



**TALLES HUDSON SOUZA LACERDA**

**DESENVOLVIMENTO DE TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA  
ARTIFICIAL NO MANEJO FLORESTAL**

**LAVRAS – MG**

**2021**

**TALLES HUDSON SOUZA LACERDA**

**DESENVOLVIMENTO DE TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO  
MANEJO FLORESTAL**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Manejo Florestal, para obtenção do título de Doutor.

Prof. Dr. Lucas Rezende Gomide

Orientador

Prof. Dr. Bruno Henrique Gronner Barbosa

Coorientador

**LAVRAS – MG**

**2021**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca  
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Lacerda, Talles Hudson Souza.

Desenvolvimento de técnicas de inteligência artificial no  
manejo florestal / Talles Hudson Souza Lacerda. - 2021.  
99 p.

Orientador(a): Lucas Rezende Gomide.

Coorientador(a): Bruno Henrique Gronner Barbosa.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Lavras, 2021.

Bibliografia.

1. Aplicação de algoritmo genético no manejo florestal. 2.  
Seleção de variáveis em modelo de afileamento não linear. 3. Corte  
seletivo em floresta tropical sob demandas econômico-ecológico. I.  
Gomide, Lucas Rezende. II. Barbosa, Bruno Henrique Gronner. III.  
Título.

**TALLES HUDSON SOUZA LACERDA**

**DESENVOLVIMENTO DE TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO  
MANEJO FLORESTAL  
DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES IN FOREST  
MANAGEMENT**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras,  
como parte das exigências do Programa de Pós-  
Graduação em Engenharia Florestal, área de  
concentração em Manejo Florestal, para obtenção do  
título de Doutor.

APROVADA em 09 de Abril de 2021.

Prof. Dr. Lucas Rezende Gomide	UFLA
Prof. Dra. Carolina Souza Jarochinski e Silva	UFLA
Prof. Dr. José Roberto Soares Scolforo	UFLA
Prof. Dr. Bruno Henrique Groenner Barbosa	UFLA
Prof. Dr. Afonso Figueiredo Filho	UNICENTRO

Prof. Dr. Lucas Rezende Gomide  
Orientador  
Prof. Dr. Bruno Henrique Groenner Barbosa  
Coorientador

**LAVRAS – MG  
2021**

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus por sempre guiar os meus passos, colocando em minha vida pessoas que me inspiram, me ajudam, me desafiem e me encorajam a tornar-me uma pessoa melhor.

À Universidade Federal de Lavras (UFLA) em especial ao Departamento de Engenharia Florestal, pela oportunidade de realização do doutorado.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, sendo assim, agradeço pela concessão da bolsa de estudos.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Lucas Rezende Gomide por sempre estar aberto para diálogos, aconselhando, desafiando e incentivando para meu crescimento pessoal e profissional.

Ao meu coorientador Prof. Dr. Bruno Henrique Groenner Barbosa, pela disponibilidade, ensinamentos, paciência e por compartilhar seus conhecimentos e experiências.

Aos professores que participaram de minha trajetória acadêmica pelos ensinamentos.

Aos meus colegas de laboratório pelo compartilhamento de ideias e apoio, em especial ao Guilherme, Laís e Evandro, que foram de grande valia para elaboração dessa tese.

Aos participantes da banca, pela disponibilidade e contribuições no trabalho.

À EMBRAPA, por intermédio Evandro Orfanó Figueiredo, que concedeu os dados de um dos experimentos abordados nesse trabalho.

À minha mãe, Socorro, pelo incentivo, dedicação, amor e paciência.

Aos meus irmãos, Klaus e Sâmmilly, pela união e momentos de descontração.

À minha parceira, Thayane, pelo carinho e companheirismo, aconselhando-me e instigando para que eu sempre evoluísse. E a seus familiares, que me acolheram como um filho.

À todas as pessoas que, de alguma forma, contribuíram para realização deste trabalho.

## RESUMO GERAL

O uso de inteligência computacional no setor florestal é recorrente para diversos problemas, principalmente como auxiliador na tomada de decisões para os gestores florestais. Congruente a isso, a expansão de *big data* no setor é notável, proporcionando elevado número de dados. Com isso, a aplicação de metodologias que facilitem, de forma assertiva, a compilação e o processamento desses dados se tornam essenciais. Diante dessa perspectiva, a tese foca no uso do algoritmo genético para solução de problemas do setor florestal, tendo como foco a seleção e alocação de variáveis em um modelo não linear de afilamento (artigo 1), além de sua aplicação com caráter multiobjetivo para seleção de árvores a serem exploradas na floresta Amazônica (artigo 2). No artigo 1, o objetivo do trabalho foi gerar um modelo eficiente para predição do diâmetro ao longo do fuste, além de investigar uma abordagem biológica da seleção das variáveis morfométricas. Foram disponibilizadas variáveis clássicas, morfométricas, temporal e uma constante para o algoritmo genético a fim de selecionar e alocar essas variáveis no modelo de Kozak (2004). Além disso, os ajustes dos coeficientes de regressão foram realizados pelo algoritmo. O modelo selecionado pelo algoritmo apresentou boas predições de diâmetro ao longo do fuste, tendo as variáveis selecionadas comportamentos lógicos com o incremento diamétrico. O artigo 2 teve como intuito utilizar um algoritmo multiobjetivo para auxiliar na tomada de decisão no corte seletivo de uma Floresta Decidual Ombrófila Mista, baseando-se em critérios econômicos e ambientais, o qual gerou múltiplas soluções classificadas conforme natureza econômica, ecológica e de equilíbrio. O algoritmo genético foi eficiente em conciliar os diferentes objetivos, possibilitando baixo impacto no povoamento remanescente. Ao se analisar os resultados apresentados na tese, nota-se que o algoritmo genético foi eficaz para solucionar os problemas propostos. Além de sua alta adaptabilidade em diferentes abordagens, sendo de fácil estruturação para variáveis binárias e contínuas, e cenários mono e multiobjetivos.

**Palavras-chave:** Algoritmo Genético. Seleção de Variáveis. Problemas Multiobjetivos.

## GENERAL ABSTRACT

The use of computational intelligence in the forestry sector is recurrent for several problems, mainly as an aid in decision making for forest managers. Congruent to this, the expansion of big data in the sector is notable, providing a large number of data. Thus, the application of methodologies that assertively facilitate the compilation and processing of this data becomes essential. Given this perspective, the thesis focuses on the use of the genetic algorithm to solve problems in the forestry sector, focusing on the selection and allocation of variables in a nonlinear tapering model (article 1), in addition to its application with a multiobjective character for selection of trees to be explored in the Amazon rainforest (article 2). In article 1, the objective of the work was to generate an efficient model for predicting the diameter along the shaft, in addition to investigating a biological approach to the selection of morphometric variables. Classical, morphometric, temporal and a constant variable were made available to the genetic algorithm in order to select and allocate these variables in the Kozak model (2004). In addition, the adjustments to the regression coefficients were performed by the algorithm. The model selected by the algorithm showed good diameter predictions along the shaft, with the selected variables having logical behaviors with the diametric increment. Article 2 was intended to use a multiobjective algorithm to assist in decision making in the selective cutting of a Mixed Ombrophilous Deciduous Forest, based on economic and environmental criteria. Which generated multiple solutions classified according to economic, ecological and balanced nature. The genetic algorithm was efficient in reconciling the different objectives, allowing low impact on the remaining stand. When analyzing the results presented in the thesis, it is noted that the genetic algorithm was effective in solving the proposed problems. In addition to its flexibility for different approaches, it is easy to structure for binary and continuous variables, and mono and multiobjective scenarios.

**Keywords:** Genetic Algorithm. Feature Selection. Multiobjective Problems.

## LISTA DE FIGURAS

### PRIMEIRA PARTE

Figura 1 – Representações geométricas ao longo do fuste.....	14
Figura 2 – Influencia da densidade populacional no afilamento da árvore. ....	15
Figura 3 – Estrutura hierárquica do planejamento florestal. ....	17
Figura 4 – Representação genérica: a) meta-heurística de solução única; b) meta-heurística populacional.....	21
Figura 5 – Esquema resumido da nomenclatura utilizada no AG. ....	24
Figura 6 – Pseudocódigo do funcionamento da meta-heurística AG. ....	24
Figura 7 – Representação dos operadores de recombinação genotípica: (a) cruzamento em um ponto; (b) cruzamento em dois ou múltiplos pontos; (c) cruzamento uniforme....	25
Figura 8 – Representação do funcionamento do operador de mutação. ....	27
Figura 9 – Métodos de seleção de atributos: (a) <i>embedded</i> , (b) filtro, (c) <i>wrapper</i> . ....	29
Figura 10 – Fronteira de Pareto, com elementos existentes entre duas funções objetivo. ....	31
Figura 11 – Esquema de <i>Crowding Distance</i> . ....	33
Figura 12 – Classificações de algoritmos de clusterização. ....	34

### SEGUNDA PARTE - ARTIGOS

#### ARTIGO 1

Figure 1 – Scheme of methodological functioning of the optimization of variable selection.	54
Figure 2 – The tendency and correlation of explanatory variables for tree taper at tested ages .....	56
Figure 3 – Regression models statistics for the tested subsets. ....	57
Figure 4 – Relative diameter over relative height for tree with average dbh and average total height in each age. Standardized residual plot for the adjusted equations in ages.	58

#### ARTIGO 2

Figura 1 – Fluxograma de funcionamento metodológico da otimização multiobjetiva no corte seletivo de árvores. ....	76
Figura 2 – Decomposição da função objetivo envolvendo as soluções não dominadas estabelecendo a fronteira de Pareto. ....	81
Figura 3 – Distribuição diamétrica da população remanescente resultante de $\alpha$ , $\beta$ e $\gamma$ , representados graficamente pelo boxplot (a) e histograma de frequência (b).....	82
Figura 4 – Análise do efeito espacial sobre a seleção das árvores nas soluções $\alpha$ , $\beta$ e $\gamma$ .....	83
Figura 5 – Relação de árvores selecionadas para a colheita conforme as soluções $\alpha$ , $\beta$ e $\gamma$ .	87



## LISTA DE TABELAS

### SEGUNDA PARTE - ARTIGOS

#### ARTIGO 1

Table 1 – Description structure of the *Eucalyptus urograndis* stands..... 51

#### ARTIGO 2

Tabela 1 – Conjunto de soluções estocásticas selecionadas para avaliar os efeitos econômicos e ecológicos da colheita. .... 82

Tabela 2 – Frequência relativa de árvores, DAP médio e receita de acordo com a classificação da faixa de preços para solução  $\alpha$ ;  $\beta$  e  $\gamma$ . .... 85

## SUMÁRIO

	<b>PRIMEIRA PARTE .....</b>	<b>11</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>11</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA.....</b>	<b>13</b>
<b>2.1</b>	<b>Manejo Florestal .....</b>	<b>13</b>
2.1.1	Afilamento dos fustes de árvores.....	13
2.1.2	Planejamento Florestal.....	16
<b>2.2</b>	<b>Algoritmo Genético (AG) .....</b>	<b>23</b>
<b>2.3</b>	<b>Seleção de Atributos em Modelo Estatísticos .....</b>	<b>28</b>
<b>2.4</b>	<b>Problemas Multiobjetivos de Otimização.....</b>	<b>30</b>
<b>2.5</b>	<b>Agrupamento.....</b>	<b>33</b>
<b>3</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>35</b>
<b>4</b>	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>36</b>
	<b>SEGUNDA PARTE - ARTIGOS .....</b>	<b>46</b>
	<b>ARTIGO 1 - DESEMPENHO DO ALGORITMO GENÉTICO PARA A TÉCNICA DE SELEÇÃO DE RECURSOS NO MODELO DE AFILAMENTO NÃO LINEAR.....</b>	<b>46</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUCTION .....</b>	<b>49</b>
<b>2</b>	<b>MATERIAL AND METHODS .....</b>	<b>50</b>
<b>2.1</b>	<b>Site description and tree sampling .....</b>	<b>50</b>
<b>2.2</b>	<b>Data structure .....</b>	<b>52</b>
<b>2.3</b>	<b>Non-linear regression model under genetic algorithm.....</b>	<b>52</b>
<b>2.4</b>	<b>Precision methods evaluation .....</b>	<b>54</b>
<b>3</b>	<b>RESULTS .....</b>	<b>55</b>
<b>4</b>	<b>DISCUSSION.....</b>	<b>59</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSION .....</b>	<b>62</b>
<b>6</b>	<b>ACKNOWLEDGMENTS .....</b>	<b>62</b>
<b>7</b>	<b>REFERENCES .....</b>	<b>63</b>
	<b>ARTIGO 2 – RUMO À OTIMIZAÇÃO DA COLHEITA DA FLORESTA TROPICAL SOB DEMANDAS ECONÔMICO-ECOLÓGICAS.....</b>	<b>67</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>70</b>
<b>2</b>	<b>MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>72</b>
<b>2.1</b>	<b>Área de estudo.....</b>	<b>72</b>
<b>2.2</b>	<b>O problema de seleção de árvores para a colheita.....</b>	<b>72</b>
2.2.1	Aspecto de natureza ecológico .....	73
<b>2.3</b>	<b>Método evolucionário multiobjetivo estocástico de resolução.....</b>	<b>75</b>
<b>2.4</b>	<b>Avaliação da fronteira de Pareto.....</b>	<b>77</b>
2.4.1	Estrutura diamétrica da floresta remanescente .....	77
2.4.2	Distribuição espacial das árvores exploradas .....	78
2.4.3	Composição florística do povoamento remanescente.....	79
2.4.4	Efeito do componente medido pela razão econômica .....	79
<b>3</b>	<b>RESULTADOS .....</b>	<b>80</b>
<b>3.1</b>	<b>Soluções multiobjetivas na seleção das árvores .....</b>	<b>80</b>
<b>3.2</b>	<b>Componentes ecológicos da colheita florestal .....</b>	<b>82</b>
<b>3.3</b>	<b>Componentes econômicos da colheita florestal.....</b>	<b>85</b>
<b>4</b>	<b>DISCUSSÃO .....</b>	<b>87</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>92</b>
<b>6</b>	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>92</b>
	<b>ANEXOS.....</b>	<b>99</b>

## PRIMEIRA PARTE

### 1 INTRODUÇÃO

O setor florestal vem em uma crescente formação de *big data*, com a coleta de dados de diversas vertentes, como espaciais, ecológicos, financeiros, dendrométricos, dentre outros. O acúmulo de informações está ultrapassando a capacidade de assimilação humana. Diante do exposto, surge a necessidade de técnicas computacionais que deem suporte na geração de informações e auxiliem na tomada de decisão dos gestores florestais, sendo esse o grande propósito para a coleta dos dados. O uso de recursos computacionais tem se tornado um grande aliado na solução de problemas de diversos segmentos, desde o aumento de precisão, otimização de recursos e resolução em tempo hábil de problemas complexos. No entanto, para extração de informações, faz-se necessário a ETL (extrair, transformar e carregar), processamento e análise dos dados (FRAWLEY; PIATETSKY-SHAPIRO; MATHEUS, 1992). A ETL possibilita a tratativa e o conhecimento dos dados e os disponibiliza para um banco de dados ou um algoritmo de processamento.

Uma dessas tratativas é a seleção de atributos significantes para captar os padrões de determinada saída, sendo de suma relevância para melhorar o dimensionamento dos dados, agilizando o processamento e até mesmo aumentando a acurácia do preditor/classificador. Sendo assim, é indispensável o uso de seleção de variáveis, uma vez que seu objetivo é selecionar um subconjunto de dados com baixa redundância e alta capacidade de discriminação (DONG *et al.*, 2018; HONG *et al.*, 2018). A seleção de atributos pode atuar no pré-processamento ou no processamento em si, tendo a forma de aplicação conforme o objetivo do problema (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014).

Quanto ao processamento de dados, essa etapa consiste no uso de técnicas para extração de informações intrínsecas aos dados, visto que a natureza do problema influencia diretamente na estruturação e pressupostos utilizados para obtenção da solução, podendo ser de caráter mono ou multiobjetivo. Problemas mono-objetivos apresentam um único objetivo, exemplificando a minimização de erro de uma equação e a maximização de receita de um projeto. Quanto a problemas multiobjetivos, há avaliação de diversos objetivos, em que buscam soluções ótimas que atendam todos os objetivos conflitantes (FOTAKIS *et al.*, 2012).

Visando auxiliar, facilitar e otimizar as etapas descritas acima, há um grande ramo da ciência focada no desenvolvimento de ferramentas para esse fim, sendo a computação

evolucionária. Essa área de estudo baseia em processos ou procedimentos naturais, como seleção natural e comportamento de seres vivos, com o intuito de desenvolver, avaliar e aplicar metodologias para elaboração de algoritmos (LIMA *et al.*, 2011). Pode-se destacar o algoritmo genético, sendo uma meta-heurística flexível utilizada tanto no processamento de seleção dos atributos (HONG *et al.*, 2018) como no processamento de dados (FOTAKIS *et al.*, 2012; KONAK; COIT; SMITH, 2006). Ele é inspirado no processo de seleção natural, no qual a solução é estruturada como um cromossomo (WHITLEY, 1994). Cada cromossomo é constituído por um conjunto de alternativas de gerenciamento (genes) (BINOTI *et al.*, 2012; RODRIGUES *et al.*, 2004). Devido sua alta adaptabilidade para solução de diferentes naturezas de problemas (ex. FOTAKIS *et al.*, 2012; GOMIDE *et al.*, 2009; LU; ERIKSSON, 2000). Diante disso, o objetivo da tese foi empregar o algoritmo genético em diferentes abordagens e etapas da extração de informações, a fim de facilitar e auxiliar o gestor florestal em sua tomada de decisão, de forma embasada e assertiva.

Esta pesquisa está dividida em duas partes. Na primeira contém a introdução geral e a revisão de literatura, enquanto na segunda, 2 artigos. No artigo 1, o algoritmo auxiliou na seleção de variáveis para compor um modelo não linear de afilamento, para um povoamento de *Eucalyptus urograndis*, localizado no sul do estado de Minas Gerais. Visto que, diversas variáveis podem influenciar a forma e afilamento do fuste, gerando um elevado número de combinações possíveis para elaboração de um modelo. Cabe ressaltar, também, a complexidade da inclusão de variáveis, uma vez que elas devem contribuir para as predições, além do ajuste dos coeficientes de regressão do modelo. Diante dessas complexidades, a aplicação do algoritmo genético pode facilitar a seleção de variáveis, acarretando maior entendimento da relação entre a variável dependente e independente. Além da seleção das variáveis, essa técnica gerou os parâmetros de regressão dos modelos, possibilitando assim a análise do desempenho das predições, com viés matemático e biológico. O artigo 2 teve como o objetivo realizar a seleção de indivíduos para colheita em uma área de Floresta Decidual Ombrófila Mista, no município de Bujari, no estado do Acre. Essa seleção baseou-se em critérios econômicos e ambientais, uma vez que há uma crescente busca por explorações racionais e planejadas, que visem a redução dos impactos ocasionados nos povoamentos remanescentes. Essa abordagem apresentou conflitos entre os objetivos, requerendo assim ferramentas que os contrabalancem. O algoritmo permitiu a análise de três soluções, sendo de natureza econômica, ecológica e de equilíbrio, possibilitando a avaliar os impactos na estrutura diamétrica; na distribuição espacial das árvores exploradas; na composição florística.

## **2 REVISÃO DE LITERATURA**

### **2.1 Manejo Florestal**

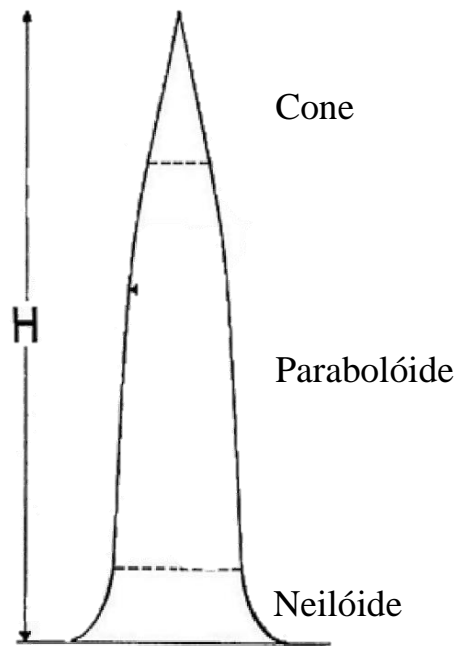
Os recursos florestais devem ser utilizados de forma consciente, a fim de propiciar perpetuidade nos processos de extração desses recursos. Sendo assim, surge o manejo florestal, com o intuito de estudar e aplicar técnicas e ferramentas que auxiliem a colheita de forma consciente e sustentável (COELHO; REZENDE; OLIVEIRA, 2013; DAVID et al., 2017). Essa ciência atua em diversas vertentes, desde a predição ou projeção de uma determinada característica dendrométrica, como planejamento e otimização de recursos florestais. Sendo essencial o uso de estatísticas clássicas (exemplo regressão múltipla e modelos mistos) ou computacionais (exemplo redes neurais artificiais e meta-heurísticas).

Para melhor elucidação desse tópico, abordou-se separadamente duas subáreas do manejo florestal utilizadas nos artigos 1 e 2. Sendo o afilamento das árvores e o planejamento florestal.

#### **2.1.1 Afilamento dos fustes de árvores**

As árvores são organismos que apresentam uma grande variação de forma, com diferentes figuras geométricas ao longo do fuste. Usualmente, são representadas por neilóide (base), parabolóide (parte intermediária) e cone (ponta) (FIGURA 1) (McTAGUE; WEISKITTEL, 2020).

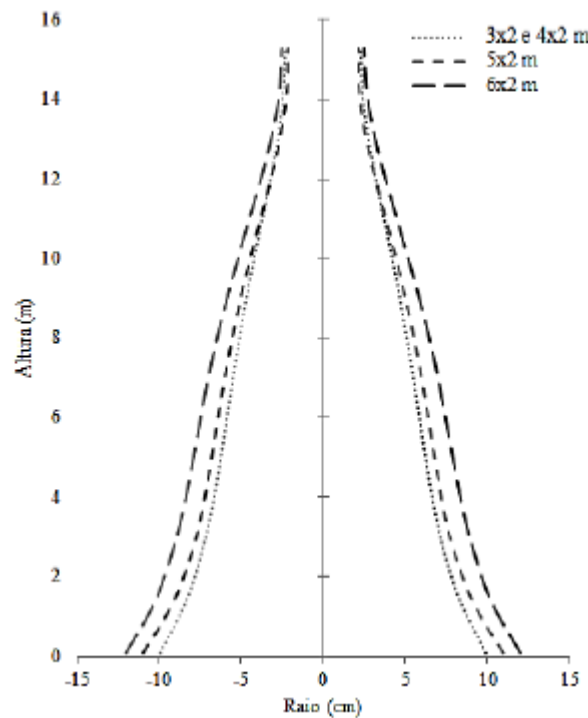
Figura 1 – Representações geométricas ao longo do fuste.



Fonte: Adaptado de McTague e Weiskittel (2020)

Associado à forma do fuste, há o afilamento, o qual é descrito pela taxa de diminuição do diâmetro ao longo da altura da árvore (NEWNHAM, 1965). Esses fatores podem ser influenciados por aspectos genéticos e intrínsecos a cada espécie, como ainda definidos pela interação com o ambiente (MCTAGUE; WEISKITTEL, 2020). Os elementos externos como luminosidade, tratamentos silviculturais e posição sociológica da árvore (ANDRADE *et al.*, 2007; LARSON, 1963, SANTANA *et al.*, 2002) são alguns exemplos desses fatores. Contudo, uma das principais causas que alteram o afilamento da árvore é a densidade entre indivíduos (SHARMA, 2020; VENDRUSCOLO *et al.*, 2016), como pode-se observar na Figura 2. As altas densidades limitam o desenvolvimento do fuste, por reduzir o espaço e recursos para crescimento, restringindo assim, a absorção de elementos essenciais para o incremento em biomassa (KELLOMÄKI, 1986), devido ao aumento da competição entre as árvores.

Figura 2 – Influencia da densidade populacional no afilamento da árvore.



Fonte: Vendruscolo (2016)

A competição está estritamente relacionada à copa (SORRENSEN-COTHERN; FORD; SPRUGEL, 1993, PURVES; LICHSTEIN; PACALA, 2007), cuja função é a produção fotossintética, que se associa a relação entre transpiração e respiração da árvore, que, por conseguinte, afeta diretamente os processos fisiológicos de crescimento. Exemplificando um desses processos é o fornecimento de carboidrato para crescimento do tronco (LEITES; ROBINSON, 2004). Shinozaki *et al.* (1964) explicaram que à medida que a copa se desenvolve, os vasos condutores associados aos galhos senescentes são inativados, formando o cerne da árvore. Diante disso, as covariáveis morfométricas ligadas à copa, tais como diâmetro de copa e comprimento de copa, tendem a influenciar fortemente no afilamento das árvores.

Essas covariáveis, por terem essa forte relação, captam a variabilidade da forma e possibilitam maior flexibilidade de modelos de afilamento (LEITES; ROBINSON, 2004). Conforme Jiang e Liu (2011), a adição de covariáveis morfométricas no modelo segmentado de Max e Burkhart (1976) contribuiu positivamente nas previsões de diâmetro ao longo do fuste. Fato também observado em Mäkelä (2002), Trincado e Burkhart (2006), Yang, Huang e Meng. (2009) e Özçelik, Diamantopoulou e Brooks (2014). Tradicionalmente, as principais variáveis preditoras empregadas nesses modelos são a altura total (H), o diâmetro à 1,3 m do solo (DAP) da árvore e altura ao longo do fuste (h) (LEJEUNE, *et al.*, 2009; ÖZÇELIK; BAL,

2013). Essas variáveis básicas foram as responsáveis pelo desenvolvimento de diversos métodos e modelos, na predição dos diâmetros ao longo do fuste. Diversos modelos são empregados para descrever o afilamento, como modelos lineares e não lineares (SHARMA; ZHANG, 2004; MÔRA *et al.*, 2014). Dentro desse cenário, há ainda funções de afilamento não segmentados (SCHÖEPFER, 1966; KOZAK; MUNRO; SMITH, 1969) e segmentados (MAX e BURKHART, 1976). Recentemente, há uma corrente considerando o uso de métodos como rede neural artificial (RNA) (ÖZÇELIK; DIAMANTOPOULOU; BROOKS, 2014) e treinamento de máquina.

Independente do modelo ou método usado, a função de afilamento tem como característica a capacidade de discriminar os diversos produtos madeireiros na árvore. Essa discriminação viabiliza o uso de produtos mais nobres provenientes da floresta (CARVALHO *et al.*, 2014), possibilitando maximizar os lucros e minimizar a dependência de apenas um produto (ASSIS *et al.*, 2002). Além disso, permite, também, a obtenção de volumes parcial ou total dos indivíduos arbóreos (KOZAK, 2004; LI, *et al.*, 2012; MÔRA *et al.*, 2014), por meio da integração da equação de afilamento. Essas características fazem com que os modelos de afilamento sejam atrativos para fornecer informações cruciais para tomadas de decisão, relacionadas ao manejo da floresta.

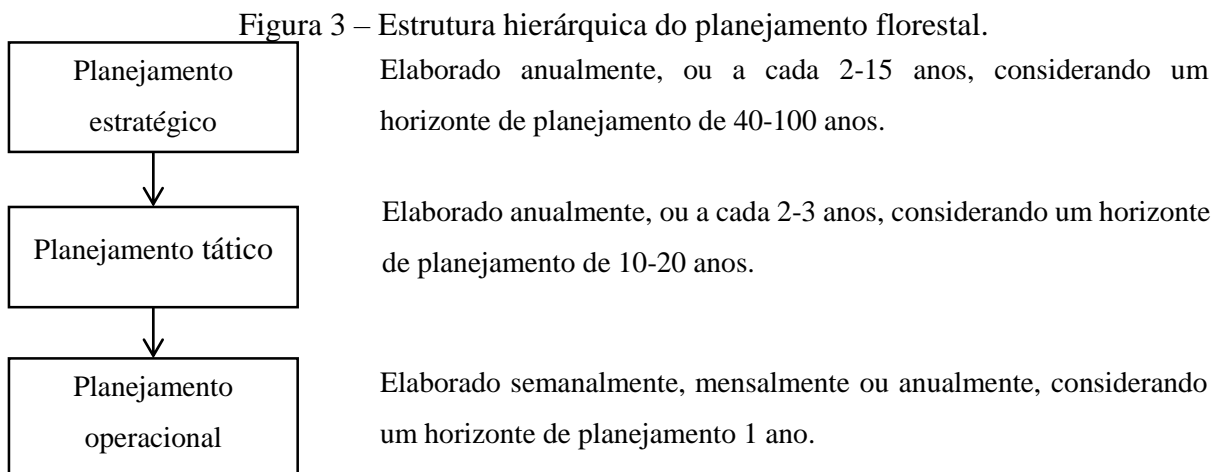
### **2.1.2 Planejamento Florestal**

O planejamento de recursos florestais surgiu no século 19, na Europa, com intuito de regular o fluxo de madeira das indústrias (MARTELL; GUNN; WEINTRAUB, 1998). Ele é de suma importância para o manejo de uma floresta, por auxiliar no gerenciamento dos recursos florestais, minimizando conflitos e alocação das atividades (BETTINGER; DEMIRCI; BOSTON, 2015). Segundo estes autores, os planos de gestão florestal são muitas vezes desenvolvidos como ferramentas para promover a transparência do gerenciamento, com a intenção de minimizar os conflitos entre grupos de usuários e orientar o tempo e a colocação das atividades.

Pode-se definir o planejamento florestal como uma técnica que identifica e agenda atividades, com o intuito de alcançar objetivos pré-estabelecidos (BAŞKENT; KELES, 2005). Ele se subdivide conforme o grau de detalhamento e tempo de horizonte de planejamento, apresentando a seguinte hierarquia: estratégico, tático e operacional (BETTINGER *et al.*, 2009), conforme a Figura 3. O estratégico engloba grandes áreas, com horizontes de



planejamento extensos e questões mais abrangentes, com menor grau de detalhamento. Exemplifica este plano a regulação do fluxo de madeira da fábrica; a maximização do valor presente da floresta, inserindo variáveis que garantam o manejo sustentável dos recursos florestais, (ANDERSSON; ERIKSSON, 2007; BETTINGER *et al.*, 2009; MARTELL; GUNN; WEINTRAUB, 1998). O planejamento tático apresenta um horizonte menor que o estratégico (ANDERSSON; ERIKSSON, 2007), o qual permite a inserção de características espaciais, como a alocação das atividades ao decorrer do tempo, no entanto, há limitações no detalhamento técnico da implementação dessas atividades (BETTINGER *et al.*, 2009). Segundo ainda Bettinger *et al.* (2009), o menor nível de hierarquia é o planejamento operacional, que apresenta o menor horizonte de planejamento e um maior nível de detalhamento das atividades, como as áreas de colheita e o plantio de mudas.



Fonte: Bettinger *et al.* (2009)

Esses tipos de planejamentos abordados visam otimizar processos de um sistema, a fim de encontrar uma solução ótima, se possível, do problema proposto. A obtenção dessa solução é composta por função objetivo, restrições e variáveis de decisão, as quais devem se limitar em uma região definida pelas restrições (CASTRO; TSUZUKI, 2007). Na otimização florestal, geralmente, visa-se maximizar lucro ou minimizar os custos de produção, considerando restrições como fluxo constante de madeira (NASCIMENTO *et al.*, 2012), tamanho de área, dentre outros fatores que limitam as soluções possíveis do problema. Atualmente, a busca de maior realismo nos modelos tem tornado os problemas complexos, repercutindo no desafio de elaborar modelos que englobem múltiplos objetivo no manejo e requisitos espaciais. Os múltiplos objetivos são objetivos essenciais para o manejo, os quais são, geralmente,

conflitantes; quanto aos requisitos espaciais, pode-se elucidá-los como o tamanho, forma e alocação espacial das unidades de manejo (BAŞKENT, 2001).

As variáveis espaciais são de suma necessidade para os planos de manejo, devido ocasionar maior realismo na solução (BETTINGER *et al.*, 2007). Uma vez que, há uma crescente preocupação ambiental sobre os impactos das práticas de manejo de recursos florestais, a fim de avaliar a estrutura espacial da floresta (BAŞKENT *et al.*, 2001; KURTTILA, 2001; MALCHOW-MØLLER; STRANGE; THORSEN, 2004). Essas variáveis auxiliam na redução de distúrbios no habitat, no arranjo espacial das operações e na resolução de problemas relacionados ao transporte madeireiro (BAŞKENT; KELES, 2005; FALCÃO; BORGES, 2003). A busca por realismo dos modelos, que por conseguinte, repercute na complexidade do problema, influencia diretamente no tempo (eficiência) computacional (ANDERSSON; ERIKSSON, 2007). Conforme esses autores, a redução da complexidade pode ocorrer por meio de um menor número de variáveis e de restrições, atentando-se à eficácia do modelo. Essa limitação permite inserir maior detalhamento em outros requisitos, acarretando maior realismo e melhoria na saída do modelo.

Além da definição das variáveis e restrições, deve-se selecionar o método mais apropriado para solução do problema, sendo eles classificados segundo a natureza das variáveis de decisão, tendo recorrência o uso da Programação Linear (PL), Programação Linear Inteira (PLI) e Programação Linear Inteira Mista (PLIM), bem como o uso de métodos aproximativos como as Meta-heurísticas (BETTINGER; DEMIRCI; BOSTON, 2015).

A programação linear era a ferramenta mais empregada antigamente, obtendo soluções de variáveis contínuas (FALCÃO; BORGES, 2003). Pode-se defini-la como um método de alocação ideal de recursos limitados, tendo como intuito solucionar problemas relacionados ao gerenciamento de problemas complexos. Ela auxilia na tomada de decisão dos gestores, em setores como a indústria, a agricultura e o governo (BUONGIORNO; GILLESS, 2003). Exemplifica-se alguns destes problemas no setor florestal, como a maximização do volume da colheita ou do VPL (Valor Presente Líquido) e a minimização de custos.

Essa técnica apresenta função objetivo com variáveis lineares e restrições (equações e inequações lineares), sendo que seu modelo geral pode ser representado como ilustrado pela Equação 1 (LEUSCHNER, 1990):

$$\begin{array}{ll}
 \text{Min ou Max} & Z = cx \\
 \text{Sujeito a} & Ax \leq \text{ou} \geq r \\
 & x \geq 0
 \end{array} \tag{1}$$

Onde:  $Z$  é o valor da função objetivo;  $c$  e  $A$  são os coeficientes relacionados as variáveis de decisão da função objetivo e das restrições, respectivamente;  $r$  é valor da restrição;  $x$  é a variável real a ser otimizada.

A programação linear apresenta diversas limitações, dentre elas destacam-se (BAŞKENT, 2001):

- 1) As relações existentes entre as variáveis devem ter um comportamento linear, no entanto, a maioria das relações existentes no meio ambiente são não lineares;
- 2) gera-se apenas soluções contínuas, dificultando a implementação de problemas com soluções inteiras, como aqueles que exigem a integridade da unidade de manejo (PASALODOS-TATO *et al.*, 2013);
- 3) apresenta sensibilidade ao número de variáveis e restrições, acarretando um alto esforço computacional, com aumento exponencial. Também destacado por Crowe; Nelson e Boyland (2003);
- 4) devido a redução do número de variáveis (Limitação 3), em povoamentos florestais muito extensos, deve-se subdividi-los em classes, a fim de melhorar a resolução do problema. Isso repercute em perda das características espaciais do povoamento, que segundo Bettinger *et al.* (2007), são essenciais para o maior realismo ao plano de manejo;

A abordagem, geralmente, utilizada para PL na obtenção da solução são os modelos tipo I e II, classificadas por Johnson, Scheurman (1977) (RODRIGUES *et al.*, 2006). Esses autores observaram que o modelo tipo II, para problemas de planejamento florestal, proporciona menor número de variáveis ao comparar com o tipo I. Outra estratégia utilizada é o arredondamento em soluções de PL em problemas inteiros, não sendo recomendado, pois podem gerar soluções que não respeitem as restrições e os objetivos impostos. Diante disso, recomenda-se o uso da programação linear inteira (PLI) (SILVA *et al.*, 2003). A PLI é uma variação da programação linear cujas restrições requerem que todas ou algumas variáveis sejam inteiras. Caso apresente apenas variáveis inteiras, denomina-se de programa linear inteiro puro, se não, programação linear inteira mista (CORNUJOLS; TÜTÜNCÜ, 2005). Pode-se exemplificar situações para o uso desses modelos, a definição da área a ser colhida, a alocação do maquinário e problemas relacionados ao transporte madeireiro (PASALODOS-TATO *et al.*, 2013).

Os modelos de PLI ou PLIM são utilizados em problemas complexos, como a inserção de variáveis espaciais em planos de colheita (MCDILL; BRAZE, 2001). Segundo estes autores, o algoritmo mais difundido para esses modelos é o *branch-and-bound*, o qual é utilizado pra

resolver problemas discretos ou combinatórios (BETTINGER; DEMIRCI; BOSTON, 2015). O *branch-and-bound* consiste, de forma geral, em duas etapas: divisão e delimitação. A divisão (*branch*) reduz a região factível, eliminando a solução contínua. A delimitação (*bound*) é gerada ao longo que se encontram boas soluções no conjunto de soluções (GOMIDE, 2009). Esse algoritmo obtém soluções exatas para o problema, no entanto, limita-se apenas em situações de menores dimensões (MCDILL; BRAZE, 2001). Corrobora com essa afirmativa o trabalho de Crowe; Nelson; Boyland (2003), em que o *branch-and-bound* foi capaz de obter a solução ótima pela modelagem *Area Restriction Model* (ARM), com eficiência computacional aceitável, para problema de pequena e média dimensão. Conforme esses autores, à medida que aumentava a complexidade do problema, ocorria o aumento exponencial do tempo computacional.

A solução para contornar esse aumento é o uso algoritmos alternativos, fornecendo soluções com maior eficiência (MCDILL; BRAZE, 2001). Há diversos trabalhos na literatura que relataram o bom desempenho de meta-heurísticas para solução de problemas inteiros como de Falcão e Borges, (2001); Fotakis *et al.* (2012) e Nascimento *et al.* (2012). A meta-heurística é um método heurístico, geralmente utilizado em problemas de grandes dimensões ou que apresentam variáveis não lineares (BAŞKENT; KELES, 2005). Além de reduzir o tempo computacional (NASCIMENTO *et al.*, 2012), essa técnica apresenta grande flexibilidade de estruturação, repercutindo uma ampla utilização em diversos problemas.

As respostas geradas por essa abordagem não garantem a solução ótima, mas tendo uma adequada implementação do algoritmo, certamente, as soluções serão próximas às ótimas e com tempo de execução menor que os modelos exatos (CROWE; NELSON; BOYLAND, 2003; GENDREAU; POTVIN, 2005). Como demonstrado por Falcão e Borges (2003), as heurísticas apresentaram soluções próximas às da programação linear para problemas florestais de grandes dimensões, tendo um menor tempo computacional para convergência. Diversos trabalhos na literatura corroboram com essa afirmativa, podendo se destacar o algoritmo genético (FALCÃO; BORGES, 2001; GOMIDE; ARCE; SILVA, 2009), enxame de partículas (NASCIMENTO *et al.*, 2012), *simulated annealing* (GOMIDE; ARCE; SILVA, 2013, HAN; MURPHY, 2012, LI; BETTINGER; BOSTON, 2010), busca tabu (BETTINGER *et al.*, 2007, LI; BETTINGER; BOSTON, 2010).

Além dessas vantagens elencadas, observa-se também simplicidade de implementação e flexibilidade na formulação do problema (KURTTILA, 2001). Em contrapartida, há algumas limitações, como não garantir o ótimo global e sensibilidade na qualidade (BASKENT;

JORDAN, 2002). Dentre as classificações existentes para meta-heurística, pode-se subdividi-la na forma de obtenção das soluções, sendo: meta-heurística de solução única e populacional (FIGURA 4). A de solução única, gera apenas uma solução em cada ciclo, como o algoritmo procedimento aleatório adaptativo guloso (*Greedy randomized adaptive search procedure – GRASP*), *simulated annealing* e busca tabu. Quanto à populacional, geram-se múltiplas soluções, por exemplo, colônia de formigas, algoritmos evolucionários, algoritmo genético e busca dispersa (GENDREAU; POTVIN, 2005).

Figura 4 – Representação genérica: a) meta-heurística de solução única; b) meta-heurística populacional (Continua).

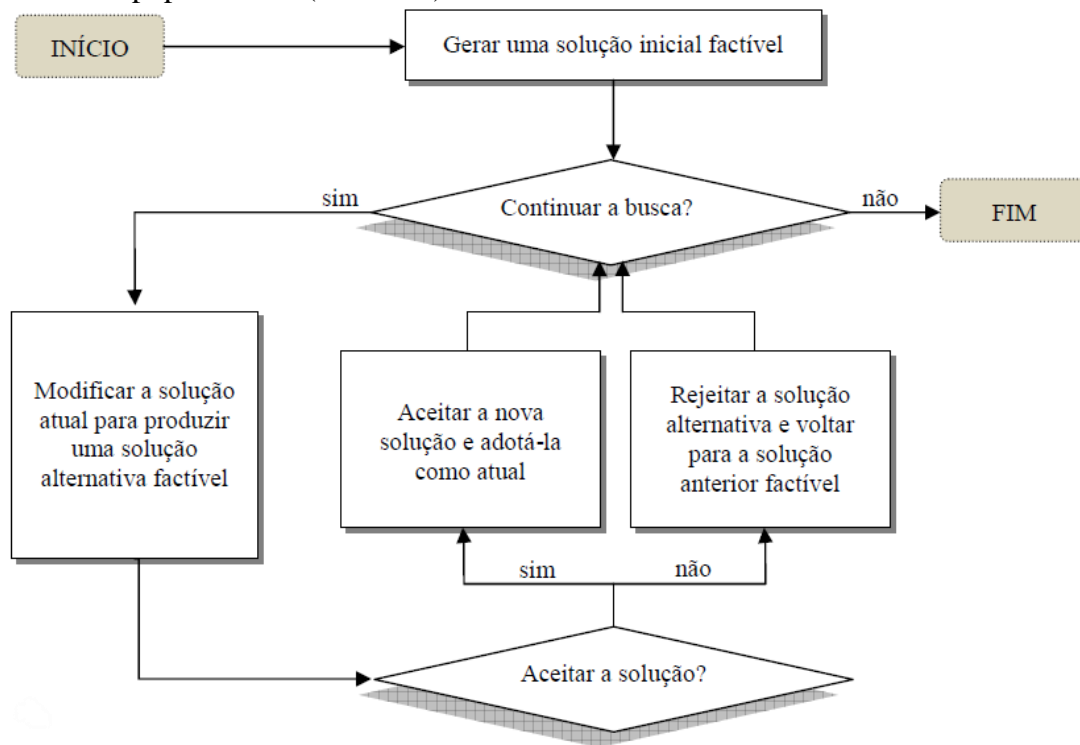
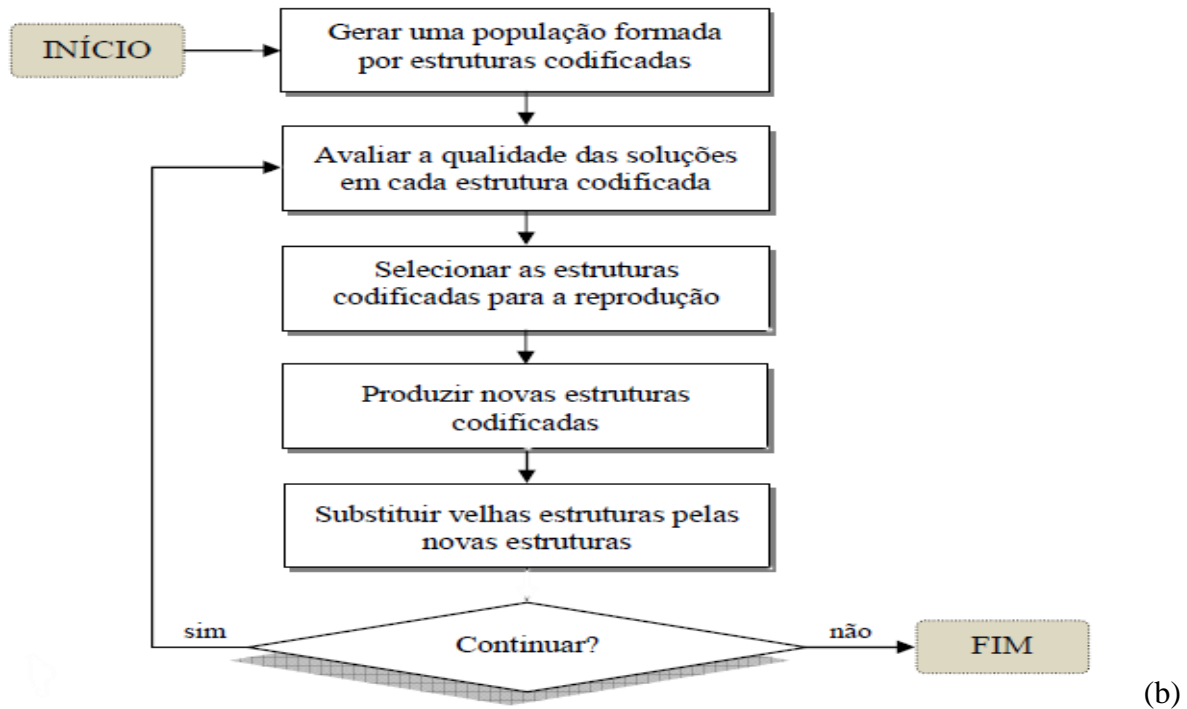


Figura 4 – Representação genérica: a) meta-heurística de solução única; b) meta-heurística populacional (Conclusão).



Fonte: a) Gomide (2009) adaptado de Murray (1999); b) Gomide (2009) adaptado de Ashlock, (2005)

Alguns desses algoritmos que apresentam solução populacional são baseados nos processos naturais, como algoritmo genético, colônia de formiga, *teaching-learning based optimization* (TLBO). Eles pertencem à computação evolucionária, que é uma linha de pesquisa inserida na área de Inteligência Artificial, que se inspira em processos ou procedimentos naturais (POZO *et al.*, 2005), como seleção natural e comportamento de seres vivos. Essa ciência tem como intuito desenvolver, avaliar e aplicar metodologia para elaboração de algoritmos, os quais podem ser descritos como um conjunto de procedimentos para solucionar problemas (LIMA *et al.*, 2011).

Essas técnicas de planejamento podem ser utilizadas para diversos fins, sendo um deles a seleção de árvores para corte. Uma vez que a extração madeireira convencional pode ocasionar impactos na floresta remanescente, promovendo danos no solo (11,5%) e na copa (1,3%) (ASNER; KELLER; SILVA, 2004). Segundo esses autores, ao se empregar práticas de impacto reduzido esses danos podem reduzir aproximadamente pela metade. E uma dessas práticas é a seleção de árvores embasadas em aspectos ecológicos e econômicos (BLAGOJEVIĆ *et al.*, 2019). Surgindo assim, a necessidade do planejamento florestal para indicar não somente o tempo e volume para corte, mas também a inclusão de aspectos relacionados a biodiversidade, sustentabilidade e proteção das bacias hidrográficas

(EZQUERRO; PARDOS; DIAZ-BALTEIRO, 2016). Visto que, os planos de manejo apresentam maior enfoque no viés econômicos, repercutindo na colheita de indivíduos de maior dimensão e valor econômico (SHEIL; VAN HEIST, 2000).

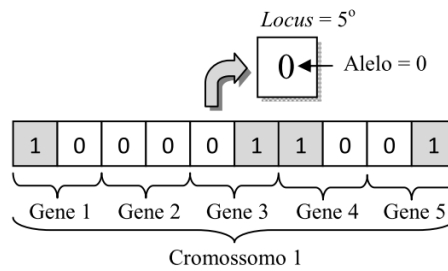
Dentre os trabalhos com essa vertente ecológica, pode-se destacar Silva *et al* (2018), que desenvolveram um modelo matemático considerando a estrutura horizontal da floresta e restrições de adjacência, a fim de reduzir o impacto ambiental. O modelo gerou soluções que acarretaram aumento na diversidade de Shannon de 3,17 para 3,22, além de não afetar na riqueza de espécies, uma vez que, houve seleção de espécies de maior dominância.

Outra abordagem que se pode utilizar é o emprego de dados espaciais para auxiliar no planejamento. Görgens *et al* (2020) utilizaram variáveis oriundas da varredura a laser aerotransportados (ALS), relacionadas a vegetação (altura do dossel, densidade relativa e clareiras), topográficas (declive, topografia) e hidrológicas (umidade do solo, drenagem e nascentes). Essas informações foram empregadas em quatro cenários de otimização, sendo de distância mínima de arraste, conservação da floresta, conservação do solo e a combinação desses objetivos. Segundo os autores, esses cenários possibilitaram maior detalhamento no planejamento, auxiliando o gestor na alocação de infraestruturas, desempenho operacional, além de evitar replanejamentos.

## **2.2 Algoritmo Genético (AG)**

O AG foi proposto por John Holland (1975) (WHITLEY, 1994) e se baseia no processo de seleção natural para obtenção da solução ótima de determinado problema (NAGHIBI; AHMADI; DANESHI, 2017). Devido a isso, ele é considerado um modelo computacional inspirado na evolução, com a estruturação da solução semelhante a um cromossomo (WHITLEY, 1994). Essa estrutura é composta por diversos genes, representados pelas alternativas de gerenciamento, que assumem diferentes valores (alelos) e posições (lócus) (BINOTI *et al.*, 2012; RODRIGUES *et al.*, 2004), conforme a Figura 5. Sua codificação é definida como genótipo, que proporciona um resultado (fenótipo), obtido pela decodificação do cromossomo (VICTORINO, 2005).

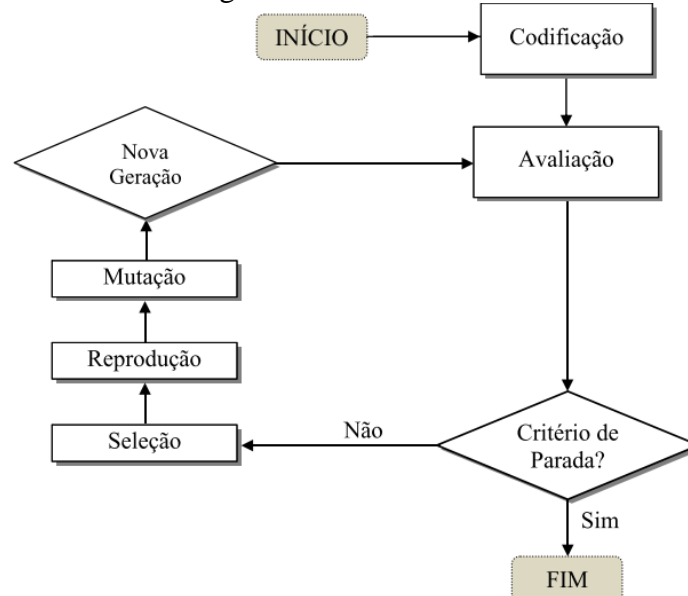
Figura 5 – Esquema resumido da nomenclatura utilizada no AG.



Fonte: Gomide (2009)

O AG apresenta dois principais componentes: a codificação do problema e a avaliação da função objetivo. A codificação, usualmente, é representada de forma binária (0-1), sendo assim, o espaço de busca desse algoritmo é o exponencial de 2 elevado ao número de locos do problema codificado (GOMIDE, 2009; WHITLEY, 1994). Há também a codificação real, em que utiliza diretamente valores reais (VICTORINO, 2005). Quanto à avaliação da população, é a análise do desempenho dos indivíduos ou cromossomos, conforme a função objetivo ou função *fitness*. Esses componentes podem ser visualizados, conforme o fluxograma apresentado na Figura 6. Além desses fatores, nota-se que há alguns operadores do algoritmo genético, que se deve atentar, sendo a população inicial, seleção, reprodução e mutação.

Figura 6 – Pseudocódigo do funcionamento da meta-heurística AG.



Fonte: Gomide 2009.

A população inicial, geralmente, é randômica (WHITLEY, 1994), sendo sujeita a diversas operações, a fim de gerar novas populações, denominando-as de novas gerações, até

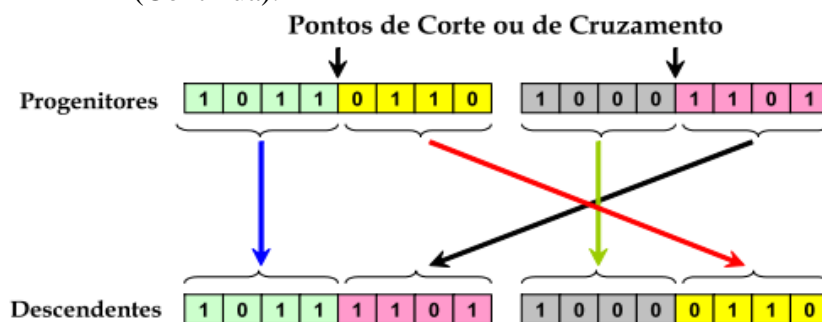


suprir o critério de parada (RODRIGUES *et al.*, 2004). O tamanho da população afeta diretamente o desempenho da obtenção da solução do AG. Populações pequenas geram poucos pontos na região factível, não apresentando uma boa abrangência do espaço de busca. Já populações grandes suprem essa deficiência, além de precaver de convergir em ótimos locais, embora possa impactar na eficiência e nos recursos computacionais (VICTORINO, 2005).

A etapa de escolha dos cromossomos que serão reproduzidos é denominada seleção e os indivíduos selecionados são chamados de cromossomos-pais (RODRIGUES *et al.*, 2004). Os cromossomos-pais são definidos conforme algum operador de seleção, afetando diretamente na eficácia e eficiência do algoritmo (GOMIDE; ARCE; SILVA, 2009). Segundo esses autores, os operadores de maior eficácia tiveram um maior tempo computacional (eficiência). Dentre esses, destaca-se: roleta, que seleciona os indivíduos por meio da proporcionalidade do índice de aptidão (VICTORINO, 2005); torneio, baseia-se na seleção dos melhores indivíduos de uma competição entre pares; e bi-classista, que seleciona proporcionalmente os cromossomos-pais, visto que, faz-se necessário o ordenamento do fitness da população, selecionando uma porcentagem dos melhores indivíduos e outra para os piores (GOMIDE; ARCE; SILVA, 2009).

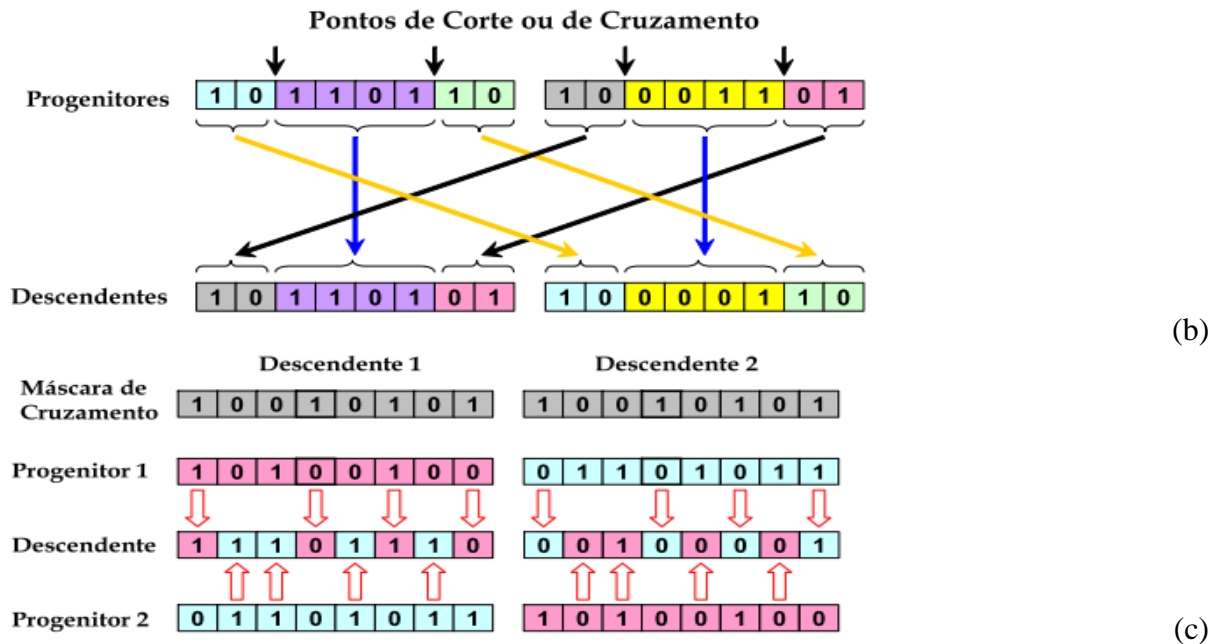
Após a seleção dos cromossomos-pais, há a troca de genes entre os pares, gerando assim os filhos (GOMIDE; ARCE; SILVA, 2009). As formas de troca dos genes podem ser por meio de processo recombinação, sendo de um único ponto, de dois pontos ou de múltiplos pontos e uniforme (FIGURA 7).

Figura 7 – Representação dos operadores de recombinação genotípica: (a) cruzamento em um ponto; (b) cruzamento em dois ou múltiplos pontos; (c) cruzamento uniforme (Continua).



(a)

Figura 7 – Representação dos operadores de recombinação genotípica: (a) cruzamento em um ponto; (b) cruzamento em dois ou múltiplos pontos; (c) cruzamento uniforme (Conclusão).

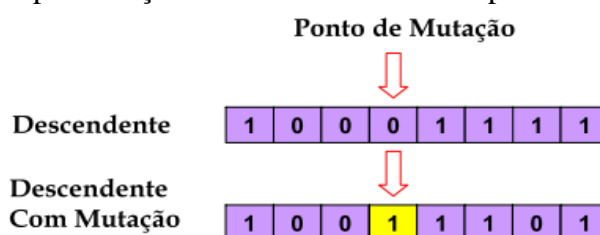


Fonte: Victorino (2005)

A recombinação de um único ponto de corte ocorre em uma determinada posição aleatória, havendo a troca das partes (FIGURA 7a). A de dois ou múltiplos pontos é similar ao anterior, diferenciando apenas no número de pontos de corte, isto é, dois ou mais pontos de corte (FIGURA 7b). Quanto ao uniforme, gera-se uma máscara de cruzamento com valores 0 ou 1 aleatoriamente, com mesmo tamanho que os cromossomos-pais. Sendo que, onde apresentar o valor 1 na máscara, o gene será do primeiro progenitor, caso contrário, do segundo progenitor. Esse processo é repetido para gerar o segundo descendente, no entanto, troca-se a ordem dos pais (VICTORINO, 2005) (FIGURA 7c).

A mutação gera diversidade na população obtida na reprodução, evitando a estagnação em um ótimo local, além da exploração de diferentes pontos do espaço (GOMIDE; ARCE; SILVA, 2009; SOREMEKUN *et al.*, 2001; VICTORINO, 2005). Ela consiste na alteração dos valores dos alelos do gene (FIGURA 8), sendo que, a seleção dos genes é aleatória (RODRIGUES *et al.*, 2004). Nota-se que os operadores de cruzamento e mutação tem como função propiciar, para as próximas gerações, melhores populações (NAGHIBI; AHMADI; DANESHI, 2017).

Figura 8 – Representação do funcionamento do operador de mutação.



Fonte: Victorino (2005)

A troca dos alelos se baseia em uma taxa de mutação, a qual, normalmente, é um valor muito baixo (SOREMEKUN *et al.*, 2001). Segundo Victorino (2005), para codificação binária, a mutação altera um cromossomo de comprimento  $n$ , conforme  $m'_i = \begin{cases} m_i & , \text{ se } z_i > p_m \\ 1 - m_i & , \text{ se } z_i \leq p_m \end{cases}$ , onde  $m'_i$  é o gene mutado;  $z_i$  é um número aleatório ( $z_i \in \{0,1\}$ ); e  $p_m$ , a taxa de mutação ( $p_m \in \{0,1\}$ ). Após a realização dessas etapas, deve-se empregar alguma técnica de substituição dos indivíduos da população atual pelos filhos gerados, uma vez que o tamanho da população é fixo. Pode-se empregar duas técnicas: a geracional, que consiste na substituição total da população, utilizada para obtenção dos pais, pelos filhos gerados, percebe-se que nessa técnica pode haver a substituição de soluções melhores; e a de estado fixo, que apenas uma porcentagem da população é substituída pelos filhos, suprindo assim, a desvantagem apresentada na técnica geracional (GOMIDE; ARCE; SILVA, 2009).

Como o AG é estocástico, faz-se necessário um critério de parada, caso contrário ele continuaria as gerações, mesmo tendo encontrado o melhor indivíduo, visto que não há nenhum indício que a solução obtida por ele é a ótima global. Diante disso, é necessária uma boa definição dos critérios de parada para que não haja redução em sua eficiência (SOARES, 1997). Ávila (2002) elenca alguns desses critérios: por número máximo de gerações, sendo um valor predefinido de gerações que o AG deve realizar, tendo como precaução o número a ser escolhido, uma vez que, pode haver uma convergência prematura; perda da diversidade genética, que consiste na similaridade entre os indivíduos da população, cabe ressaltar a fragilidade dessa técnica para ótimos locais. Esse autor aconselha mesclar as duas técnicas, isto é, tem-se um valor predefinido de gerações, caso haja elevada diversidade genética, estende-se o número de gerações.

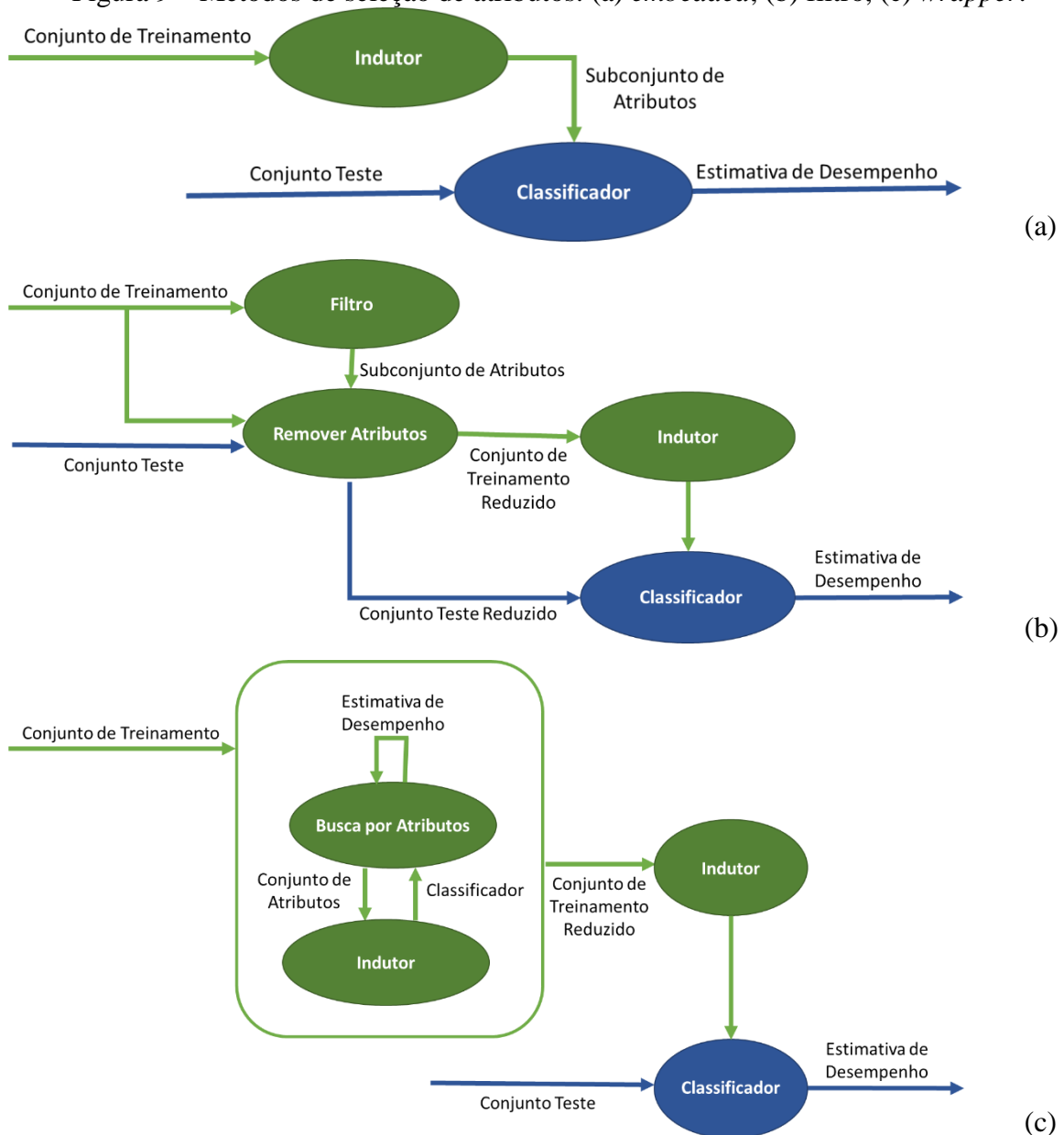
### 2.3 Seleção de Atributos em Modelo Estatísticos

O aumento gradativo da coleta de dados propicia a busca por técnicas de compilação, consistência e extração de informações desses grandes bancos de dados. Uma dessas técnicas é a seleção de atributos, que consiste na tratativa dos dados a fim de captar parâmetros relevantes para auxiliar na tomada de decisão, desconsiderando possíveis ruídos, redundâncias ou até mesmo dados não correlatos (DONG *et al.*, 2018). Essa técnica facilita o manuseio dos dados; reduz o tempo computacional de algoritmos, com a seleção de dados de input significativos para predição e/ou classificação da variável predita; e diminui a quantidade de memória no armazenamento dos dados (GUYON; ELISSEEFF, 2003).

O caráter exponencial das combinações entre os atributos, requer estratégias para busca dos subconjuntos a serem selecionados, sendo definidas como exaustiva, sequencial e randômica (DOAK, 1992). A busca exaustiva faz a análise de todo o espaço amostral, gerando a solução ótima, embora apresente um alto custo computacional. Quanto à sequencial, pode ser dada em duas direções a *forward*, adicionando os melhores atributos, ou a *backward*, removendo os atributos de pouca contribuição. A randômica inicia com um subconjunto aleatório, realizando iterações entre os atributos e selecionando o melhor conjunto conforme um critério de avaliação (KUMAR, MINZ, 2014).

Além das estratégias utilizadas na busca da seleção, há também diferentes abordagens, dadas pelo método *embedded*, filtro ou *wrapper* (FIGURA 9). O *embedded* realiza a seleção dos atributos no próprio algoritmo não havendo a distinção entre a seleção do atributo e o processo de aprendizagem. No método de filtro, a seleção ocorre como um pré-processamento ao algoritmo, ordenando as variáveis conforme algum classificador, como por exemplo a correlação. O *wrapper* fornece um conjunto de atributos para o algoritmo, que realiza o processamento e disponibiliza a precisão do uso desses atributos, sendo considerado essa seleção como uma caixa preta. A dependência desse método por um algoritmo de classificação, propicia maior tempo computacional ao se comparar com o método de filtro, no entanto, há um melhor desempenho quando se analisa a precisão de classificação (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014; DONG *et al.*, 2018; JIANG *et al.*, 2017; ZHANG *et al.*, 2015).

Figura 9 – Métodos de seleção de atributos: (a) *embedded*, (b) filtro, (c) *wrapper*.



Fonte: Adaptado Lee (2005)

As metodologias aplicadas para seleção podem empregar desde estatísticas clássicas a recursos de inteligência computacional. Dentre os métodos de cunho da estatística clássica, destaca-se o PLS (*Partial Least Squares*), visto sua eficácia na seleção de variáveis altamente correlacionadas (ZIMMER; ANZANELLO, 2014). O processamento consiste em fornecer como entrada para o modelo de regressão um pequeno subconjunto de combinações lineares (recursos latentes) dos recursos originais, partindo do pressuposto que a variação dos dados é captada por poucos recursos (SCOTTI *et al.*, 2016). Os componentes do subconjunto são selecionados por meio de correlação, atribuindo valores de importância para eles, a fim de gerar

um vetor de elementos não correlacionados (BIRCK; CAMPOS; DE MELO, 2016). Outro método usual é o LASSO (Operador de retração e seleção absolutos mínimos) proposto por Tibshirani (1996), o qual penaliza os coeficientes de regressão quando a soma dos valores absolutos dos parâmetros do modelo é inferior a um valor fixo (limite superior) (FONTI; BELITSER, 2017; WANG *et al.*, 2018).

O uso da seleção de atributos atrelada à inteligência computacional está crescente em problemas no setor florestal, para auxiliar a tomada de decisão em diversos ramos (DONG *et al.*, 2018). Hong *et al.* (2018) selecionaram variáveis para elaboração de mapas susceptíveis ao fogo em povoamentos florestais. Esse método foi composto por um algoritmo genético, o qual selecionou oito dentre treze variáveis, considerando-as de maior relevância para geração dos mapas. Hart *et al.* (2017) avaliaram o dano de risco de tempestades em povoamentos florestais, por meio do método de seleção de atributos. Esse método propiciou a seleção de um pequeno número de variáveis, melhorando significativamente a classificação das áreas potencialmente de risco ao se comparar com modelos mecanicistas de fluxo de vento ou regressão logística. Isso mostra o potencial dessa técnica no setor florestal, o qual a cada dia investe em *big datas*, gerando assim informações consistentes para tomada de decisão.

Antonelli *et al.* (2016) elaboraram um algoritmo de filtragem para seleção de variáveis para problemas de regressão. Em que, a seleção de variáveis era *forward*, tendo como critério empregado um índice *fuzzy*, baseando-se na relevância máxima de redundância mínima. Esse algoritmo se mostrou eficiente na seleção das variáveis, além de possibilitar redução de custo computacional ao ser como um pré-processamento para predição de uma variável.

## 2.4 Problemas Multiobjetivos de Otimização

Problemas reais, geralmente, abrangem diversos objetivos, os quais são conflitantes entre si. A otimização de problemas com essas características, baseando-se na forma mono objetiva, pode ocasionar resultados inviáveis em relação a outros objetivos (KONAK; COIT; SMITH, 2006). Diante disso, faz-se necessário a utilização de problemas que apresentem mais de uma função objetivo, sendo denominados de problemas de otimização multiobjetivos. Os otimizadores multiobjetivos visam encontrar soluções ótimas que atendam todos os objetivos conflitantes (FOTAKIS *et al.*, 2012). Essas soluções obtidas são denominadas de ótimo de Pareto (NAYAK; NAYAK; ROUT, 2012; RAO; WAGHMARE, 2014), sendo, geralmente, uma aproximação do verdadeiro conjunto ótimo de Pareto (KONAK; COIT; SMITH, 2006).

A Equação 4 retrata a formulação geral desses problemas, os quais otimizam múltiplos objetivos concomitantemente (NAYAK; NAYAK; ROUT, 2012):

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & f_i(x), \quad i = 1, \dots, N \\ \text{Sujeito a} \quad & \begin{cases} g_j(x) = 0, & j = 1, \dots, J \\ h_k(x) = 0, & k = 1, \dots, K \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

Em que  $f_i$  é a  $i$ -ésima função objetivo,  $x$  é a variável de decisão,  $g_j$  e  $h_k$  são  $j$ -ésima e  $k$ -ésima restrições,  $N$  é o número de funções objetivo,  $J$  e  $K$  são os números de restrições.

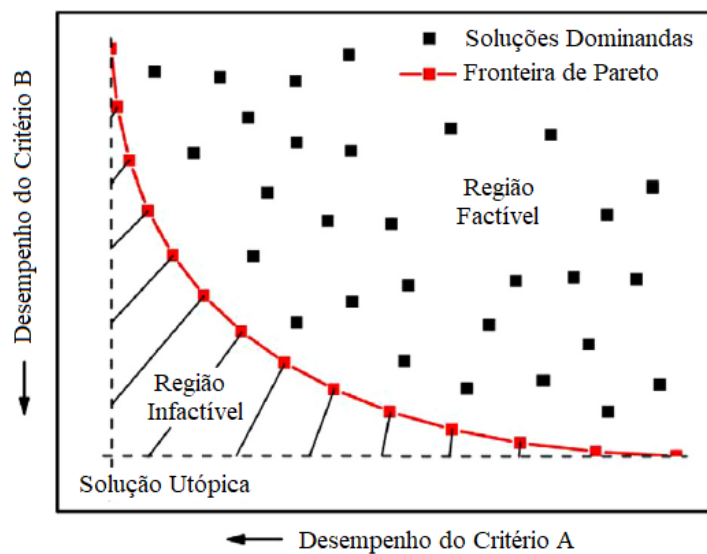
Segundo Nayak, Nayak e Rout (2012), as soluções podem apresentar dominação de uma solução sobre a outra ou não dominância. As Equações 5 e 6 exemplificam as condições de dominância para um problema de minimização, visto que a região factível, denominada de fronteira de Pareto, é constituída por soluções não dominadas (FOTAKIS *et al.*, 2012; KONAK; COIT; SMITH, 2006):

$$\forall_i : f_i(x_1) \leq f_i(x_2) \quad (5)$$

$$\exists_i \in \{1, 2, \dots, N\} : f_i(x_1) < f_i(x_2) \quad (6)$$

Na Figura 10, apresenta-se essa fronteira, em que todas as soluções que a compõem são não dominadas, além das soluções dominadas, que estão presentes na região factível do problema. As melhores performances dos critérios considerados consistem na solução utópica. No entanto, essa solução é intangível, visto que para melhorar um critério, deteriora-se outro, devido serem conflitantes (LU; ANDERSON-COOK; ROBISON, 2011).

Figura 10 – Fronteira de Pareto, com elementos existentes entre duas funções objetivo.



Fonte: Adaptado de Schweidtmann *et al.* (2018)

O algoritmo de otimização deve suprir os seguintes objetivos (KONAK; COIT; SMITH, 2006):

- 1) A fronteira de Pareto obtida deve situar-se próxima da verdadeira fronteira de Pareto. Aspira-se ao primeiro pertencer um subconjunto do conjunto ótimo de Pareto;
- 2) O conjunto de soluções deve estar bem distribuídos na fronteira de Pareto;
- 3) A fronteira deve abranger os extremos do espaço factível.

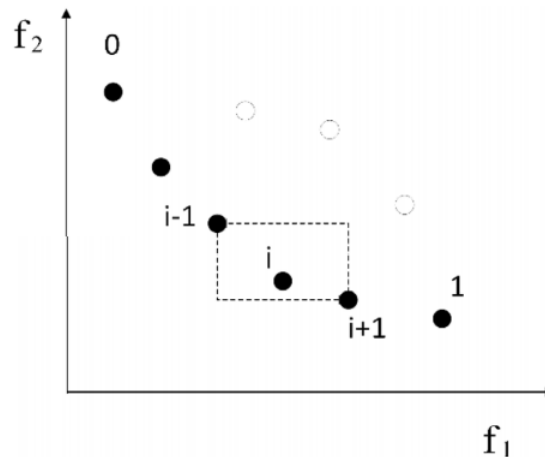
Abordagens para definir o ótimo de Pareto têm sido estudadas no setor florestal para auxiliar nas tomadas de decisão, devido ao grande número de objetivos conflitantes existentes nesse setor (TÓTH; MCDILL, 2009). Pode-se empregar técnicas que utilizem modelos matemáticos, como apresentado por Borges *et al.* (2014), que utilizaram a programação matemática conjuntamente às técnicas interativas de mapas de decisão, para obtenção da fronteira de Pareto de até sete objetivos. Além da junção de modelos exatos com técnicas para encontrar as soluções de Pareto, pode-se utilizar meta-heurísticas. Diversos trabalhos retratam a elaboração e avaliação de algoritmos evolutivos para otimização desses problemas, como por exemplo, o algoritmo genético (FOTAKIS *et al.*, 2012; KONAK; COIT; SMITH, 2006), enxame de partículas (PSO) (KUSIAK; XU; TANG, 2011; ZHANG; SRINIVASAN; VAN LIEW, 2010), a colônia de formigas (LIU, *et al.*, 2009; LIU *et al.*, 2012) e o *Teaching-Learning based Optimization* (TLBO) (NAYAK; NAYAK; ROUTH, 2012). Jones, Mirrazavi e Tamiz (2002) descobriram que em 90% dos trabalhos avaliados utilizaram meta-heurísticas para resolução de problemas multiobjetivos, sendo algoritmo genético (70%), *simulated annealing* (24%) e busca tabu (6%). Deve-se atentar a duas questões ao se utilizar algoritmos evolucionários em otimizações multiobjetivas: 1) A estruturação do algoritmo para obtenção do conjunto ótimo de Pareto; 2) a obtenção de uma população diversificada para obtenção de uma fronteira de Pareto bem distribuída e não havendo convergência prematura (ZITZLER; DEB; THIELE, 2000).

Dentre as metodologias empregadas para obtenção da fronteira de Pareto, destaca-se o *Nondominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA II) (DEB *et al.*, 2002). Esse algoritmo evolucionário multiobjetivo (AEM) é uma adaptação do *Nondominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA) (SIINIVAS; DEB, 1995), a fim de solucionar algumas críticas relacionadas a complexidade, falta de elitismo e presença de parâmetro de compartilhamento. Esse algoritmo possui operadores similares ao algoritmo genético, acrescentado duas fases: a *Non-Dominated Sorting* e a *Crowding Distance*. Na fase *Non-Dominated Sorting*, todas as soluções da



população são confrontadas, a fim de definir os indivíduos não dominados, gerando assim o primeiro conjunto não dominado. Essa fase se repete até que todos os indivíduos sejam classificados, visto que as soluções dos conjuntos anteriores não são consideradas nas classificações posteriores. A *Crowding Distance* calcula a distribuição das soluções em cada conjunto geradas na fase *Non-Dominated Sorting*. Nessa fase, faz-se necessário ordenar, de forma crescente, cada função objetivo, sendo que, para cada função objetivo ( $f_n$ ), a maior e menor solução recebem valores infinitos; e a demais, a diferença normalizada das duas soluções vizinhas ( $i-1$  e  $i+1$ ). O valor final gerado para cada indivíduo ( $i$ ) da população é o somatório dessas distâncias obtidas (FIGURA 11) (DEB *et al.*, 2002).

Figura 11 – Esquema de *Crowding Distance*.



Fonte: Deb *et al.*, (2002)

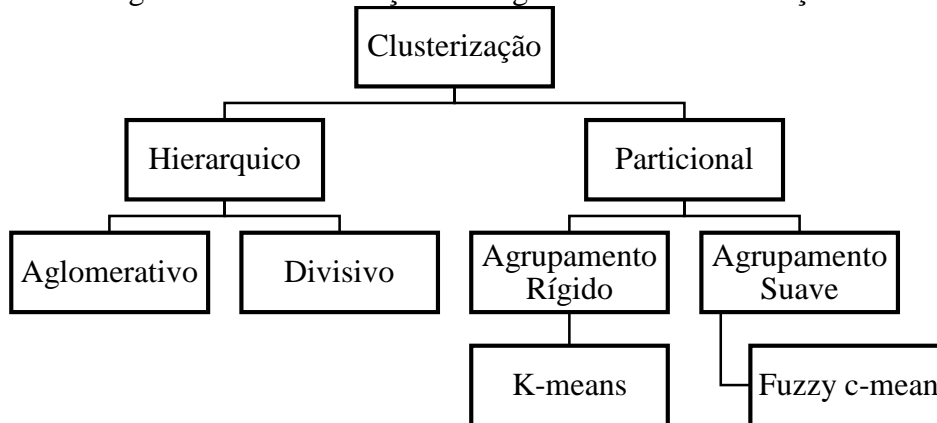
A seleção dos indivíduos baseia-se nessas duas fases relatadas, analisando o ranqueamento dos conjuntos não dominados e a distância das soluções dentro de cada conjunto. A preferência de seleção dos indivíduos presentes nos menores conjuntos, conforme o ranqueamento, e, dentro de um mesmo conjunto, as maiores distâncias (DEB *et al.*, 2002; PASANDIDEH; NIAKI; ASADI, 2015).

## 2.5 Agrupamento

A complexidade de um problema pode ser atenuada utilizando-se *clusters*, sendo que no setor florestal pode-se basear em fatores espaciais ou temporais. A clusterização é difundida nos níveis hierárquicos de planejamentos estratégicos e pode auxiliar no tático (ANDERSSON;

ERIKSSON, 2007). Os objetivos principais são captar as informações sobre os dados; classificar os dados, por meio das similaridades; e gerar os clusters. Essa técnica é difundida em diversos ramos da ciência, diante disso, há diversos algoritmos que realizam agrupamentos de dados, sendo classificados de forma geral em: hierárquicos e particionais, (JAIN, 2010), conforme a Figura 12.

Figura 12 – Classificações de algoritmos de clusterização.



Fonte: Adaptado de Goyal e Gupta (2014)

Os algoritmos hierárquicos obtêm os clusters recursivamente, de baixo para cima (modo aglomerante) ou de cima para baixo (modo divisivo), sendo os mais conhecidos o *single link* e *complete link*. Esse tipo de algoritmo é mais complexo, não sendo recomendado para um conjunto de dados grande. Quanto aos particionais, não há hierarquia e os clusters são obtidos simultaneamente, como, por exemplo, o *K-means* (CELEBI; KINGRAVI; VELA, 2013; JAIN, 2010; JAIN; MURTY; FLYNN, 1999), sendo esse o algoritmo mais difundido para gerar clusters, destacando-se por sua simplicidade e versatilidade (CELEBI; KINGRAVI; VELA, 2013). Normalmente, o *K-means* visa minimizar os desvios entre os dados e seus respectivos centros de *clusters*. No entanto, esse algoritmo pode apresentar algumas limitações, como proporcionar soluções que não representem o ótimo global, e sim, o local (CHEN; YE, 2012; SELIM; ISMAIL, 1984), consistindo basicamente em (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999):

- 1) Selecionar, aleatoriamente,  $k$  clusters no conjunto de dados;
- 2) calcular os centroides dos clusters e associar os dados aos centros dos clusters mais próximos. Repetir esse passo até a estabilização.

A clusterização também é utilizada de forma híbrida, ou seja, integrada a outros algoritmos, com o intuito de refinar as soluções finais. Exemplifica essa afirmativa, o hibridismo com PSO (CHEN; YE, 2012), *simulated annealing* (BROWN; HUNTLEY, 1992;

SELIM; ALSULTAN, 1991), algoritmo genético (MAULIK; BANDYOPADHYAY, 2000) e colônia de formigas (KARABOGA; OZTURK, 2011; ZHANG; OUYANG; NING, 2010).

### 3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O cenário da crescente formação de *big data*, requer estudos quanto a extração de informações para auxiliar nas tomadas de decisão, desde a elaboração de modelos de regressão, a fim de utilizar variáveis mais assertivas nas predições ou classificações, como também o planejamento, na busca de maior realismo. Dentre as características comumente coletadas, pode-se destacar as sociais, espaciais, ambientais e econômicos, em que repercute um banco de grandes dimensões e complexo. Sendo assim, faz-se necessário o uso de técnicas de inteligência computacional para definir as variáveis significativas para um determinado problema ou até mesmo suprir as limitações do esforço computacional. Diante disso, o presente trabalho aborda sobre o uso de técnicas para auxiliar na solução dos problemas de forma mais eficiente. Pode-se destacar a aplicação dessas técnicas na seleção de variáveis para compor um modelo estatístico, buscando melhor desempenho em predição, ou também auxiliar na busca de soluções ótimas de problemas complexos, mas relevantes para o setor florestal, como otimizar o corte seletivo de florestas nativas, tendo como objetivos fatores econômicos e ecológicos.

No primeiro artigo, o algoritmo genético foi utilizado para alocar variáveis no modelo de Kozak (2004), além de ajustar os coeficientes estatísticos dos modelos obtidos, a fim de selecionar o melhor modelo para descrever o afilamento do fuste. Notou-se que essa técnica foi eficiente para obtenção de um modelo, facilitando a alteração de variáveis em um modelo não linear. Além de gerar um modelo eficiente em predição, com viés matemático e biológico coerente.

O segundo artigo o algoritmo genético foi utilizado para otimizar a receita, distancia de arraste das árvores para os pátios e a diversidade da floresta. O algoritmo foi eficaz em selecionar indivíduos para corte que não gerassem grandes impactos de clareira e concentração de exploração em uma determinada espécie ou classe diamétrica, além de considerar o viés econômico. Esses objetivos fizeram com que houvesse maior complexidade do problema, mas garantiu maior realismo e prevenção de grandes impactos no povoamento remanescente.

#### 4 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANDERSSON, D.; ERIKSSON, L.O. Effects of temporal aggregation in integrated strategic/tactical and strategic forest planning. **Forest Policy and Economics**, v. 9, n. 8, p. 965–981, 2007.
- ANDRADE, C.M. *et al.* Variação do incremento anual ao longo do fuste de *Pinus taeda* L. em diferentes idades e densidades populacionais. **Ciência Florestal**, v. 17, n. 3, p. 239-246, 2007.
- ANTONELLI, M. *et al.* On the influence of feature selection in fuzzy rule-based regression model generation. **Information Sciences**, v. 329, p. 649-669, 2016.
- ASHLOCK, D. **Evolutionary computation for modeling and optimization**. Umeå: Springer, 2005.
- ASNER, G.P. *et al.* Ecology: Selective logging in the Brazilian Amazon. **Science**, v. 310, n. 5747, p. 480–482, 2005.
- ASSIS, A.L. *et al.* Avaliação de modelos polinomiais não-segmentados na estimativa de diâmetros e volumes comerciais de *Pinus taeda*. **Ciência florestal**, v. 12, n. 1, p. 89-107, 2002.
- ÁVILA, S.L. **Algoritmos Genéticos Aplicados na Otimização de Antenas Refletoras**. 98 p. Dissertação de Mestrado da Universidade Federal de Santa Catarina, 2002.
- BAŞKENT, E.Z. Combinatorial Optimization in Forest Ecosystem Management Modeling. **Turkish Journal of Agriculture and Forestry**, v. 25, n. 3, p. 187–194, 2001.
- BAŞKENT, E.Z. *et al.* Object-oriented abstraction of contemporary forest management design. **Ecological Modelling**, v. 143, n. 3, p. 147–164, 2001.
- BASKENT, E.Z.; JORDAN, G.A. Forest landscape management modeling using simulated annealing. **Forest Ecology and Management**, v. 165, n. 1–3, p. 29–45, 2002.
- BAŞKENT, E.Z.; KELES, S. Spatial forest planning: A review. **Ecological Modelling**, v. 188, n. 2–4, p. 145–173, 2005.
- BETTINGER, P. *et al.* **Forest management and planning**. San Diego: Academic press, 2009.
- BETTINGER, P. *et al.* Landscape-level optimization using tabu search and stand density-related forest management prescriptions. **European Journal of Operational Research**, v. 176, n. 2, p. 1265–1282, 2007.
- BETTINGER, P.; DEMIRCI, M.; BOSTON, K. Search reversion within s-metaheuristics: Impacts illustrated with a forest planning problem. **Silva Fennica**, v. 49, n. 2, p. 1–20, 2015.
- BINOTI, D.H.B. *et al.* Regulation of even-aged forest with adjacency constraints. **Forest Policy and Economics**, v. 20, p. 49–57, 2012.
- BIRCK, M.G.; CAMPOS, L.J.; DE MELO, E.B. Estudo computacional de 1H-imidazol-2-il-

pirimidina-4,6-diaminas para a identificação de potenciais precursores de novos agentes antimaláricos. **Química Nova**, v. 15, p. 1–8, 2016.

BLAGOJEVIĆ, B *et al.* Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) in forest operations—an introductinal review. **Croatian Journal of Forest Engineering: Journal for Theory and Application of Forestry Engineering**, v. 40, n. 1, p. 191-2015, 2019.

BORGES, J.G. *et al.* Addressing Multicriteria Forest Management With Pareto Frontier Methods: An Application in Portugal. **Forest Science**, v. 60, n. 1, p. 63–72, 2014.

BRADLEY, P.S.; MANGASARIAN, O.L. Feature selection via concave minimization and support vector machines. **ICML**, v. 98, p.82-90, 1998.

BROWN, D. E.; HUNTLEY, C. L. A practical application of simulated annealing to clustering. **Pattern Recognition**, v. 25, n. 4, p. 401–412, 1992.

BUONGIORNO, J.; GILLESS, J. K. **Decision Methods for Forest Resource Management**. California: Academic Press, 2003.

CARVALHO. S.P.C. *et al.* Modelagem não linear mista para descrever o afilamento de árvores clonais de *Eucalyptus* sp. **Scientia Forestalis**, v.42, n. 104, p. 605-614, 2014.

CASTRO, E.G.; TSUZUKI, M.S. Simulation optimization using swarm intelligence as tool for cooperation strategy design in 3d predator-prey game. **Swarm Intelligence, Focus on Ant and Particle Swarm Optimization**. [S.l.]: InTech, 2007. p. 548.

CELEBI, M.E.; KINGRAVI, H.A.; VELA, P.A. A Comparative Study of Efficient Initialization Methods for the K-Means Clustering Algorithm. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 1, p. 200–210, 2013.

CHANDRASHEKAR, G.; SAHIN, F.A survey on feature selection methods. **Computers & Electrical Engineering**, v. 40, n. 1, p. 16-28, 2014.

CHEN, C.Y.; YE, F. **Particle swarm optimization algorithm and its application to clustering analysis**. 2012, [S.l: s.n.], p. 789–794, 2012.

CONTRERAS, M.; CHUNG, W. A computer approach to finding an optimal log landing location and analyzing influencing factors for ground-based timber harvesting. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 37, n. 2, p. 276–292, 2007.

CORNUEJOLS, G.; TÛTÛNCÛ, R. **Optimization Methods in Finance**. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2005.

CROWE, K.; NELSON, J.; BOYLAND, M. Solving the area-restricted harvest-scheduling model using the branch and bound algorithm. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 33, n. 9, p. 1804–1814, 2003.

DEB, K. *et al.* A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002.

DOAK, J. **An evaluation of feature selection methods and their application to computer security**. Techninal Report CSE-92-18, 1992.

DONG, H. *et al.* A novel hybrid genetic algorithm with granular information for feature selection and optimization. **Applied Soft Computing**, v. 65, p. 33-46, 2018.

EZQUERRO, M.; PARDOS, M.; DIAZ-BALTEIRO, L. Operational research techniques used for addressing biodiversity objectives into forest management: an overview. **Forests**, v. 7, n. 10, p. 229, 2016.

FALCÃO, A.O.; BORGES, J.G. Designing an Evolution Program for Solving Integer Forest Management Scheduling Models: An Application in Portugal. **Forest Science**, v. 47, n. 2, p. 158–168, 2001..

FALCÃO, A.O.; BORGES, J.G. Heurísticas para a integração de níveis estratégico e operacional da gestão florestal em problemas de grande dimensão. **Scientia Forestalis**, n. 63, p. 13–23, 2003.

FEARNSIDE, P.M. Desmatamento na Amazônia: dinâmica, impactos e controle. **Acta Amazonica**, v. 36, n. 3, p. 395–400, 2006.

FONTI, V.; BELITSER, E. Feature selection using lasso. **VU Amsterdam Research Paper in Business Analytics**, v. 30, p. 1-25, 2017.

FOTAKIS, D.G. *et al.* Spatial genetic algorithm for multi-objective forest planning. **Forest Policy and Economics journal**, v. 21, p. 12–19, 2012.

FRAWLEY, W.J.; PIATETSKY-SHAPIRO, G.; MATHEUS, C.J. Knowledge discovery in databases: An overview. **AI magazine**, v. 13, n. 3, p. 57-57, 1992.

FÜLDNER, K. Zur Strukturbeschreibung in Mischbeständen. Forstarchiv. **Forstarchiv**, v. 66, p. 235–240, 1995.

GENDREAU, M.; POTVIN, J.Y. Metaheuristics in Combinatorial Optimization. **Annals of Operations Research**, v. 140, n. 1, p. 189–213, 2005.

GOMIDE, L.R. **Planejamento florestal espacial**. 256 p. Tese de Doutorado da Universidade Federal do Paraná, 2009.

GOMIDE, L.R.; ARCE, J.E.; SILVA, A.C.L. da . Comparação entre a meta-heurística simulated annealing e a programação linear inteira no agendamento da colheita florestal com restrições de adjacência. **Ciencia Florestal**, v. 23, n. 2, p. 451–462, 2013.

GOMIDE, L.R.; ARCE, J.E.; SILVA, A.C.L. da. Uso do algoritmo genético no planejamento florestal considerando seus operadores de seleção using genetic algorithm in forest planning considering its selection operators. **Cerne**, v. 15, n. 4, p. 460–467, 2009.

GOYAL, M.K.; GUPTA, V. Identification of homogeneous rainfall regimes in northeast region of india using fuzzy cluster analysis. **Water Resour Manage**. v.28 ,p. 4491–4511, 2014.

GUYON, I.; ELISSEEFF, A. An introduction to variable and feature selection. **Journal of machine learning research**, v.3, p.1157-1182, 2003.

HAN, S.K.; MURPHY, G.E. Solving a woody biomass truck scheduling problem for a transport company in Western Oregon, USA. **Biomass and Bioenergy**, v. 44, p. 47–55, 2012.

HANEWINKEL, M. Comparative economic investigations of even-aged and uneven-aged silvicultural systems : a critical analysis of different methods. **Forestry**, v. 75, n. 4, p. 473–481, 2002.

HANEWINKEL, M. *et al.* Vulnerability of uneven-aged forests to storm damage. **Forestry**, v. 87, n. 4, p. 525–534, 2014.

HANEWINKEL, M.; FRUTIG, F.; LEMM, R. Economic performance of uneven-aged forests analysed with annuities. **Forestry**, v. 87, n. 1, p. 49–60, 2013.

HART, E. *et al.* A hybrid method for feature construction and selection to improve wind-damage prediction in the forestry sector. In **Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference**, p.1121-1128, 2017.

HONG, H. *et al.* Applying genetic algorithms to set the optimal combination of forest fire related variables and model forest fire susceptibility based on data mining models. The case of Dayu County, China. **Science of the total environment**, v. 630, p. 1044-1056, 2018.

JAIN, A.K. Data clustering: 50 years beyond K-means. **Pattern Recognition Letters**, v. 31, n. 8, p. 651–666, 2010.

JAIN, A.K.; MURTY, M.N.; FLYNN, P.J. Data Clustering : A Review. **ACM computing surveys (CSUR)**, v. 31, n. 3, p. 264–323, 1999.

JIANG, S. *et al.* Modified genetic algorithm-based feature selection combined with pre-trained deep neural network for demand forecasting in outpatient department. **Expert systems with applications**, v.82, p.216-230, 2017.

JIANG, L.C; LIU, R.L. Segmented taper equations with crown ratio and stand density for Dahurian Larch (*Larix gmelinii*) in Northeastern China. **Journal of Forestry research**, v. 22, n. 3, p. 347-352, 2011.

JOHNSON, K.N.; SCHEURMAN, H.L. Techniques for prescribing optimal timber harvest and investment under different objectives--discussion and synthesis. **Forest Science**, v. 23, n. 1, p. 1–30, 1977.

JONES, D.F.; MIRRAZAVI, S.K.; TAMIZ, M. Multi-objective meta-heuristics : An overview of the current state-of-the-art. **European journal of operational research**, v. 137, n. 1–9, 2002.

KARABOGA, D.; OZTURK, C.A novel clustering approach: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm. **Applied Soft Computing Journal**, v. 11, n. 1, p. 652–657, 2011.

KELLOMÄKI, S.. A model for the relationship between branch number and biomass in *Pinus sylvestris* crowns and the effect of crown shape and stand density on branch and stem biomass.

**Scandinavian Journal of Forest Research**, v. 1, n. 1-4, p. 455-472, 1986.

KONAK, A.; COIT, D.W.; SMITH, A.E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 91, n. 9, p. 992–1007, 2006.

KOZAK, A. My last words on taper equations. **The Forestry Chronicle**, v. 80, n. 4, p. 507-515, 2004.

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

KUMAR, V.; MINZ, S. Feature selection: a literature review. **SmartCR**, v. 4, n. 3, p. 211-229, 2014.

KURTTILA, M. The spatial structure of forests in the optimization calculations of forest planning - A landscape ecological perspective. **Forest Ecology and Management**, v. 142, n. 1–3, p. 129–142, 2001.

KUSIAK, A.; XU, G.; TANG, F. Optimization of an HVAC system with a strength multi-objective particle-swarm algorithm. **Energy**, v. 36, n. 10, p. 5935–5943, 2011.

LARSON, P.R. Stem form development of forest trees. **Forest science**, v. 9, n. suppl\_2, p. a0001-42, 1963.

LEE, H.D. **Seleção de atributos importantes para a extração de conhecimento de bases de dados**. 154 p. Tese de Doutorado da Universidade de São Paulo, 2005

LEUSCHNER, W. **Forest Regulation, harvest scheduling, and planning techniques**. Willey ed. New York: Willey, 1990.

LEITES, L.P.; ROBINSON, A.P. Improving taper equations of loblolly pine with crown dimensions in a mixed-effects modeling framework. **Forest Science**, v. 50, n. 2, p. 204-212, 2004.

LEJEUNE, G. *et al.* A simple stem taper model with mixed effects for boreal black spruce. **European journal of forest research**, v. 128, n. 5, p. 505-513, 2009.

LI, R.; BETTINGER, P.; BOSTON, K. Informed Development of Meta Heuristics for Spatial Forest Planning Problems. **The Open Operational Research Journal**, v. 4, p. 1–11, 2010.

LI, R. *et al.* Regional stem taper equations for eleven conifer species in the Acadian region of North America: development and assessment. **Northern Journal of Applied Forestry**, v. 29, n. 1, p. 5-14, 2012.

LIMA, A.M.M. *et al.* Computação evolucionária aplicada ao problema da recarga de reatores nucleares. In: LOPES, H.S.; TAKAHASHI, R.H.C. **Computação evolucionária em problemas de engenharia**. Curitiba, PR:Omnipax, p. 173-195, 2011.

LIU, J. *et al.* Multi-objective ant colony optimization biclustering of microarray data.



Nanchang: **IEEE**, p. 424–429, 2009.

LIU, X. *et al.* A multi-type ant colony optimization (MACO) method for optimal land use allocation in large areas. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 26, n. 7, p. 1325–1343, 2012.

LU, L.; ANDERSON-COOK, C.M.; ROBINSON, T.J. Optimization of designed experiments based on multiple criteria utilizing a Pareto frontier. **Technometrics**, v. 53, n. 4, p. 353–365, 2011.

LU, F.; ERIKSSON, L.O. Formation of harvest units with genetic algorithms. **Forest Ecology and Management**, v. 130, n. 1–3, p. 57–67, 2000.

MÄKELÄ, A. Derivation of stem taper from the pipe theory in a carbon balance framework. **Tree Physiology**, v. 22, n. 13, p. 891–905, 2002.

MALCHOW-MØLLER, N.; STRANGE, N.; THORSEN, B. J. Real-options aspects of adjacency constraints. **Forest Policy and Economics**, v. 6, n. 3–4, p. 261–270, 2004.

MARTELL, D.L.; GUNN, E.A.; WEINTRAUB, A. Forest management challenges for operational researchers. **European Journal of Operational Research**, v. 104, n. 1, p. 1–17, 1998.

MAULIK, U.; BANDYOPADHYAY, S. Genetic algorithm-based clustering technique. **Pattern Recognition**, v. 33, n. 9, p. 1455–1465, 2000.

MAX, T.A.; BURKHART, H.E. Segmented polynomial regression applied to taper equations. **Forest Science**, v. 22, n. 3, p. 283–289, 1976.

MCDILL, M.E.; BRAZE, J. Algorithm to Solve Forest Planning. **Forest Science**, v. 47, n. 3, p. 403–418, 2001.

MCTAGUE, J.P.; WEISKITTEL, A. Evolution, history, and use of stem taper equations: a review of their development, application, and implementation. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 99, n. 999, p. 1–26, 2020.

MÔRA, R. *et al.* Análise de diferentes formas de ajuste de funções de afilamento Analysis of different adjustment forms of taper functions. **Scientia Forestalis**, v. 42, n. 102, p. 237–249, 2014.

MURRAY, A.T. Spatial restrictions in harvest scheduling. **Forest Science**, v. 45, n. 1, p. 45–52, 1999.

NAGHIBI, S.A.; AHMADI, K.; DANESHI, A. Application of Support Vector Machine, Random Forest, and Genetic Algorithm Optimized Random Forest Models in Groundwater Potential Mapping. **Water Resources Management**, v. 31, n. 9, p. 2761–2775, 2017.

NASCIMENTO, F.A.F. *et al.* Uso da meta-heurística otimização por exame de partículas no planejamento Florestal. **Scientia Forestalis**, v. 40, n. 96, p. 557–565, 2012.

NAYAK, M.R.; NAYAK, C.K.; ROUT, P.K. Application of Multi-Objective Teaching Learning based Optimization Algorithm to Optimal Power Flow Problem. **Procedia Technology**, v. 6, p. 255–264, 2012.

NEWNHAM, R. M. Stem form and the variation of taper with age and thinning regime. **Forestry**, v. 38, ed. 2, p. 218-224, out, 1965.

PASALODOS-TATO, M. *et al.* Review. Assessing uncertainty and risk in forest planning and decision support systems: review of classical methods and introduction of new approaches. **Forest Systems**, v. 22, n. 2, p. 282–303, 2013.

ÖZÇELİK, R.; BAL, C. Effects of adding crown variables in stem taper and volume predictions for black pine. **Turkish Journal of Agriculture and Forestry**, v. 37, n. 2, p. 231-242, 2013.

ÖZÇELİK, R.; DIAMANTOPOULOU, M.J.; BROOKS, J.R. The use of tree crown variables in over-bark diameter and volume prediction models. **iForest-Biogeosciences and Forestry**, v. 7, n. 3, p. 132, 2014.

PASANDIDEH, S.H.R.; NIAKI, S.T.A.; ASADI, K. Bi-objective optimization of a multi-product multi-period three-echelon supply chain problem under uncertain environments: NSGA-II and NPGA. **Information Sciences**, v. 292, p. 57–74, 2015.

PASTORELLA, F.; PALETTO, A. Stand structure indices as tools to support forest management: An application in Trentino forests (Italy). **Journal of Forest Science**, v. 59, n. 4, p. 159–168, 2013.

PINTO, A.C.M. *et al.* Análise de danos de colheita de madeira em floresta tropical úmida sob regime de manejo florestal sustentado na Amazônia Ocidental. **Revista Árvore**, v. 26, n. 4, p. 459-466, 2002.

POZO, A. *et al.* Computação evolutiva. Universidade Federal do Paraná, 61p. (**Grupo de Pesquisas em Computação Evolutiva, Departamento de Informática-Universidade Federal do Paraná**), 2005.

PURVES, D.W.; LICHSTEIN, J.W.; PACALA, S.W. Crown plasticity and competition for canopy space: a new spatially implicit model parameterized for 250 North American tree species. **PloS one**, v. 2, n. 9, p. e870, 2007.

RAO, R.V; WAGHMARE, G.G. A comparative study of a teaching-learning-based optimization algorithm on multi-objective unconstrained and constrained functions. **Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences**, v. 26, n. 3, p. 332–346, 2014.

RODRIGUES, F.L. *et al.* Metaheurística algoritmo genético para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Revista Árvore**, v. 22, n. 2, p. 233–245, 2004.

RODRIGUES, F.L. *et al.* Um modelo de regulação florestal e suas implicações na formulação e solução de problemas com restrições de recobrimento. **Revista Árvore**, v. 30, n. 5, p. 769–778, 2006.

SANTANA, R.C. *et al.* Estimativa de biomassa de plantios de eucalipto no Brasil. **Revista Árvore**, v. 32, n. 4, p. 697-706, 2008.

SCHÖEPFER, W. **Automatisierung des Massen, Sorten und Wertberechnung stenender Waldbestände Schriftenreihe Bad.** [S.l.]: Wurttt-Forstl., 1966.

SCHWEIDTMANN, A.M. *et al.* Machine learning meets continuous flow chemistry: Automated optimization towards the Pareto front of multiple objectives. **Chemical Engineering Journal**, v. 352, p. 277-282, 2018.

SCOTTI, M.T. *et al.* Variable-selection approaches to generate QSAR models for a set of antichagasic semicarbazones and analogues. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, v. 154, p. 137-149, 2016.

SELIM, S.Z.; ALSULTAN, K. A simulated annealing algorithm for the clustering problem. **Pattern recognition**, v. 24, n. 10, p. 1003-1008, 1991.

SELIM, S.Z.; ISMAIL, M.A. K-means Type Algorithms: A Generalized Convergence Theorem and Characterization of Local Optimality. **IEEE**, p. 81-87, 1984.

SHARMA, M. Incorporating stand density effects in modeling the taper of red pine plantations. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 50, n. 8, p. 751-759, 2020.

SHARMA, M.; ZHANG, S.Y. Variable-exponent taper equations for jack pine, black spruce, and balsam fir in eastern Canada. **Forest ecology and management**, v. 198, n. 1-3, p. 39-53, 2004.

SHEIL, D.; VAN HEIST, M. Ecology for tropical forest management. **The International Forestry Review**, v. 2 n. 4, p. 261-271, 2000.

SHINOZAKI, K. *et al.* A quantitative analysis of plant form-the pipe model theory: I. Basic analyses. **Japanese Journal of Ecology**, v. 14, n. 3, 1964.

SIINIVAS, N.; DEB, K. Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms. **Evolutionary Computation**, v. 2, n. 3, p. 221-248, 1995.

SILVA, G.F. da *et al.* Problemas com o uso de programação linear com posterior arredondamento da solução ótima, em regulação florestal. **Revista Árvore**, v. 27, n. 55, 2003.

SILVA, P. H. da *et al.* Optimal selective logging regime and log landing location models: a case study in the Amazon forest. **Acta Amazonica**, v. 48, n. 1, p. 18-27, 2018.

SOARES, F.A.A.M.N. *et al.* Recursive diameter prediction and volume calculation of eucalyptus trees using Multilayer Perceptron Networks. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 78, n. 1, p. 19-27, 2011.

SOARES, G. L. **Algoritmos genéticos: Estudo, novas técnicas e aplicações.** 40 p. Dissertação de Mestrado da Universidade Federal de Minas Gerais, 1997.

SOREMEKUN, G. *et al.* Composite laminate design optimization by genetic algorithm with generalized elitist selection. **Computers and Structures**, v. 79, n. 2, p. 131–143, 2001.

SORRENSEN-COTHERN, K.A.; FORD, E. D.; SPRUGEL, D.G. A model of competition incorporating plasticity through modular foliage and crown development. **Ecological Monographs**, v. 63, n. 3, p. 277-304, 1993.

TIBSHIRANI, R. Regression Shrinkage and Selection via the Lasso. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, v. 58, n. 1, p. 267–288, 1996.

TÓTH, S.F.; MCDILL, M.E. Finding efficient harvest schedules under three conflicting objectives. **Forest Science**, v. 55, n. 2, p. 117–131, 2009.

TRINCADO, G.; BURKHART, H.E. A generalized approach for modeling and localizing stem profile curves. **Forest Science**, v. 52, n. 6, p. 670-682, 2006.

VENDRUSCOLO, D.G.S. *et al.* Forma do fuste de árvores de *Tectona grandis* em diferentes espaçamentos. **Advances in Forestry Science**, v. 3, n. 3, p. 51-54, 2016.

VICTORINO, I. R. S. **Otimização de um Reator Industrial de Produção de Álcool Cíclico Utilizando Algoritmos Genéticos**. 527 p. Tese de Doutorado da Universidade Estadual de Campinas, 2005.

VON GADOW, K. Zur Bestandesbeschreibung in der Forsteinrichtung. **Forst und Holz**, v. 48, p. 601–606, 1993.

VON GADOW, K.; HUI, G.Y.; ALBERT, M. The neighbourhood pattern – a new parameter for describing forest structures. **Centralblatt Gesamtes Forstwesen**, v. 115, p. 1–10, 1998.

WANG, S. *et al.* Predicting ship fuel consumption based on LASSO regression. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, v. 65, n. October 2017, p. 817–824, 2018.

WHITLEY, D. A genetic algorithm tutorial. **Statistics and computing**, v. 4, n. 2, p. 65–85, 1994.

YANG, Y.; HUANG, S.; MENG, S.X. Development of a tree-specific stem profile model for white spruce: a nonlinear mixed model approach with a generalized covariance structure. **Forestry**, v. 82, n. 5, p. 541-555, 2009.

ZHANG, C.; OUYANG, D.; NING, J. An artificial bee colony approach for clustering. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 7, p. 4761–4767, 2010.

ZHANG, X.; SRINIVASAN, R.; VAN LIEW, M. On the use of multi-algorithm, genetically adaptive multi-objective method for multi-site calibration of the SWAT model. **Hydrological Processes**, v. 24, n. 8, p. 955–969, 2010.

ZHANG, X. *et al.* Embedded feature-selection support vector machine for driving pattern recognition. **Journal of the Franklin Institute**, v. 352, n. 2, p. 669-685, 2015.

ZIMMER, J.; ANZANELLO, M. J. Um novo método para seleção de variáveis preditivas com base em índices de importância. **Production**, v. 24, n. 1, p. 84–93, 2014.

ZITZLER, E.; DEB, K.; THIELE, L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results. **Evolutionary computation**, v. 8, n. 2, p. 173–195, 2000.

**SEGUNDA PARTE - ARTIGOS**

**ARTIGO 1 - DESEMPENHO DO ALGORITMO GENÉTICO PARA A TÉCNICA  
DE SELEÇÃO DE RECURSOS NO MODELO DE AFILAMENTO NÃO LINEAR**

**GENETIC ALGORITHM PERFORMANCE FOR FEATURE SELECTION  
TECHNIQUE IN NONLINEAR TAPER MODEL**

**Artigo formatado conforme a NBR 6022 (ABNT, 2003) e adaptado as exigências do  
Manual de Normalização de Trabalhos Acadêmicos da UFLA.**

## RESUMO

Árvores são indivíduos biológicos que dependem de uma estrutura complexa de formas e dimensões para manter o processo fisiológico dentro da floresta. Além disso, as variáveis morfométricas afetam sua taxa de crescimento, vitalidade e vida. O objetivo deste estudo foi apresentar os aspectos matemáticos e biológicos da seleção de covariáveis morfométricas para prever o diâmetro do fuste. Três parcelas de plantio de *Eucalyptus urograndis* com 2, 7 e 14 anos de idade foram selecionadas no sul do estado de Minas Gerais - Brasil. As árvores-amostras estavam contidas em um total de 213 árvores medindo DAP, altura total (H), diâmetros (d) e alturas (h) no fuste, largura da copa (CW), altura da base da copa (HCB), comprimento da copa (CL) e proporção da copa (CR). Essas variáveis coletadas, juntamente com a idade dos talhões, foram fornecidas por um método estocástico, a fim de selecionar as variáveis independentes, em substituição às do modelo Kozak (2004). Este modelo e o modelo Kozak (2004) previram o diâmetro para 10 subconjuntos de dados de 15 árvores para cada idade, totalizando 45 árvores. Estatísticas de ajuste e gráficos foram usados para avaliar o desempenho dos modelos. O modelo obtido foi eficiente em prever os diâmetros, principalmente para as pontas das árvores. Nossos resultados destacam a importância potencial da seleção de covariáveis morfométricas para a precisão do modelo de afilamento. Concluímos que a conicidade está correlacionada com covariáveis morfométricas, contribuindo para as estimativas de diâmetro.

**Palavras-chave:** Seleção de Variáveis. Covariáveis Morfométricas. Modelos de Regressão.

## ABSTRACT

Trees are biological individuals that depend on a complex structure of shapes and dimensions to maintain the physiological process within the forest. In addition, morphometric variables affect your rate of growth, vitality and life. The aim of this study is to present the mathematical and biological aspects of the selection of morphometric covariates to predict the stem diameter. Three *Eucalyptus urograndis* planting plots with 2, 7 and 14 years of age were selected in the south of the state of Minas Gerais - Brazil. The sample trees were contained in a total of 213 trees measuring DBH, total height (H), diameters (d) and heights (h) on the stem, crown width (CW), crown base height (HCB), crown length (CL) and crown ratio (CR). These variables collected, together with the age of the stands, were provided for a stochastic method, in order to select the independent variables, replacing those of the Kozak model (2004). This model and the kozak model (2004) predicted the diameter for 10 data subsets of 15 trees for each age, totaling 45 trees. Adjustment statistics and graphs were used to evaluate the performance of the models. The model obtained was efficient in predicting the diameters, mainly for the ends of the trees. Our results highlight the potential importance of selecting morphometric covariates for the accuracy of the taper model. We conclude that the taper is correlated with morphometric covariates, contributing to diameter estimates.

**Key words:** Feature Selection. Morphometric Covariates. Regression Models.



## 1 INTRODUCTION

Currently, the forest database has been changing our glance between statistical models and input variables. Several indexes and attributes may easily accessible for researchers, including Lidar, drones, and images with high resolution of details over the forest surface. Among them, we can highlight the morphometric variables that contribute to describe several characteristics of trees, since canopy structure influence the physiological process between transpiration and respiration. These cycles regulate stem growth as the carbohydrates fluxes (LEITES; ROBINSON, 2004), and the alive crown stimulates radial growth for new layers of heartwood's tree (SHINOZAKI *et al.*, 1964). There is extensive information about tree stem functions and factors that influence tree shape and growth rate. The inter-tree competition, site, species, thinning, and pruning are mainly considerable factors of forest stand associate with tree shape (DEL RÍO *et al.*, 2018; FORRESTER *et al.*, 2012; PURVES; LICHSTEIN; PACALA, 2007; SORRENSEN-COTHERN; FORD; SPRUGEL, 1993). Crowns are also useful to measure silvicultural treatment response and individual growth models in forest management (BIGING; DOBBERTIN, 1995; FINEGAN; CAMACHO, 1999). The canopy cover also has been applying to predict carbon stock and biomass (BEHERA, *et al.*, 2016; SINHA *et al.*, 2019).

Tree crown dimensions and morphometric indexes are auxiliary variables with high potential to explain the stem taper (LEITES; ROBINSON, 2004). The stem taper or tree form describes the decrease diameter rate over the tree height, and several taper models take into account linear or non-linear effects, in literature. They are widely studied in a range of forest conditions. Burkhart and Tomé (2012) suggest the reduction of error due to adding crown ratio (ratio between the crown length and total height), but as a predictor variable would not be warranted for most applications. The worth of tree crown and other morphometric variables reveals a possible prediction improvement. This hypothesis should be explored to confirm initial perceptions. According to Leites and Robinson (2004), the tree-level crown dimensions describe the stem form with accuracy and flexibility in tree taper models. Moreover, the morphometric variables associated with Max and Burkhart's (1976) segmented taper equation were capable of reducing the diameter prediction errors in *Larix gmelinii* (JIANG; LIU, 2011). Besides, the crown ratio has a slight advantage as a predictor over classical variables (YANG *et al.*, 2009). The positive effects of crown variables are also highlighted Mäkelä, (2002); Trincado and Burkhart, (2006); and Özçelik *et al.*, (2014). Despite the benefits, these variables

are not usually accessed due to the high field cost. Unfortunately, there are gaps to confirm all of those proposed theories. In contrast, tree diameter and height are still required for many reasons.

The use of auxiliary variables in models, especially non-linear models, can be highly complex, since there is a need to select those that contribute to the predictions, in addition to adjusting the model's regression parameters. This process can be facilitated by computational techniques, such as the selection of attributes, which remove low-contribution or redundant variables, allowing a greater understanding of the relationship between the predictor and the predicted (CHANDRASHEKAR; SAHIN, 2014). This technique assists in the simplicity of the model and improves the accuracy of the prediction (GUYON; ELISSEEFF, 2003). In addition to the possibility of relating the variables eligible for selection to a relevance criterion, obtained through an algorithm, in the wrapper method (HONG *et al.*, 2018). Hart *et al.* (2017) demonstrate the benefit of using this method, increasing the precision in the classification of forest areas at risk of storms when compared with mechanistic models of wind flow or logistic regression. As for the adjustment of parameters, it can be performed by meta-heuristics efficiently, as observed by Tekeli and Yüksel (2020), who used a genetic algorithm to adjust Weibull parameters. It is therefore timely to reflect on this field of research the use of morphometric variables for taper predictions. In order to achieve the objectives, we formulate some statements: 1) the stand age affects trees morphometric variables to predict the stem diameters, 2) morphometric variables are accurate for predicting diameter along stem, and 3) the proposed model is more accurate than the original taper function.

## **2 MATERIAL AND METHODS**

### **2.1 Site description and tree sampling**

The study area is located in the southern region of the state of Minas Gerais. The climate is classified as Cwb, according to Köppen's classification, with an average annual temperature of 19.3 °C and an average annual rainfall of 1,403.2 mm (VILELA; RAMALHO, 1979). We evaluated three commercial plantations of *Eucalyptus urograndis* covering 3 age classes (2, 7, and 14 years). The focus on these periods reflects the main biological ages of eucalyptus trees and their economic decisions. Historically, the forest rotation is 5-7 years for biomass or 14-18 for log production. The initial age is related to inflection growth point and thinning/pruning

regimes. Therefore, we have sample strategic points over a classical yield curve for silvicultural aspects. This assumption is satisfied to take into account the same stand density (1,667 trees. ha<sup>-1</sup>), species, and the site as our numerical experiment. In order to reconstruct the stem profile, we measure diameters at different heights. The diameter of the base of the stem was measured at heights of 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 1.3 and 2 meters, after that height the methodology differed according to the age of the stand, for the stand with 2-year-old measured at a height of 3 meters, and for the others at 2-meter intervals. The second variables set is associated with tree crown dimension and shape. These tree morphometric attributes are the height of the crown base (HCB), crown width (CW), crown length (CL), and crown ratio (CR). The HCB is the distance between the base of the tree to the first living branch (JIANG; LIU, 2011). The CW is the diameter of the crown projection on the ground, measured by collecting eight radii in the direction of each cardinal point (HASENAUER, 1997). The remaining variables were acquired through means of direct calculations, for example, the CL derives from the difference between the total height (H) and HCB. The CR refers to the ratio between the crown length and total height (JIANG; LIU, 2011; ÖZÇELİK *et al.*, 2014). Therefore, a non-destructive tree method was taken into account by using criterion RD 1000, except for an early age when we measure to direct the attributes. This database has 213 trees or 71 trees/site.

Table 1 – Description structure of the *Eucalyptus urograndis* stands.

Ages		Variables					
(year)		DBH	H	CW	HCB	CL	CR
2	Min	3.69	4.30	2.10	0.28	3.89	0.89
	Max	12.25	11.64	4.44	0.91	10.90	0.96
	Mean	8.66	7.98	3.52	0.54	7.43	0.93
	SD	1.97	1.77	0.53	0.14	1.69	0.02
7	Min	6.02	12.30	0.95	8.80	1.80	0.09
	Max	20.63	31.10	3.43	24.20	10.30	0.43
	Mean	15.24	24.88	2.29	19.73	5.15	0.21
	SD	3.19	3.85	0.51	3.36	2.21	0.08
14	Min	12.60	20.70	1.88	10.10	4.20	0.13
	Max	32.00	43.60	7.86	35.00	21.20	0.58
	Mean	22.01	34.09	3.41	23.24	10.85	0.33
	SD	4.50	6.13	1.12	6.44	3.42	0.10

DBH – diameter at breast height (cm); H– total height (m); HCB – height of crown base (m); CW – crown width (m); CL – crown length (m); CR – crown ratio (m); SD – standard deviation.

## 2.2 Data structure

The modeling process usually relies on how the variables are significant and essential to predict the target variable. At this stage, the relationships between the variables are often evaluated before to build and test any model. This initial perception was presented graphically, through the analysis between each predictor variable and the taper rate of each tree, subdivided at each age. The taper rate was the average of the difference between the diameter of the position  $i + 1$  and  $i$ . These variables were standardized in a range from 0 to 100, a treatment used only for graphical visualization, in order to assist in the biological analysis of selection of variables. After analyzing the behavior of the variables, the original data were made available for the selection and allocation algorithm of variables in the model. The model generated was adjusted in 10 subsets, obtaining an equation for each subset. The subset was composed of 15 trees randomly selected in each age, totaling 45 trees.

## 2.3 Non-linear regression model under genetic algorithm

The several variables that correlate with the shape of the stem allow a high number of combinations for the elaboration of a taper model, requiring a high time and mathematical knowledge. As an alternative, there are computational intelligence techniques that allow the rapid combination, adjustment and analysis of models by a certain selection criterion. As noted by Antonelli *et al.* (2016) who report the reduction of computational time when using an attribute selection algorithm in the pre-processing of evolutionary multi-objective algorithms for a regression model based on fuzzy rules, in addition to accuracy equivalence when comparing with models that use all available variables. Therefore, this study implements two genetic algorithms for selecting and allocating variables and adjusting their regression parameters. The passive selection variables were those commonly used (DBH,  $h_i$  and H), morphometric (CW, HCB, CL and CR), temporal (Age) and a ground height constant of 1.3 m (k). The model used to allocate these variables was the Kozak model (2004) (EQUATION 1), since it has high precision and flexibility (LI *et al.*, 2012; PUKKALA; HANSSEN; ANDREASSEN, 2019; SAKIC; OZDEMIR, 2018). We select this model to investigate the

benefits of using genetic algorithm approaches for feature selection techniques. There was the possibility of substituting any variable in this model, except for variables  $X$  and  $Q$ , since they assist in the description of the flexion points of the stem (KOZAK, 1988; KOZAK, 1997) (AG-Kz) (EQUATION 2).

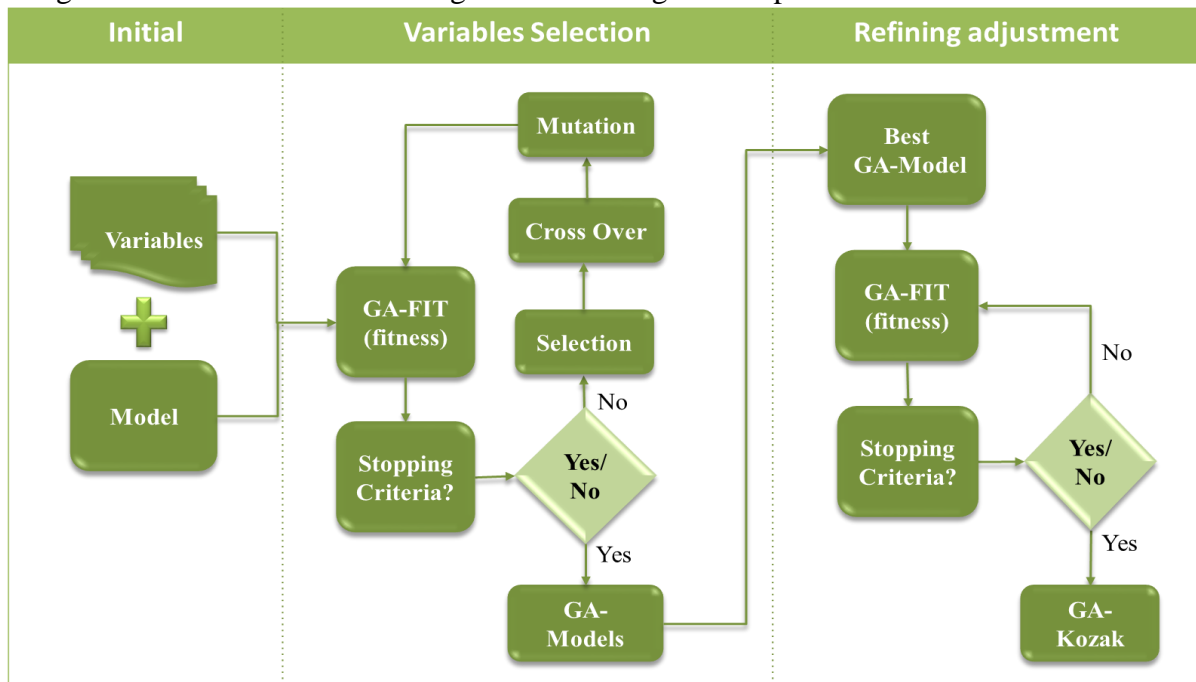
$$d_i = \beta_0 * DBH^{\beta_1} * H^{\beta_2} * X^{\beta_3 * (h_i/H)^4 + \beta_4 * (1/\exp(DBH/H)) + \beta_5 * X^{0.1} + \beta_6 * (1/DBH) + \beta_7 * H^Q + \beta_8 * X} * \varepsilon \quad (1)$$

$$d_i = \beta_0 * \theta_1^{\beta_1} * \theta_2^{\beta_2} * X^{\beta_3 * (\theta_3/\theta_4)^4 + \beta_4 * (1/\exp(\theta_5/\theta_6)) + \beta_5 * X^{0.1} + \beta_6 * (1/\theta_7) + \beta_7 * \theta_8^Q + \beta_8 * X} * \varepsilon \quad (2)$$

where  $d_i$  – diameter in height at  $h_i$  (cm), subscript  $i$  refers to each diameter and height measured in each tree;  $DBH$  – diameter at breast height (cm);  $\beta_j$  – regression coefficients;  $h_i$  – height above the ground to the measurement point (m);  $H$  – total height (m);  $\theta_k$  – variable selected;  $\varepsilon$  – random error. Where:  $X = (1 - (h_i/H)^{1/3}) / (1 - (1.3/H)^{1/3})$ ,  $Q = 1 - (h_i/H)^{1/3}$ .

The selection of variables was defined by the wrapper method, using a genetic algorithm (FIGURE 1), in order to minimize the mean square error (MSE). This algorithm presented a chromosome coding of integer values for selection of variables, which represents the allocation of each variable in the model with an 8-position dimension (bits). The bit allocated an integer between 1 to 9, representing the variables available for selection. The initial population was random, containing 100 chromosomes. The parent chromosomes were defined by means of a tournament between 2 chromosomes. The crossover was a single cut-off point at random, forming 2 child chromosomes. The mutation used was a single bit random, that is, one of the variables was exchanged for another, if it respected the 2.5% mutation rate. The stopping criterion was 30 iterations. The reproduction process was elitist, maintaining the 100 chromosomes with the best fitness functions for the next generations.

Figure 1 – Scheme of methodological functioning of the optimization of variable selection.



Source: By Author (2021)

The selection criterion was determined by a genetic algorithm (GA-FIT), optimizing the regression coefficients in order to calculate the MSE, that is, the fitness function. The coding used was for real chromosomes, represented by the regression coefficients. The selection of parent chromosomes was via a tournament with 2 chromosomes. The crossing-over was of a single cut-off point at random, generating 2 child chromosomes. The mutation was a single bit, adding a random value between -20 and 20. The mutation rate was 25%, in order to generate greater heterogeneity in the population. The stopping criterion was 100 iterations. After processing, the best performance model was selected, in order to compare it with Kozak model (2004). The parameters of this model were refined by GA-FIT with a more rigid parameterization, having 300 individuals and 1000 iterations. The elaboration and processing of the variable selection algorithm was done by the software R, version 3.5.2 (R CORE TEAM, 2018).

## 2.4 Precision methods evaluation

The models were adjusted for each subset, using the Levenberg-Marquardt of the minpack.lm package in software R, version 3.5.2 (R CORE TEAM, 2018), with the coefficients obtained by GA-FIT as initial parameters. These methods predictions accuracy were evaluated

considering the Akaike's information criterion (AIC) (EQUATION 3), Root Mean Square Error (RMSE%) (EQUATION 4) and Mean Absolute Error (MAE) (EQUATION 5). There was also a graphical evaluation of the relative diameter predicted along the stem was also performed, in order to analyze the assertiveness of the predictions. This evaluation allows us to observe the trend of the estimated values, based on the observed, because the closer the line of predictions are to the observed, the better the model. The standardized residual plot was also used in order to analyze the performance of the predictions of the models.

$$AIC = -2\ln(L) + 2k \quad (3)$$

$$RMSE_{cm} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_i - \hat{d}_i)^2}{n}} \quad (4)$$

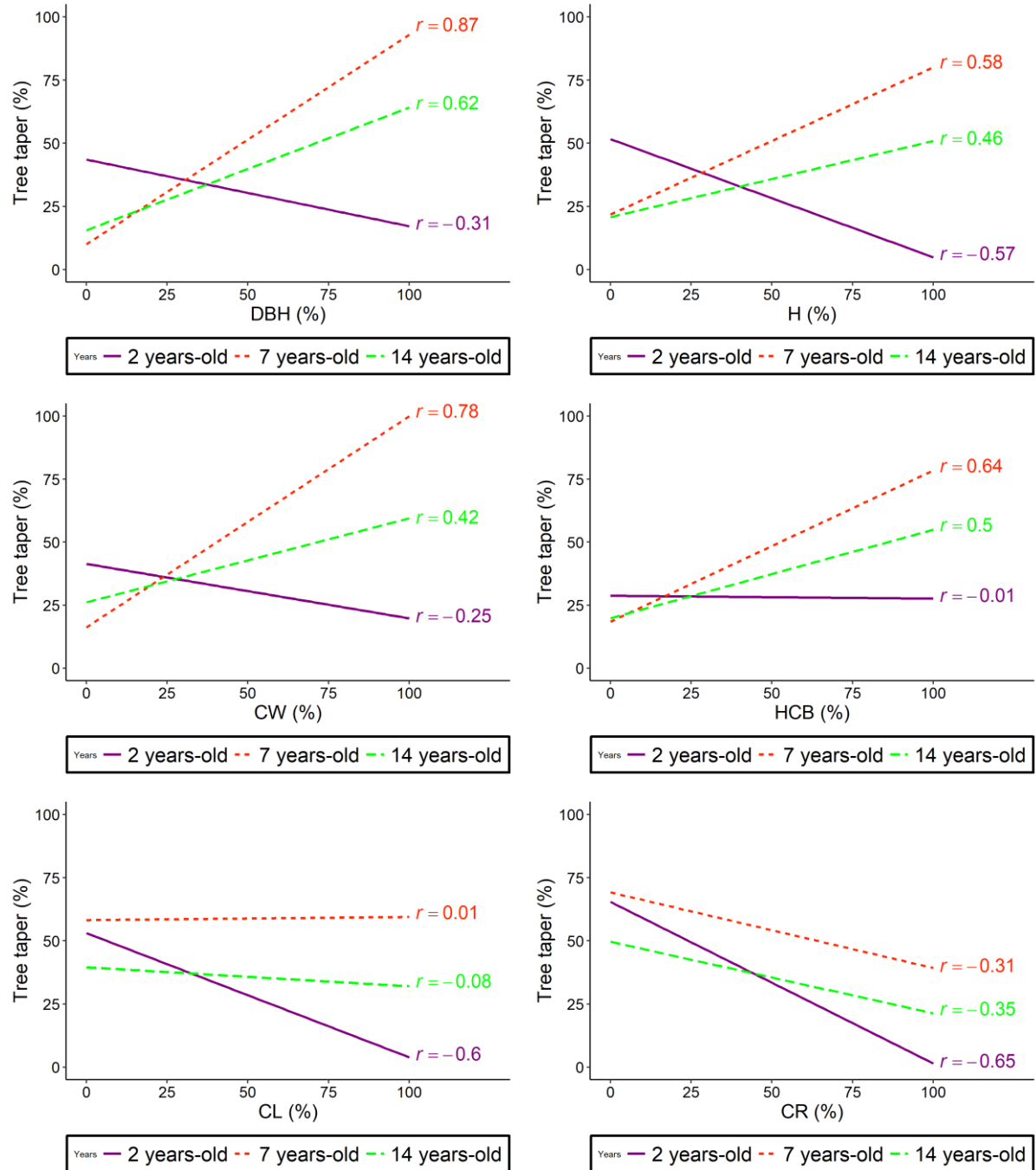
$$MAE_{cm} = \frac{\sum_{i=1}^n |d_i - \hat{d}_i|}{n} \quad (5)$$

Where  $d_i$  – diameter in height at  $hi$  (cm), subscript  $i$  refers to each diameter and height measured in each tree;  $\hat{d}_i$  – predicted diameter in height at  $hi$  (cm), subscript  $i$  refers to each diameter and height measured in each tree,  $n$  – number of observations in the dataset,  $L$  – likelihood function,  $k$  – number of parameters.

### 3 RESULTS

The behavior of the morphometric variables related to the mean tree taper is sensible throughout stand age (FIGURE 2). Considering the early ages around 2 years, we observed that all variables were inversely proportional to the taper and the HCB has no correlation (-0.01). The middle and final rotation age have similar tendencies according to the slope directions for DBH, H, CW, HCB (positive) and CR (negative). The CL variable has no defined behavior at 7-year-old ( $r=0.01$ ) and 14-year-old ( $r=-0.08$ ).

Figure 2 – The tendency and correlation of explanatory variables for tree taper at tested ages.



where DBH - diameter at breast height (1.3m from ground level), H - total height, CW - crown width, HCB - height of the crown base, CL - crown length, CR - crown ratio.

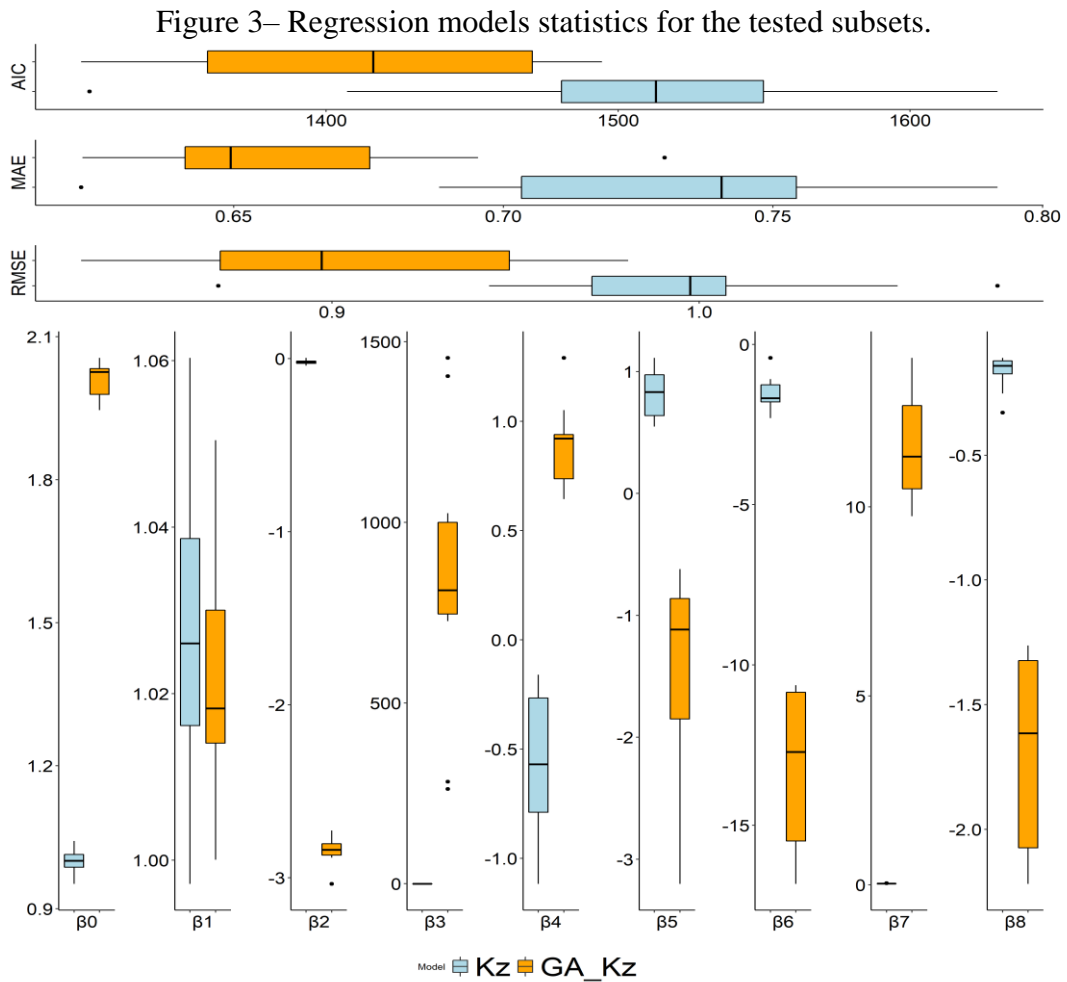
Source: By Author (2021)

The stochastic method presented the best performance model composed of the variables DBH, CR, HCB, Age and k (EQUATION 6), with a total time of 18 hours and 22 minutes.

$$d_i = \beta_0 * DBH^{\beta_1} * k^{\beta_2} * X^{\beta_3 * (CR/DBH)^4 + \beta_4 * (1/\exp(HCB/Age)) + \beta_5 * X^{0.1} + \beta_6 * (1/k) + \beta_7 * k^Q + \beta_8 * X} \quad (6)$$



This model was adjusted for the 10 validation subsets, presenting more accurate statistics than Kozak's (FIGURE 3). The performance of taper models is generally robust for predicting diameters. However, the selected morphometric variables demonstrate a high level of importance. The coefficient  $\beta_0$  and the associated variable k ( $\beta_2$ ) of GA-Kz were not significant in the test bases, thus being removed from the model.



where Kz – Kozak original; GA-Kz – algorithm genetic Kozak; AIC – Akaike’s information criterion; RMSE – root mean square error (cm); MAE – Mean Absolute Error (cm).

Source: By Author (2021)

The variables associated with the tree size coefficients ( $\beta_0, \beta_1; \beta_2$ ) changed between the models, except for  $\beta_1$  with DBH. The  $\beta_1$  values showed proximity between the Kz and GA-Kz equations, indicating similar contributions, to define the size of the trees. Since, the other coefficients ( $\beta_0$  and  $\beta_2$ ) associated to describe this behavior were very low for Kz and not significant for GA-Kz. The positions, which describe the shape changes along the stem, available for change ( $\beta_3, \beta_4; \beta_6; \beta_7$ ) showed high differences between the coefficients when

compared to the original model. It can be noted the magnitude of the  $\beta_3$  values, indicating that the relationship between CR and DBH has a high contribution in predicting the inflection points of the stands under study.

The models were efficient in predicting the diameter along the stem for the ages, showing similar behaviors. Kz maintained similarity in the trend of prediction for the ages, however the average trees of the population at an early age had a stem tending to conical. This caused a greater distance from the predictions, overestimating the diameters. Note that GA-Kz showed different behaviors between ages, causing predictions more similar to the observed diameters (FIGURE 4). This better performance can be attributed to the morphometric and age variables. The standard error obtained by the equations was analyzed together, with the age discrimination. The error analysis along the stem showed dispersion with an average variation of  $\pm 3$ . The paraboloid region of the stem had more uniform dispersion than at the base and end. The Kz model tended to overestimate diameters at heights above 20 meters, a greater error is indicated in predicting the top of the stem of older stand. As for GA-Kz, errors related to diameters at greater heights were well distributed. This indicates that the morphometric covariables influence the prediction of the ends of the stem, mainly the base of the tree.

Figure 4 – Relative diameter over relative height for tree with average dbh and average total height in each age. Standardized residual plot for the adjusted equations in ages (To Be Continued).

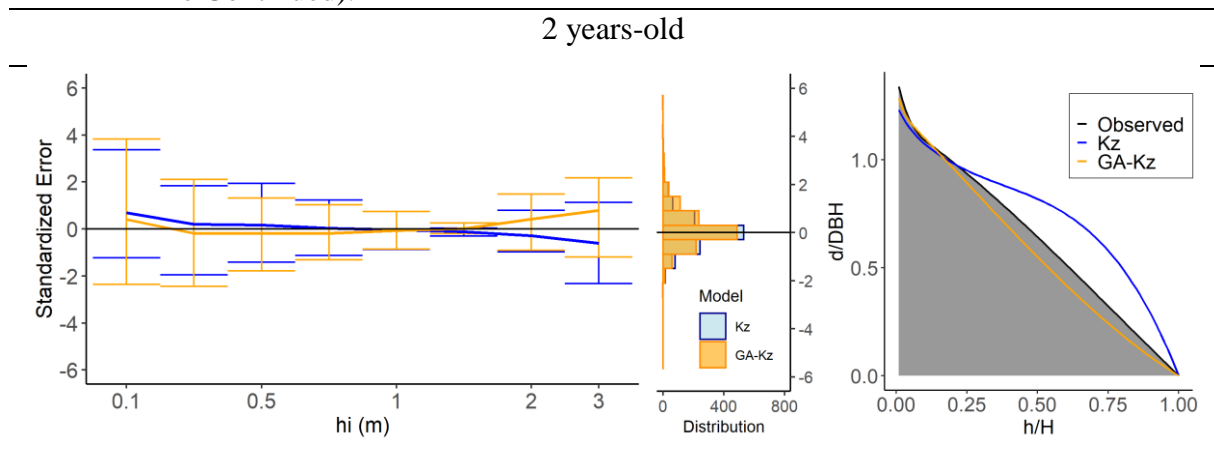
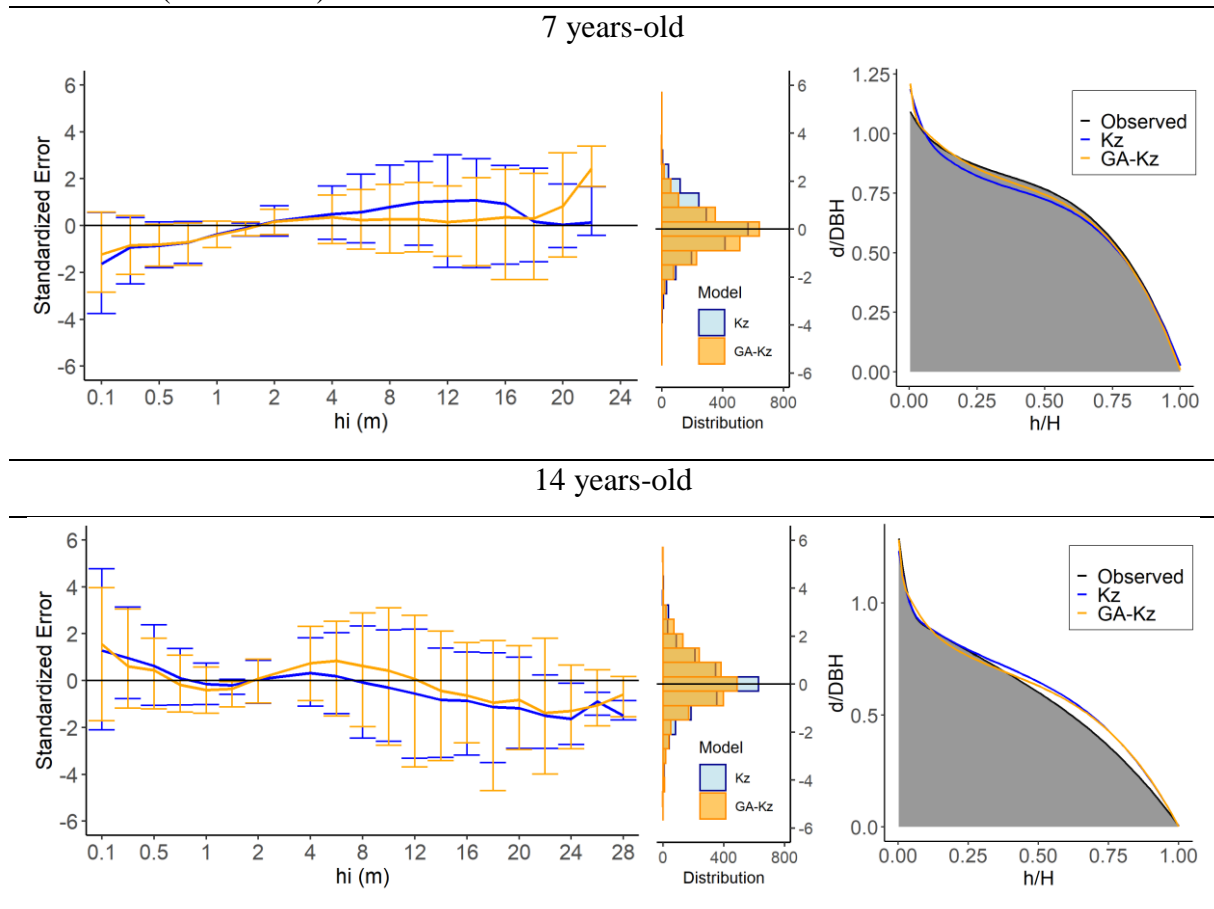


Figure 4 – Relative diameter over relative height for tree with average dbh and average total height in each age. Standardized residual plot for the adjusted equations in ages (Conclusion).



Kz – Kozak (2004); GA-Kz – algorithm genetic Kozak.

Source: By Author (2021)

#### 4 DISCUSSION

The Kozak model (2004) has a high explanatory capacity. As demonstrated in the study, it is able to generalize to forest stands of different ages. But a basic assumption of science is the search for improvements and explanations. In an attempt to move away from manual methods and in the search to select variables that contribute to complex regression models, we selected wrapper resources with high reliability in data treatment (JADHAV; HE; JENKINS, 2018). GA has proven efficiency in the feature selection (DONG *et al.*, 2018; HONG *et al.*, 2018; JIANG *et al.*, 2017; MURTHY; KOOLAGUDI, 2018; PAUL *et al.*, 2017), in addition to its versatility to work with real and combinatorial variables (DEEP *et al.*, 2009). Which enabled the selection of variables and adjustment of the model in the present work. Although it presents a high computational time (JADHAV; HE; JENKINS, 2018), the previous reduction in the number of

combinations can help in reducing the time. To optimize the selection, we use the information gain of variables X and Q (KOZAK, 2004).

The robustness of this tool makes it possible to be applied to different nonlinear models, since in addition to the selection of variables, there is no need to define initial parameters and mathematical optimizers to obtain the regression coefficients. This eliminated the possibility of not finding suitable coefficients for the models generated during the process. The algorithm proved to be assertive, the selection of variables DBH, CR, HCB, Age, and k appears in more accurate and precise estimates. The inclusion of crown variables in the Kozak model (2004) allowed correlating ecological explanations to the taper of the tree. Therefore, it was assumed that the growing space of the early stand has trees with low competition rate and size when compared with the older ages. Biologically, this effect has changed the crown cover over time and the inter-tree interactions. We assume that morphometric variables are still important for any model or method to explain the tree taper. The morphometric covariates are strictly related to the ages of the *Eucalyptus urograndis* stands, especially when increasing competition over the years. It was corroborated with the selection of morphometric variables in the tapering model, with significance in all tested subsets. However, the traditional variables are always meant to make the prediction method accurate.

The greater homogeneity of errors in the age groups in the GA-Kz model can be linked to the insertion of the CR variable. This variable influenced by population density (LARSON, 1963), making it possible to describe the increase in stem biomass over the years. CR has decreased over the years, with initial rotation age having an average canopy occupation in the stem of 93%, while in final rotation age of 33%. This may be due to the increase in density over the years, causing the death of the lower branches, reducing CR (LARSON, 1963). In addition, trees with higher CR showed more homogeneous stem at all ages. This characteristic was observed in smaller trees in the forest stand. This is due to the search for the luminosity of dominated trees, making CR bigger, aiming a greater light absorption. The energy expenditure of the plant for the development of the crown causes it to reduce the wood increment of the main stem (PINKARD; NEILSEN, 2003).

As for the use of HCB in taper equations, the ability to increase the model's precision forecast and reduce the forecast bias is noted (SILWAL; BARAL; CHHETRI, 2018). The volume accumulated up to the height of the crown base is the same for the main trunk, but above the crown height, the profiles diverge (MACFARLANE, 2010). This relationship must be due to the positive correlation between branching and tapering of the main stem (SILWAL;

BARAL; CHHETRI, 2018; VER PLANCK; MACFARLANE, 2014). The inclusion of HCB filters this aspect and expresses an improvement in estimates. The HCB selection in the model may have influenced the failure to choose CL. These variables proved to be antagonistic because they are complementary. At the initial rotation age, HCB did not show a correlation with taper, while the CL presented a negative correlation, due to the higher proportion of crown. The middle and final rotation age have lower crown proportions, with greater HCB and lower CL, caused low correlations for CL. The selection only HCB may have been caused by the high correlation between these variables.

Similar situation can be noted between CW and DBH, since they are used in several studies as a predictor and predicted (KALLIOVIRTA; TOKOLA, 2005; LIU; WU, 2016), besides the behavior of these variables with tapering are close, as shown in Figure 2. Although CW has a high correlation with taper over the years. Can be said that in the initial rotation age trees with higher CW have homogeneous stem and in final rotation age larger, CW present heterogeneous stem. This variation may be due to the competition factor since the CW is related to population density as demonstrated by Leites and Robinson (2004) and Sharma *et al.* (2017). Stands with low densities have greater increments in the lower sections of the axis, forming a more conical axis (PINKARD; NEILSEN, 2003). The analyses performed in the generalizations of statistical models indicated that all the methods provided good predictions, with reduced mean square errors and mean absolute errors between the estimates and observed values. The GA-Kz model showed better performance in its predictions according to the statistics, in addition to greater consistency in the significance of the independent variables. Note that this model was able to better capture the tip points of the stem, allowing better predictions of the shape of the stem. The morphometric variables allowed to better describe the behavior of the extremities of the trees, providing forecasts closer to real ones. The insertion of morphometric covariates in tapering models can improve the prediction of diameters at relative heights less than 10% and greater than 50% (JIANG; LIU, 2011).

The good description of the extremities of the trees by the morphometric covariables is due to the canopy has an important role in the ecological understanding in the increment of wood of the tree. Since the structure and arrangement of the leaves affect light capture and photosynthetic carbon gain, which can be explained, for example, by the variables volume of the foliage, CW and CR (PEARCY; MURAOKA; VALLADARES, 2005; BUCKLEY; CESCATTI; FARQUHAR, 2013; SHARMA *et al.*, 2017). Thus, the change in the shape of the diameter along the stem can be explained by the inclusion of these crown covariates in the

tested model. The results obtained allow the relation of the variables selected by the GA to the increment of the stem. Given this fact, the morphometric models proved to be efficient in the predictions of diameter, indicating that the insertion of covariates from the crown contributes to the prediction of taper, mostly at the extremity of the tree. The inclusion of these covariates helps to improve the taper models (LEITES; ROBINSON, 2004; ÖZÇELİK *et al.*, 2013). Additionally, with the increasing use of remote sensing in forest inventories (WALLACE; MUSK; LUCIEER, 2014), morphometric covariates become attractive to aid taper estimation, as demonstrated in the present work. There is the possibility of obtaining the length, base height, diameter, and crown area using LIDAR (DEAN *et al.*, 2009; ERDODY; MOSKAL, 2010; FIGUEIREDO *et al.*, 2014). Images from UAVs flights are also capable of providing the variables listed above (WALLACE; MUSK; LUCIEER, 2014; DÍAZ-VARELA *et al.*, 2015; WALLACE *et al.*, 2016). Such techniques can minimize the error when collecting these variables, which will consequently impact the predictions with greater accuracy and precision.

## 5 CONCLUSION

The morphometric covariates are strictly related to the ages of the *Eucalyptus urograndis* stands, especially with the increasing competition over the years. It was noted that, for each age, there was a group of covariates of higher relevance. The techniques used to select the covariates were efficient and appropriate with the trends presented in the database. Such trend indicated that the covariates presented plausible mathematic and biological behavior as a function of taper, significantly contributing to diameter estimations. The methods of prediction using morphometric covariates were the best prediction method, due to the low error presented and the proximity between the estimated and real value.

## 6 ACKNOWLEDGMENTS

This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior-Brasil (Capes).

## 7 REFERENCES

- ANTONELLI, M. *et al.* On the influence of feature selection in fuzzy rule-based regression model generation. **Information Sciences**, v. 329, p. 649-669, 2016.
- BEHERA, M. D. *et al.* Above-ground biomass and carbon estimates of *Shorea robusta* and *Tectona grandis* forests using QuadPOL ALOS PALSAR data. **Advances in Space Research**, v. 57, n. 2, p. 552-561, 2016.
- BIGING, G.S.; DOBBERTIN, M. Evaluation of competition indices in individual tree growth models. *Forest science*, v. 41, n. 2, p. 360-377, 1995.
- BUCKLEY, T. N.; CESCATTI, A.; FARQUHAR, G. D. What does optimization theory actually predict about crown profiles of photosynthetic capacity when models incorporate greater realism?. *Plant, Cell & Environment*, v.36, n.8, p.1547-1563, 2013.
- BURKHART, H. E.; TOMÉ, M. Modeling forest trees and stands. **Springer Science & Business Media**, 2012.
- CHANDRASHEKAR, G; SAHIN. F. A survey on feature selection methods. **Computers & Electrical Engineering**, v. 40, n. 1, p. 16-28, 2014.
- COELHO, L. M.; REZENDE, J. L. P. De; OLIVEIRA, A. D. De. Concentração das exportações mundiais de produtos florestais. **Ciência Florestal**, [s. l.], v. 23, n. 4, p. 691–701, 2013.
- DAVID, H. C. *et al.* Economic analysis and revenue optimization in management regimes of *Pinus taeda*. **Revista Ceres**, [s. l.], v. 64, n. 3, p. 222–231, 2017.
- DEAN, T.J. *et al.* Measuring heights to crown base and crown median with LiDAR in a mature. even-aged loblolly pine stand. **Forest Ecology and Management**, v. 257, n. 1, p. 126-133, 2009.
- DEEP, K. *et al.* A real coded genetic algorithm for solving integer and mixed integer optimization problems. **Applied Mathematics and Computation**, v. 212, n. 2, p. 505-518, 2009.
- DEL RÍO, M. *et al.* Tree allometry variation in response to intra-and inter-specific competitions. **Trees**, v. 33, n. 1, p. 121-138, 2018.
- DÍAZ-VARELA, R.A. *et al.* High-resolution airborne UAV imagery to assess olive tree crown parameters using 3D photo reconstruction: application in breeding trials. **Remote Sensing**, v. 7, n. 4, p. 4213-4232, 2015.
- DONG, H. *et al.* A novel hybrid genetic algorithm with granular information for feature selection and optimization. **Applied Soft Computing**, v.65, p.33-46, 2018.
- ERDODY, T.L.; MOSKAL. L.M. Fusion of LiDAR and imagery for estimating forest canopy fuels. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 4, p. 725-737, 2010.

FIGUEIREDO, E.O. *et al.* Modelos para estimativa de volume de árvores individuais pela morfometria da copa obtida com LiDAR. **Cerne**, v. 20, n. 4, p. 621-628, 2014.

FINEGAN, B.; CAMACHO, M. Stand dynamics in a logged and silviculturally treated Costa Rican rain forest, 1988–1996. **Forest ecology and management**, v. 121, n. 3, p. 177-189, 1999.

FORRESTER, D.I. *et al.* Interactive effects of simultaneously applied thinning, pruning and fertiliser application treatments on growth, biomass production and crown architecture in a young *Eucalyptus nitens* plantation. **Forest ecology and management**, v. 267, p. 104-116, 2012.

GUYON, I.; ELISSEEFF, A. An introduction to variable and feature selection. **Journal of machine learning research**, v.3, p.1157-1182, 2003.

HART, E. *et al.* A hybrid method for feature construction and selection to improve wind-damage prediction in the forestry sector. **Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference**, p.1121-1128, 2017.

HASENAUER, H. Dimensional relationships of open-grown trees in Austria. **Forest Ecology and Management**, v. 96, n. 3, p. 197-206, 1997.

HONG, H. *et al.* Applying genetic algorithms to set the optimal combination of forest fire related variables and model forest fire susceptibility based on data mining models. The case of Dayu County, China. **Science of the total environment**, v.630, p.1044-1056, 2018.

JADHAV, S.; HE, H.; JENKINS, K. Information gain directed genetic algorithm wrapper feature selection for credit rating. **Applied Soft Computing**, v.69, p.541-553, 2018.

JIANG, L.; LIU, R. Segmented taper equations with crown ratio and stand density for *Dahurian Larch* (*Larix gmelinii*) in Northeastern China. **Journal of Forestry research**, v. 22, n. 3, p. 347, 2011.

JIANG, S. *et al.* Modified genetic algorithm-based feature selection combined with pre-trained deep neural network for demand forecasting in outpatient department. **Expert systems with applications**, v.82, p.216-230. 2017.

KALLIOVIRTA, J.; TOKOLA, T. Functions for estimating stem diameter and tree age using tree height, crown width and existing stand database information. **Silva Fennica**, v. 39, n. 2, p. 227-248, 2005.

KOZAK, A. A variable-exponent taper equation. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 18, n. 11, p. 1363-1368, 1988.

KOZAK, A. Effects of multicollinearity and autocorrelation on the variable-exponent taper functions. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 27, n. 5, p. 619-629, 1997.

KOZAK, A. My last words on taper equations. **The Forestry Chronicle**, v. 80, n. 4, p. 507-515, 2004.



LARSON, P.R. Stem form development of forest trees. **Forest science**, v. 9, n. suppl\_2. p. a0001-42, 1963.

LEITES, L.P.; ROBINSON. A.P. Improving taper equations of loblolly pine with crown dimensions in a mixed-effects modeling framework. **Forest Science**, v. 50, n. 2, p. 204-212, 2004.

LI, R. *et al* Regional stem taper equations for eleven conifer species in the Acadian region of North America: development and assessment. **Northern Journal of Applied Forestry**, v. 29, n. 1, p. 5-14, 2012.

LIU, H.; WU, C. Tree Crown width estimation, using discrete airborne LiDAR data. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 42, n. 5, p. 610-618, 2016.

MACFARLANE, D. W. Predicting branch to bole volume scaling relationships from varying centroids of tree bole volume. **Canadian journal of forest research**, v.40, n.12, p.2278-2289, 2010.

MÄKELÄ, A. Derivation of stem taper from the pipe theory in a carbon balance framework. **Tree Physiology**, v. 22, n. 13, p. 891-905, 2002.

MAX, T.A.; BURKHART, H.E. Segmented polynomial regression applied to taper equations. **Forest Science**, v. 22, n. 3, p. 283-289, 1976.

MURTHY, Y. S.; KOOLAGUDI, S. G. Classification of vocal and non-vocal segments in audio clips using genetic algorithm based feature selection (GAFS). **Expert Systems with Applications**, v.106, p.77-91, 2018

ÖZÇELİK, R.; BAL, C. Effects of adding crown variables in stem taper and volume predictions for black pine. **Turkish Journal of Agriculture and Forestry**, v. 37, n. 2, p. 231-242, 2013.

ÖZÇELİK, R.; DIAMANTOPOULOU, M.J.; BROOKS, J.R. The use of tree crown variables in over-bark diameter and volume prediction models. **iForest-Biogeosciences and Forestry**, v. 7, n. 3, p. 132, 2014.

ÖZÇELİK, R. *et al*. Estimating *Crimean juniper* tree height using nonlinear regression and artificial neural network models. **Forest Ecology and Management**, v. 306, p. 52-60, 2013.

PAUL, D. *et al*. Feature selection for outcome prediction in oesophageal cancer using genetic algorithm and random forest classifier. **Computerized Medical Imaging and Graphics**, v.60, p.42-49, 2017.

PEARCY, R.W.; MURAOKA, H.; VALLADARES, F. Crown architecture in sun and shade environments: assessing function and trade-offs with a three-dimensional simulation model. **New phytologist**, v.166, n.3, p.791-800, 2005.

PINKARD, E.A.; NEILSEN, W.A. Crown and stand characteristics of *Eucalyptus nitens* in response to initial spacing: implications for thinning. **Forest Ecology and Management**, v. 172, n. 2-3, p. 215-227, 2003.

PUKKALA, T.; HANSSSEN. K.; ANDREASSEN. K. Stem taper and bark functions for Norway spruce in Norway. **Silva Fennica**, v. 53, n. 3, 2019.

PURVES, D. W.; LICHSTEIN, J. W.; PACALA, S. W. Crown plasticity and competition for canopy space: a new spatially implicit model parameterized for 250 North American tree species. **PLoS One**, v.2, n.9, p. e870, 2007.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: a language and environment for statistical computing**. Vienna: R Foundation for Statistical Computing. 2011. Available at: <http://www.R-project.org/>. Accessed in: February 2nd 2020.

SHARMA, R.P. *et al.* Modelling crown width–diameter relationship for Scots pine in the central Europe. **Trees**, v. 31, n. 6, p. 1875-1889, 2017.

SINHA, S. *et al.* Accounting tropical forest carbon stock with synergistic use of space-borne ALOS PALSAR and COSMO-SkyMed SAR sensors. **Tropical Ecology**, v. 60, n. 1, p. 83-93, 2019.

SILWAL, R.; BARAL, S. K.; CHHETRI, B. K. Modeling taper and volume of Sal (*Shorea robusta Gaertn. f.*) trees in the western Terai region of Nepal. **Banko Janakari**, p.76-83, 2018.

SORRENSEN-COTHERN, K. A.; FORD, E. D.; SPRUGEL, D. G. A model of competition incorporating plasticity through modular foliage and crown development. **Ecological Monographs**, v.63, n.3, p.277-304, 1993.

TEKELI, E; YÜKSEL, G. Estimating the parameters of twofold Weibull mixture model in right-censored reliability data by using genetic algorithm. **Communications in Statistics-Simulation and Computation**, p. 1-14, 2020.

TRINCADO, G.; BURKHART. H.E. A generalized approach for modeling and localizing stem profile curves. **Forest Science**, v. 52, n. 6, p. 670-682, 2006.

VER PLANCK, N. R.; MACFARLANE, D. W. Modelling vertical allocation of tree stem and branch volume for hardwoods. **Forestry**, v.87. n.3, p.459-469, 2014.

VILELA, E.A.; RAMALHO. M.A.P. Análise das temperaturas e precipitações pluviométricas de Lavras. Minas Gerais. **Ciência e Prática**, v.3, n.1, p. 71-79, 1979.

WALLACE, L. *et al.* Assessment of forest structure using two UAV techniques: A comparison of airborne laser scanning and structure from motion (SfM) point clouds. **Forests**, v. 7, n. 3, p. 62, 2016.

WALLACE, L.; MUSK. R.; LUCIEER. A. An assessment of the repeatability of automatic forest inventory metrics derived from UAV-borne laser scanning data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. v. 52, n. 11, p. 7160-7169, 2014.

YANG, Y.; HUANG. S.; MENG. S.X. Development of a tree-specific stem profile model for white spruce: a nonlinear mixed model approach with a generalized covariance structure. **Forestry**, v. 82, n. 5, p. 541-555, 2009.

**ARTIGO 2 – RUMO À OTIMIZAÇÃO DA COLHEITA DA FLORESTA  
TROPICAL SOB DEMANDAS ECONÔMICO-ECOLÓGICAS**

**TOWARDS TROPICAL FOREST HARVEST OPTIMIZATION UNDER  
ECONOMIC-ECOLOGY DEMANDS**

**Artigo formatado conforme a NBR 6022 (ABNT, 2003) e adaptado as exigências do  
Manual de Normalização de Trabalhos Acadêmicos da UFLA.**

## RESUMO

A floresta amazônica possui potencial no fornecimento de madeira, mas carece de cuidados prévios na seleção das árvores a serem exploradas. O corte seletivo em florestas tropicais é complexo devido à diversidade arbórea existente, apesar da grande oferta de madeira que ainda existe. Buscar o equilíbrio entre os aspectos econômicos e ecológicos é uma tarefa difícil. Contudo, a utilização da programação matemática pode auxiliar o processo. Nesse contexto, o objetivo do trabalho foi apresentar um método robusto para auxiliar na tomada de decisão no manejo de florestas tropicais, baseando-se em critérios econômicos e ecológicos, por meio de uma abordagem multiobjetivo no corte seletivo. Esta função busca maximizar a diversidade do povoamento remanescente, a receita da madeira colhida e o inverso da distância de arraste das árvores para os pátios de estocagem. Os dados derivam de uma Floresta Decidual Ombrófila Mista na Amazônia no município de Bujari, no estado do Acre, Brasil. A intensidade de colheita foi de 50% dos indivíduos (566 árvores), armazenadas em pátios de estocagem capacitados com volume máximo de 500 m<sup>3</sup>. As múltiplas soluções foram geradas e classificadas conforme natureza econômica ( $\alpha$ ), ecológica ( $\beta$ ) e de equilíbrio ( $\gamma$ ). Utilizou-se o NSGAI para geração das soluções, sendo a distância de arraste obtida por um algoritmo genético (AG) mono-objetivo. As soluções apresentaram alta diferenciação diamétrica em seus povoamentos remanescentes. Notou-se um comportamento agrupado em todas as soluções, embora não tenha havido formação de grandes clareiras. As soluções respeitaram a composição florística, com maior colheita em espécies de maior frequência no povoamento inicial, além de baixo impacto na dinâmica do povoamento remanescente. Portanto, o otimizador foi eficiente em conciliar aspectos ecológicos e econômicos, propiciando uma seleção de árvores para colheita com baixo impacto.

**Palavras-chave:** Floresta Amazônica. Inteligência Computacional. Programação Multiobjetivo. Computação Evolucionária.

## ABSTRACT

The Amazon rainforest has potential in the supply of wood, but it lacks prior care in the selection of trees to be harvested. Selective logging in tropical forests is complex due to the existing tree diversity, despite the large supply of wood that still exists. Finding a balance between economic and ecological aspects is a difficult task. However, the use of mathematical programming can assist the process. In this context, the objective of the paper is to present a robust method to assist in decision making in the management of tropical forests, based on economic and ecological criteria, through a multiobjective approach in selective cutting. This function maximizes the diversity of the remaining stand, the economic value of the harvested wood and the inverse of the distance from the trees to the wood log landing. The data are derived from a Mixed Ombrophilous Deciduous Forest in the Amazon in the municipality of Bujari, in the state of Acre, Brazil. The harvest intensity was 50% of the individuals (566 trees), stored in a wood log landing with a maximum volume of 500m<sup>3</sup>. The multiple solutions were generated and classified according to economic ( $\alpha$ ), ecological ( $\beta$ ) and equilibrium ( $\gamma$ ) nature. NSGAI was used to generate the solutions, the drag distance being obtained by a monobjective genetic algorithm (AG). The solutions showed high diametric differentiation in their remaining stands. It was noticed a behavior grouped in all solutions, although there was no formation of large clearings. The solutions respected the floristic composition, with greater harvest in species of greater frequency in the initial stand, in addition to low impact on the dynamics of the remaining stand. Therefore, the optimizer was efficient in reconciling ecological and economic aspects, providing a selection of trees for harvesting with low impact.

**Keywords:** Amazonian Forest. Computational Intelligence. Multiobjective programming. Evolutionary Computing.

## 1 INTRODUÇÃO

As florestas tropicais apresentam alto potencial madeireiro (CHHENG *et al.*, 2015) devido a presença de espécies valiosas, alta diversidade e custo de colheita (HANEWINKEL, 2002; HANEWINKEL; FRUTIG; LEMM, 2013; HANEWINKEL *et al.*, 2014). Contudo, apesar dos aspectos econômicos favoráveis, os danos causados na operação de corte e extração são elevados, podendo contribuir na degradação desses ambientes (ASNER *et al.*, 2005; FEARNSSIDE, 2006; SIST; FERREIRA, 2007), nas árvores remanescentes e regeneração natural. Infelizmente, a tendência na colheita florestal é o viés econômico. Nessa premissa, observa-se a seleção de árvores de maior rendimento volumétrico e valor de mercado, o que pode repercutir na resiliência da floresta (SHEIL; VAN HEIST, 2000). Por outro lado, a exploração de impacto reduzido é um importante avanço no manejo de florestas tropicais (CARVALHO *et al.*, 2017; SCHWARTZ; FALKOWSKI; PEÑA-CLAROS, 2017; SILVA *et al.*, 2018; GRISCOM *et al.*, 2019). Esse método busca explorar o povoamento florestal de forma racional e minuciosamente planejada, por meio de técnicas que minimizem os impactos ocasionados no corte, como seleção de árvores, direcionamento de corte e definição de trilhas de arraste com menor dano no povoamento remanescente (PUTZ *et al.*, 2008; SCHWARTZ; FALKOWSKI; PEÑA-CLAROS, 2017).

Diante desse panorama, há uma crescente preocupação com quesitos ecológicos na colheita para mitigar os danos. Embora os estudos relacionados à exploração de cunho sustentável, sejam desde os anos 1980 e com grande foco nos impactos biofísicos na floresta, eles estão concentrados em específicas regiões e não levam em consideração os interesses dos gestores florestais (POUDYAL; MARASENI; COCKFIELD, 2018). A seleção das árvores deve considerar diversos fatores como competitividade e taxa de incremento médio das árvores, além do seu porte, a fim de gerar decisões que considerem não apenas a receita atual, mas ciclos subsequentes (PUKKALA; LÄHDE; LAIHO, 2015). A condição apresentada, envolvendo conflitos de interesse, é um problema de natureza multiobjetiva e complexa de ser resolvida. Além disso, aspectos espaciais entre árvores não devem ser deixados de lado, já que existe uma forte relação ecológica. Porém, o que se constata são abordagens de funções mono-objetivos, como observado no estudo de Ezquerro, Pardos e Diaz-Balteiro (2016), que dentre os artigos revisados 64% eram mono-objetivos. Isso pode ocasionar soluções enviesadas (KONAK; COIT; SMITH, 2006), favorecendo apenas uma condição. Outra abordagem utilizada é a inserção de restrições ecológicas e espaciais, como observado em Silva *et al.* (2018), os quais

utilizaram o método de BDq para seleção de árvores para colheita em classes diamétricas e volume máximo explorado por hectare.

A utilização de funções multiobjetivo não é recente (STEUER; SCHULER, 1978; TECLE; SHRESTHA; DUCKSTEIN, 1998), sendo aplicadas com mais frequência para uma tomada de decisão mais assertiva. Uma característica importante é a definição *a priori* dos objetivos (CONTRERAS; CHUNG, 2007) e a geração de um conjunto de soluções conflitantes (FOTAKIS *et al.*, 2012), úteis à tomada de decisão (DURBACH; STEWART, 2012). Essas soluções geradas definem a fronteira de Pareto (FOTAKIS *et al.*, 2012) e as interações entre os objetivos. A fronteira de Pareto possibilita otimizar diversos objetivos, sem que haja dominância, principalmente em problemas envolvendo a colheita e diversidade (exemplo Haara *et al.*, (2018) e Kärkkäinen *et al.*; (2014)).

Historicamente, as técnicas comumente utilizadas para problemas dessa natureza envolvem modelos de programação linear inteira e de grande dimensão matricial. No entanto, à medida que aumenta a complexidade do problema, há um aumento exponencial do tempo computacional, inviabilizando a aplicação prática desses modelos exatos (CROWE; NELSON; BOYLAND, 2003). Além disso, uma característica que surge ao adicionar condições espaciais-ecológicas é a natureza não linear de funções, que inviabiliza o uso de funções lineares. Contudo, o uso de meta-heurísticas torna-se indicado na resolução de problemas com essas características, não só pela condição não linear da função, como também sua dimensão (MCDILL, BRAZE, 2001; BAŞKENT; KELES, 2005). Um ponto negativo é a geração de soluções aproximadas, mas são aceitáveis em condições complexas de modelagem (CROWE; NELSON; BOYLAND, 2003; GENDREAU; POTVIN, 2005).

Dentre essas metodologias destaca-se o *Nondominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA II), uma meta-heurística customizada para problemas multiobjetivos com resultados confiáveis e robustos (DEB *et al.*, 2002). Embora existam outros algoritmos evolucionários, o NSGA II é ainda recomendável (DEB; JAIN, 2014; ZHOU *et al.*, 2019), pois analisa as funções objetivo de cada indivíduo da sua população e os classifica quanto à dominância (*Non-Dominated Sorting*) e à distribuição (*Crowding Distance*). Essas operações permitem gerar soluções não dominadas e distribuídas ao longo da fronteira de Pareto.

Diante disso, o presente trabalho visa apresentar um método robusto para auxiliar na tomada de decisão no manejo de florestas tropicais, baseando-se em critérios econômicos e ambientais, por meio de uma abordagem multiobjetivo no corte seletivo. O trabalho busca responder, a partir dos múltiplos objetivos, seus reflexos na estrutura diamétrica; na distribuição

espacial das árvores exploradas; na composição florística; e principalmente, se a solução de equilíbrio conseguiu atender os aspectos econômicos e ecológicos. As múltiplas soluções foram geradas e classificadas conforme natureza econômica ( $\alpha$ ), ecológica ( $\beta$ ) e de equilíbrio ( $\gamma$ ).

## **2 MATERIAL E MÉTODOS**

### **2.1 Área de estudo**

Uma área primária de Floresta Decidual Ombrófila Mista foi conduzida para a exploração de impacto reduzido com interesse madeireiro. A área está localizada no município de Bujari, no estado do Acre, Brasil. Esse município está localizado na regional do baixo Acre, com predominância do solo Podzólico Vermelho-Amarelo distrófico/álico (AMARAL, 2000). O clima é classificado como Am, conforme a classificação climática de Köppen, com temperatura média anual de 25,6 °C e precipitação média anual de 1.952 mm. A área total foi de 254,14 hectares, sendo 85,18% destinada à colheita florestal (216,48 ha) e o restante 14,82% (37,66 ha) como área de preservação permanente. Um censo foi realizado para identificar o potencial produtivo madeireiro das espécies comerciais locais. Assim, adotou-se um diâmetro a altura do peito de 50 cm como critério de inclusão, mensurando-se a variável diâmetro (DAP), altura comercial, identificação botânica e localização geográfica de cada árvore. O levantamento florístico identificou 37 espécies comerciais e um total de 1.131 árvores passíveis a colheita, apresentando uma densidade média de 5,22 ind.ha<sup>-1</sup> com 2,60 m<sup>2</sup>.ha<sup>-1</sup>.

### **2.2 O problema de seleção de árvores para a colheita**

A colheita em áreas naturais é uma operação complexa, pois promove danos à comunidade vegetal remanescente. O processo, se não planejado, pode aumentar a abertura de clareiras na derrubada das árvores, e uma maior compactação do solo no arraste das toras. Uma série de outros fatores, como perdas da diversidade genética também podem ser colocados em condições de risco. Por outro lado, o uso racional desse recurso renovável permite movimentar a economia local, gerando renda e tributos importantes. Assim, a demanda de toras é definida pelas serrarias, que são beneficiadas e comercializadas no mercado nacional e internacional. Contudo, o maior desafio na cadeia produtiva da madeira ainda é a floresta remanescente para garantir produções futuras, tendo como uma das soluções o corte seletivo.



O corte seletivo é um método de exploração que define as árvores a serem exploradas na floresta. No caso específico, apenas 50% dos indivíduos serão explorados, ou 566 árvores, que serão armazenadas em pátios de estocagem capacitados com volume máximo de 500 m<sup>3</sup>. A alocação dos pátios foi definida, conforme as árvores exploradas, visando o menor impacto no povoamento remanescente. Sendo assim, adotou-se um problema de otimização vetorial de maximização, constituído por três funções custo distintas, sendo: i) diversidade e estrutura diamétrica remanescente, ii) receita da madeira explorada; e iii) o inverso do deslocamento (arraste) das árvores para os pátios de estocagem de madeira. As múltiplas soluções foram geradas e classificadas conforme natureza econômica ( $\alpha$ ), ecológica ( $\beta$ ) e de equilíbrio ( $\gamma$ ). Além disso, as partes que compõem a função multiobjetivo foram normalizadas (0 – 1), a fim de não haver dominância, ou seja, que os resultados da função com maiores amplitudes não fossem favorecidos em detrimento das menores amplitudes (RAO; WAGHMARE, 2014). A normalização foi realizada pela seguinte equação (SOARES *et al.*, 2011):

$$fn = (b - a) \left( \frac{f - \min(f)}{\max(f) - \min(f)} \right) + a, \quad (1)$$

em que  $f_n$  – função custo normalizada;  $f$  – função custo;  $\min(f)$  – menor função custo;  $\max(f)$  – maior função custo;  $a$ - constante 0;  $b$ - constante 1.

### 2.2.1 Aspecto de natureza ecológico

A diversidade arbórea de espécies e sua estrutura diamétrica remanescente foram representadas pelo índice  $S$  (PASTORELLA; PALETTO, 2013). Esse índice é proveniente do somatório de três sub índices (EQUAÇÃO 2):  $TM$  - que avalia a estrutura horizontal da floresta (EQUAÇÃO 3) (FÜLDNER, 1995);  $M$  - avalia a diversidade das espécies (EQUAÇÃO 4) (VON GADOW, 1993); e  $W$  - que considera a distribuição espacial das árvores (EQUAÇÃO 5) (VON GADOW; HUI; ALBERT, 1998). Cada um desses índices pode classificar o povoamento em estudo em três categorias, conforme o valor obtido em um intervalo de 0 a 1. O índice  $S$  pode ser classificado como de baixa (<0,3), média ( $\geq 0,3$  e <0,4) ou alta diversidade ( $\geq 0,4$ ). Quanto à diferenciação diamétrica (índice  $TM$ ) do povoamento, pode-se classificar em baixa (<0,3), média ( $\geq 0,3$  e <0,5) ou alta ( $\geq 0,5$ ) diferenciação diamétrica. A diversidade de espécies (índice  $M$ ) contempla as categorias de baixa (<0,3), média ( $\geq 0,3$  e <0,5) ou alta ( $\geq 0,5$ ) diferenciação de espécies. E por fim, o comportamento espacial (índice  $W$ ) pode ser regular (<0,3), aleatória ( $\geq 0,3$  e <0,4) ou agrupada ( $\geq 0,4$ ).

$$S_i = p_1 TM_i + p_2 M_i + p_3 W_i \quad (2)$$

$$TM_i = \frac{\sum_{j=1}^k (1 - d_{ij})}{k} \quad (3)$$

$$M_i = \frac{\sum_{j=1}^k v_{ij}}{k} \quad (4)$$

$$W_i = \frac{\sum_{j=1}^k w_{ij}}{k} \quad (5)$$

Em que:  $p_n$  são os pesos associados aos índices, sendo  $p_1=0,2$ ;  $p_2=0,5$  e  $p_3=0,3$ ;  $d_{ij}$  é a razão entre o menor e o maior DAP, dentre as  $k$  árvores vizinhas;  $v_{ij}$  é variável binária (1, se a árvore  $i$  for de espécie diferente de  $j$ ; 0, caso contrário);  $w_{ij}$  é variável binária (1, se o ângulo entre os dois vizinhos mais próximos da árvore amostra  $i$  for menor que  $360/k$ ; 0, caso contrário);  $k$  é o número de árvores vizinhas.

O índice  $S$  requer a adoção de um raio máximo, para contemplar as árvores vizinhas ( $k$ ) a serem utilizadas em sua quantificação. Essas árvores foram identificadas por sua localização geográfica, adotando-se um raio de 300 metros entre a árvore avaliada e suas vizinhas. Esse valor foi definido via simulações, a fim de garantir representatividade no número de vizinhos, não afetando no custo computacional. A árvore objeto de colheita é a candidata ao corte seletivo, e sua remoção expressa a contribuição no índice  $S$ . Como o corte de indivíduos influencia o índice  $S$ , esse índice é atualizado a cada remoção. Devido essa característica ter natureza não linear, inviabilizou o uso de modelos de programação linear inteira.

## 2.2.2 Aspectos de natureza econômica

O arraste da madeira e a sua venda afetam diretamente a viabilidade do empreendimento. O desejável sempre será a alta receita da madeira explorada ( $R$ ) arrecadada com a venda da madeira, e menor distância de arraste ( $D$ ) até o pátio. Isso implica em maior rendimento final da operação florestal e uma eficiente seleção das árvores exploradas. Sendo assim, receita individual das árvores foi quantificado pelo volume de madeira e seu preço de mercado. Por se tratar de um povoamento natural, houve uma variação no preço de madeira de \$ 41,00 a \$ 93,00 por metro cúbico, conforme a espécie considerada (FÓRUM PERMANENTE DE DESENVOLVIMENTO, 2018).  $D$  foi medida pela distância euclidiana entre o pátio de

estocagem e a árvore selecionada para corte, sendo representada pelo seu inverso, devido à natureza da função objetivo.

A distância de arraste (D) foi obtida por um algoritmo genético (AG) mono-objetivo, tendo como função custo a distância euclidiana entre o pátio de estocagem e a árvore selecionada para corte. Visto que, a variável de decisão foi a localização geográfica (latitude e longitude) dos pátios, sendo definidos conforme a distribuição pré-estabelecida das árvores exploradas. Uma vez que durante a operação de colheita, a alocação de pátios é de suma relevância para os planos de manejo, influenciando nos custos de colheita e nos impactos gerados no ambiente. Por se tratar de pátios capacitados de 500 m<sup>3</sup>, o tamanho do cromossomo foi dinâmico para cada povoamento explorado, sendo influenciado pelo volume total removido. A população inicial era composta por 10 cromossomos, tendo a constituição de cada cromossomo baseada na técnica de clusterização *k-means*. Em que, o número de *clusters* foi definido pela divisão entre o volume total explorado e o volume máximo do pátio. A coordenada de cada pátio da população inicial foi quantificada pelo centroide do *cluster* e uma taxa aleatória de variação no intervalo entre  $\pm 10^{-5}$ . Isso possibilitou uma melhor distribuição dos pátios, auxiliando na velocidade de convergência do algoritmo.

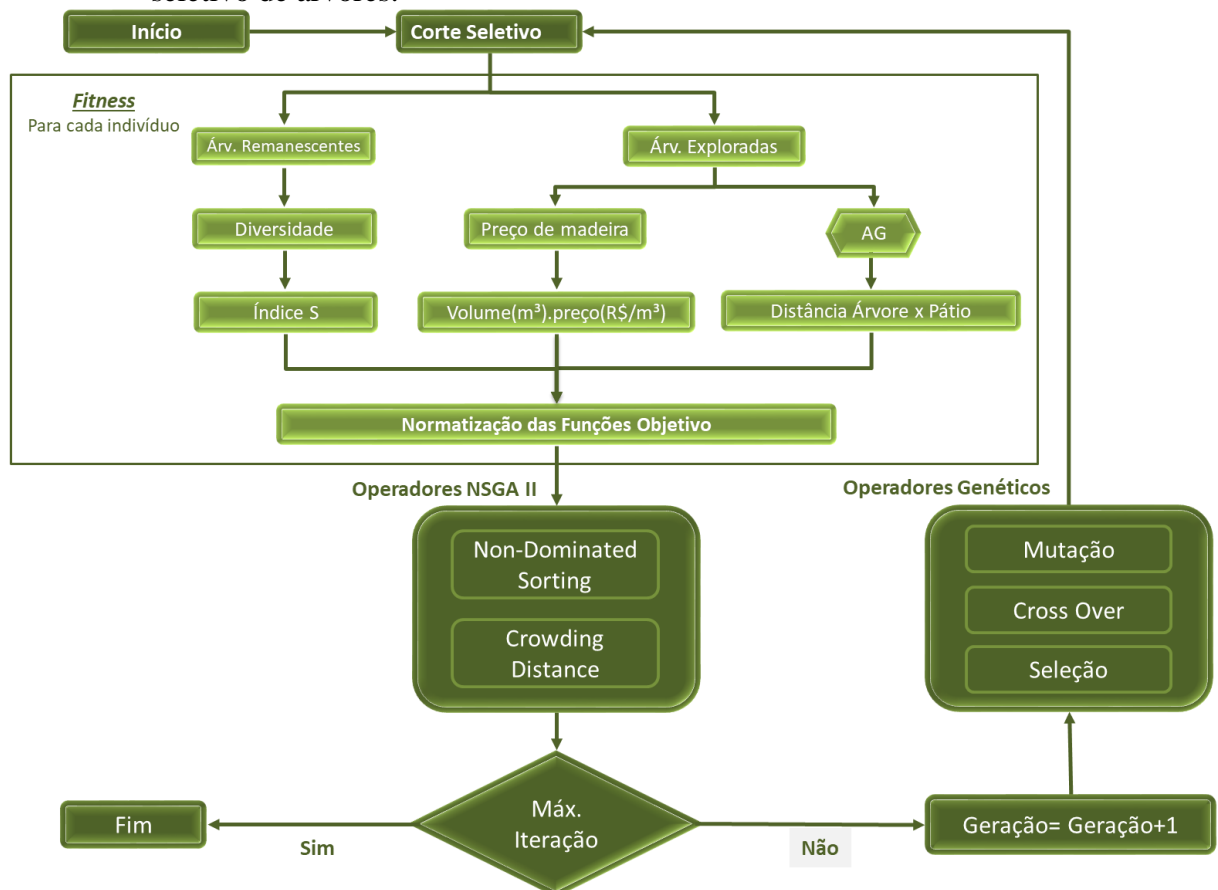
O processo de reprodução foi elitista, mantendo os 10 cromossomos de melhores funções fitness para as próximas gerações, baseando-se na estratégia *steady-state*. A seleção dos cromossomos pais foi via torneio com 2 cromossomos. O cruzamento foi pela troca das coordenadas geográficas de cada pátio, gerando 2 cromossomos filhos. A mutação foi realizada adicionando um valor aleatório entre 0 e 30 m, com a angulação direcional também aleatória entre 0° e 360°. A taxa de mutação foi de 30%, a fim de gerar maior heterogeneidade na população. O critério de parada foi de 40 iterações devido à complexidade do subproblema. Houve como restrição não alocar os pátios em APPs ou em suas zonas de amortecimento de 100 m.

### **2.3 Método evolucionário multiobjetivo estocástico de resolução**

A solução do problema de otimização multiobjetivo foi obtida por meio do NSGA II (FIGURA 1), sendo empregada uma codificação de cromossomos binária {0,1} para seleção das árvores a serem exploradas, ou seja, um vetor binário com 1.132 posições. Os cromossomos pais foram definidos por meio de torneio entre 2 cromossomos. O cruzamento foi de ponto de corte único de forma aleatória, formando 2 cromossomos filhos. Ao realizar a troca de genes,

atentou-se à restrição da taxa de corte de 50% das árvores do povoamento, caso os filhos gerados não suprissem essa restrição, houve a troca aleatória de genes entre os filhos até que a restrição fosse cumprida. A mutação utilizada foi inversão de bit, tendo taxa de mutação de 1%. O critério de parada foi de 40 iterações, devido à complexidade do problema proposto. A seleção da população foi por meio da fronteira de Pareto, sendo baseada na dominância e distribuição dos cromossomos, analisando o ranqueamento dos conjuntos não dominados e a distância dos cromossomos dentro de cada fronteira. A preferência de seleção foi pelos cromossomos não dominados e com melhores distribuições ao longo da sua respectiva fronteira (DEB *et al.*, 2002; PASANDIDEH; NIAKI; ASADI, 2015).

Figura 1 – Fluxograma de funcionamento metodológico da otimização multiobjetiva no corte seletivo de árvores.



Fonte: Do Autor (2021)

O processamento desse algoritmo se deu em duas fases, primeiramente, a população inicial aleatória foi composta por 10 cromossomos, realizando 10 repetições do processamento do algoritmo. A segunda fase teve o intuito de gerar um refino na fronteira de Pareto, tendo como população inicial as populações não dominadas das 10 repetições e por cromossomos de

caráter aleatório, totalizando 100 cromossomos. Devido à alta complexidade do problema utilizou-se o processamento paralelo em 4 cores, para aumentar a eficiência do processamento, por meio do pacote *doParallel* (WESTON; CALAWAY, 2019) no software R, versão 3.6.2 (R CORE TEAM, 2019). O processamento foi realizado em um Intel (R) Core(TM) i7-3632QM.

## 2.4 Avaliação da fronteira de Pareto

Uma vantagem no uso de procedimentos estocásticos de resolução é a geração de um conjunto  $n$  de soluções, o que permite a delimitação da fronteira de Pareto. As soluções geradas contemplam o atendimento dos três componentes da função multiobjetivo, o que permite um melhor entendimento das relações entre cada objetivo, contribuindo para uma melhor tomada de decisão. Assim, o conjunto de soluções geradas não dominadas foi retornado para os valores sem normalização, após o término de execução dos algoritmos, a fim de analisar os resultados em escala real. As soluções foram analisadas baseando-se apenas em dois aspectos, a razão econômica (valor econômico/distância de arraste) e o índice  $S$ . A partir dos valores foi possível traçar uma nova fronteira de Pareto (bi-objetivo) e identificar os dois pontos distintos que maximizam os aspectos anteriores, sendo  $\alpha$  que representa a melhor razão econômica,  $\beta$  a melhor solução para o índice  $S$ . O equilíbrio ( $\gamma$ ) foi definido como o ponto de menor distância euclidiana da solução utópica, estabelecido graficamente. As soluções  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  tiveram seus efeitos decompostos em cada componente do índice  $S$  e pela razão econômica. Os efeitos gerados foram comparados entre as soluções e também com o estágio original da floresta.

### 2.4.1 Estrutura diamétrica da floresta remanescente

A estrutura diamétrica considerou o índice  $TM$  para avaliar a análise da distribuição horizontal da floresta remanescente. Os valores de  $TM$  foram comparados pelo teste não paramétrico Wilcoxon ( $\alpha=5\%$ ) para verificar diferenças significativas. De forma complementar, adotou-se a área basal como um segundo item de análise da distribuição diamétrica remanescente. Nesse caso, aplicou-se o coeficiente Gini (EQUAÇÃO 6) não viesado (GLASSER, 1962). Uma de suas usabilidades é comparar a heterogeneidade estrutural entre estratégias de manejo (ERFANIFARD; STERENĆZAK; MIŚCICKI, 2019), sendo o índice mais aconselhado para esse tipo de comparação (VALBUENA *et al.*, 2012), dado por:

$$GC = \frac{n}{n-1} \frac{\sum_i \sum_j |g_i - g_j|}{2n^2 \bar{g}} \quad (6)$$

Em que:  $g$  é a área seccional referem a cada árvore  $i$  ou  $j$  mensurada;  $\bar{g}$  é a área seccional média;  $n$  é o número de árvores totais.

## 2.4.2 Distribuição espacial das árvores exploradas

A análise espacial remete a localização geográfica das árvores e suas relações na área de estudo. Sendo assim, os espaços ocupados pelas árvores selecionadas para o corte geram a abertura de clareiras, que se diferenciam conforme maior ou menor agrupamento. O índice  $W$  foi empregado nessa avaliação, para avaliar o grau de agrupamento das árvores selecionadas para corte. Aplicou-se ainda o teste não paramétrico Wilcoxon ( $\alpha=5\%$ ) para verificar a igualdade entre as soluções avaliadas. As árvores selecionadas para a colheita foram avaliadas pela função de correlação pareada univariada  $g(r)$ , sendo amplamente difundido como em Getzin *et al.* (2006); Wiegand, Grabarnik e Stoyan (2016) e Erfanifard, Stereńczak e Miścicki (2019). A função visa analisar o comportamento espacial das árvores exploradas ao longo de um raio determinado ( $r$ ), sendo classificado a distribuição como regular  $g(r)<1$ , aleatório  $g(r)=1$  ou agrupado  $g(r)>1$  das árvores vizinhas de cada árvore do povoamento (ILLIAN *et al.*, 2008). Adotou-se o pacote *spatstat* que tem como finalidade analisar dados espaciais (BADDELEY; TURNER, 2004). Gerou-se também os mapas de distribuição das árvores selecionadas para corte, agrupando-as por pátio de estocagem. Esses mapas ilustram o comportamento de agregação de cada solução e como se portou a densidade de ocupação para cada pátio alocado, sendo subdividido em grids de  $22,5 \times 10^3 \text{ m}^2$ . Além disso, para quantificar o impacto da colheita das árvores na formação de clareiras, utilizou-se a equação de Pereira Júnior *et al.* (2002) (EQUAÇÃO 7), que prediz a porcentagem de danos no dossel ( $y$ ), por meio do volume explorado ( $v_{\log}$ ). Cabe ressaltar, que foi considerado a exploração de impacto reduzido, sendo o aconselhável nos planos de manejo pois minimiza a formação de clareira, não impactando nos custos operacionais (VAN DER HOUT, 2000; HOLMES *et al.*, 2001).

$$y = -0,013 + 0,0048v_{\log} \quad (7)$$

### 2.4.3 Composição florística do povoamento remanescente

A metodologia empregada para avaliar a composição florística foi o índice  $M$ , que avalia a diversidade de espécies do povoamento remanescente. Aplicou-se o teste Wilcoxon ( $\alpha=5\%$ ) para verificar se houve igualdade estatística entre os índices  $M$  das soluções geradas. A fim de analisar a similaridade florística, gerou-se a frequência de indivíduos por espécie selecionada para colheita e realizou-se uma análise de agrupamento, empregando o método de Ward. Além dessas análises, utilizou-se a média ponderada da comunidade (CWM), com o intuito de comparar alterações na dinâmica do povoamento (LIN *et al.*, 2015), provenientes do impacto ocasionado na colheita. Esse índice consiste na média de uma característica funcional do povoamento, ponderada por um fator que represente a abundância dos táxons. A característica funcional utilizada foi a densidade média da madeira, visto que ela possibilita quantificar a resistência da madeira, quanto aos efeitos bióticos e abióticos, além do incremento volumétrico existente no fuste (CHAVE *et al.*, 2009), sendo eficiente em captar a variação de biomassa em uma perturbação ambiental (LIN *et al.*, 2015). A densidade básica foi obtida pelo pacote BIOMASS (RÉJOU-MÉCHAIN *et al.*, 2017) e índice CWM foi realizado pelo pacote FD (LALIBERTÉ; LEGENDRE; SHIPLEY, 2014) no software R, versão 3.6.2 (R CORE TEAM, 2019). Já o fator de ponderador foi o volume total, obtido pelo inventário florestal realizado.

### 2.4.4 Efeito do componente medido pela razão econômica

A razão econômica foi composta pela receita das árvores exploradas e a distância de arraste entre as árvores e seus respectivos pátios. Diante disso, classificou-se as espécies em alto, médio e baixo preço unitário por metro cúbico, a fim de analisar a porcentagem de árvores exploradas, DAP e a receita das soluções nas classes. Além de detalhar a frequência de árvores, a área basal e a receita das espécies exploradas. Quanto à distância de arraste, analisou-se o arraste ocorrido para cada pátio de estocagem das soluções.

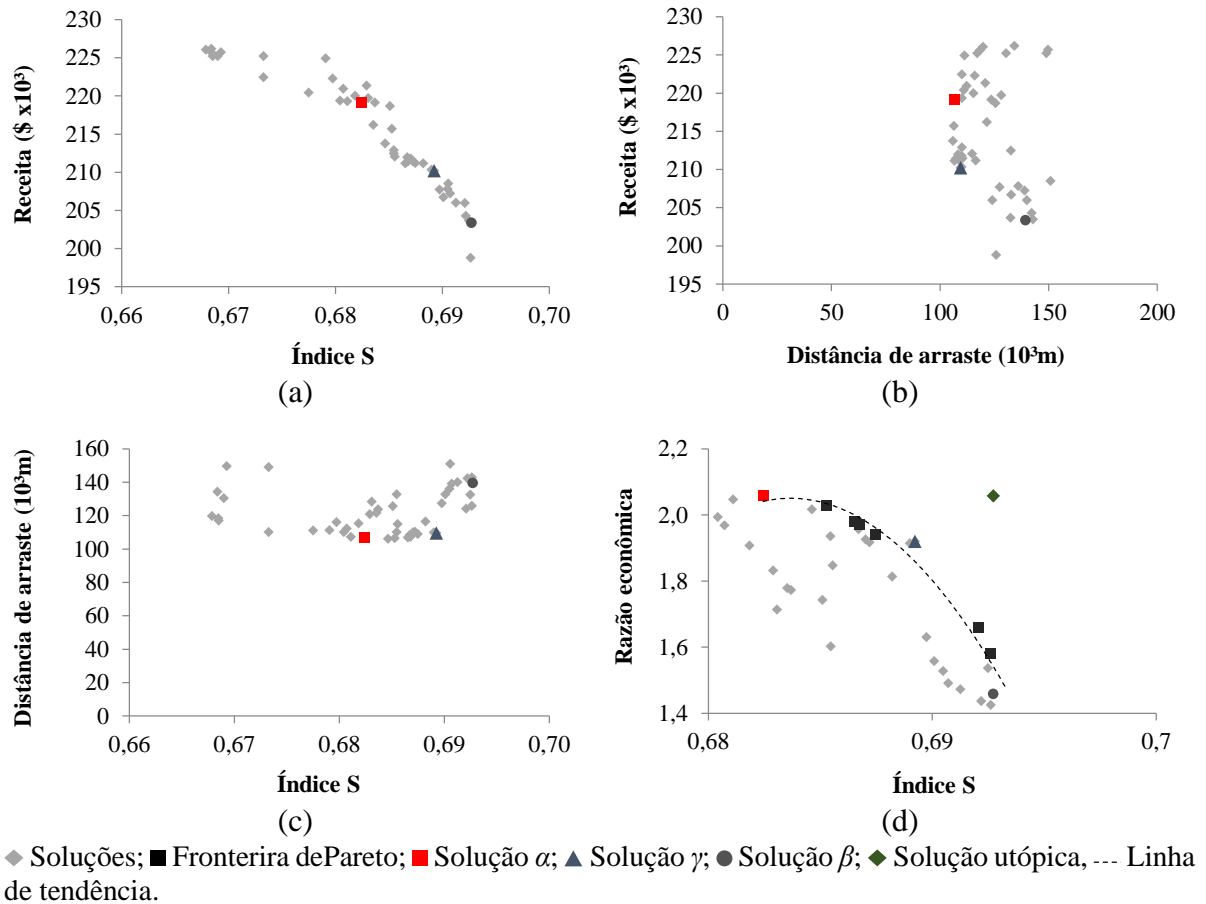
### 3 RESULTADOS

#### 3.1 Soluções multiobjetivas na seleção das árvores

O método estocástico gerou um número de 47 soluções ótimas locais ao final do processamento, com tempo total de  $2,9 \times 10^5$  segundos. Esse tempo inclui as duas fases de processamento, visto que a duração da primeira fase foi de  $1,5 \times 10^5$  segundos e a segunda,  $1,3 \times 10^5$  segundos. O tempo de processamento médio do algoritmo genético para alocação dos pátios de estocagem, foi de 150 segundos por avaliação, sendo influenciado diretamente pelo número de cromossomos. As funções objetivas decompostas apresentaram os coeficientes de variação reduzidos e abaixo de 3,5%, à exceção apenas do inverso da distância de arraste (10,88%). As funções objetivos, provenientes das soluções ótimas locais, foram de  $\$ 214,77 \times 10^3$  ( $\pm \$ 7,44 \times 10^3$ ) para a receita;  $121,87 \times 10^3$  m ( $\pm 13,26 \times 10^3$  m), para distância de arraste total; e  $0,68$  ( $\pm 0,01$ ), para o índice S. As soluções múltiplas foram representadas graficamente em dois semi-planos, permitindo analisar um comportamento inversamente proporcional entre a receita e o índice S. A correlação entre estas duas partes da função objetivo foi de  $-0,93$ , sendo um valor significativo (FIGURA 2a-c). O mesmo não foi observado entre a distância de arraste com as demais. Ao analisar as soluções que compõe a fronteira de Pareto, pareando o índice S e a razão econômica (receita/distância de arraste), percebe-se que com o aumento do índice S, há uma redução na razão econômica, como esperado. A partir da fronteira de Pareto foram identificadas as soluções  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  para critérios comparativos. Essas soluções apresentaram altas correlações entre as funções custo, possibilitando a análise do comportamento inversamente proporcional entre a distância de arraste e a receita ( $-0,87$ ), similar à receita e índice S ( $-0,99$ ). Esse comportamento diferiu entre a distância de arraste e o índice S, sendo se influenciavam de forma crescente ( $0,81$ ).



Figura 2 – Decomposição da função objetivo envolvendo as soluções não dominadas estabelecendo a fronteira de Pareto.



Fonte: Do Autor (2021)

A função multiobjetivo foi decomposta em valores econômicos-ecológicos para a análise (TABELA 1). Importante observar que o número de árvores removidas foi constante entre as soluções e por isso foi passível de comparação. Como esperado, a solução  $\alpha$  obteve o maior volume explorado ( $3.615,7 \text{ m}^3$ ) e menor distância de arraste ( $106,5 \text{ m}$ ), impactando negativamente no índice S ( $0,682$ ). Por outro lado, a solução  $\beta$  favoreceu os aspectos ecológicos, reduzindo a colheita em  $198 \text{ m}^3$  em relação a solução  $\alpha$ . Devido as mudanças de espécies/árvores selecionadas a receita foi  $7,2\%$  menor, aumentando ainda a distância de arraste em  $30,9\%$ . Contudo, houve uma melhora no índice S de  $1,6\%$ . A solução  $\gamma$ , por ser mais próximo a solução utópica, apresenta resultados intermediários das soluções extremas. Ao se analisar o viés econômico, nota-se que houve uma redução em R de  $4,1\%$  e um aumento na distância de apenas  $2,8\%$ , comparado com solução  $\alpha$ . Já o viés ecológico, houve uma redução de  $0,6\%$  do índice obtido na solução  $\beta$ .

Tabela 1 – Conjunto de soluções estocásticas selecionadas para avaliar os efeitos econômicos e ecológicos da colheita.

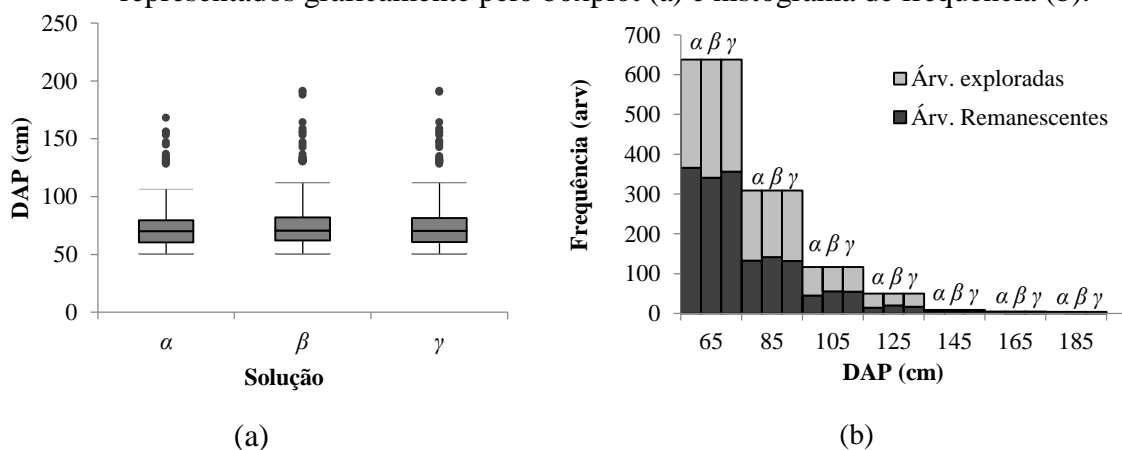
Soluções	R	D	RE	Volume explorado (m <sup>3</sup> )	N	Índice S			
						TM	W	M	Valor
$\alpha$	219,1	106,5	2,06	3.615,7	566	0,202	0,553	0,952	0,682
$\beta$	203,4	139,5	1,46	3.417,7	566	0,211	0,571	0,958	0,693
$\gamma$	210,2	109,5	1,92	3.523,9	566	0,208	0,567	0,955	0,689

Em que:  $\alpha$  - solução de maior razão econômica;  $\beta$  - solução de maior diversidade;  $\gamma$  - solução de equilíbrio, R – receita de madeira colhida (x10<sup>3</sup>\$), D – distância de arraste (x10<sup>3</sup>m), RE - razão econômica, N – número de árvores exploradas.

### 3.2 Componentes ecológicos da colheita florestal

O corte seletivo é uma operação impactante na floresta, dependentemente de seu grau de remoção em área basal ou número de indivíduos. Os índices TM, que avaliou a estrutura diamétrica do povoamento remanescente, mostrou-se diferente estatisticamente entre as soluções  $\alpha$  e  $\beta$  pelo teste Wilcoxon ( $\alpha=5\%$ ), sendo  $\gamma$  estatisticamente igual as demais soluções. Dessa forma, há uma expectativa que a floresta remanescente apresente um comportamento distinto entre  $\alpha$  e  $\beta$ , sendo  $\gamma$  o ponto de equilíbrio entre os dois extremos. Analisando os valores dos coeficientes Gini para as soluções observa-se que  $\alpha = 0,267$ ,  $\beta = 0,280$  e  $\gamma = 0,273$ . Esse coeficiente avalia a heterogeneidade estrutural da floresta remanescente, sendo usado para verificar o efeito pós corte nas árvores. Logo, como esperado,  $\beta$  foi mais heterogênea que as demais, por melhor distribuir o corte nas classes diâmetros. Um ponto que ressalta é a eliminação da classe acima de 175 cm em  $\alpha$ , o que não se observa nas demais soluções.

Figura 3 – Distribuição diamétrica da população remanescente resultante de  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$ , representados graficamente pelo boxplot (a) e histograma de frequência (b).



Fonte: Do Autor (2021)

A espacialização do corte das árvores na área pode refletir uma série de pressupostos. O primeiro deles é a abertura de clareiras se houver uma concentração pontual, facilitando ainda a alocação do pátio de estocagem, mas prejudicando a floresta. Assim, os valores obtidos pelo índice W foram  $\alpha = 0,438$ ,  $\beta = 0,424$  e  $\gamma = 0,423$ . A solução  $\alpha$  foi a de valor maior, indicando que houve seleção de árvores mais próximas aos pátios de estocagem, o que potencializou o aspecto econômico. Dentre as soluções, houve diferença estatística apenas entre  $\alpha$  e  $\gamma$  na distribuição espacial das árvores exploradas, pelo teste de Wilcoxon ( $\alpha=5\%$ ).

Houve a possibilidade de avaliar o padrão (agregado, aleatório e uniforme) em cada povoamento explorado a nível de árvore explorada. Nesse sentido, o teste  $g(r)$  conseguiu identificar que as soluções apresentaram um padrão agrupado, tendo uma distribuição aleatória em pequenas distâncias, sendo de até 10 m ( $\alpha$ ), 13 m ( $\beta$ ) e 14 m ( $\gamma$ ). Esse comportamento também foi analisado nos mapas, tendo regiões com maior intensidade de colheita, tendo uma média de colheita por grid de 51% para todas as soluções. Essas distribuições foram altamente relacionadas aos valores do índice W, os quais foram maiores que 0,4, classificados, então, como um comportamento agrupado. Esse comportamento pode acarretar a formação de clareiras, consequentemente distúrbios ecológicos, por isso a necessidade de mensurar esse impacto. Sendo assim, a porcentagem de danos de dossel, utilizando a exploração de impacto reduzido, foram 6,34% ( $\alpha$ ), 5,99% ( $\beta$ ) e 6,00% ( $\gamma$ ). Os percentuais de abertura de dossel das soluções foram próximos, visto que o volume explorado por hectare não apresentou grandes diferenças, sendo  $15,91 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  ( $\alpha$ ),  $15,19 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  ( $\beta$ ) e  $15,21 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  ( $\gamma$ ).

Figura 4 – Análise do efeito espacial sobre a seleção das árvores nas soluções  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  (Continua).

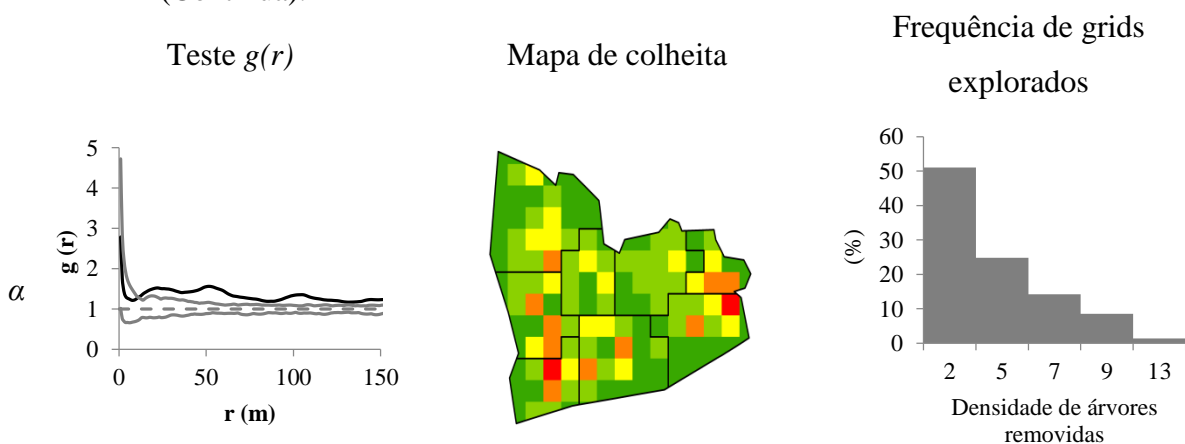
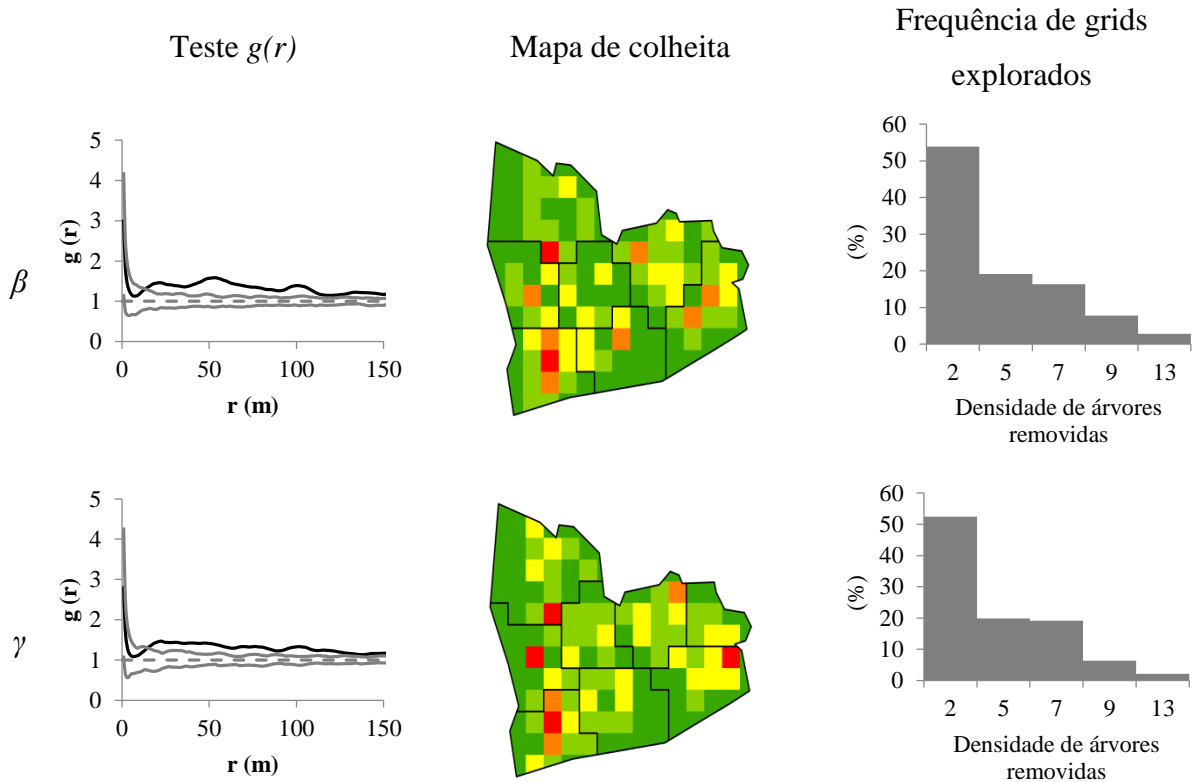


Figura 4 – Análise do efeito espacial sobre a seleção das árvores nas soluções  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  (Conclusão).



— correlação pareada univariada  $g(r)$ , — limite de confiança superior e inferior a 5% de nível de significância; --- comportamento aleatório  $g(r)=1$ ; □ limite do pátio; ■ 0–2 ind.; ■ 2–4 ind.; ■ 4–6 ind.; ■ 6–8 ind.; ■ 8–10 ind.; grids:  $22.5 \times 10^3 \text{ m}^2$

Fonte: Do Autor (2021)

A diversidade das espécies presentes na área foi representada pelo índice  $M$ , em que demonstrou um comportamento heterogêneo de tendências no aspecto de florística das árvores remanescentes. Assim, detectou-se uma diferença estatística apenas entre  $\alpha$  e  $\beta$  pelo teste de Wilcoxon ( $\alpha=5\%$ ), sendo  $\gamma$  igual as demais. Contudo, apesar dessa similaridade, pode-se afirmar que  $\gamma$  está mais próximo de  $\beta$  pelo dendrograma de Ward. Um fato que comprova essa alta relação florística pós corte simulado é a presença das espécies dominantes e sua porcentagem de ocorrência, sendo *Hura crepitans* ( $\alpha = 9,89\%$ ;  $\beta = 9,01\%$ ;  $\gamma = 7,95\%$ ), *Eschweilera odora* ( $\alpha = 8,30\%$ ;  $\beta = 9,19\%$ ;  $\gamma = 8,83\%$ ), *Castilla ulei* ( $\alpha = 7,07\%$ ;  $\beta = 6,18\%$ ;  $\gamma = 6,71\%$ ), *Parkia nítida* ( $\alpha = 5,48\%$ ;  $\beta = 5,12\%$ ;  $\gamma = 5,30\%$ ), *Clarisia racemosa* ( $\alpha = 5,48\%$ ;  $\beta = 5,12\%$ ;  $\gamma = 5,83\%$ ), *Brosimum alicastrum* ( $\alpha = 5,12\%$ ;  $\beta = 4,95\%$ ;  $\gamma = 4,59\%$ ) e *Apuleia leiocarpa* ( $\alpha = 4,95\%$ ;  $\beta = 4,95\%$ ;  $\gamma = 6,01\%$ ), totalizando aproximadamente 45% dos indivíduos. Outra evidência é o aumento da média ponderada da comunidade de densidade básica ( $CWM_{WD}$ ) em  $\beta$  ( $0,609 \text{ g.cm}^{-3}$ ) ao se comparar com as demais soluções ( $\alpha = 0,597 \text{ g}$ .

$\text{cm}^{-3}$ ;  $\gamma = 0,604 \text{ g.cm}^{-3}$ ) e até mesmo com a população inicial ( $0,607 \text{ g.cm}^{-3}$ ). Essas diferenças podem ser devido a maior restrição na seleção das árvores em  $\beta$ , uma vez que focou em menores indivíduos e com maior diversificação de espécies.

### 3.3 Componentes econômicos da colheita florestal

O diâmetro e o preço unitário da árvore selecionada para colheita impactam diretamente na receita final da colheita. Diante disso, foi necessário analisar a seleção das árvores geradas pelas soluções. A similaridade de árvores para corte entre as soluções foi de 46,3%, não apresentando tendências de corte em uma determinada classe de preço unitário. A solução  $\alpha$  por apresentar maior receita, teve maior porcentagem de colheita na classe de alto valor econômico, além de maior DAP médio de colheita em todas as classes de preço. Essa condição refletiu no maior retorno econômico. Quanto a solução  $\beta$ , houve menor receita para todas as classes, podendo estar relacionada aos menores DAP médios e o menor número de árvores exploradas na classe de maior valor econômico. A solução  $\gamma$  teve maior semelhança de frequência de indivíduos com a solução  $\beta$ , diferindo no DAP médio das árvores exploradas, apresentando maiores diâmetros. Isso fez com que a receita nas classes fossem maiores, principalmente para classe de preço médio.

Tabela 2 – Frequência relativa de árvores, DAP médio e receita de acordo com a classificação da faixa de preços para solução  $\alpha$ ;  $\beta$  e  $\gamma$ .

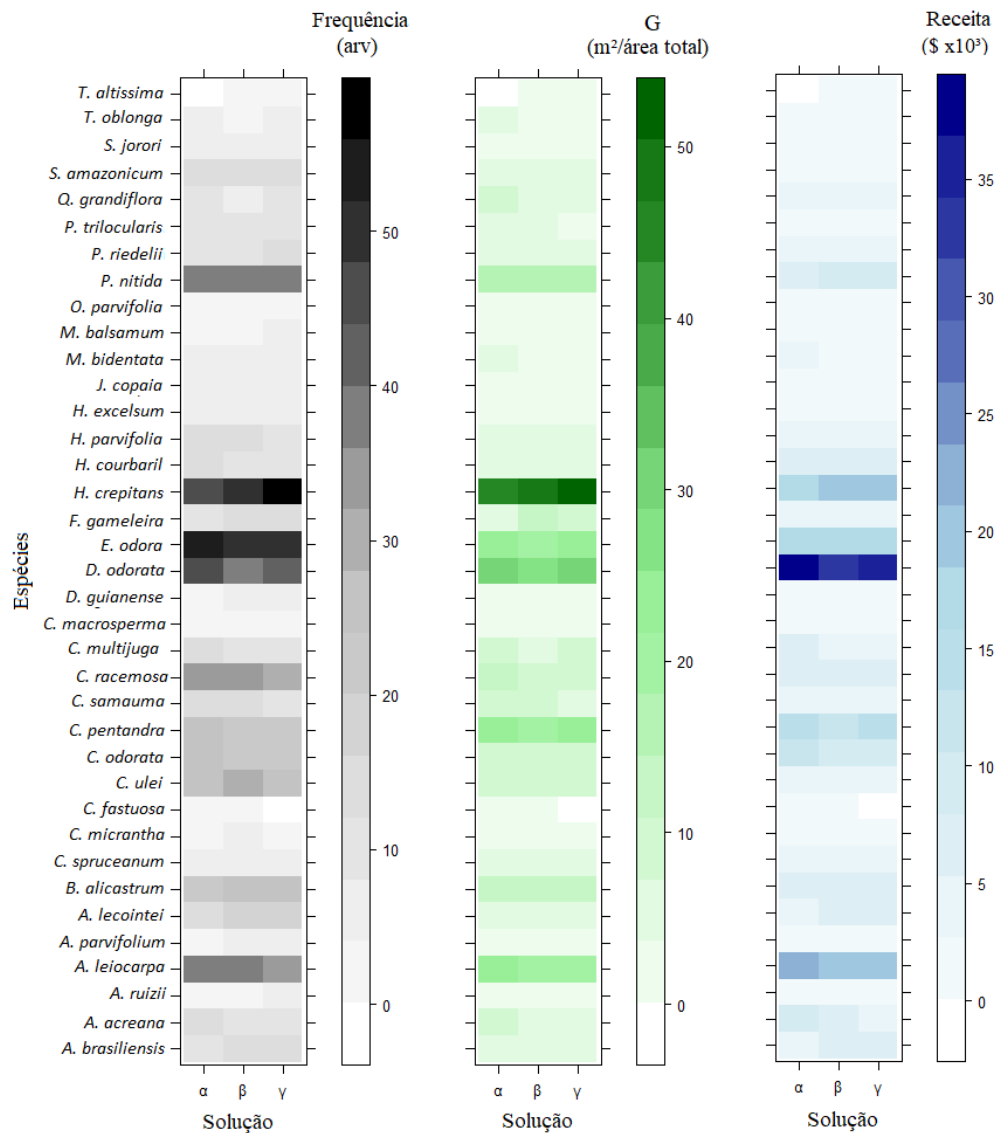
Variável	Solução	Classe de faixa preços		
		Baixo ( $\leq \$ 50,00 \text{ m}^{-3}$ )	Médio ( $\$ 51,00 \text{ m}^{-3}$ - $\$ 75,00 \text{ m}^{-3}$ )	Alto ( $> \$ 75,00 \text{ m}^{-3}$ )
Frequência (%)	$\alpha$	41,34	32,16	26,50
	$\beta$	42,58	32,69	24,73
	$\gamma$	42,75	32,69	24,56
DAP (cm)	$\alpha$	85,74	71,25	83,29
	$\beta$	84,32	69,32	80,70
	$\gamma$	84,24	71,24	82,16
Receita ( $\$ \times 10^3$ )	$\alpha$	72,39	54,39	92,32
	$\beta$	70,70	52,74	79,92
	$\gamma$	72,03	55,17	83,00

Conforme indicado na Figura 5, as espécies de maior frequência de colheita foram *Eschweilera odora* ( $\alpha = 9,36\%$ ;  $\beta = 8,48\%$ ;  $\gamma = 8,83\%$ ), *Hura crepitans* ( $\alpha = 7,95\%$ ;  $\beta = 8,83\%$ ;

$\gamma = 9,89\%$ ), *Dipteryx odorata* ( $\alpha = 7,77\%$ ;  $\beta = 6,89\%$ ;  $\gamma = 7,42\%$ ), *Apuleia leiocarpa* ( $\alpha = 6,89\%$ ;  $\beta = 6,89\%$ ;  $\gamma = 5,83\%$ ), *Parkia nítida* ( $\alpha = 6,54\%$ ;  $\beta = 6,89\%$ ;  $\gamma = 6,71\%$ ). A espécie com maior colheita em área foi a *Hura crepitans*, sendo de 44,39 m<sup>2</sup>, 49,02 m<sup>2</sup> e 50,57 m<sup>2</sup>, representando 14%, 17% e 17% da área basal total das soluções  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$ , respectivamente. *Dipteryx odorata* apresentou maior receita em que as demais espécies, representando 17% (solução  $\alpha$ ), 16% (solução  $\beta$ ) e 17% (solução  $\gamma$ ) da receita total. As espécies não exploradas pelas soluções foram *Tetragastris altíssima* e *Cassia fastuosa*, para as soluções  $\alpha$  e  $\gamma$ , respectivamente (FIGURA 5).

Outro componente econômico que influencia a receita final é o número de pátios e a distância média de arraste das soluções. Devido aos maiores diâmetros selecionados pelas soluções  $\alpha$  e  $\gamma$ , houve a necessidade de criação de 8 pátios de estocagem de madeira, repercutindo em menores distâncias de arraste. A solução  $\gamma$  alocou os pátios mais próximos as árvores a serem exploradas, apresentando uma distância média de arraste de  $15,74 \times 10^3$  m ( $\pm 5,01 \times 10^3$  m). A solução  $\alpha$  teve uma distância média de arraste próxima a solução  $\gamma$ , sendo de  $17,81 \times 10^3$  m ( $\pm 4,08 \times 10^3$  m). Quanto a solução  $\beta$ , devido ao menor número de pátios, houve a necessidade de maior deslocamento no arraste, propiciando uma distância de  $25,93 \times 10^3$  m ( $\pm 12,48 \times 10^3$  m).

Figura 5 – Relação de árvores selecionadas para a colheita conforme as soluções  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$ .



Fonte: Do Autor (2021)

#### 4 DISCUSSÃO

A colheita em florestas tropicais é uma operação complexa e sempre irá gerar danos a comunidade vegetal remanescente e a fauna. O processo, se não planejado, pode agravar e potencializar esses impactos. Além disso, a colheita de espécies raras pode colocar em risco a sua extinção e de outras espécies da fauna dependentes. Por outro lado, o uso racional desse recurso renovável permite movimentar a economia local, gerando renda e tributos importantes. Atualmente existem diretrizes para uma exploração de impacto reduzido o que traz benefícios a floresta remanescente, quando comparado com a exploração convencional. De acordo com Asner, Keller e Silva (2004), em um período de tempo reduzido há diferenças significativas no fechamento do dossel entre as estratégias citadas. O uso sustentável do recurso é o mesmo a ser

observado em outras matérias primas, como os metais e o petróleo. Contudo, o madeireiro é renovável desde que manejado corretamente.

O equilíbrio entre a extração madeireira e os danos da floresta remanescente deve ser o objetivo dos estudos futuros, visando considerar aspectos ecológicas, econômicos e climáticos (HILTNER *et al.*, 2018). No entanto, problemas de gestão contendo objetivos ecológicos e econômicos são geralmente complexos no atendimento das restrições, gerando soluções inferiores frente a objetivos únicos. Com isso o uso de soluções multiobjetivas é mais aconselhável nessas situações, uma vez que, visam atender todos os objetivos conflitantes, por meio de algoritmos específicos (FOTAKIS *et al.*; 2012). Numericamente, constatou-se uma pequena variação positiva de 0,01 no índice S que causou um decréscimo na receita de \$ 9.272,40. Nota-se que a solução  $\alpha$  selecionou as árvores maiores e mais valiosas, seguindo um padrão com tendência agrupada. Já a solução  $\beta$  teve um comportamento inverso e um menor número de pátios. Quanto a solução  $\gamma$ , houve uma característica econômica tendente para  $\alpha$ , devido a seleção de árvores de maiores dimensões, e uma ecológica, para  $\beta$ , corroborado pela similaridade de frequência das espécies colhidas.

Devido à natureza combinatória do problema e o método de resolução, inúmeras soluções podem ser geradas, o que impacta também as respostas obtidas. Contudo, os algoritmos implementados podem ser considerados robustos e o efeito dessas diferenças encontradas estão sim associados ao tipo de solução ( $\alpha$ ,  $\beta$  ou  $\gamma$ ). A remoção de algumas árvores proporciona um aumento na radiação solar no solo da floresta, na água e nutrientes disponíveis. Como resultado do aumento desses fatores que implicam em uma menor competição entre espécies verifica-se uma redução da diversidade das espécies (DECOCQ *et al.*, 2004). Segundo o mesmo autor, o manejo florestal pode modificar a disponibilidade de vários tipos de recursos de forma simultânea, e com isso o efeito sobre a biodiversidade da floresta é imprevisível.

A priori afirma-se que a distribuição espacial natural das árvores/espécies tenha sido o principal componente influenciador dos padrões distintos obtidos, bem como sua biomassa. Devido a isso, um otimizador que permita uma interação entre os aspectos ecológicos e econômicos, como no presente estudo, gera uma seleção de árvores de forma embasada e consciente, e auxilia a tomada de decisão do manejador, possibilitando análise de cenários, como se pode notar nos trabalhos de Kiker *et al.*, (2005) e Santibanez-Aguilar *et al.*, (2011). Sabe-se que o corte seletivo realizado de forma correta não gera redução na regeneração florestal, ocasionando aumento no recrutamento de plântulas (DUAH-GYAMFI *et al.*, 2014).



Essa preocupação de não gerar grandes impactos no povoamento remanescente é ainda o maior desafio na cadeia produtiva da madeira, a fim de garantir produções futuras.

Dentre os fatores relevantes para maximização da rentabilidade de colheita destaca-se a estrutura horizontal presente da floresta. Uma vez que impacta diretamente na rentabilidade (PUKKALA; LÄHDE; LAIHO, 2015) e no número de pátios de estocagem. Isso pode ser notado na solução  $\beta$  que apresentou menor número de pátios, proporcionando maior distância de arraste. Geralmente, as trilhas de arraste em exploração de alta intensidade pode ocasionar de 30-40% de perturbação ou danos às árvores remanescentes em florestas tropicais (PINARD; PUTZ, 1996). Esse comportamento pode ser atribuído à seleção de indivíduos de menor porte, a fim de maximizar o índice S.

Outro elemento que se deve considerar ao realizar a colheita é a distribuição espacial das árvores selecionadas, uma vez que contribui significativamente nos custos de colheita, grau de impacto gerado no ambiente, clareiras e possíveis danos as árvores remanescentes. Visto que, a colheita seletiva de árvores pode ter diversos efeitos no padrão de recuperação da floresta, pois modifica a interação entre espécies, como competição, composição da floresta e a localização das árvores (QI *et al.*, 2016). Um desses efeitos é a abertura do dossel, que diversos estudos abordam seu efeito positivo na floresta remanescente (NAAF; WULF, 2007; TORRAS; SAURA, 2008; WANG; LIU, 2011), aumentando a riqueza ao se comparar com sub-bosques homogêneos. Isso ocorre devido ao aumento da entrada de luz nesses locais, tornando o ambiente favorável para o desenvolvimento das plântulas oriundas de diferentes espécies. Hall *et al.* (2003) evidenciaram que o aumento da perturbação do dossel, se bem planejado, pode ocasionar a recuperação mais rápida da floresta e enriquecer o número de espécies de madeira de alta qualidade. No presente estudo, as soluções apresentaram uma seleção de corte agrupada com remoção média de aproximadamente  $16 \text{ m}^3 \cdot \text{ha}^{-1}$ , não tenha apresentado formação de grandes clareiras pelas soluções, uma vez que a porcentagem de remoção de dossel foi inferior a 7%, com uma média de  $2,5 \text{ ind} \cdot \text{ha}^{-1}$ . Visto que, a intensidade máxima de remoção permitida legalmente é de  $30 \text{ m}^3 \cdot \text{ha}^{-1}$  (CONAMA, 2009).

Os danos ocasionados pela queda das árvores influenciam diretamente no tempo de recomposição do dossel, tendo a exploração de impacto reduzido um menor tempo para o fechamento das copas ao se comparar com a exploração convencional (ASNER; KELLER; SILVA, 2004), diante disso a necessidade de conciliar as técnicas utilizadas no presente trabalho com os métodos recomendados pela exploração de impacto reduzido. D'Oliveira e Ribas (2011) recomendaram uma porcentagem de 27% de abertura do dossel, sendo ideal no

quesito de recrutamento, riqueza de espécies, mortalidade e densidade de espécies pioneiras para floresta amazônica brasileira, tendo como intervalo de estudo de 12 anos de regeneração. No entanto, cabe ressaltar que o tamanho da clareira pode potencializar uma monodominância de espécies (DECOCQ *et al.*, 2004), impedimento à polinização/cruzamento entre espécies frágeis (NIGGEMANN *et al.*, 2012). Na floresta amazônica é comum o efeito *blowdown* que é associado as clareiras, podendo danificar mais a floresta. Pois a formação de grandes clareiras impacta diretamente no banco de sementes e deixam essas áreas susceptíveis a queda de outras árvores (BORDON *et al.*, 2019), o que reduz a biomassa viva e acrescenta a incerteza à força do sumidouro de carbono da floresta amazônica (RIFAI *et al.*, 2016). Além disso, influencia a disposição da vegetação, composição e diversidade dentro da floresta (MARRA *et al.*, 2014). Os impactos na fauna também são percebidos e atinge uma redução de 50% de mamíferos e anfíbios, quando as taxas de exploração em florestas tropicais são de 38 m<sup>3</sup>.ha<sup>-1</sup> e 63 m<sup>3</sup>.ha<sup>-1</sup>, respectivamente (BURIVALOVA; ŞEKERCIOĞLU; KOH, 2014).

A análise de impacto focada apenas no porte das árvores exploradas é simplista, visto que, os povoamentos apresentam alta diversidade. Quando não há especificidade das espécies, pode haver desequilíbrio nos critérios de colheita para determinadas espécies (FREITAS; PINARD, 2008). Nas soluções obtidas, esse tipo de análise foi identificado, visto que as espécies mais exploradas foram as que apresentaram maior frequência no povoamento inicial, sendo essas as espécies *Eschweilera odora* e *Hura crepitans*. Ao se analisar o número de indivíduos dentro de cada espécie com maior colheita, nota-se que *Dipteryx odorata* apresentou maior taxa de corte, sendo 72% ( $\alpha$ ), 64% ( $\beta$ ) e 69% ( $\gamma$ ), devido seu alto valor econômico, podendo ser também associando ao comportamento agrupado das soluções, visto que, podem proporcionar a seleção de indivíduos de maiores valores econômicos (PACKALEN; PUKKALA; PASCUAL, 2020). As árvores pertencentes as espécies não selecionadas foram consideradas de baixa volumetria e pouco atrativas economicamente para as soluções  $\alpha$  e  $\gamma$ . Essa situação não foi apresentada em  $\beta$ , visto que explorou pelo menos um indivíduo por espécie, a fim de maximizar o índice  $M$ .

Além da análise das espécies exploradas, faz-se necessário avaliar a dinâmica do povoamento remanescente, por meio de características funcionais (HOGAN *et al.*, 2018). Uma dessas características utilizada é a densidade básica (CHAVE *et al.*, 2009, CHAVE *et al.*, 2006; MARIN-SPIOTTA; SILVER; OSTERTAG, 2007; SANTIAGO *et al.*, 2004), pois se correlaciona com propriedades morfológicas, mecânicas e ecológicas. Essa variável tem relação intrínseca com perturbações ambientais, tendo a redução da densidade à medida que se aumenta

os efeitos antrópicos (LIN *et al.*, 2015), apresentando maior predominância de espécies pioneiras (baixa densidade), diminuindo a regeneração de espécies secundárias (alta densidade) (HOGAN *et al.*, 2018). O impacto de colheita no  $CWM_{WD}$  pode ser analisado no estudo de Lin *et al.* (2015), que quantificaram essa variável em uma floresta subtropical, cuja condições eram não explorada e altamente explorada, tendo variação de 5,2% (explorada há 50 anos atrás) e 7,8% (dois ciclos de colheita há 30 anos atrás). Isso indica o alto tempo que a floresta necessita para retornar a sua dinâmica natural, por isso a vantagem de utilizar fatores ecológicos no plano de colheita das florestas, como a apresentada nas soluções geradas no estudo, visto que a variação máxima de  $CWM_{WD}$  apresentada entre as soluções e a população inicial foi de 1,7%, indicando baixo impacto na dinâmica do povoamento remanescente.

Os conceitos apresentados no trabalho estão intrinsicamente relacionados com as técnicas de exploração de impacto reduzido, a fim de minimizar os danos ocasionados na floresta remanescente, como destacado por Senior *et al.* (2017), afirmando que a exploração de impacto reduzido com baixa intensidade é a melhor forma de diminuir os danos na biodiversidade e no ciclo do carbono. Nesse contexto, os autores ressaltam também que ao reduzir a intensidade de colheita é preciso buscar outras soluções para suprir a alta demanda por madeira, sem interferir nos rendimentos e com baixo impacto ao ecossistema florestal. Assim, surge um questionamento importante, concentrar o corte e abrir clareiras ou especializar ao máximo a colheita e aumentar o custo final da operação. Embora, esse trabalho não responda essa questão, ele direciona indicativos capazes de incorporar condições ecológicas no manejo de florestas tropicais, podendo se notar que as soluções apresentadas conseguiram suprir essas demandas, principalmente a solução  $\gamma$ , tendo um equilíbrio entre as características econômicas e ecológicas. Este ponto é o mais importante, pois irá refletir na taxa de crescimento dos remanescentes pós corte (HOGAN *et al.*, 2018), resiliência e capacidade de recuperação da biomassa exportada (LIN *et al.*, 2015; PRADO-JUNIOR *et al.*, 2016), nível de impacto no solo (ASNER; KELLER; SILVA, 2004) e copa (PEREIRA JÚNIOR *et al.*, 2002). Outra vantagem dessa metodologia proposta é a flexibilidade do algoritmo, uma vez que se pode aumentar o peso associado a esse índice ou trabalhar com restrições espaciais, que limitem o número de árvores exploradas em uma área pré-definida (SILVA *et al.*, 2018).

## 5 CONCLUSÃO

Diante da metodologia apresentada nesse estudo, o objetivo ecológico proporcionou complexidade no modelo, em contrapartida, a solução de viés ecológico ( $\beta$ ) apresentou uma colheita mais amena, reduzindo o impacto a ser produzido na floresta. As soluções obtidas foram influenciadas pela distribuição espacial, tendo como ponto positivo a redução de grandes clareiras, visto que a solução de equilíbrio apresentou aspecto ecológico próximo à solução de melhor índice  $S$ , e econômico próximo à solução de melhor razão econômica. Percebe-se que o índice  $S$  foi eficiente como função objetivo para seleção de árvores para corte, permitindo gerar cenários para facilitar a tomada de decisão do manejador. Sendo assim, recomenda-se esse índice como uma variável indicadora de efeitos antrópicos na diversidade de povoamentos florestais, levando em consideração a distribuição horizontal, espacial e a riqueza de espécies. Por meio deste estudo, nota-se uma possibilidade de futuras pesquisas utilizando simulações de pesos do índice  $S$ , a fim de avaliar o impacto desses pesos na diversidade de florestas tropicais.

## 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AMARAL, E.F. do. **Caracterização pedológica das unidades regionais do Estado do Acre**. Rio Branco: Embrapa Acre, 2000. 15p. (Embrapa Acre. Circular Técnica, 29).
- ASNER, G.P.; KELLER, M.; SILVA, J.N.M. Spatial and temporal dynamics of forest canopy gaps following selective logging in the eastern Amazon. **Global Change Biology**, v. 10, n. 5, p. 765-783, 2004.
- ASNER, G. P. *et al.* Ecology: Selective logging in the Brazilian Amazon. **Science**, v. 310, n. 5747, p. 480–482, 2005.
- BADDELEY, A.; TURNER, R. spatstat: An R Package for Analyzing Spatial Point Patterns. **Journal of Statistical Software**, v. 12, n. 6, p. 1–42, 2004.
- BAŞKENT, E. Z.; KELES, S. Spatial forest planning: A review. **Ecological Modelling**, v. 188, n. 2–4, p. 145–173, 2005.
- BORDON, N. G. *et al.* Blowdown disturbance effect on the density, richness and species composition of the seed bank in Central Amazonia. **Forest Ecology and Management**, v.453, p.117633, 2019.
- BURIVALOVA, Z.; ŞEKERCIOĞLU, Ç. H.; KOH, L. P. Thresholds of logging intensity to maintain tropical forest biodiversity. **Current Biology**, v. 24, n. 16, p. 1893–1898, 2014.
- CARVALHO, A. L. de *et al.* Natural regeneration of trees in selectively logged forest in

western Amazonia. **Forest Ecology and Management**, v. 392, p. 36–44, 2017.

CHAVE, J. *et al.* Towards a worldwide wood economics spectrum. **Ecology Letters**, v.12, n.4, p.351–366, 2009.

CHAVE, J. *et al.* O. Regional and phylogenetic variation of wood density across 2456 neotropical tree species. **Ecological applications**, v.16, n.6, p.2356-2367, 2006.

CHHENG, K. *et al.* Tree-based approach to evaluate size dependence of residual tree damage caused by selective logging: Case study in tropical semi-evergreen forests of Cambodia. **Forest Ecology and Management**, v. 356, p. 285–292, 2015.

CONSELHO NACIONAL DO MEIO AMBIENTE. **Resolução CONAMA 406, de 2 de fevereiro de 2009.** Disponível em: <http://www2.mma.gov.br/port/conama/legiabre.cfm?codlegi=597>

CONTRERAS, M.; CHUNG, W. A computer approach to finding an optimal log landing location and analyzing influencing factors for ground-based timber harvesting. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 37, n. 2, p. 276–292, 2007.

CROWE, K.; NELSON, J.; BOYLAND, M. Solving the area-restricted harvest-scheduling model using the branch and bound algorithm. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 33, n. 9, p. 1804–1814, 2003.

D'OLIVEIRA, M.V.N.; RIBAS, L.A. Forest regeneration in artificial gaps twelve years after canopy opening in Acre State Western Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 261, n. 11, p. 1722-1731, 2011.

DEB, K. *et al.* A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002.

DEB, K.; JAIN, H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 18, n. 4, p. 577-601, 2014.

DECOCQ, G. *et al.* Plant diversity in a managed temperate deciduous forest: Understorey response to two silvicultural systems. **Journal of Applied Ecology**, v. 41, n. 6, p. 1065–1079, 2004.

DUAH-GYAMFI, A. *et al.* Can harvesting for timber in tropical forest enhance timber tree regeneration? **Forest Ecology and Management**, v. 314, p. 26–37, 2014.

DURBACH, I. N.; STEWART, T. J. Modeling uncertainty in multi-criteria decision analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 223, n. 1, p. 1–14, 2012.

ERFANIFARD, Y.; STEREŃCZAK, K.; MIŚCICKI, S. Management strategies alter competitive interactions and structural properties of Norway spruce in mixed stands of Białowieża Forest, Poland. **Forest Ecology and Management**, v. 437, n. December 2018, p. 87–98, 2019.

FEARNSIDE, P. M. Desmatamento na Amazônia: dinâmica, impactos e controle. **Acta Amazonica**, v. 36, n. 3, p. 395–400, 2006.

FÓRUM PERMANENTE DE DESENVOLVIMENTO DO ACRE. **Setor Florestal Madeireiro**. 2018. Disponível em [https://drive.google.com/file/d/1gGHNvDTWROHS26ns4DL5\\_QT2p6D7Y17c/view](https://drive.google.com/file/d/1gGHNvDTWROHS26ns4DL5_QT2p6D7Y17c/view).

FOTAKIS, D. G. *et al.* Spatial genetic algorithm for multi-objective forest planning. **Forest Policy and Economics journal**, v. 21, p. 12–19, 2012.

FREITAS, J.V. de; PINARD, M.A. Applying ecological knowledge to decisions about seed tree retention in selective logging in tropical forests. **Forest Ecology and Management**, v. 256, n. 7, p. 1434-1442, 2008.

FÜLDNER, K. Zur Strukturbeschreibung in Misch- beständen. Forstarchiv. **Forstarchiv**, v. 66, p. 235–240, 1995.

GENDREAU, M.; POTVIN, J.-Y. Metaheuristics in Combinatorial Optimization. **Annals of Operations Research**, v. 140, n. 1, p. 189–213, 2005.

GETZIN, S. *et al.* Spatial patterns and competition of tree species in a Douglas-fir chronosequence on Vancouver Island. **Ecography**, v. 29, p. 671–682, 2006.

GLASSER, G. J. Variance Formulas for the Mean Difference and Coefficient of Concentration. **Journal of the American Statistical Association**, v. 57, p. 648–654, 1962.

GRISCOM, B. W. *et al.* Reduced-impact logging in Borneo to minimize carbon emissions and impacts on sensitive habitats while maintaining timber yields. **Forest Ecology and Management**, v. 438, n. February, p. 176–185, 2019.

HAARA, A. *et al.* Use of interactive data visualization in multi-objective forest planning. **Journal of environmental management**, v. 210, p. 71-86, 2018.

HALL, J. S. *et al.* The effects of selective logging on forest structure and tree species composition in a Central African forest: implications for management of conservation areas. **Forest Ecology and Management**, v.183, n.1-3, p. 249-264, 2003.

HANEWINKEL, M. Comparative economic investigations of even-aged and uneven-aged silvicultural systems : a critical analysis of different methods. **Forestry**, v. 75, n. 4, p. 473–481, 2002.

HANEWINKEL, M. *et al.* Vulnerability of uneven-aged forests to storm damage. **Forestry**, v. 87, n. 4, p. 525–534, 2014.

HANEWINKEL, M.; FRUTIG, F.; LEMM, R. Economic performance of uneven-aged forests analysed with annuities. **Forestry**, v. 87, n. 1, p. 49–60, 2013.

HILTNER, U. *et al.* Simulation of succession in a neotropical forest: High selective logging intensities prolong the recovery times of ecosystem functions. **Forest Ecology and Management**, v. 430, p. 517-525, 2018.

- HOGAN, J.A. *et al.* Compreendendo a resposta de recrutamento de árvores neotropicais juvenis à intensidade de extração de madeira usando características funcionais. **Ecological Applications**, v.28, n.8, p.1998-2010, 2018.
- HOLMES, T. P. *et al.* Financial and ecological indicators of reduced impact logging performance in the eastern Amazon. **Forest ecology and management**, v.163, n.1-3, p.93-110, 2002.
- ILLIAN, J. *et al.* **Statistical analysis and modelling of spatial point patterns**. Chichester, UK: John Wiley & Sons, 2008.
- KÄRKKÄINEN, L. *et al.* Effects of energy wood harvesting on timber production potential and biological diversity in North Karelia, Finland. **Forest Science**, v. 60, n. 6, p. 1077-1088, 2014.
- KONAK, A.; COIT, D. W.; SMITH, A. E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 91, n. 9, p. 992–1007, 2006.
- KIKER, G. A. *et al.* Application of multicriteria decision analysis in environmental decision making. **Integrated Environmental Assessment and Management**, v.1, n.2, p.95-108, 2005.
- LALIBERTÉ, E.; LEGENDRE, P.; SHIPLEY, B. FD: **Measuring Functional Diversity from Multiple Traits, and Other Tools for Functional Ecology**. R package version 1.0-12, 2014.
- LIN, D. *et al.* Forest biomass recovery after different anthropogenic disturbances: relative importance of changes in stand structure and wood density. **European journal of forest research**, v.134, n.5, p.769-780, 2015.
- MARIN-SPIOTTA, E.; SILVER, W. L.; OSTERTAG, R. Long-term patterns in tropical reforestation: Plant community composition and aboveground biomass accumulation. **Ecological Applications**, v.17, n.3, p.828-839; 2007.
- MARRA, D. M. *et al.* Large-scale wind disturbances promote tree diversity in a Central Amazon forest. **Plos One**, v.9, n.8, p. e103711, 2014.
- MCDILL, M.E.; BRAZE, J. Algorithm to Solve Forest Planning. **Forest Science**, v. 47, n. 3, p. 403–418, 2001.
- NAAF, T.; WULF, M. Effects of gap size, light and herbivory on the herb layer vegetation in European beech forest gaps. **Forest Ecology and Management**, v. 244, n. 1–3, p. 141–149, 2007.
- NIGGEMANN, M. *et al.* Marked point pattern analysis on genetic paternity data for uncertainty assessment of pollen dispersal kernels. **Journal of Ecology**, v. 100, n. 1, p. 264–276, 2012.
- PACKALEN, P.; PUKKALA, T.; PASCUAL, A. Combining spatial and economic criteria in tree-level harvest planning. **Forest Ecosystems**, v. 7, n. 1, p. 1-13, 2020.

- PASANDIDEH, S. H. R.; NIAKI, S. T. A.; ASADI, K. Bi-objective optimization of a multi-product multi-period three-echelon supply chain problem under uncertain environments: NSGA-II and NPGA. **Information Sciences**, v. 292, p. 57–74, 2015.
- PASTORELLA, F.; PALETTO, A. Stand structure indices as tools to support forest management: An application in Trentino forests (Italy). **Journal of Forest Science**, v. 59, n. 4, p. 159–168, 2013.
- PEREIRA JÚNIOR, R *et al.* Forest canopy damage and recovery in reduced-impact and conventional selective logging in eastern Para, Brazil. *Forest Ecology and Management*, v. 168, n. 1-3, p. 77-89, 2002.
- PINARD, M.A.; PUTZ, F. E. Retaining forest biomass by reducing logging damage. **Biotropica**, p. 278-295, 1996.
- POUDYAL, B. H.; MARASENI, T.; COCKFIELD, G. Evolutionary dynamics of selective logging in the tropics: A systematic review of impact studies and their effectiveness in sustainable forest management. **Forest Ecology and Management**, v. 430, p. 166-175, 2018.
- PRADO-JUNIOR, J. A. *et al.* Conservative species drive biomass productivity in tropical dry forests. **Journal of Ecology**, v. 104, n. 3, p. 817-827, 2016.
- PUKKALA, T.; LÄHDE, E.; LAIHO, O. Which trees should be removed in thinning treatments? **Forest Ecosystems**, v.2, n.1, p.32, 2015.
- PUTZ, F. E. *et al.* Reduced-impact logging: challenges and opportunities. **Forest ecology and management**, v. 256, n. 7, p. 1427-1433, 2008.
- QI, L. *et al.* Responses of regeneration and species coexistence to single-tree selective logging for a temperate mixed forest in eastern Eurasia. **Annals of forest science**, v.73, n.2, p.449-460, 2016.
- R CORE TEAM (2019). **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- RAO, R. V; WAGHMARE, G. G. A comparative study of a teaching-learning-based optimization algorithm on multi-objective unconstrained and constrained functions. **Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences**, v. 26, n. 3, p. 332–346, 2014.
- RÉJOU-MÉCHAIN, M. *et al.* biomass: An r package for estimating above-ground biomass and its uncertainty in tropical forests. **Methods in Ecology and Evolution**, v.8, n.9, p.1163-1167, 2017.
- RIFAI, S. W. *et al.* A. Landscape-scale consequences of differential tree mortality from catastrophic wind disturbance in the Amazon. **Ecological Applications**, v.26, n.7, p.2225-2237, 2016.
- SANTIAGO, L. S. *et al.* Leaf photosynthetic traits scale with hydraulic conductivity and wood density in Panamanian forest canopy trees. **Oecologia**, v.140, n.4, p.543-550, 2004.



SANTIBANEZ-AGUILAR, J. E. *et al.* Optimal planning of a biomass conversion system considering economic and environmental aspects. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, v.50, n.14, p.8558-8570, 2011.

SCHWARTZ, G.; FALKOWSKI, V.; PEÑA-CLAROS, M. Natural regeneration of tree species in the Eastern Amazon: Short-term responses after reduced-impact logging. **Forest Ecology and Management**, v. 385, p. 97–103, 2017.

SENIOR, R. A. *et al.* Tropical forests are thermally buffered despite intensive selective logging. **Global Change Biology**, v.24, n.3, p.1267-1278, 2018.

SHEIL, D.; VAN HEIST, M. Ecology for tropical forest management. **The International Forestry Review**, v. 2 n. 4, p. 261–271, 2000.

SILVA, P. H. DA *et al.* Optimal selective logging regime and log landing location models: a case study in the Amazon forest. **Acta Amazonica**, v. 48, n. 1, p. 18–27, 2018.

SIST, P.; FERREIRA, F. N. Sustainability of reduced-impact logging in the Eastern Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 243, n. 2–3, p. 199–209, 2007.

SOARES, F. A. A. M. N. *et al.* Recursive diameter prediction and volume calculation of eucalyptus trees using Multilayer Perceptron Networks. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 78, n. 1, p. 19–27, 2011.

STEUER, R.E.; SCHULER, A.T. An interactive multiple-objective linear programming approach to a problem in forest management. **Operations Research**, v. 26, n. 2, p. 254-269, 1978.

TECLE, A.; SHRESTHA, B. P.; DUCKSTEIN, L. A multiobjective decision support system for multiresource forest management. **Group Decision and Negotiation**, v. 7, n. 1, p. 23-40, 1998.

TORRAS, O.; SAURA, S. Effects of silvicultural treatments on forest biodiversity indicators in the Mediterranean. **Forest Ecology and Management**, v. 255, n. 8–9, p. 3322–3330, 2008.

VALBUENA, R. *et al.* Diversity and equitability ordering profiles applied to study forest structure. **Forest Ecology and Management**, v. 276, p. 185–195, 2012.

VAN DER HOUT, P. Testing the applicability of reduced impact logging in greenheart forest in Guyana. **The International Forestry Review**, p.24-32, 2000.

VON GADOW, K. Zur Bestandesbeschreibung in der Forsteinrichtung. **Forst und Holz**, v. 48, p. 601–606, 1993.

VON GADOW, K.; HUI, G. Y.; ALBERT, M. The neighbourhood pattern – a new parameter for describing forest structures. **Centralblatt Gesamtes Forstwesen**, v. 115, p. 1–10, 1998.

ZHOU, J., GAO, L., YAO, X., CHAN, F.T.S., ZHANG, J., LI, X., LIN, Y. A decomposition and statistical learning based many-objective artificial bee colony optimizer, **Information Sciences**, v. 496, p. 82-108, 2019.

WANG, G.; LIU, F. The influence of gap creation on the regeneration of *Pinus tabuliformis* planted forest and its role in the near-natural cultivation strategy for planted forest management. **Forest Ecology and Management**, v. 262, n. 3, p. 413–423, 2011.

WESTON, S.; CALAWAY, R. Getting Started with doParallel and foreach. **Vignette, CRAN, URL**, v. 957, 2019

WIEGAND, T.; GRABARNIK, P.; STOYAN, D. Envelope tests for spatial point patterns with and without simulation. **Ecosphere**, v. 7, n. 6, p. 1–18, 2016.

## ANEXOS

## ANEXO A – Lista de preços de madeira.

<b>Nome científico</b>	<b>Preço (\$·m<sup>-3</sup>)</b>
<i>Agonandra brasiliensis</i> B	83,72
<i>Amburana acreana</i> (Ducke) A.C.Sm	88,37
<i>Ampelocera ruizii</i> Kuhlm	44,19
<i>Apuleia leiocarpa</i> (Vogel) J.F.Macbr.	81,40
<i>Aspidosperma parvifolium</i> A. DC.	58,14
<i>Astronium lecointei</i> Ducke	58,14
<i>Brosimum alicastrum</i> subsp. <i>bolivarense</i> (Pittier) C.C.Berg	44,19
<i>Calycophyllum spruceanum</i> (Benth.) Hook.f. ex K.Schum.	58,14
<i>Cariniana micrantha</i> Ducke	58,14
<i>Cassia fastuosa</i> Benth.	44,19
<i>Castilla ulei</i> Warburg.	41,86
<i>Cedrela odorata</i> L.	93,02
<i>Ceiba pentandra</i> (L.) Gaertn.	46,51
<i>Ceiba samauma</i> (Mart. & Zucc.) K.Schum.	46,51
<i>Clarisia racemosa</i> Ruiz & Pav.	69,77
<i>Copaifera multijuga</i> Hayne	46,51
<i>Couratari macrosperma</i> A.C.Sm.	46,51
<i>Dialium guianense</i> (Aubl.) Sandwith	58,14
<i>Dipteryx odorata</i> (Aubl.) Willd	93,02
<i>Eschweilera odora</i> (Poepp. ex O.Berg) Miers	58,14
<i>Ficus gameleira</i> Standl.	44,19
<i>Hura crepitans</i> L.	41,86
<i>Hymenaea courbaril</i> L.	81,40
<i>Hymenaea parvifolia</i> Huber	58,14
<i>Hymenolobium excelsum</i> Ducke	58,14
<i>Jacaranda copaia</i> (Aubl.) D. Don	58,14
<i>Manilkara bidentata</i> (A.DC.) A.Chev.	58,14
<i>Myroxylon balsamum</i> (L.) Harms	81,40
<i>Otoba parvifolia</i> (Markgr.) A.H.Gentry	58,14
<i>Parkia nitida</i> Miq.	41,86
<i>Phyllocarpus riedelii</i> Tul.	58,14
<i>Pouteria trilocularis</i> Cronq.	53,49
<i>Qualea grandiflora</i> Mart.	44,19
<i>Schizolobium amazonicum</i> Ducke	41,86
<i>Swartzia jorori</i> Harms	46,51
<i>Terminalia oblonga</i> (Ruiz & Pav.) Steud.	58,14
<i>Tetragastris altissima</i> (Aubl.) Swart	58,14