duas medições ( $t$ ) em anos (Tabela 5.3).

Tabela 5.3. Modelo selecionado para projetar o crescimento em área basal, de árvores individuais, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Equação	Tipo/ Autor	Equação
$G_2 = 0,00472 + 1,00417 \cdot G_1 + 0,00023 \cdot IID_{BAL} + 0,00073 \cdot t + \varepsilon$	Linear/ adaptado de Tomé e Burkhart, (1989)	(3)

Em que  $G_1$  = Área basal corrente;  $G_2$  = Área basal futura;  $t$  = intervalo de tempo entre duas medições (anos);  $IID_{BAL}$  = índice de competição  $BAL$  (*Basal Area in Larger Trees*);  $\varepsilon$  = erro aleatório.

## 2.7. Submodelo de ingresso

Para projeção do ingresso, foi gerado um MAI, utilizando os dados das 16 subparcelas permanentes de 25 x 50 m, onde foi realizada a amostragem das árvores ingressas com  $10 \leq DAP < 20$ . O fluxograma de passos básicos e decisões seguidas para o MAI do ingresso baseou-se nos mesmos processos descritos no fluxograma apresentado na Figura 5.1.

### 2.7.1. Índices de competição do ingresso

Para cada árvore ingressa, durante os períodos da simulação, foi calculado um índice de competição independente da distância (*IID*). A competição de cada árvore foi determinada a partir do índice *IID*<sub>BAL</sub> (*Basal Area in Larger Trees*), dado por Stage (1973), conforme descrito anteriormente na Equação 1.

$$IID_{BAL} = \sum AB_m \quad (4)$$

Em que *BAL*<sub>*i*</sub> = somatório das áreas seccionais (*AB*<sub>*m*</sub>) das árvores vizinhas maiores que a árvore-objeto (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>), considerando a área da subparcela.

### 2.7.2. Submodelo de mortalidade do ingresso

A probabilidade de mortalidade anual (*Pm*), para as árvores ingressas (10 cm ≤ *DAP* < 20 cm), foi estimada por meio da regressão logística (Hamilton, 1986), utilizando como variável explicativa o índice *IID*<sub>BAL</sub> (Tabela 5.4).

Tabela 5.4. Modelo selecionado para estimar a probabilidade de mortalidade do ingresso (árvores com 10 cm ≤ *DAP* < 20 cm), após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Equação	Tipo/ Autor	Equação
$P(m) = \left(1 + \exp^{(3,58534+0,03916 \cdot IID_{BAL})}\right)^{-1} \cdot \varepsilon$	Logística (Hamilton, 1986)	(5)

Em que *P(m)* = probabilidade de mortalidade de cada árvore com 10 cm ≤ *DAP* < 20 cm; *exp* = exponencial; *IID*<sub>BAL</sub> = índice de competição *BAL* (*Basal Area in Larger Trees*);  $\varepsilon$  = erro aleatório.

Depois de estimada a *Pm*, para cada árvore num determinado período, foi realizada

a comparação de  $Pm$  com um número aleatório ( $Pa$ ) entre 0 e 1, conforme sugerido por Pretzsch et al. (2002). A regra de decisão para a mortalidade no período de projeção foi: se  $Pm > Pa$ , a árvore morre, caso contrário, permanece viva (Castro et al., 2013b).

### 2.7.3. Submodelo de crescimento do ingresso

Para a projeção do crescimento em área basal do ingresso (árvores com  $10 \text{ cm} \leq DAP < 20 \text{ cm}$ ), foi utilizado o modelo linear (Tomé e Burkhardt, 1989) em função das variáveis: área basal corrente ( $G_1$ ), índice de competição ( $IID_{BAL}$ ) e o intervalo de tempo entre duas medições ( $t$ ), em anos (Tabela 5.5).

Tabela 5.5. Modelo selecionado para projetar o crescimento em área basal do ingresso, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Equação	Tipo/ Autor	Equação
$G_2 = 0,00074 + 1,04382 \cdot G_1 + 0,00003 IID_{BAL} + 0,00021 \cdot t + \varepsilon$	Linear/ adaptado de Tomé e Burkhardt, (1989)	(6)

Em que  $G_1$  = Área basal corrente;  $G_2$  = Área basal futura;  $t$  = intervalo de tempo entre duas medições (anos);  $\varepsilon$  = erro aleatório.

### 2.7.4. Submodelo de ingresso do ingresso

Para a projeção do número de árvores que atingiu ou ultrapassou o diâmetro mínimo de inclusão ( $DAP = 10 \text{ cm}$ ), em cada período monitorado, utilizou-se o modelo proposto por Souza e Soares (2013), conforme Equação 7. A variável independente do modelo foi a área basal ( $\text{m}^2 \text{ ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ ) (Tabela 5.6).

Tabela 5.6. Modelo utilizado para estimar o ingresso no ingresso, após exploração com impacto reduzido, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Equação	$r_{\dot{y}y}$	Autor	Equação
$I = \exp^{3,4336 - 0,0312 \cdot AB} \cdot \varepsilon$	0,2204	(Souza e Soares, 2013)	(7)

Em que  $I$  = ingresso de árvores por hectare, por ano, no fim do período de crescimento;  $AB$  = área basal ( $\text{m}^2 \text{ ha}^{-1}$ );  $\varepsilon$  = erro aleatório.

## 2.8. Avaliação da projeção aplicando o modelo completo em nível de árvore individual

Foram elaborados gráficos de barras e de dispersão para comparar os valores projetados (validação) com os valores observados, em diferentes níveis de detalhamento (povoamento total, distribuição diamétrica e árvore individual), considerando as seguintes variáveis:

- a) volume por hectare para cada parcela no último ano de medição (2016);
- b) área basal por hectare para cada parcela no último ano de medição (2016);
- b) número de árvores por hectare para cada parcela no último ano de medição (2016);
- c) volume por hectare por classe de diâmetro no último ano de medição (2016);
- d) área basal por hectare por classe de diâmetro no último ano de medição (2016);
- b) número de árvores por hectare por classe de diâmetro no último ano de medição (2016);
- e) número de árvores mortas (valores absolutos) por período de projeção;
- f) número de árvores ingressas (valores absolutos) por período de projeção.

O volume de cada indivíduo no ano final da projeção (ano de 2016) foi estimado pela Equação 8, proposta por Husch e ajustada por Rolim et al. (2006), para florestas da Amazônia Oriental, no Estado do Pará.

$$V = 11,2512 \cdot (d)^{2,4359} \quad R^2_{aj} = 0,91 \quad (8)$$

Em que  $V$  = volume ( $m^3$ );  $d$  =  $DAP$  (m) e  $R^2_{aj}$  = coeficiente de determinação ajustado.

Para verificar a aderência dessas estimativas com os valores observados utilizou-se o teste não paramétrico de Kolmogorov-Smirnov (Sokal e Rohlf, 1969) (Equação 9), cuja estatística é dada por:

$$dn = \text{Max} |F_o(x) - F_e(x)| \quad (9)$$

Em que  $dn$  é o valor calculado da estatística de K-S;  $F_o(x)$  é a frequência acumulada observada;  $F_e(x)$  é a frequência acumulada estimada.

A hipótese nula ( $H_0$ : as estimativas não diferem dos valores reais) é rejeitada para um valor calculado de  $dn$  maior que o valor tabelado, ao nível de 5% de significância.

A avaliação da precisão das projeções da área basal foi realizada com base no

gráfico de dispersão, no histograma de frequência dos erros, na correlação ( $r_{\hat{y}y}$ ), dada pela Equação 10 e na raiz quadrada do erro médio percentual ( $RMSE \%$ ) entre os dados projetados e observados no ano de 2016 (Equação 11). Quanto maior o coeficiente de correlação (próximo a 1) e menor a  $RMSE$ , melhor a previsão da estimativa (Campos e Leite, 2017).

$$r_{\hat{y}y} = \frac{\text{cov}(Y, \hat{Y})}{\sqrt{S^2(Y)S^2(\hat{Y})}} \quad (10)$$

$$RMSE (\%) = 100 \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n} / \bar{Y}} \quad (11)$$

Em que  $Y_i$  é a área basal individual observada, em  $m^2$ ;  $\hat{Y}_i$  é a área basal individual estimada, em  $m^2$ ;  $cov$  é a covariância;  $S^2$  é a variância;  $n$  é o número total de dados;  $\bar{Y}$  é a média da área basal individual observada, em  $m^2$ .

Além disso, foram realizadas comparações entre os índices de valor de importância (IVI%) (Souza e Soares, 2013) da estrutura horizontal observada e simulada para o ano de 2016, pelo teste  $t$  a 5% de significância. Todos os testes estatísticos foram realizados no *software* R (R Core Team, 2018).

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. Validação do modelo em nível de povoamento

O volume por hectare, assim como o número de árvores e a área basal por hectare com seus respectivos valores observados e estimados, pelo modelo de árvore individual, para o ano de 2016 (ano final da simulação), pode ser visualizado na Figura 5.2. Os resultados apresentados evidenciam uma proximidade entre valores observados e projetados, com leve tendência de subestimação do volume por hectare, em torno de 5% (Figura 5.2a). No entanto, esta diferença não foi significativa (teste K-S;  $p > 0,05$ ). O número de árvores por hectare observados e estimados também foram similares. Os valores estimados para o ano de 2016 variaram de 148 a 202 árvores  $ha^{-1}$  e os observados oscilaram entre 154 a 207 árvores  $ha^{-1}$ , salientando a precisão das estimativas (teste K-S;  $p > 0,05$ ) (Figura 5.2b).

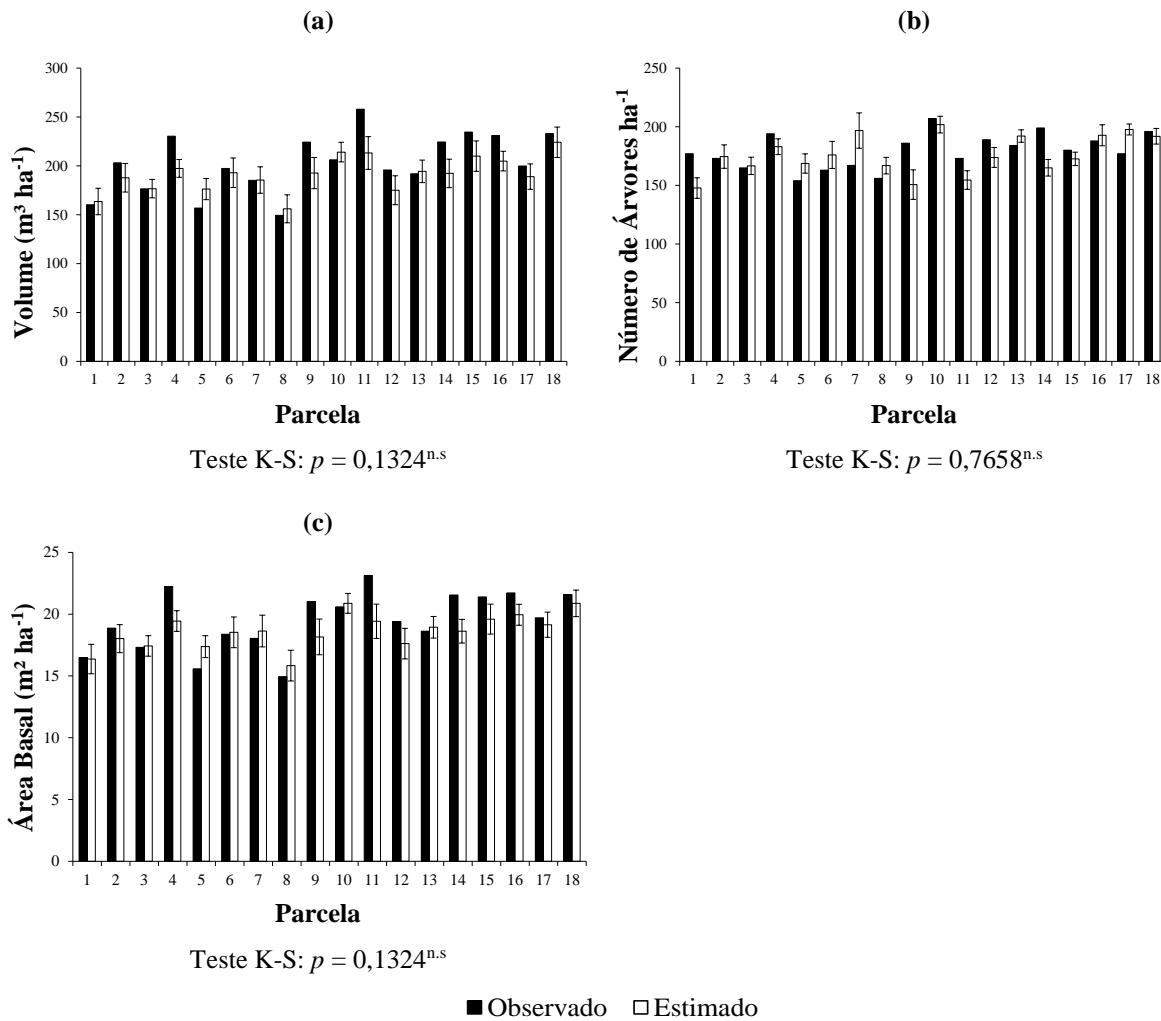


Figura 5.2. Valores por parcela de volume por hectare (a), frequência de indivíduos por hectare (b) e área basal por hectare (c), observados e estimados a partir do modelo de árvore individual, durante a fase de validação, no ano final do período de projeção (2016), em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após EIR. (Barras representam os desvios-padrões); <sup>ns</sup> = não significativo ao nível de 5% de significância pelo teste K-S).

Para a variável área basal por hectare, o resultado da projeção, apresentou valores próximos aos valores observados (Figura 5.2c). No entanto, para algumas parcelas, como as parcelas 2, 4, 9, 11, 12, 14, 15, 16, 17 e 18 os valores projetados foram inferiores aos observados. Apesar desses resultados, o teste K-S não detectou diferença significativa ( $p > 0,05$ ) entre os valores observados e estimados. Portanto, a hipótese de nulidade foi aceita, ou seja, as projeções pelo modelo de árvore individual são aderentes aos valores reais e adequadas para a prognose da área basal por hectare para a floresta estudada.



### 3.2. Validação do modelo em nível de distribuição diamétrica

As estimativas de volume por hectare, número de árvores e área basal por hectare, para cada classe de diâmetro, tiveram a mesma tendência que o modelo proposto (Figura 5.3; teste de aderência  $p > 0,05$ ). A distribuição do número de árvores por classe de diâmetro segue o padrão J-reverso, comum em florestas tropicais, apresentando poucas árvores com  $DAP \geq 60$  cm (Figura 5.3b).

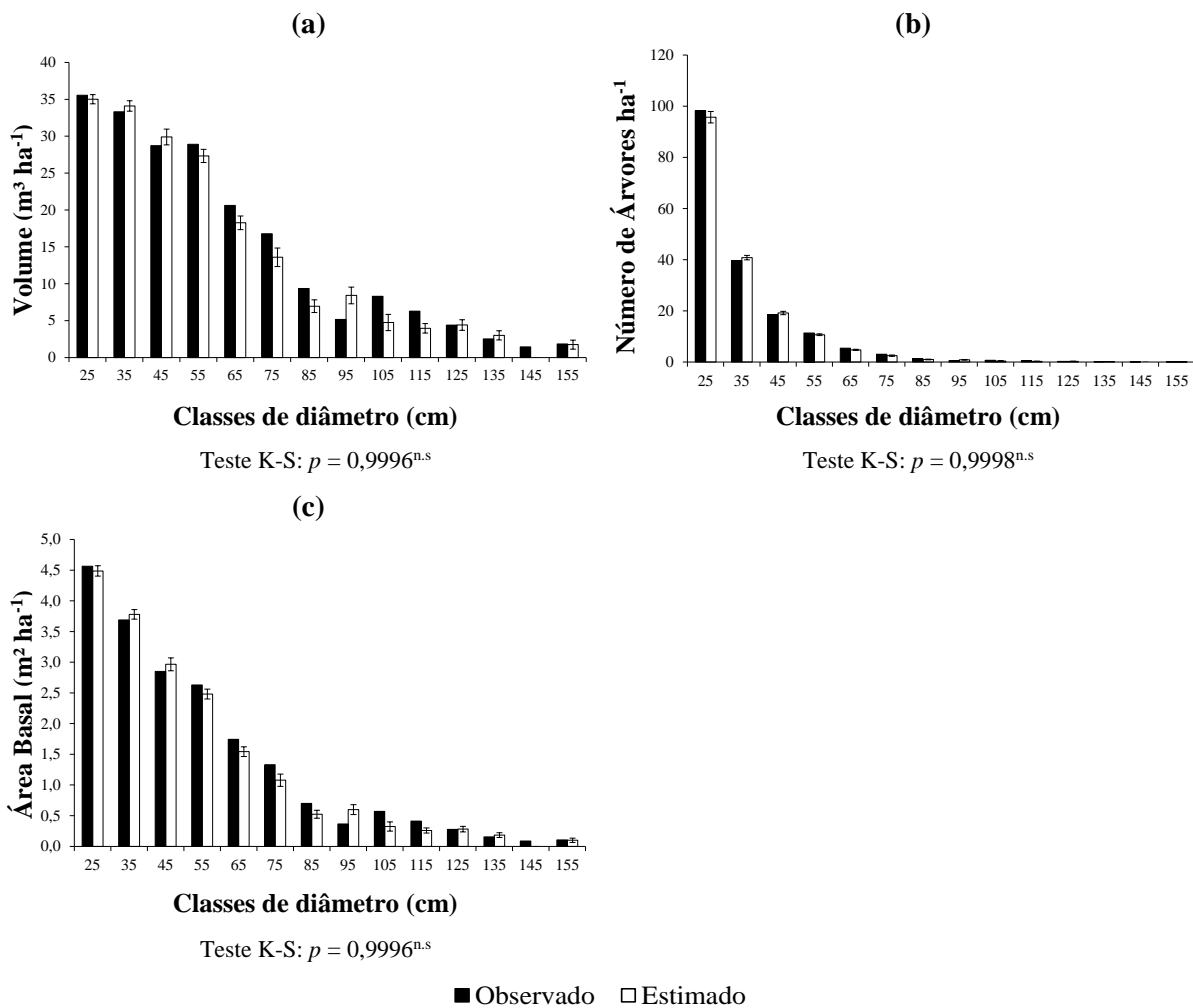


Figura 5.3. Validação dos valores projetados de volume (a), número de árvores (b) e área basal (c), por hectare e por classe de diâmetro, em relação aos valores observados, registrados em 2016, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após exploração com impacto reduzido. (Barras representam os desvios-padrões;  $^{ns}$  = não significativo ao nível de 5% de significância pelo teste K-S).

### 3.3. Validação do modelo em nível de árvore individual

Em relação ao número de árvores mortas, durante os períodos de projeção (Figura 5.4a), foi observado um desvio médio de 12% em relação aos valores observados, além de estimativas estatisticamente diferentes dos valores observados, de acordo com o teste K-S ( $p < 0,05$ ). O ponto de maior divergência para a mortalidade foi o segundo intervalo de projeção (2006-2008), que superestimou em até 65% o número de árvores mortas observadas.

Projeções de ingresso após a colheita florestal evidenciam que nos períodos de 2005 a 2006 e 2006 a 2008, as frequências projetadas de ingresso foram superiores as observadas (Figura 5.4b). No entanto, nos períodos de 2010 a 2012 e 2012 a 2014, as frequências projetadas foram menores que as observadas. Nos demais períodos analisados (2008 a 2010 e 2014 a 2016), as frequências projetadas e observadas, foram praticamente idênticas. Apesar destas tendências, em todos os intervalos, os valores de ingresso estimados e observados (teste K-S;  $p > 0,05$ ) são estatisticamente iguais, indicando a eficiência do modelo nas estimativas de arvores ingressas. Portanto, pode-se inferir que o submodelo avaliado é adequado para a prognose do ingresso de árvores individuais da área de estudo.

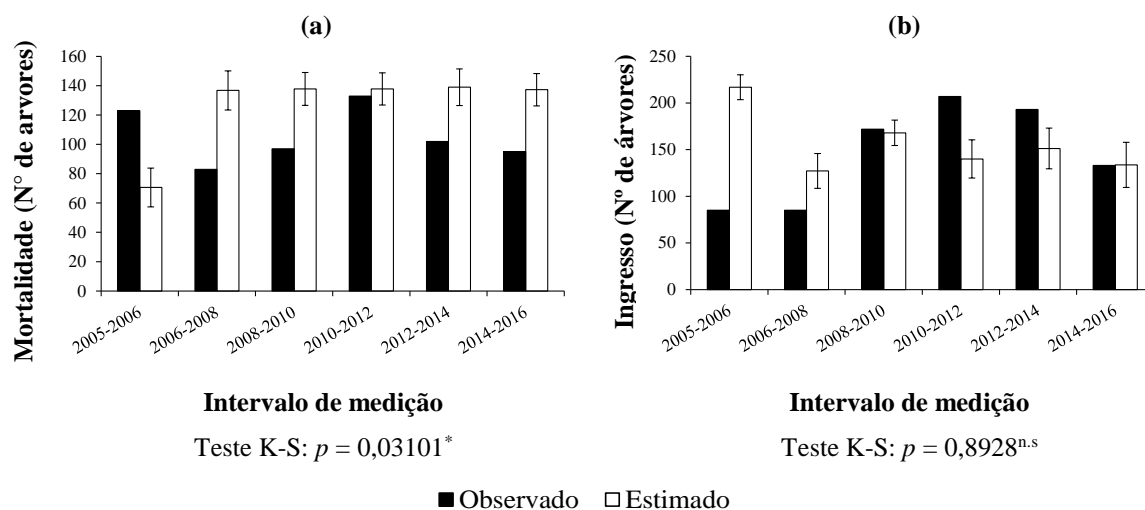


Figura 5.4. Número de árvores mortas (a) e ingressas (b), observado e estimado pelo modelo completo, em nível de árvore individual, no período de projeção, 2005 a 2016, registrado em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após EIR. (Barras representam os desvios-padrões; <sup>ns</sup> = não significativo ao nível de 5% de significância pelo teste K-S; \* = significativo ao nível de 5% de significância pelo

teste K-S).

A Figura 5.5 apresenta a exatidão das estimativas do modelo completo, em nível de árvore individual, na projeção da variável área basal ( $G_2$ ), representada pela concentração dos erros da estimativa em torno do eixo zero (Figura 5.5b) e pela tendência de distribuição dos valores observados e estimados em torno da linha de 45° no gráfico de dispersão (Figura 5.5a).

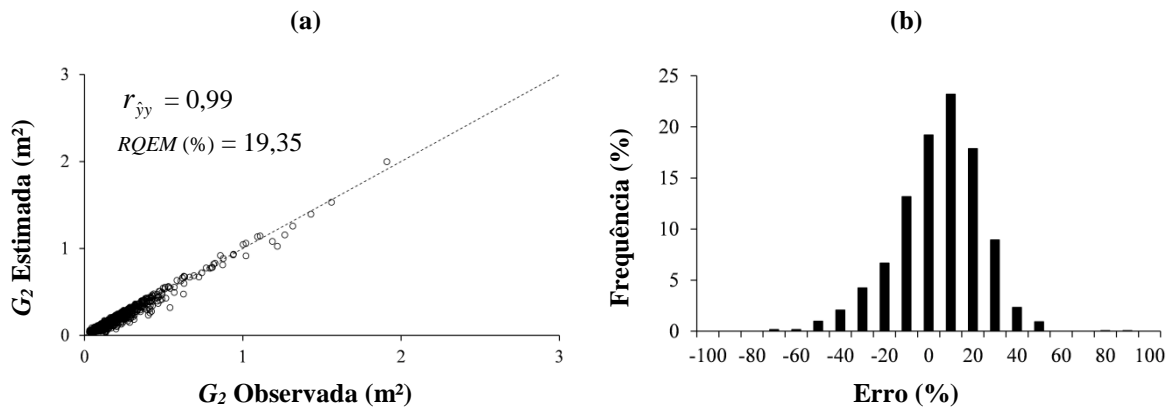


Figura 5.5. Valores observados *versus* estimados de área basal para o ano 2016, ano final da projeção (a) e histograma de frequência dos erros estimados (b), obtidos pelo modelo completo, em nível de árvore individual, ajustado para dados de uma Floresta Ombrófila Densa, após EIR no Município de Paragominas, PA, Brasil.

Ao comparar a estrutura horizontal, projetada e observada da floresta, no ano de 2016, verificou-se que das 18 espécies que representam juntas 50% do IVI da floresta na estrutura horizontal observada, 17 delas também se apresentaram entre as 18 mais importantes na estrutura projetada. Comparando os *IVI's* observados e estimados, verificou-se que não existe diferença significativa entre os valores de IVI dessas espécies, (teste *t*;  $t = 0,021066$ ;  $p = 0,9832$ ; Tabela 5.7). Portanto, pode-se afirmar que o modelo de árvore individual apresentou resultados satisfatórios na estimativa do crescimento e produção florestal em três níveis de detalhamento (povoamento, distribuição diamétrica e em nível de árvore individual).

Tabela 5.7. Estrutura horizontal observada e estimada na fase de validação, pelo modelo completo, em nível de árvore individual, no de 2016, em área de Floresta Ombrófila Densa, no Município de Paragominas, PA, Brasil, após exploração de impacto reduzido.

Espécies	Estrutura Horizontal Observada					Estrutura Horizontal Estimada				
	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI
<i>Lecythis idatimon</i> Aubl.	10,50	6,53	1,67	6,24	1	11,62	8,23	1,98	7,27	1
<i>Pouteria guianensis</i> Aubl.	6,60	7,80	1,67	5,36	2	7,21	7,99	1,98	5,73	2
<i>Eschweilera coriacea</i> (DC.) S.A. Mori	6,44	7,38	1,67	5,17	3	5,70	6,58	1,98	4,75	3
<i>Eschweilera alba</i> R. Knuth	5,73	5,38	1,67	4,26	4	6,01	5,49	1,98	4,49	4
<i>Brosimum paraense</i> Huber	6,04	4,10	1,67	3,94	5	6,17	4,89	1,98	4,35	6
<i>Rinorea guianensis</i> Aubl.	6,60	2,80	1,67	3,69	6	7,56	3,76	1,98	4,43	5
<i>Tetragastris altissima</i> (Aubl.) Swart	2,11	5,57	1,67	3,12	7	1,61	4,81	1,87	2,76	8
<i>Inga alba</i> (Sw.) Willd.	3,28	2,01	1,67	2,32	8	4,22	2,44	1,98	2,88	7
<i>Eschweilera parviflora</i> (Aubl.) Miers	2,88	1,72	1,67	2,09	9	2,30	1,60	1,87	1,92	9
<i>Pseudopiptadenia psilostachya</i> (DC.) G. P. Lewis & M. P. Lima	1,43	3,16	1,67	2,08	10	1,10	2,68	1,65	1,81	10
<i>Chrysophyllum lucentifolium</i> Cronquist.	1,80	1,68	1,67	1,72	11	1,54	1,79	1,98	1,77	11
<i>Pouteria</i> sp.9	1,58	1,46	1,67	1,57	12	1,35	1,88	1,87	1,70	12
<i>Sterculia pruriens</i> (Aubl.) K. Schum.	1,70	1,56	1,39	1,55	13	1,35	1,73	1,98	1,69	13
<i>Manilkara huberi</i> (Ducke) Chevalier	1,02	1,98	1,49	1,49	14	0,82	1,72	1,43	1,32	17
<i>Macrolobium bifolium</i> (Aubl.) Pers.	1,86	1,03	1,49	1,46	15	2,30	1,15	1,54	1,66	14
<i>Protium altsonii</i> Sandwith	1,15	1,24	1,49	1,29	16	1,23	1,43	1,54	1,40	16
<i>Laetia procera</i> (Poepp.) Eichler	1,27	1,36	1,21	1,28	17	1,01	1,26	1,21	1,16	19
<i>Licania canescens</i> Benoist	1,18	1,06	1,39	1,21	18	1,35	1,58	1,76	1,56	15
<i>Sloanea guianensis</i> (Aubl.) Benth.	0,96	1,35	1,30	1,20	19	0,82	1,18	1,43	1,14	20
<i>Pourouma tomentosa</i> Mart.	1,05	1,07	1,30	1,14	20	0,69	0,71	1,10	0,83	28
<i>Cecropia obtusa</i> Trécul	1,30	0,61	1,39	1,10	21	0,38	0,31	0,88	0,52	52
<i>Guarea</i> sp.1	1,05	0,64	1,58	1,09	22	1,04	0,68	1,65	1,12	21
<i>Tachigali myrmecophila</i> (Ducke) Ducke	0,90	0,96	1,30	1,05	23	0,44	1,06	1,10	0,87	27
<i>Nectandra cuspidata</i> Nees & Mart	0,96	0,86	1,30	1,04	24	0,60	0,64	1,21	0,82	30
<i>Virola michelii</i> Heckel	0,96	0,88	1,21	1,01	25	0,88	0,66	0,88	0,81	31
<i>Cynometra bauhiniiifolia</i> Bentham	1,05	0,75	1,21	1,00	26	0,82	0,75	1,32	0,96	24
<i>Vantanea guianensis</i> Aubl.	0,77	1,01	1,21	1,00	27	0,91	1,02	1,32	1,08	22

Continua...

Tabela 5.7, continua...

Espécies	Estrutura Horizontal Observada					Estrutura Horizontal Estimada				
	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI
<i>Aspidosperma</i> sp.2	0,31	1,77	0,74	0,94	28	0,47	1,58	0,77	0,94	26
<i>Cecropia sciadophylla</i> Mart.	1,02	0,59	1,11	0,91	29	0,19	0,16	0,55	0,30	72
<i>Ocotea</i> sp.1	0,65	0,78	1,21	0,88	30	0,41	0,58	1,10	0,69	39
<i>Guatteria poeppigiana</i> Mart.	0,71	0,51	1,30	0,84	31	0,98	0,67	1,54	1,06	23
<i>Cordia exaltata</i> Lam.	0,74	0,48	1,21	0,81	32	1,29	0,86	1,76	1,30	18
<i>Astronium lecointei</i> Ducke	0,31	1,28	0,84	0,81	33	0,19	0,67	0,55	0,47	58
<i>Sclerolobium guianense</i> Benth.	0,50	0,78	1,11	0,80	34	0,60	0,68	0,88	0,72	36
<i>Stryphnodendron paniculatum</i> Poepp.	0,59	0,66	1,11	0,79	35	0,54	0,63	0,99	0,72	37
<i>Protium opacum</i> Swart ssp. <i>Opacum</i>	0,74	0,39	1,21	0,78	36	1,04	0,51	1,32	0,95	25
<i>Caryocar glabrum</i> (Aubl.) Pers.	0,25	1,34	0,74	0,78	37	0,22	1,16	0,77	0,72	38
<i>Ecclinusa</i> sp.1	0,56	0,63	1,11	0,77	38	0,50	0,67	1,10	0,76	33
<i>Manilkara bidentata</i> (A. DC.) A. Chev.	0,56	0,65	0,93	0,71	39	0,44	0,62	0,88	0,65	45
<i>Brosimum acutifolium</i> Huber	0,53	0,65	0,93	0,70	40	0,50	0,67	1,32	0,83	29
<i>Lecythis lurida</i> (Miers) S. A. Mori	0,37	0,97	0,74	0,69	41	0,28	0,88	0,88	0,68	41
<i>Chrysophyllum</i> sp.	0,31	0,99	0,74	0,68	42	0,31	0,63	0,77	0,57	48
<i>Brosimum guianense</i> (Aubl.) Huber	0,62	0,47	0,93	0,67	43	0,54	0,48	0,99	0,67	43
<i>Brosimum lactescens</i> (S. Moore) C. C. Berg	0,65	0,38	0,93	0,65	44	0,41	0,35	0,77	0,51	54
<i>Zollernia paraensis</i> Huber	0,43	0,64	0,84	0,64	45	0,25	0,22	0,66	0,38	60
<i>Neea oppositifolia</i> Ruiz & Pav.	0,50	0,33	1,02	0,62	46	0,60	0,35	0,99	0,65	44
<i>Pourouma guianensis</i> Aubl.	0,53	0,45	0,84	0,60	47	0,69	0,53	0,99	0,74	34
<i>Caryocar villosum</i> (Aubl.) Pers.	0,15	1,24	0,37	0,59	48	0,16	1,23	0,33	0,57	49
<i>Pouteria</i> sp.7	0,40	0,59	0,74	0,58	49	0,31	0,52	0,77	0,54	50
<i>Abarema cochleata</i> (Willd.) Barneby & J.W. Grimes	0,43	0,24	1,02	0,56	50	0,31	0,23	0,88	0,48	57
<i>Inga</i> sp.1	0,62	0,31	0,74	0,56	51	0,63	0,35	0,77	0,58	47
<i>Amajoua guianensis</i> Aubl.	0,46	0,36	0,84	0,55	52	0,54	0,46	1,21	0,74	35
<i>Protium</i> sp.1	0,43	0,50	0,65	0,53	53	0,50	0,52	0,88	0,63	46
<i>Pouteria</i> sp.4	0,40	0,30	0,84	0,51	54	0,35	0,18	0,33	0,28	79
<i>Pouteria</i> sp.6	0,40	0,28	0,84	0,51	55	0,31	0,26	0,88	0,49	55
<i>Apeiba echinata</i> Gaertn.	0,31	0,34	0,84	0,49	56	0,31	0,39	0,88	0,53	51
<i>Dimorphandra pullei</i> Amshoff	0,22	0,65	0,56	0,47	57	0,13	0,42	0,44	0,33	65

Continua...

Tabela 5.7, continua...

Espécies	Estrutura Horizontal Observada					Estrutura Horizontal Estimada				
	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI
<i>Parkia gigantocarpa</i> Ducke	0,31	0,43	0,65	0,46	58	0,22	0,25	0,55	0,34	64
<i>Inga gracilifolia</i> Ducke	0,34	0,20	0,84	0,46	59	0,19	0,14	0,55	0,29	74
<i>Pouteria</i> sp.3	0,43	0,27	0,65	0,45	60	1,04	0,47	0,77	0,76	32
<i>Sagotia racemosa</i> Baill.	0,34	0,13	0,84	0,43	61	0,16	0,08	0,44	0,23	86
<i>Couratari guianensis</i> Aubl.	0,25	0,30	0,74	0,43	62	0,16	0,25	0,55	0,32	67
<i>Xylopia nitida</i> Dunal.	0,31	0,30	0,65	0,42	63	0,35	0,44	0,66	0,48	56
<i>Lacunaria jenmani</i> (Oliv.) Ducke	0,34	0,26	0,65	0,42	64	0,47	0,31	0,77	0,52	53
<i>Poecilanthe effusa</i> (Huber) Ducke	0,34	0,14	0,74	0,41	65	0,91	0,35	0,77	0,68	42
<i>Pterocarpus</i> sp.1	0,22	0,41	0,56	0,39	66	0,22	0,43	0,66	0,44	59
<i>Pouteria macrophylla</i> (LAM.) Eyma.	0,25	0,26	0,65	0,39	67	0,16	0,22	0,44	0,27	80
<i>Parkia velutina</i> Benoist	0,22	0,66	0,28	0,39	68	0,22	0,58	0,33	0,38	61
<i>Enterolobium schomburgkii</i> (Benth.) Benth.	0,19	0,47	0,46	0,37	69	0,16	0,36	0,44	0,32	66
<i>Ocotea</i> sp.2	0,25	0,31	0,56	0,37	70	0,13	0,29	0,44	0,29	78
<i>Bagassa guianensis</i> Aubl.	0,15	0,48	0,46	0,37	71	0,13	0,38	0,44	0,31	68
<i>Cecropia palmata</i> Willd.	0,28	0,17	0,65	0,37	72	0,09	0,07	0,33	0,17	101
<i>Licania latifolia</i> Benth. ex Hook. f.	0,25	0,19	0,65	0,36	73	0,13	0,13	0,33	0,19	91
<i>Cordia goeldiana</i> Huber.	0,25	0,26	0,56	0,36	74	0,22	0,30	0,55	0,36	63
<i>Dinizia excelsa</i> Ducke	0,12	0,53	0,37	0,34	75	0,09	0,23	0,22	0,18	96
<i>Vatairea paraensis</i> Ducke	0,25	0,29	0,46	0,33	76	0,16	0,18	0,44	0,26	84
<i>Terminalia argentea</i> Mart.	0,15	0,29	0,46	0,30	77	0,09	0,28	0,33	0,24	85
<i>Pterocarpus rohrii</i> Vahl	0,19	0,17	0,56	0,30	78	0,28	0,18	0,33	0,26	83
<i>Symphonia globulifera</i> L.f.	0,22	0,12	0,56	0,30	79	0,35	0,22	0,33	0,30	71
<i>Pouteria</i> sp.8	0,22	0,15	0,46	0,28	80	0,19	0,13	0,55	0,29	77
<i>Endopleura uchi</i> (Huber) Cuatrec.	0,15	0,20	0,46	0,27	81	0,13	0,16	0,33	0,21	89
<i>Pouteria</i> sp.5	0,15	0,19	0,46	0,27	82	0,06	0,12	0,22	0,13	118
<i>Vismia guianensis</i> (Aubl.) Pers.	0,19	0,07	0,56	0,27	83	-	-	-	-	-
<i>Tabebuia serratifolia</i> (Vahl) G. Nicholson	0,12	0,40	0,28	0,27	84	0,06	0,23	0,22	0,17	99
<i>Trattinnickia burserifolia</i> Mart.	0,15	0,16	0,46	0,26	85	0,13	0,11	0,33	0,19	94
<i>Zygia racemosa</i> (Ducke) Barneby et J.W.Grimes	0,19	0,11	0,46	0,25	86	0,31	0,16	0,44	0,31	69
<i>Myrcia</i> sp.1	0,22	0,16	0,37	0,25	87	0,19	0,15	0,55	0,30	73

Continua...

Tabela 5.7, continua...

Espécies	Estrutura Horizontal Observada					Estrutura Horizontal Estimada				
	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI
<i>Eriotheca longipedicellata</i> (Ducke) A. Robyns	0,19	0,17	0,37	0,24	88	0,31	0,21	0,55	0,36	62
<i>Chimarrhis turbinata</i> DC.	0,15	0,20	0,37	0,24	89	0,09	0,12	0,22	0,15	112
<i>Zanthoxylum</i> sp.1	0,15	0,08	0,46	0,23	90	0,13	0,08	0,44	0,22	87
<i>Ecclinusa guianensis</i> Eyma	0,15	0,15	0,37	0,22	91	0,76	0,55	0,77	0,69	40
<i>Lecythis pisonis</i> Cambess.	0,06	0,41	0,19	0,22	92	0,03	0,13	0,11	0,09	132
<i>Aspidosperma</i> sp.1	0,12	0,16	0,37	0,22	93	0,06	0,11	0,22	0,13	120
<i>Plathymenia reticulata</i> Bentham	0,19	0,07	0,37	0,21	94	-	-	-	-	-
<i>Mabea caudata</i> Pax & K. Hoffm.	0,19	0,07	0,37	0,21	95	0,06	0,03	0,22	0,10	131
<i>Copaifera reticulata</i> Ducke	0,12	0,13	0,37	0,21	96	0,13	0,23	0,44	0,27	82
<i>Tapirira guianensis</i> Aubl.	0,12	0,13	0,37	0,21	97	0,09	0,05	0,33	0,16	106
<i>Quararibea guianensis</i> Aubl.	0,15	0,07	0,37	0,20	98	0,13	0,08	0,33	0,18	98
<i>Ocotea</i> sp.3	0,15	0,15	0,28	0,20	99	0,03	0,03	0,11	0,06	153
<i>Dialium guianense</i> (Aubl.) Sandwith	0,12	0,08	0,37	0,19	100	0,31	0,16	0,44	0,30	70
<i>Rinorea riana</i> (DC.) Kuntze	0,15	0,05	0,37	0,19	101	0,35	0,13	0,33	0,27	81
<i>Parkia multijuga</i> Benth.	0,09	0,19	0,28	0,19	102	0,06	0,13	0,22	0,14	117
<i>Hymenaea courbaril</i> L.	0,12	0,07	0,37	0,19	103	0,16	0,18	0,55	0,29	75
<i>Balizia peddicellaris</i> (DC.) Barneby & J. W. Grimes.	0,15	0,12	0,28	0,19	104	0,09	0,15	0,33	0,19	92
<i>Hevea brasiliensis</i> (Willd. ex A. Juss.) Müll. Arg.	0,12	0,24	0,19	0,18	105	0,16	0,28	0,44	0,29	76
<i>Glycydendron amazonicum</i> Ducke	0,09	0,24	0,19	0,17	106	0,06	0,20	0,22	0,16	103
<i>Ceiba pentandra</i> (L.) Gaertn.	0,06	0,25	0,19	0,17	107	0,06	0,25	0,22	0,18	97
<i>Vochysia maxima</i> Ducke	0,03	0,35	0,09	0,16	108	0,03	0,31	0,11	0,15	108
<i>Schefflera morototoni</i> (Aubl.) Maguire, Steyerl. & Frodin	0,09	0,10	0,28	0,16	109	0,03	0,06	0,11	0,07	139
<i>Peltogyne venosa</i> (Vahl) Benth.	0,09	0,09	0,28	0,16	110	0,03	0,05	0,11	0,06	142
<i>Parkia</i> sp.1	0,09	0,09	0,28	0,15	111	0,09	0,05	0,33	0,16	104
<i>Hymenaea parvifolia</i> Huber	0,09	0,17	0,19	0,15	112	0,09	0,20	0,22	0,17	100
<i>Terminalia amazonica</i> (J.F. Gmel) Exell.	0,06	0,19	0,19	0,15	113	-	-	-	-	-
<i>Virola sebifera</i> Aubl.	0,09	0,06	0,28	0,14	114	0,06	0,04	0,22	0,11	130
<i>Guattertops blepharophylla</i> (Mart.) R.E.Fries	0,09	0,05	0,28	0,14	115	0,09	0,06	0,33	0,16	102
<i>Theobroma spruceanum</i> Bernoulli	0,09	0,04	0,28	0,14	116	0,09	0,05	0,33	0,16	105
<i>Chaunochiton kappleri</i> (Sagot ex Kngl.) Ducke	0,09	0,04	0,28	0,14	117	0,16	0,07	0,11	0,11	127

Continua...

Tabela 5.7, continua...

Espécies	Estrutura Horizontal Observada					Estrutura Horizontal Estimada				
	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI
<i>Ormosia</i> sp.1	0,09	0,03	0,28	0,14	118	0,03	0,06	0,11	0,07	137
<i>Sapium sceleratum</i> Ridley	0,09	0,03	0,28	0,13	119	0,03	0,01	0,11	0,05	171
<i>Ficus</i> sp.1	0,06	0,15	0,19	0,13	120	0,03	0,07	0,11	0,07	135
<i>Zanthoxylum rhoifolium</i> Lam.	0,09	0,12	0,19	0,13	121	0,09	0,10	0,22	0,14	114
<i>Luehea speciosa</i> Willd.	0,06	0,14	0,19	0,13	122	0,06	0,18	0,22	0,15	107
<i>Ormosia nobilis</i> Tul.	0,06	0,11	0,19	0,12	123	0,06	0,12	0,22	0,13	119
<i>Goupia glabra</i> Aubl.	0,06	0,09	0,19	0,11	124	0,06	0,10	0,22	0,13	122
<i>Platymiscium filipes</i> Benth.	0,06	0,08	0,19	0,11	125	0,03	0,06	0,11	0,07	138
<i>Jacaranda copaia</i> (Aubl.) D. Don	0,06	0,07	0,19	0,11	126	0,06	0,06	0,22	0,11	126
<i>Hevea</i> sp.2	0,06	0,07	0,19	0,11	127	0,06	0,07	0,22	0,12	124
<i>Abarema jupunba</i> (Willd.) Britton & Killip	0,06	0,07	0,19	0,11	128	0,06	0,06	0,22	0,11	125
<i>Clarisia racemosa</i> Ruiz & Pav.	0,06	0,06	0,19	0,10	129	0,03	0,04	0,11	0,06	145
<i>Eschweilera decolorans</i> Sandwith	0,06	0,05	0,19	0,10	130	0,03	0,05	0,11	0,06	144
<i>Ormosia</i> sp.2	0,06	0,05	0,19	0,10	131	0,03	0,02	0,11	0,06	155
<i>Ocotea glomerata</i> (Nees) Mez	0,06	0,03	0,19	0,09	132	0,22	0,13	0,22	0,19	93
<i>Swartzia</i> sp.1	0,06	0,03	0,19	0,09	133	0,03	0,01	0,11	0,05	167
<i>Himatanthus sucuuba</i> (Spruce ex Müll. Arg.) Woodson	0,06	0,03	0,19	0,09	134	0,03	0,02	0,11	0,05	162
<i>Phyllanthus</i> sp.1	0,06	0,02	0,19	0,09	135	0,03	0,01	0,11	0,05	168
<i>Minuartia guianensis</i> Aubl.	0,06	0,02	0,19	0,09	136	-	-	-	-	-
<i>Ocotea</i> sp.5	0,03	0,14	0,09	0,09	137	0,03	0,12	0,11	0,09	133
<i>Sterculia speciosa</i> K.Schum.	0,09	0,03	0,09	0,07	138	-	-	-	-	-
<i>Calophyllum brasiliense</i> Cambess.	0,03	0,09	0,09	0,07	139	0,06	0,11	0,22	0,13	121
<i>Brosimum parinarioides</i> Ducke ssp. parinarioides	0,03	0,05	0,09	0,06	140	0,06	0,09	0,22	0,12	123
<i>Cassia leiandra</i> Benth.	0,03	0,05	0,09	0,06	141	0,03	0,05	0,11	0,06	141
<i>Indeterminada 14</i>	0,06	0,02	0,09	0,06	142	-	-	-	-	-
<i>Enterolobium</i> sp.1	0,03	0,04	0,09	0,05	143	0,03	0,03	0,11	0,06	148
<i>Stryphnodendron barbatiman</i> Mart.	0,03	0,04	0,09	0,05	144	0,03	0,04	0,11	0,06	146
<i>Parinari excelsa</i> Sabine	0,03	0,03	0,09	0,05	145	-	-	-	-	-
<i>Micropholis melinoniana</i> Pierre	0,03	0,03	0,09	0,05	146	-	-	-	-	-
<i>Indeterminada 8</i>	0,03	0,03	0,09	0,05	147	-	-	-	-	-

Continua...



Tabela 5.7, continua...

Espécies	Estrutura Horizontal Observada					Estrutura Horizontal Estimada				
	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI
<i>Parkia</i> sp.2	0,03	0,03	0,09	0,05	148	-	-	-	-	-
<i>Sclerolobium</i> sp.1	0,03	0,02	0,09	0,05	149	0,28	0,12	0,22	0,21	88
<i>Metrodora flavida</i> K. Krause	0,03	0,02	0,09	0,05	150	-	-	-	-	-
<i>Ormosia discolor</i> Spruce ex Benth.	0,03	0,02	0,09	0,05	151	0,03	0,03	0,11	0,06	154
<i>Diospyrus praetermissa</i> Sandwith	0,03	0,02	0,09	0,05	152	-	-	-	-	-
<i>Bowdichia nitida</i> Spruce ex Benth	0,03	0,02	0,09	0,05	153	0,03	0,02	0,11	0,05	157
<i>Zanthoxylum compactum</i> (Huber ex Albuq.) P.G. Waterman	0,03	0,02	0,09	0,05	154	-	-	-	-	-
<i>Peltogyne</i> sp.1	0,03	0,01	0,09	0,05	155	-	-	-	-	-
<i>Xylopia</i> sp.1	0,03	0,01	0,09	0,05	156	-	-	-	-	-
<i>Clarisia strepitans</i>	0,03	0,01	0,09	0,05	157	-	-	-	-	-
<i>Iryanthera juruensis</i> Warb.	0,03	0,01	0,09	0,05	158	0,03	0,02	0,11	0,05	161
<i>Zanthoxylum riedelianum</i> Engl.	0,03	0,01	0,09	0,05	159	0,06	0,05	0,22	0,11	129
<i>Lacmellea aculeata</i> (Ducke) Monach.	0,03	0,01	0,09	0,05	160	-	-	-	-	-
<i>Casearia decandra</i> Jacq.	0,03	0,01	0,09	0,05	161	0,03	0,02	0,11	0,05	164
<i>Byrsonima crispa</i> A. Juss.	0,03	0,01	0,09	0,05	162	-	-	-	-	-
<i>Theobroma</i> sp.1	0,03	0,01	0,09	0,05	163	-	-	-	-	-
<i>Licania hirsuta</i> Prance	0,03	0,01	0,09	0,05	164	0,03	0,02	0,11	0,05	165
<i>Eschweilera grandiflora</i> (Aubl.) Sandwith	0,03	0,01	0,09	0,05	165	-	-	-	-	-
<i>Byrsonima</i> sp.1	0,03	0,01	0,09	0,04	166	-	-	-	-	-
<i>Guarea</i> sp.2	0,03	0,01	0,09	0,04	167	-	-	-	-	-
Indeterminada 13	0,03	0,01	0,09	0,04	168	-	-	-	-	-
<i>Tovomita</i> sp.1	0,03	0,01	0,09	0,04	169	0,22	0,09	0,11	0,14	113
<i>Anacardium giganteum</i> W. Hancock ex Engl.	0,03	0,01	0,09	0,04	170	-	-	-	-	-
<i>Pouteria</i> sp.2	0,03	0,01	0,09	0,04	171	-	-	-	-	-
<i>Pseudolmedia</i> sp.1	0,03	0,01	0,09	0,04	172	-	-	-	-	-
<i>Gutteria</i> sp.1	0,03	0,01	0,09	0,04	173	0,03	0,02	0,11	0,05	163
<i>Licania heteromorpha</i> Benth.	0,03	0,01	0,09	0,04	174	-	-	-	-	-
<i>Diatenopteryx sorbifolia</i> Radlk.	-	-	-	-	-	0,16	0,13	0,33	0,21	90
<i>Pouteria</i> sp.1	-	-	-	-	-	0,22	0,11	0,22	0,18	95
Indeterminada 22	-	-	-	-	-	0,25	0,08	0,11	0,15	109

Continua...

Tabela 5.7, continua...

Espécies	Estrutura Horizontal Observada					Estrutura Horizontal Estimada				
	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI	DR	DoR	FR	IVI	Ranking de IVI
<i>Talisia longifolia</i> (Bth.) Radlk.	-	-	-	-	-	0,25	0,08	0,11	0,15	110
<i>Casearia javitensis</i> Kunth	-	-	-	-	-	0,25	0,08	0,11	0,15	111
<i>Pouteria</i> sp.10	-	-	-	-	-	0,22	0,08	0,11	0,14	115
<i>Cecropia distachya</i> Huber	-	-	-	-	-	0,22	0,08	0,11	0,14	116
<i>Hevea</i> sp.1	-	-	-	-	-	0,03	0,19	0,11	0,11	128
<i>Indeterminada 4</i>	-	-	-	-	-	0,03	0,08	0,11	0,07	134
<i>Simarouba amara</i> Aubl.	-	-	-	-	-	0,03	0,07	0,11	0,07	136
<i>Theobroma speciosa</i> Willd. ex Spreng.	-	-	-	-	-	0,06	0,03	0,11	0,07	140
<i>Indeterminada 16</i>	-	-	-	-	-	0,03	0,05	0,11	0,06	143
<i>Tetragastris panamensis</i> (Engl.) Kuntze	-	-	-	-	-	0,03	0,04	0,11	0,06	147
<i>Indeterminada 5</i>	-	-	-	-	-	0,03	0,03	0,11	0,06	149
<i>Indeterminada 7</i>	-	-	-	-	-	0,03	0,03	0,11	0,06	150
<i>Diplotropis purpurea</i> (Rich.) Amshoff	-	-	-	-	-	0,03	0,03	0,11	0,06	151
<i>Indeterminada 19</i>	-	-	-	-	-	0,03	0,03	0,11	0,06	152
<i>Indeterminada 11</i>	-	-	-	-	-	0,03	0,02	0,11	0,06	156
<i>Euxylophora paraensis</i> Huber	-	-	-	-	-	0,03	0,02	0,11	0,05	158
<i>Parahancornia amapa</i> (Huber) Ducke	-	-	-	-	-	0,03	0,02	0,11	0,05	159
<i>Cecropia</i> sp.1	-	-	-	-	-	0,03	0,02	0,11	0,05	160
<i>Indeterminada 27</i>	-	-	-	-	-	0,03	0,01	0,11	0,05	166
<i>Tabebuia impetiginosa</i> (Mart. ex DC.) Standl.	-	-	-	-	-	0,03	0,01	0,11	0,05	169
<i>Indeterminada 6</i>	-	-	-	-	-	0,03	0,01	0,11	0,05	170
<i>Indeterminada 26</i>	-	-	-	-	-	0,03	0,01	0,11	0,05	172
<b>Total</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>-</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>-</b>

“-“ indica ausência da espécie na listagem, sendo atribuído o valor “zero” para cada espécie para cálculo do teste *t* ao nível de 5% de significância; *DR* é a densidade relativa, *DoR* é a dominância relativa, *FR* é a frequência relativa e *IVI* é o índice de valor de importância das espécies.

#### 4. DISCUSSÃO

No Brasil, modelos de árvores individuais são raramente usados para modelar crescimento e produção de florestas tropicais, sobretudo para a Floresta Amazônica. A maior parte das pesquisas está concentrada em florestas monoespecíficas (Hatami et al., 2018; Mohammadi et al., 2018; Riofrío et al., 2019). A dificuldade em modelar o crescimento e a produção de florestas tropicais está relacionada aos padrões essencialmente estocásticos da dinâmica dessas florestas (Reis et al., 2018b), que fazem com que a modelagem seja bem mais complexa em relação a de uma floresta monoespecífica (Weber et al., 2018).

Os modelos de árvore individual constituem-se em uma importante ferramenta para administrar o manejo das florestas tropicais, objetivando sua sustentabilidade (Mohammadi et al., 2018; Reis et al., 2016; Valle et al., 2007), portanto, precisam ser cuidadosamente avaliados e permanentemente atualizados (Vospernik, 2017). Neste estudo, aplicou-se um modelo de árvore individual independente da distância, para obter estimativas do crescimento e produção florestal em três níveis produtivos, onde as diferentes interações dos submodelos propiciaram estimativas em nível de árvore, classe de diâmetro e para todo o povoamento.

Em nível de povoamento, o modelo de árvore individual forneceu estimativas precisas para volume ( $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ ), número de árvores ( $\text{árvores ha}^{-1}$ ) e área basal ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ), para as 18 parcelas amostrais. Ao final das projeções (2016) não foram detectadas diferenças significativas entre os valores observados e estimados ( $p > 0,05$ ). Resultados semelhantes em termos de precisão foram encontrados por Castro (2012), na validação de um modelo completo de árvore individual para floresta Estacional Semidecidual no bioma Mata Atlântica e por Nascimento (2016), ao modelar o crescimento e produção de floresta manejada na Amazônia Oriental.

Os resultados da validação em nível de distribuição diamétrica mostram que o modelo de árvore individual estimou com precisão o volume ( $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ ), o número de árvores ( $\text{árvores ha}^{-1}$ ) e a área basal ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ), por classe de diâmetro, não sendo observadas diferenças significativas entre valores observados e estimados ( $p > 0,05$ ). Ao longo de 12 anos, a distribuição de árvores em classes de diâmetro seguiu um padrão exponencial, na forma de J-reverso, que é típico de florestas tropicais (Oliveira et al., 2019). Como é possível observar tal padrão também foi mantido pelo MAI (Figura 2b).

O padrão J-reverso é comum em florestas de terra firme da Amazônia Oriental (Reis et al., 2018a), com maior número de indivíduos nas menores classes de diâmetro (Rubin et al., 2006), indicando que a densidade das menores árvores sustenta a população das árvores maiores (Rocha et al., 2018).

Alguns trabalhos que projetaram a distribuição diamétrica em florestas da Amazônia, também descreveram que as estruturas diamétricas projetada e observada não diferiram entre si (Reis et al., 2018b; Teixeira et al., 2007).

Segundo Castro (2012), a modelagem em nível de distribuição diamétrica é o principal grau de detalhamento adotado nos estudos que simulam o crescimento de florestas tropicais no Brasil, sendo a Matriz de Transição ou Cadeia de Markov, a técnica mais empregada na prognose da estrutura diamétrica (Reis et al., 2018b; Souza et al., 2014; Vasconcelos et al., 2009). Porém, como as projeções realizadas com Matriz de Transição tomam como base, dados de apenas duas medições, sua aplicação requer cautela, já que possíveis mudanças no padrão de crescimento da floresta podem não ser contempladas (Stepka et al., 2010). Além disso, como as estimativas se restringem ao nível de classes diamétricas ou povoamento, este método não é capaz de oferecer entendimento suficiente ao nível de árvore individual, espécie ou grupo de espécies (Castro, 2012).

Diferentemente das matrizes de transição, os modelos em nível de árvore individual oferecem maior detalhamento das informações acerca da produção e dinâmica das florestas. As projeções realizadas por esses modelos não contemplam apenas as alterações ocorridas num único período, mas, sim, as alterações observadas nos outros períodos, como é o caso do presente estudo, que considerou seis períodos monitorados (2005-2006; 2006-2008; 2008-2010; 2010-2012; 2012-2014 e 2014-2016). Com isso, as projeções realizadas pelos modelos em nível de árvore, se aproximam mais da complexidade dos ecossistemas de florestas naturais, além de serem sensíveis a intervenções antrópicas (Reis et al., 2016).

No presente estudo, os resultados da validação em nível de árvore individual, indicaram que o submodelo de ingresso resultou em estimativas precisas para o número de árvores que ingressaram durante o período da projeção (2005-2016), não sendo detectadas diferenças significativas ( $p > 0,05$ ) entre valores estimados e observados (Figura 5.4b). Por outro lado, para o componente de mortalidade (Figura 5.4a), as estimativas foram estatisticamente diferentes dos valores observados ( $p < 0,05$ ).

Castro (2012), validando um MAI para uma Floresta Estacional Semidecidual no

Estado de Minas Gerais, constatou um comportamento inverso, ou seja, as estimativas obtidas para a mortalidade foram precisas, enquanto os resultados para o ingresso foram estatisticamente diferentes dos valores observados. Já Reis et al. (2018a), utilizando Redes Neurais Artificiais (RNA) na modelagem da mortalidade de árvores individuais, após EIR, na FLONA Tapajós, verificaram que a classificação da mortalidade apresentou baixa precisão, com taxas de acerto abaixo de 6%. Diferentes estudos têm apontado que o problema da modelagem da mortalidade em florestas tropicais está na estocasticidade desse componente (Castro et al., 2015; Reis et al., 2018a; Rocha et al., 2018), que a torna de difícil mensuração e prognose (Bayat et al., 2019; Reis et al., 2018a). Isso também pode ocorrer devido ao longo ciclo de vida das árvores, o que torna a mortalidade um evento raro (King et al., 2000).

Apesar das estimativas geradas pelo componente de mortalidade não apresentarem aderência aos dados observados, este resultado não comprometeu a precisão do modelo de árvore individual, pois, foram gerados resultados consistentes em nível de povoamento (Figura 5.2), por classe diamétrica (Figura 5.3) e em nível de árvore individual (Tabela 5.7). Para Härkönen et al. (2010), pequenos erros ou tendências obtidos com a validação deste tipo de modelo podem ser aceitáveis ou toleráveis, devido ao grau de detalhamento dos modelos em nível de árvore individual.

Diferentes estudos apresentaram sucesso utilizando modelos em nível de árvore individual para florestas tropicais. Orellana et al. (2016), desenvolveram um modelo de árvore individual independente da distância, no ambiente *SIMILE*, para simulação de regimes de manejo em floresta de Araucária no Sul do Brasil; Nascimento (2016) também utilizou o *software* de modelagem visual *SIMILE*, na construção de um simulador de crescimento florestal para a floresta tropical manejada em Vitória do Jarí, no Amapá; Castro (2012) desenvolveu um modelo de árvore individual para Floresta Estacional Semi Decidual no Sudeste do Brasil; Ruslandi et al. (2017) utilizaram com sucesso o simulador *SIFOR*, para árvores individuais após *EIR* em Kalimantan na Indonésia; Gourlet-Fleury e Houllier (2000) utilizaram um modelo de árvore individual dependente da distância (*SELVA*), na modelagem do incremento diamétrico de uma floresta tropical de terras baixas na Guiana Francesa; Maréchaux e Chave (2017) aplicaram um modelo de árvore individual dependente da distância (*TROLL*), para simular produção de carbono e diversidade florística em área de Floresta Amazônica na Guiana Francesa; Phillips et al. (2004) utilizaram um modelo dependente da distância (*SYMFOR*) na prognose do

crescimento e produção de florestas manejadas na Indonésia. O *SYNFOR-SINFLOA*, também foi aplicado com sucesso, na prognose do crescimento e produção de floresta manejada em Vitória do Jarí no Amapá (Azevedo et al., 2008). Já Köhler et al. (2001), desenvolveram um modelo de árvore individual independente da distância (*FORMIND*), para florestas na Malásia.

É conveniente informar que na metodologia empregada neste trabalho, tem-se 30 diferentes resultados oriundos das repetições completas. Sugere-se a adoção daquela repetição que mais se aproxima da média das trinta simulações, cabendo ao usuário definir critérios de seleção que atendam seus objetivos, como por exemplo, utilizar a simulação que mais se aproxima do volume médio das 30 repetições, ou ainda definir um conjunto de critérios que, simultaneamente, selecione a simulação que mais se aproxime do volume médio, ou diâmetro quadrático médio, do valor médio das 30 repetições. Cabe ressaltar que neste estudo, a simulação selecionada foi aquela que apresentou a área basal ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ) por classe diamétrica mais próxima à média das 30 repetições.

Tal como os estudos citados anteriormente, o presente estudo mostrou o potencial de utilização de modelos em nível de árvore individual em florestas tropicais com grande riqueza e heterogeneidade de espécies (Weber et al., 2018), sejam elas manejadas ou não. Portanto, este estudo servirá de base para pesquisas futuras em florestas tropicais, além de contribuir significativamente para o conhecimento e aplicação dos modelos em nível de árvore individual, em situações reais de avaliação florestal, como por exemplo, no planejamento de atividades de manejo (prescrição de intensidades de colheita e ciclos de corte adequados) das florestas da Amazônia brasileira.

## 5. CONCLUSÕES

Modelos de árvore individual são eficientes na projeção do crescimento e produção de floresta tropical manejada na Amazônia Oriental;

Modelos de árvore individual proporcionam estimativas precisas e estatisticamente iguais aos valores observados, não apenas em nível de árvore individual, mas, também em nível de povoamento total e de distribuição diamétrica;

Novas investigações devem ser realizadas para aprimorar o submodelo de mortalidade, assim como, outras abordagens podem ser testadas, como, por exemplo, adoção de ferramentas de inteligência artificial (RNA) e uso de variáveis dicotômicas ou

binomiais.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., De Moraes Gonçalves, J.L., Sparovek, G., 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorol. Zeitschrift.** 22, 711–728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>

Ayala-Orozco, B., Gavito, M.E., Mora, F., Siddique, I., Balvanera, P., Jaramillo, V.J., Cotler, H., Romero-Duque, L.P., Martínez-Meyer, E., 2018. Resilience of soil Pproperties to land-use change in a tropical dry forest ecosystem. **L. Degrad. Dev.** 29, 315–325. <https://doi.org/10.1002/ldr.2686>

Azevedo, C.P. de, Sanquetta, C.R., Silva, J.N.M., Machado, S.A., Souza, C.R., De Oliveira, M.M., 2008. Simulação de estratégias de manejo florestal na Amazônia com o uso do modelo SYMFOR. **Acta Amaz.** 38, 51–69. <https://doi.org/10.1590/S0044-59672008000100007>

Bayat, M., Ghorbanpour, M., Zare, R., Jaafari, A., Thai Pham, B., 2019. Application of artificial neural networks for predicting tree survival and mortality in the Hyrcanian forest of Iran. **Comput. Electron. Agric.** 164, 104929. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104929>

Burkhardt, H.E., Tomé, M., 2012. **Modeling forest trees and stands, Modeling Forest Trees and Stands.** New York: Springer. 457 p. <https://doi.org/10.1007/978-90-481-3170-9>

Campos, J.C.C., Leite, H.G., 2017. **Mensuração Florestal: Perguntas e respostas.** 5ª. ed. Viçosa.

Castro, R.V.O., 2012. **Modelagem de árvore individual para uma Floresta Estacional Semidecidual utilizando redes neurais.** 105 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Minas Gerais.

Castro, R.V.O., Soares, C.P.B., Leite, H.G., Agostinho Lopes de Souza, Fabrina Bolzan Martins, Gilciano Saraiva Nogueira, M.L.R. de O., 2015. Artificial Neural Networks Effectiveness to Estimate Mortality in a Semi-Deciduous Seasonal Forest. **Aust. J. Basic Appl. Sci.** 9, 435–444.

Castro, R.V.O., Soares, C.P.B., Leite, H.G., Souza, A.L. de, Nogueira, G.S., Martins, F.B., 2013a. Individual Growth Model for Eucalyptus Stands in Brazil Using Artificial Neural Network. **ISRN For.** 2013, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2013/196832>

Castro, R.V.O., Soares, C.P.B., Martins, F.B., Leite, H.G., 2013b. Crescimento e produção de plantios comerciais de eucalipto estimados por duas categorias de modelos. **Pesqui. Agropecu. Bras.** 48, 287–295. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2013000300007>

Chase, M.W., Christenhusz, M.J.M., Fay, M.F., Byng, J.W., Judd, W.S., Soltis, D.E., Mabberley, D.J., Sennikov, A.N., Soltis, P.S., Stevens, P.F., Briggs, B., Brockington, S., Chautems, A., Clark, J.C., Conran, J., Haston, E., Möller, M., Moore, M., Olmstead, R., Perret, M., Skog, L., Smith, J., Tank, D., Vorontsova, M., Weber, A., 2016. An update of the Angiosperm Phylogeny Group classification for the orders and families of flowering plants: APG IV. **Bot. J. Linn. Soc.** 181, 1–20. <https://doi.org/10.1111/boj.12385>



Chassot, T., Fleig, F.D., 2018. Modelagem do incremento diamétrico para árvores individuais de *Araucaria angustifolia* (Bertol.) Kuntze. **Ciência Florest.** 28, 1128. <https://doi.org/10.5902/1980509833389>

Cunha, T.A. da, Finger, C.A.G., Hasenauer, H., 2016. Tree basal area increment models for *Cedrela*, *Amburana*, *Copaifera* and *Swietenia* growing in the Amazon rain forests. **For. Ecol. Manage.** 365, 174–183. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.12.031>

Deere, N.J., Guillera-Aroita, G., Baking, E.L., Bernard, H., Pfeifer, M., Reynolds, G., Wearn, O.R., Davies, Z.G., Struebig, M.J., 2018. High Carbon Stock forests provide co-benefits for tropical biodiversity. **J. Appl. Ecol.** 55, 997–1008. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.13023>

Dionisio, L.F.S., Schwartz, G., Mazzei, L., Lopes, J. do C., Santos, G.G.A. dos, Oliveira, F. de A., 2017. Mortality of stocking commercial trees after reduced impact logging in eastern Amazonia. **For. Ecol. Manage.** 401, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.06.060>

Doughty, C.E., Goldsmith, G.R., Raab, N., Girardin, C.A.J., Farfan-Amezquita, F., Huaraca-Huasco, W., Silva-Espejo, J.E., Araujo-Murakami, A., da Costa, A.C.L., Rocha, W., Galbraith, D., Meir, P., Metcalfe, D.B., Malhi, Y., 2018. What controls variation in carbon use efficiency among Amazonian tropical forests? **Biotropica** 50, 16–25. <https://doi.org/10.1111/btp.12504>

Fauset, S., Gloor, M., Fyllas, N.M., Phillips, O.L., Asner, G.P., Baker, T.R., Patrick Bentley, L., Brienen, R.J.W., Christoffersen, B.O., del Aguila-Pasquel, J., Doughty, C.E., Feldpausch, T.R., Galbraith, D.R., Goodman, R.C., Girardin, C.A.J., Honorio Coronado, E.N., Monteagudo, A., Salinas, N., Shenkin, A., Silva-Espejo, J.E., van der Heijden, G., Vasquez, R., Alvarez-Davila, E., Arroyo, L., Barroso, J.G., Brown, F., Castro, W., Cornejo Valverde, F., Davila Cardozo, N., Di Fiore, A., Erwin, T., Huamantupa-Chuquimaco, I., Núñez Vargas, P., Neill, D., Pallqui Camacho, N., Gutierrez, A.P., Peacock, J., Pitman, N., Prieto, A., Restrepo, Z., Rudas, A., Quesada, C.A., Silveira, M., Stropp, J., Terborgh, J., Vieira, S.A., Malhi, Y., 2019. Individual-based modeling of amazon forests suggests that climate controls productivity while traits control demography. **Front. Earth Sci.** 7. <https://doi.org/10.3389/feart.2019.00083>

Fearnside, P.M., 2018. Brazil's Amazonian forest carbon: the key to Southern Amazonia's significance for global climate. **Reg. Environ. Chang.** 18, 47–61. <https://doi.org/10.1007/s10113-016-1007-2>

Fischer, R., Ensslin, A., Rutten, G., Fischer, M., Costa, D.S., Kleyer, M., Hemp, A., Paulick, S., Huth, A., 2015. Simulating carbon stocks and fluxes of an African tropical montane forest with an individual-based forest model. **PLoS One.** 10, 1–14. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0123300>

Gourlet-Fleury, S., Houllier, F., 2000. Modelling diameter increment in a lowland evergreen rain forest in French Guiana. **For. Ecol. Manage.** 131, 269–289. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(99\)00212-1](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(99)00212-1)

Green, P.T., Harms, K.E., Connell, J.H., 2014. Nonrandom, diversifying processes are

disproportionately strong in the smallest size classes of a tropical forest. **Proc. Natl. Acad. Sci.** 111, 18649–18654. <https://doi.org/10.1073/PNAS.1321892112>

Hamilton, D.A., 1986. A Logistic Model of Mortality in Thinned and Unthinned Mixed Conifer Stands of Northern Idaho. **For. Sci.** 32, 989–1000. <https://doi.org/10.1093/forestscience/32.4.989>

Härkönen, S., Mäkinen, A., Tokola, T., Rasinmäki, J., Kalliovirta, J., 2010. Evaluation of forest growth simulators with NFI permanent sample plot data from Finland. **For. Ecol. Manage.** 259, 573–582. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2009.11.015>

Hatami, N., Lohmander, P., Moayeri, M.H., Limaiei, S.M., 2018. A basal area increment model for individual trees in mixed continuous cover forests in Iranian Caspian forests. **J. For. Res.** <https://doi.org/10.1007/s11676-018-0862-8>

Houghton, R.A., Nassikas, A.A., 2018. Negative emissions from stopping deforestation and forest degradation, globally. **Glob. Chang. Biol.** 24, 350–359. <https://doi.org/10.1111/gcb.13876>

IBGE, 2012. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Manual Técnico da Vegetação Brasileira**. 2<sup>a</sup>. ed. Rio de Janeiro.

Kimberley, M.O., McKinley, R.B., Cown, D.J., Moore, J.R., 2017. Modelling the variation in wood density of New Zealand-grown Douglas-fir. **New Zeal. J. For. Sci.** 47. <https://doi.org/10.1186/s40490-017-0096-0>

Köhler, P., Ditzer, T., Ong, R.C., Huth, A., 2001. Comparison of measured and modelled growth on permanent plots in Sabahs rain forest. **For. Ecol. Manage.** 144, 101–111. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(00\)00364-9](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(00)00364-9)

Ma, J., Shugart, H.H., Yan, X., Cao, C., Wu, S., Fang, J., 2017. Evaluating carbon fluxes of global forest ecosystems by using an individual tree-based model FORCCHN. **Sci. Total Environ.** 586, 939–951. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.02.073>

Maciel, M. de N.M., Bastos, P.C. de O., Carvalho, J.O.P. de, Watrin, O. dos S., 2009. Uso de imagens orbitais na estimativa de parâmetros estruturais de uma floresta primária no município de Paragominas, Estado do Pará. **Rev. Ciências Agrárias**. 52, 159–178.

Maréchaux, I., Chave, J., 2017. An individual-based forest model to jointly simulate carbon and tree diversity in Amazonia: description and applications. **Ecol. Monogr.** 87, 632–664. <https://doi.org/10.1002/ecm.1271>

Martínez-Vilalta, J., Lloret, F., 2016. Drought-induced vegetation shifts in terrestrial ecosystems: The key role of regeneration dynamics. **Glob. Planet. Change**. 144, 94–108. <https://doi.org/10.1016/J.GLOPLACHA.2016.07.009>

Martins, F.B., Soares, C.P.B., da Silva, G.F., 2014. Individual tree growth models for eucalyptus in northern Brazil. **Sci. Agric.** 71, 212–225. <https://doi.org/10.1590/S0103-90162014000300006>

Mazzei, L., Sist, P., Ruschel, A., Putz, F.E., Marco, P., Pena, W., Ferreira, J.E.R., 2010.

Above-ground biomass dynamics after reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 259, 367–373. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.10.031>

Millington, J.D.A., Walters, M.B., Matonis, M.S., Liu, J., 2013. Modelling for forest management synergies and trade-offs: Northern hardwood tree regeneration, timber and deer. **Ecol. Modell.** 248, 103–112. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2012.09.019>

Miranda, R.O.V. De, Filho, A.F., Machado, S.A., 2017. Modelling mortality in Pinus taeda L. stands. **Sci. For.** 45, 435–444. <https://doi.org/10.18671/scifor.v45n115.02>

MOBOT, 2015. **Missouri Botanical Garden.** Disponível em <<http://www.mobot.org/MOBOT>>. Acesso em 22 de janeiro de 2020.

Mohammadi, Z., Mohammadi Limaie, S., Lohmander, P., Olsson, L., 2018. Estimation of a basal area growth model for individual trees in uneven-aged Caspian mixed species forests. **J. For. Res.** 29, 1205–1214. <https://doi.org/10.1007/s11676-017-0556-7>

Murta Júnior, L.S., 2018. **Projeção do crescimento de árvores individuais em plantio experimental de eucalipto desbastado.** 103 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais). Universidade de Brasília, Brasília, Distrito Federal.

Nascimento, R.G.M., 2016. **Modelagem e simulação do crescimento e produção de floresta tropical manejada na Amazônia Oriental.** 174 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal). Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Paraná.

Newbery, D.M., Lingenfelder, M., 2008. Plurality of tree species responses to drought perturbation in Bornean tropical rain forest. **Plant Ecol.** 201, 147–167. <https://doi.org/10.1007/s11258-008-9533-8>

Oliveira, E.K.B. de, Rezende, A.V., Freitas, L.J.M. de, Júnior, L.S.M., Barros, Q.S., Costa, L.S. da, 2019. Monitoramento da estrutura e caracterização ecológica em floresta tropical manejada na Amazônia Brasileira. **Rev. Bras. Ciências Agrárias.** 14, 1–12. <https://doi.org/10.5039/agraria.v14i4a6867>

Orellana, E., Filho, A.F., Netto, S.P., Vanclay, J.K., 2016. A distance-independent individual-tree growth model to simulate management regimes in native Araucaria forests. **J. For. Res.** 22, 30–35. <https://doi.org/10.1080/13416979.2016.1258961>

Park, Y.S., Weng, Y., Mansfield, S.D., 2012. Genetic effects on wood quality traits of plantation-grown white spruce (*Picea glauca*) and their relationships with growth. *Tree Genet. Genomes.* 8, 303–311. <https://doi.org/10.1007/s11295-011-0441-z>

Phillips, P.D., Thompson, I.S., Silva, J.N.M., Van Gardingen, P.R., Degen, B., 2004. Scaling up models of tree competition for tropical forest population genetics simulation. **Ecol. Modell.** 180, 419–434. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2004.04.029>

R Development Core Team. 2018. **R: a language and environment for statistical computin.** Vienna: R Foundation for Statistical Computing; Disponível em <<http://www.R-project.org>> . Acesado em 10 de Janeiro de 2020.

Reis, L.P., de Souza, A.L., dos Reis, P.C.M., Mazzei, L., Soares, C.P.B., Miquelino Eleto

- Torres, C.M., da Silva, L.F., Ruschel, A.R., Rêgo, L.J.S., Leite, H.G., 2018a. Estimation of mortality and survival of individual trees after harvesting wood using artificial neural networks in the amazon rain forest. **Ecol. Eng.** 112, 140–147. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2017.12.014>
- Reis, L.P., Souza, A.L. de, Reis, P.C.M. dos R., Mazzei, L., Binoti, D.H.B., Leite, H.G., 2018b. Prognose da distribuição diamétrica na Amazônia utilizando redes neurais artificiais e autômatos celulares. **Floresta.** 48, 93–102. <https://doi.org/10.5380/rf.v48>
- Reis, L.P., de Souza, A.L., Mazzei, L., dos Reis, P.C.M., Leite, H.G., Soares, C.P.B., Torres, C.M.M.E., da Silva, L.F., Ruschel, A.R., 2016. Prognosis on the diameter of individual trees on the eastern region of the amazon using artificial neural networks. **For. Ecol. Manage.** 382, 161–167. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.10.022>
- Riofrío, J., del Río, M., Maguire, D.A., Bravo, F., 2019. Species mixing effects on height-diameter and basal area increment models for scots pine and maritime pine. **Forests.** 10, 1–22. <https://doi.org/10.3390/f10030249>
- Rocha, S.J.S.S. da, Torres, C.M.M.E., Laércio Antônio Gonçalves Jacovine, Leite, H.G., Gelcer, E.M., Neves, K.M., Schettini, B.L.S., Villanova, P.H., Silva, L.F. da, Reis, L.P., Zanuncio, J.C., 2018. Artificial neural networks: Modeling tree survival and mortality in the Atlantic Forest biome in Brazil. **Sci. Total Environ.** 645, 655–661. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.07.123>
- Rolim, S.G., Do Couto, H.T.Z., De Jesus, R.M., França, J.T., 2006. Modelos volumétricos para a Floresta Nacional do Tapirapé-Aquirí, Serra dos Carajás (PA). **Acta Amaz.** 36, 107–114. <https://doi.org/10.1016/j.ijpharm.2005.10.031>
- Rubin, B.D., Manion, P.D., Faber-Langendoen, D., 2006. Diameter distributions and structural sustainability in forests. **For. Ecol. Manage.** 222, 427–438. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2005.10.049>
- Ruslandi, Cropper, W.P., Putz, F.E., 2017. Effects of silvicultural intensification on timber yields, carbon dynamics, and tree species composition in a dipterocarp forest in Kalimantan, Indonesia: An individual-tree-based model simulation. **For. Ecol. Manage.** 390, 104–118. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.01.019>
- Seidl, R., Rammer, W., Scheller, R.M., Spies, T.A., 2012. An individual-based process model to simulate landscape-scale forest ecosystem dynamics. **Ecol. Modell.** 231, 87–100. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2012.02.015>
- Sist, P., Ferreira, F.N., 2007. Sustainability of reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **For. Ecol. Manage.** 243, 199–209. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2007.02.014>
- Souza, A.L. de, Soares, C.P.B., 2013. **Florestas Nativas: Estrutura, dinâmica e manejo.** 1ª ed. Viçosa, UFV, 322 p.
- Souza, C.R. De, Azevedo, C.P. De, Marcelo, L., Rossi, B., 2014. Projection of diametric distribution and carbon stock of a managed forest in Manaus/AM. **Floresta.** 44, 525–534.
- Stage, A.R., 1973. **Prognosis model for stand development.** Progn. Model stand Dev. /

31. <https://doi.org/10.5962/bhl.title.69018>

Stepka, T.F., Dias, A.N., Figueiredo Filho, A., Machado, S. do A., Sawczuk, A.R., 2010. Prognose da estrutura diamétrica de uma Floresta Ombrófila Mista com os métodos razão de movimentos e matriz de transição. **Pesqui. Florest. Bras.** 30, 327–335. <https://doi.org/10.4336/2010.pfb.30.64.327>

Teixeira, L.M., Chambers, J.Q., Silva, A.R., Lima, A.J.N., Carneiro, V.M.C., Dos Santos, J., Higuchi, N., 2007. Projeção da dinâmica da floresta natural de Terra-firme, região de Manaus-AM, com o uso da cadeia de transição probabilística de Markov. **Acta Amaz.** 37, 377–384. <https://doi.org/10.1590/S0044-59672007000300009>

Téo, S.J., 2017. **Modelagem do crescimento e produção de árvore individual independente da distância, para *Pinus taeda*, na região meio oeste do Estado de Santa Catarina.** 273 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal). - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Paraná.

Tomé, M., Burkhart, H.E., 1989. Distance-Dependent Competition Measures for Predicting Growth of Individual Trees. **For. Sci.** 35, 816–831. <https://doi.org/10.1093/forestscience/35.3.816>

Valle, D., Phillips, P., Vidal, E., Schulze, M., Grogan, J., Sales, M., van Gardingen, P., 2007. Adaptation of a spatially explicit individual tree-based growth and yield model and long-term comparison between reduced-impact and conventional logging in eastern Amazonia, Brazil. **For. Ecol. Manage.** 243, 187–198. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2007.02.023>

Vanclay, J. K. 1994. **Modelling forest growth and yield: applications to mixed tropical forests.** Wallingford: CAB International, 312 p.

Vasconcelos, S.S., Higuchi, N., Oliveira, M.V.N., 2009. Projeção da distribuição diamétrica de uma floresta explorada seletivamente na Amazônia Ocidental. **Acta Amaz.** 39, 71–80.

Vospersnik, S., 2017. Possibilities and limitations of individual-tree growth models - A review on model evaluations. **Bodenkultur.** 68, 103–112. <https://doi.org/10.1515/boku-2017-0010>

Vospersnik, S., Reimoser, S., 2008. Modelling changes in roe deer habitat in response to forest management. **For. Ecol. Manage.** 255, 530–545. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2007.09.036>

Weber, P. V., Finger, C.A.G., Costa, E.A., Zimmermann, A.P.L., Longhi, R.V. 2018. Modelagem Linear Generalizada para descrever o incremento em área transversal de árvores individuais de Imbuia. **Floresta.** 48, 123–132. <https://doi.org/10.5380/rev.v48i1.54368>

Weiskittel, A.R., Hann, D.W., Kershaw, J.A., Vanclay, J.K., 2011. **Forest Growth and Yield Modeling.** Chichester: Wiley-Blackwell. 415 p. <https://doi.org/10.1002/9781119998518>

## CONCLUSÕES GERAIS

Com os resultados do capítulo I, conclui-se que existe correlação significativa entre índices de competição e o crescimento e a mortalidade de árvores na área de estudo, com maiores correlações entre os índices independentes da distância, sendo o índice  $IID_{BAL}$ , o de melhor desempenho para descrever a competição entre árvores da Floresta Ombrófila Densa da AMF da Fazenda Rio Capim, no Município de Paragominas, Pará, Brasil.

Com os resultados do capítulo II, foi possível concluir que a regressão logística (Modelo 5), ajustada em função do índice  $IID_{BAL}$  foi o modelo que melhor descreveu a probabilidade de mortalidade de árvores individuais. Entretanto, sendo a mortalidade um evento extremamente aleatório e, portanto de difícil medição, sugere-se intensificar os estudos com diferentes modelos (de mortalidade ou sobrevivência) e variáveis. Também, se sugere investigar outras formas de obtenção da mortalidade, como por exemplo, as ferramentas de inteligência artificial (RNA) e uso de variáveis dicotômicas ou binomiais.

Os resultados do capítulo III demonstraram que o modelo Linear (1) foi o que proporcionou estimativas mais precisas do crescimento em área basal de árvores individuais na área de estudo. O índice de competição com maior contribuição na projeção da área basal para a floresta estudada foi o  $IID_{BAL}$ .

Os resultados do capítulo IV comprovam que o ingresso de árvores após a exploração de impacto reduzido, pode ser estimado com eficiência empregando Modelagem em nível de Árvore Individual e modelagem por Matriz de Transição. No entanto, recomenda-se não utilizar a Matriz de Transição para longos períodos de tempo já que, quanto maior o tempo de projeção maior o erro nas estimativas.

Os resultados do capítulo V comprovam a eficiência do uso do modelo de árvore individual desenvolvido nesta tese após a sua aplicação nos dados de validação. As estimativas foram precisas e consistentes em todos os níveis de detalhamento: em nível de povoamento total, distribuição diamétrica e em nível de árvore individual. No entanto, novas investigações devem ser realizadas para aprimorar o submodelo de mortalidade, assim como, outras abordagens podem ser testadas, como, por exemplo, adoção de ferramentas de inteligência artificial (RNA) e uso de variáveis dicotômicas ou binomiais.