

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA

**Avaliação da produtividade e eficiência energética do corte florestal em
povoamentos de eucalipto**

Pedro Henrique Guimarães Abrantes
Lacerda
Magister Scientiae

**VIÇOSA - MINAS GERAIS
2025**

PEDRO HENRIQUE GUIMARÃES ABRANTES LACERDA

**Avaliação da produtividade e eficiência energética do corte florestal em
povoamentos de eucalipto**

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

Orientador: Bruno Leao Said Schettini

Coorientador: Arthur Araujo Silva

**Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Campus Viçosa**

T

L131a
2025

Lacerda, Pedro Henrique Guimarães Abrantes, 1990-
Avaliação da produtividade e eficiência energética do corte
florestal em povoamentos de eucalipto / Pedro Henrique
Guimarães Abrantes Lacerda. – Viçosa MG, MG, 2025.
1 dissertação eletrônica (74 f.): il.

Orientador: Bruno Leao Said Schettini.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa,
Departamento de Engenharia Florestal, 2025.
Referências bibliográficas: f. 71-74.
DOI: <https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2025.726>
Modo de acesso: World Wide Web.

1. Madeira - Exploração. 2. Máquinas florestais. 3. Modelos
multiníveis (Estatísticas). I. Schettini, Bruno Leao Said, 1990-.
II. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Engenharia
Florestal. Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal.
III. Título.

GFDC adapt. CDD 22. ed. 634.931

PEDRO HENRIQUE GUIMARÃES ABRANTES LACERDA

Avaliação da produtividade e eficiência energética do corte florestal em povoamentos de eucalipto

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

APROVADA: 27 de fevereiro de 2025.

Assentimento:

Pedro Henrique Guimarães Abrantes Lacerda
Autor

Bruno Leao Said Schettini
Orientador

Essa dissertação foi assinada digitalmente pelo autor em 12/11/2025 às 15:39:22 e pelo orientador em 18/11/2025 às 11:38:56. As assinaturas têm validade legal, conforme o disposto na Medida Provisória 2.200-2/2001 e na Resolução nº 37/2012 do CONARQ. Para conferir a autenticidade, acesse <https://siadoc.ufv.br/validar-documento>. No campo 'Código de registro', informe o código **7B6V.N4LK.8RJW** e clique no botão 'Validar documento'.

Dedico este trabalho à minha filha, Maria Alice, que chegou ao mundo durante esta jornada e encheu meus dias de amor, luz e inspiração.

E à memória de minha avó, Maria (Vó Nininha), que me criou com amor, fé e sabedoria, e cuja presença permanece viva em cada uma das minhas conquistas.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por iluminar meu caminho e conceder força e serenidade para chegar até aqui.

Aos meus pais, Wania e Wilson, exemplos de amor e dedicação, por acreditarem em mim e me ensinarem o valor do esforço e da generosidade.

Ao meu irmão Felipe, pelo apoio e incentivo constantes.

À minha esposa Kamila, por todo amor, paciência e apoio incondicional, fundamentais nesta conquista.

À minha filha Maria Alice, que chegou durante esta jornada, trazendo luz e inspiração.

Aos meus sobrinhos Gustavo e Augusto, por alegrarem meus dias; à minha cunhada Antonieta, pelo carinho e atenção.

À Flávia, pelas orações e apoio.

À memória de minha avó Maria (Nininha), por seu amor e acolhimento, e aos meus avós Vera e Wellington, pelos valores que moldaram meu caráter.

Às minhas tias Mônica e Ilca, aos meus tios Henrique e Sidney, e às minhas primas Ana Luísa e Luísa e a meu primo, Antônio Fabio, pelo apoio e incentivo.

Aos amigos de Carangola, Viçosa e do Paraná, pela amizade e companheirismo ao longo desta caminhada.

Ao professor Bruno, pela orientação dedicada; ao professor Arthur, pela coorientação e contribuições; e ao professor Hélio Garcia Leite, pela amizade, confiança e conselhos essenciais.

E à Mel, ao Caju e ao Tody, por lembrarem-me diariamente do valor das pequenas alegrias da vida.

À Universidade Federal de Viçosa, ao Departamento de Engenharia Florestal e ao Laboratório de Colheita e Ergonomia Florestal, pelo suporte e oportunidade de crescimento profissional.

À CAPES, pela concessão da bolsa de estudos.

Este trabalho foi realizado com o apoio das seguintes agências de pesquisa brasileiras: Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) e Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

“Cada dia que desponta
Traz consigo a esperança,
Vêm com ele os desafios,
E prenúncios de mudanças!”
(Leci Moura)

RESUMO

LACERDA, Pedro Henrique Guimarães Abrantes, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2025. **Avaliação da produtividade e eficiência energética do corte florestal em povoamentos de eucalipto.** Orientador: Bruno Leao Said Schettini. Coorientador: Arthur Araujo Silva.

O presente estudo ocorreu em uma empresa de base florestal localizada em Belo Oriente - MG, com o objetivo de analisar a produtividade ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) e a eficiência energética (L m^{-3}) do corte florestal no sistema de colheita em toras curtas (CTL), estratificando esses indicadores pela experiência dos operadores, em diferentes inclinações do terreno. Nas análises, o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) previu a variável dependente (y) - produtividade e eficiência energética, a partir da variável independente (x), o Volume Médio Individual (VMI). Os softwares usados nas análises foram CurveExpertBasic® 2.2.3 (Versão Trial) e o RStudio®, sendo o primeiro para realizar a escolha dos melhores modelos e o segundo, para as análises estatísticas e gráficas. O tempo de experiência dos(as) operadores(as) foi categorizado em quatro classes distintas: Classe I - 0 até 5 anos; Classe II - mais de 5 até 10 anos; Classe III - mais de 10 até 15 anos; Classe IV - maior que 15 anos. Quatro modelos foram testados para a variável resposta produtividade: Gompertz, Logístico, Exponencial Modificado e Richards. Para a variável eficiência energética, os seguintes modelos foram testados: Geométrico Modificado, Exponencial, Exponencial Modificado e Potencial. Os resultados indicaram que somente para a produtividade e apenas na inclinação mais de 28° até 36° ocorreu diferença estatística entre as classes de tempo de experiência. Os modelos com melhor ajuste aos dados foram: Produtividade 0° até 28° : Modelo de Richards; Produtividade mais de 28° até 36° : Modelo Exponencial Modificado; Eficiência Energética 0° até 28° : Modelo Geométrico Modificado. Eficiência Energética mais de 28° até 36° : Modelo Exponencial. No caso da produtividade, as curvas apresentaram crescimento e posterior estabilização, conforme o aumento do VMI. Na eficiência energética, as curvas decresceram conforme aumenta o VMI. As combinações entre as equações, duas a duas, mostraram diferenças e semelhanças de comportamento estatístico entre as curvas das classes de tempo de experiência. A experiência dos operadores e a inclinação do terreno são fatores importantes a serem considerados para prever informações na colheita florestal e auxiliar no planejamento da operação.

Palavras-chave: Colheita Florestal; Experiência de operadores; Harvester; Predição

ABSTRACT

LACERDA, Pedro Henrique Guimarães Abrantes, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February, 2025. **Productivity and energy efficiency evaluation of eucalyptus forest harvesting stands.** Adviser: Bruno Leao Said Schettini. Co-adviser: Arthur Araujo Silva.

This study was conducted at a forestry company located in Belo Oriente, Minas Gerais, Brazil, with the objective of analyzing the productivity ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) and energy efficiency (L m^{-3}) of forest harvesting using Cut to Length (CTL) harvesting system, stratifying these indicators by operator experience across different terrain slopes. The Least Squares Method (LSM) was used to predict the dependent variable (y) – productivity and energy efficiency – from the independent variable (x), the Average Individual Volume (A/V). The software used for the analyses were CurveExpertBasic® 2.2.3 (Trial Version) and RStudio®, the former for selecting the best models and the latter for statistical and graphical analyses. The operators' experience was categorized into four distinct classes: Class I – 0 to 5 years; Class II – more than 5 to 10 years; Class III – more than 10 to 15 years; Class IV – more than 15 years. Four models were tested for the response variable productivity: Gompertz, Logistic, Modified Exponential, and Richards. For the energy efficiency variable, the following models were tested: Modified Geometric, Exponential, Modified Exponential, and Potential. The results indicated that only for productivity and only for the slope greater than 28° up to 36° was there a statistically significant difference between the experience time classes. The models with the best fit to the data were: Productivity 0° to 28° : Richards Model; Productivity greater than 28° up to 36° : Modified Exponential Model; Energy Efficiency 0° to 28° : Modified Geometric Model; Energy Efficiency greater than 28° up to 36° : Exponential Model. In the case of productivity, the curves showed growth and subsequent stabilization as the A/V increased. In energy efficiency, the curves decreased as the A/V increased. The pairwise combinations of equations showed differences and similarities in statistical behavior between the curves of the experience time classes. Operator experience and terrain slope are important factors to consider when predicting information in forest harvesting and assisting in operation planning.

Keywords: Forest Harvesting; Operator Experience; Harvester; Prediction

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Localização da empresa em que foram coletados os dados da operação de colheita florestal para realização do estudo.....	14
Figura 2 - Fluxograma das operações de colheita florestal em que o estudo foi realizado.....	15
Figura 3 - Análise da produtividade e do Volume Médio Individual (<i>VMi</i>) da colheita florestal em povoamentos de eucalipto, estratificada por classes de experiência dos(as) operadores(as).....	23
Figura 4 - Curvas dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°	27
Figura 5 - Curva do modelo de Richards, selecionado por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.....	29
Figura 6 – Combinação, duas a duas, entre as curvas de classes de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.....	31
Figura 7 - Análise da produtividade e do Volume Médio Individual (<i>VMi</i>) da colheita florestal em povoamentos de eucalipto, estratificada por classes de experiência dos(as) operadores(as).....	33
Figura 8 - Curvas dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°.....	37
Figura 9 - Curva do modelo Exponencial Modificado, selecionado por classe de tempo de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°.....	38
Figura 10 – Combinação, duas a duas, entre as curvas de classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°.....	40
Figura 11 - Análise da eficiência energética e do Volume Médio Individual (<i>VMi</i>) da colheita florestal em povoamentos de eucalipto, estratificada por classes de experiência dos(as) operadores(as).....	42
Figura 12 - Curvas dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.....	45
Figura 13 - Curva do modelo Geométrico Modificado, selecionado por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.....	47
Figura 14 – Combinação, duas a duas, entre as curvas de classes de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.....	49
Figura 15 - Análise da eficiência energética e do Volume Médio Individual (<i>VMi</i>) da colheita florestal em povoamentos de eucalipto, estratificada por classes de experiência dos(as) operadores(as).....	51
Figura 16 - Curvas dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°.....	55
Figura 17 - Curva do modelo Exponencial, selecionado por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°.....	57
Figura 18 – Combinação, duas a duas, entre as curvas de classes de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°.....	59

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Análise de variância para aplicação de teste de identidade de modelo.....	21
Tabela 2 - Estatísticas descritivas dos indicadores de produtividade ($\text{m}^3 \text{ h}^{-1}$) e <i>VMI</i> (m^3) estratificados por classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as), com inclinação até 28°	24
Tabela 3 - Descrição dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°	26
Tabela 4 - Teste de identidade de modelos, comparando as equações das classes de experiência em anos, duas a duas, utilizando o p-valor, com inclinação até 28°	30
Tabela 5 - Estatísticas descritivas dos indicadores de produtividade ($\text{m}^3 \text{ h}^{-1}$) e <i>VMI</i> (m^3) estratificados por classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as), com inclinação acima de 28°	34
Tabela 6 - Descrição dos modelos testados, por classe de tempo de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°	36
Tabela 7 - Teste de identidade de modelos, comparando as equações das classes de experiência em anos, duas a duas, utilizando o p-valor, com inclinação acima de 28°	39
Tabela 8 - Estatísticas descritivas dos indicadores de eficiência energética (L m^{-3}) e <i>VMI</i> (m^3) estratificados por classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as), com inclinação até 28°	41
Tabela 9 - Descrição dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°	44
Tabela 10 - Teste de identidade de modelos, comparando-se as equações das classes de tempo de experiência em anos, duas a duas, utilizando-se o p-valor, com inclinação até 28°	48
Tabela 11 - Estatísticas descritivas dos indicadores de eficiência energética (L m^{-3}) e <i>VMI</i> (m^3) estratificados por classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as), com inclinação acima de 28°	50
Tabela 12 - Descrição dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°	54
Tabela 13 - Teste de identidade de modelos, comparando-se as equações das classes de experiência em anos, duas a duas, utilizando-se o p-valor, com inclinação acima de 28°	58

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	11
2.	OBJETIVOS	13
2.1	Objetivo Geral	13
2.2	Objetivos Específicos	13
3.	MATERIAL E MÉTODOS	14
3.1	Caracterização da área de estudo	14
3.2	Características da operação de corte florestal	15
3.3	Características da máquina de corte florestal	16
3.4	Obtenção e caracterização dos dados	16
3.5	Cálculo da variável resposta	17
3.5.1	Produtividade Efetiva	17
3.5.2	Eficiência Energética	17
3.6	Análise estatística	18
4.	RESULTADOS	22
4.1	Produtividade até 28° de inclinação	22
4.2	Produtividade acima de 28° de inclinação	32
4.3	Eficiência energética até 28° de inclinação	41
4.4	Eficiência energética acima de 28° de inclinação	50
5.	DISCUSSÕES	60
6.	CONCLUSÕES	70
7.	REFERÊNCIAS	71

1. INTRODUÇÃO

A área total de florestas comerciais no Brasil atingiu em 2023, 10,20 milhões de hectares, sendo 76% de espécies do gênero *Eucalyptus*. O setor de base florestal gerou 2,69 milhões de empregos diretos e indiretos em 2023, com um avanço de 33,4 mil novos empregos em relação ao ano anterior (IBÁ, 2024). O setor florestal brasileiro está em expansão, com mais investimentos e desafios nas atividades que envolvem a cadeia produtiva de madeira (Silva *et al.*, 2024), dentre elas a colheita florestal.

A colheita florestal é definida como o conjunto de operações efetuadas no maciço florestal que tem por objetivo preparar e extrair a madeira até o local de transporte, e envolve as etapas de corte, descascamento (se houver), extração e carregamento. Representa aproximadamente 50% do custo da madeira posta na fábrica, sendo seu planejamento muito importante para garantir o retorno do investimento (Machado *et al.*, 2014).

Os sistemas de colheita florestal mais utilizados no Brasil são o *full tree*, para atender majoritariamente a indústria de carvão vegetal (Kulmann *et al.*, 2022) e o *cut to length* (CTL), para atender a indústria de celulose e papel (Santos *et al.*, 2020). Especificamente no sistema CTL, conhecido como o sistema de toras curtas e realizado de forma mecanizada, todas as etapas do corte florestal (abate, descascamento, desgalhamento, destopa e toragem) são realizadas pelo Harvester e a extração de madeira para as margens do talhão pelo Forwarder, uma máquina autocarregável, responsável pela operação de baldeio (Palander *et al.*, 2024).

A produtividade das máquinas de colheita florestal (dada em metros cúbicos por hora, $\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) é um fator importante que afeta a viabilidade econômica das operações, impactando o planejamento (Soman *et al.*, 2019), sendo influenciada pelo Volume Médio Individual (VMI) das árvores (Simões *et al.*, 2014), pelo espaçamento de plantio, inclinação do terreno (Leite *et al.*, 2014), qualificação da mão de obra (Hartsch *et al.*, 2022), topografia geral do terreno (incluindo a presença de obstáculos), densidade da vegetação e pela manutenção adequada das máquinas, dentre outros fatores (Soman *et al.*, 2019). A operação de colheita florestal, com baixo rendimento em produtividade, tem impacto direto na eficiência energética do processo, que é a relação entre o consumo de combustível por unidade produzida na operação em L m^{-3} (Hanna *et al.*, 2022).

Um(a) operador(a) qualificado(a) é de fundamental importância para atingir o potencial da máquina utilizada (Strubergs *et al.*, 2021), pois tem influência direta no rendimento,

qualidade, custos de produção, demanda por manutenção, impactos ao meio ambiente e pode gerar riscos à saúde e segurança dos(as) próprios(as) operadores(as) (Leonello *et al.*, 2012). A escassez de operadores(as) qualificados(as) em algumas regiões do Brasil se tornou um desafio para as empresas florestais que implementam novas tecnologias na colheita florestal (Pagnussat *et al.*, 2014), fazendo com que os treinamentos sejam etapas constantes na rotina desses(as) colaboradores(as).

A inclinação acentuada e variável pode ser responsável pelo alto tempo de processamento de madeira na operação de colheita e, portanto, pela menor produtividade (Norihito *et al.*, 2018). O impacto da inclinação tem sido considerado em vários estudos de produtividade da colheita de plantações de eucalipto (Ghaffariyan, 2020). As novas tecnologias, impulsionaram mudanças na colheita mecanizada em áreas inclinadas (Harrill *et al.*, 2019). A tecnologia de assistência ao guincho oferece potencial para melhorar a segurança, produtividade e eficiência de uma operação de colheita nessas áreas (Dyson e Boswell, 2016).

Modelos matemáticos devem ser capazes de prever e comparar o desempenho de máquinas utilizadas na colheita, auxiliando na análise da eficiência e na tomada de decisões para melhorar a produtividade dos equipamentos de colheita florestal (Spinelli *et al.*, 2009). A predição é importante para direcionar esforços relacionados ao dimensionamento e à movimentação de máquinas e de pessoas em uma área, permitindo a otimização das operações e a diminuição dos custos. Além de prever o resultado, as técnicas de mineração de dados permitem encontrar tendências e padrões em dados extensos e complicados (Rossit *et al.*, 2019).

Os indicadores de desempenho – *Key Performance Indicators* (KPI) – como a produtividade das máquinas, eficiência energética, eficiência operacional e disponibilidade mecânica, podem contribuir para analisar as características das operações de máquinas florestais na colheita (Nascimento *et al.*, 2021). Estimativas matemáticas, como o método dos mínimos quadrados pode ser usado para calcular realizações confiáveis das estimativas imparciais de variância mínima para modelos de regressão linear, empregando os indicadores obtidos na operação para criar parâmetros confiáveis da mesma, que podem auxiliar a gestão da operação e a realização assertiva das atividades (Arioli e Gratton, 2012).

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Avaliar a influência do tempo de experiência de operadores(as) e da inclinação do terreno na produtividade efetiva ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) e na eficiência energética (L m^{-3}) de máquinas de colheita florestal.

2.2 Objetivos Específicos

- Comparar as médias de produtividade e de eficiência energética pelo teste não paramétrico de Wald-Wolfowitz.

- Ajustar modelos estatísticos tendo como variáveis respostas a produtividade efetiva e a eficiência energética, e como variável independente o Volume Médio Individual para diferentes classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as) e considerando inclinações até 28° ($0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$) e acima de 28° ($28^\circ < inc \leq 36^\circ$). Sendo (*inc*) = inclinação.

- Empregar teste de identidade de modelo para comparar o comportamento da tendência da produtividade efetiva e da eficiência energética em relação ao Volume Médio Individual, considerando diferentes classes de tempo de experiência de operadores(as) e inclinações até 28° ($0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$) e acima de 28° ($28^\circ < inc \leq 36^\circ$). Sendo (*inc*) = inclinação.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização da área de estudo

O estudo foi desenvolvido em uma empresa florestal do setor de celulose localizada no município de Belo Oriente, no interior do estado de Minas Gerais (região Sudeste do Brasil), no vale do Rio Doce, pertencendo ao colar metropolitano do Vale do Aço (Figura 1). A cobertura vegetal nativa desta área consiste em floresta estacional semidecidual, um tipo de vegetação característico do bioma Mata Atlântica (Murta *et al.*, 2008). O solo da região é predominantemente classificado como Cambissolo Háplico Latossólico-Distrófico típico, com textura argilosa. Belo Oriente apresenta média anual de 1.163 mm de chuva, temperatura média de 25,2 °C e umidade relativa do ar de 65,2% (Almeida *et al.*, 2014).

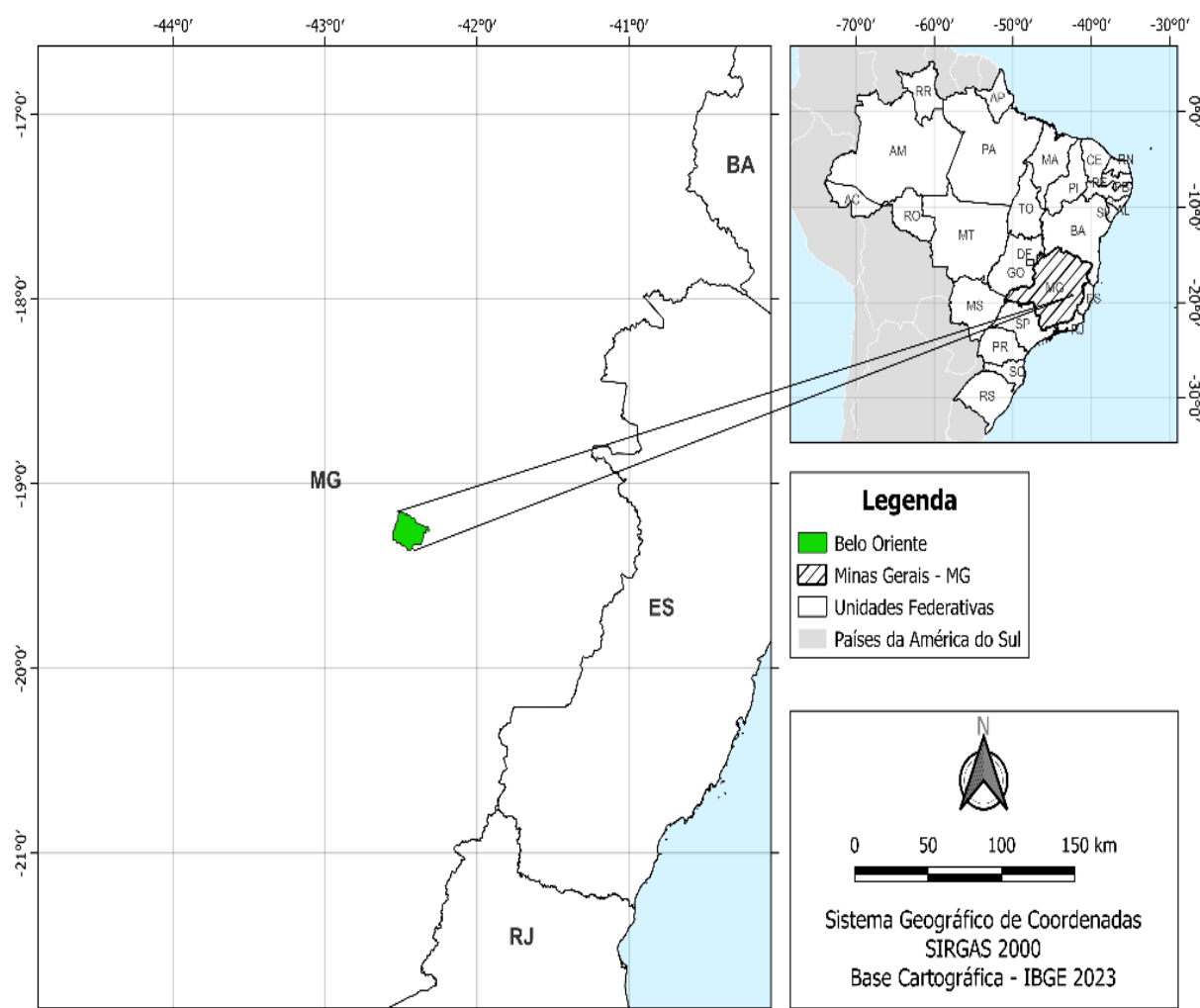


Figura 1 - Localização da empresa em que foram coletados os dados da operação de colheita florestal para realização do estudo.

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2 Características da operação de corte florestal

As empresas do setor florestal estruturam de maneira distinta as etapas que envolvem a cadeia produtiva da madeira até o corte florestal. Na empresa em que este estudo foi realizado, as atividades iniciais ocorrem nas áreas de cadastro e inventário, informações que são subsequentemente consolidadas no macroplanejamento. Este, por sua vez, alimenta o planejamento estratégico, que define as diretrizes de longo prazo. O planejamento operacional surge como a etapa de detalhamento das estratégias, focando no "como" as metas serão alcançadas em um horizonte de médio prazo. É neste nível que se define o microplanejamento, que representa a alocação e organização das atividades no nível do talhão ou da frente de corte, especificando as operações de abate, descascamento, desganhamento, destopamento e traçamento, considerando fatores como inclinação e a necessidade de uso de cabo. A operação de colheita florestal é, portanto, a execução prática do que foi definido nas etapas de planejamento operacional e, principalmente, no microplanejamento, sendo monitorada pelo controle (Figura 2).

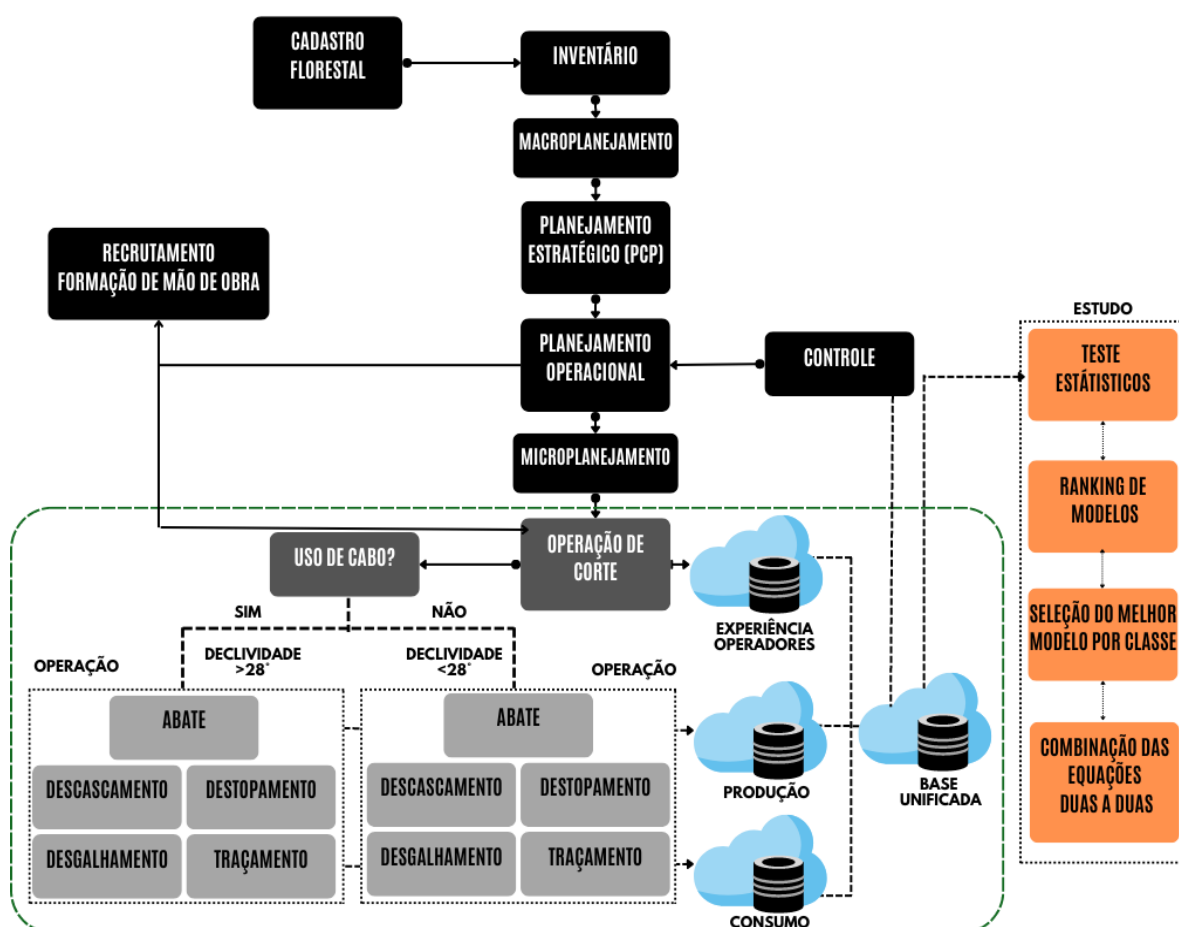


Figura 2 - Fluxograma das operações de colheita florestal em que o estudo foi realizado.

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.3 Características da máquina de corte florestal

A máquina avaliada neste estudo foi um Harvester Ponsse Ergo 8x8, um trator florestal articulado, configurado com oito rodas motrizes (8RM) para otimização da capacidade de tração em ambientes florestais. A unidade motriz é equipada com um motor diesel de potência nominal de até 210 kW, fornecendo a energia mecânica necessária para a locomoção e o acionamento do sistema hidráulico. Este sistema, por sua vez, alimenta o cabeçote processador acoplado, com um alcance máximo de aproximadamente 11 metros, permitindo a manipulação e o processamento das árvores dentro de um raio operacional definido. A massa operacional nominal da máquina é de 21.500 kg, fator relevante para a estabilidade durante as operações de corte e processamento em diferentes condições de inclinação e tipos de solo. O cabeçote processador executa as funções de seccionamento da árvore na base (abate), remoção de ramos (desgalhamento), remoção da casca (em configurações específicas), corte da copa (destopamento) e seccionamento do tronco em comprimentos predefinidos (traçamento), seguindo parâmetros de otimização pré-estabelecidos no sistema de controle embarcado. A arquitetura 8x8 visa minimizar a pressão específica sobre o solo, reduzindo o impacto ambiental da operação. A máquina integra um sistema de gerenciamento eletrônico que monitora e controla os parâmetros de funcionamento do motor, do sistema hidráulico e do cabeçote, além de fornecer dados de produção e consumo de combustível relevantes para a análise de desempenho operacional e eficiência energética (Ponsse, 2023).

3.4 Obtenção e caracterização dos dados

A análise foi conduzida utilizando dados primários coletados diretamente das máquinas florestais durante as operações de colheita. Essa base de dados, essencial para a gestão operacional, forneceu informações de produção, consumo de combustível e experiência dos(as) operadores(as). A metodologia envolveu a unificação dessas distintas fontes de dados em um banco de dados estruturado. Posteriormente, os dados de produtividade e consumo de combustível foram tratados e combinados para calcular o indicador de eficiência energética das máquinas avaliadas.

Os principais indicadores calculados a partir dos dados das máquinas foram: Volume Médio Individual de cada área colhida; produção por área colhida em m^3 ; produtividade obtida em $\text{m}^3 \text{ h}^{-1}$; produtividade esperada em $\text{m}^3 \text{ h}^{-1}$; consumo em L h^{-1} e eficiência energética em L m^{-3} . A experiência dos(as) operadores(as) foi considerada, em anos, ou seja, o período entre a data de admissão dos(as) operadores(as) pela empresa e a data de realização deste estudo.

Foram analisadas 1.173 horas trabalhadas em áreas com inclinação menor que 28° e 845 horas trabalhadas em inclinação acima de 28°, totalizando 2.018 horas trabalhadas na operação de colheita. As premissas adotadas no estudo para avaliação dos dados foram que os(as) mesmos(as) operadores(as) tivessem trabalhado nas duas condições, isto é, em inclinação até 28° (sem guincho de tração auxiliar) e com inclinação acima 28° (com guincho de tração auxiliar). Outro critério fundamental utilizado foi o tempo de experiência dos(as) operadores(as), o qual foi categorizado em quatro classes distintas: Classe I - 0 até 5 anos ($0 \leq te \leq 5$ anos); Classe II - mais de 5 até 10 anos ($5 < te \leq 10$ anos); Classe III - mais de 10 até 15 anos ($10 < te \leq 15$ anos); e Classe IV - maior que 15 anos ($te > 15$ anos), sendo (*te*) o tempo de experiência.

A adoção desses intervalos para o tempo de experiência se baseou na busca por identificar fases distintas no desenvolvimento das habilidades e na familiaridade dos(as) operadores(as) com as operações de colheita mecanizada. A Classe I visa agrupar operadores(as) em seus anos iniciais de carreira, em que a curva de aprendizado tende a ser mais acentuada e a proficiência nas tarefas ainda está em desenvolvimento. A Classe II representa um período de consolidação das habilidades básicas e de maior autonomia na execução das atividades. A Classe III busca identificar operadores(as) com um nível de experiência considerável, presumivelmente com domínio das técnicas e maior capacidade de lidar com diferentes situações operacionais. Por fim, a Classe IV agrupa os(as) operadores(as) com vasta experiência, dos quais se espera um alto nível de expertise e um impacto significativo na produtividade e na eficiência das operações. Essa estratificação permitiu analisar de forma mais detalhada como a progressão na experiência influencia os indicadores de desempenho nas diferentes condições de inclinação.

3.5 Cálculo da variável resposta

3.5.1 Produtividade Efetiva

A produtividade efetiva (*Prod. Ef.*) do corte florestal foi calculada utilizando-se o número de árvores colhidas (*n*), multiplicado pelo Volume Médio Individual (*VMI*) e dividido pelas horas trabalhadas efetivas (*he*), de acordo com a seguinte equação:

$$Prod. Ef. = \frac{vmi.n}{he} \quad (1)$$

3.5.2 Eficiência Energética

O consumo horário de óleo diesel (*Ch*) foi obtido dividindo a quantidade de combustível

adicionado à máquina (Qc) em litros, dividido pelo valor de horas efetivas de trabalho, a partir do depósito de combustível (Dc), de acordo com a próxima equação:

$$Ch = \frac{Qc}{Dc} \quad (2)$$

O consumo das máquinas foi obtido utilizando-se o horímetro final menos o horímetro inicial no abastecimento. Assim, foram gerados dados relativos ao interstício entre um e outro abastecimento, ou seja, o número de horas necessárias para realização de um novo abastecimento.

A eficiência energética (Ee) é definida pela divisão do consumo horário de óleo diesel, em litros por segundo (Ch), pela produtividade efetiva da operação, em metros cúbicos por hora de trabalho, de acordo com a posterior equação:

$$Ee = \frac{Ch}{Prod.Ef} \quad (3)$$

3.6 Análise estatística

Os modelos foram utilizados para prever a variável dependente (y) que é a produtividade em m^3 por hora e eficiência energética em litros por m^3 , a partir da variável independente (x) que foi o Volume Médio Individual (VMI). As análises foram estratificadas por classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as), conforme justificado na seção 3.5:

- Classe I - 0 até 5 anos: ($0 \leq te \leq 5$ anos)
- Classe II - mais de 5 até 10 anos: ($5 < te \leq 10$ anos)
- Classe III - mais de 10 até 15 anos: ($10 < te \leq 15$ anos)
- Classe IV - maior que 15 anos: ($te > 15$ anos)

Sendo (te) = tempo de experiência

Nessas classes foram avaliados separadamente as operações em diferentes níveis de inclinação: até 28° (sem uso de cabos auxiliares) e acima de 28° (até 36° , com uso de cabos auxiliares).

Inicialmente foi realizada a análise descritiva dos dados de produtividade e eficiência energética, buscando identificar valores atípicos ou inconsistentes que pudessem comprometer a validade das análises subsequentes, como, por exemplo, erros de apontamento. Foram considerados discrepantes os dados que se encontravam fora de um determinado valor estatístico predefinido para cada variável analisada. A alternativa utilizada para avaliar o efeito da experiência dos(as) operadores(as) de máquinas florestais nas relações entre as variáveis

dependentes e a variável independente foi de modelar estas relações para as classes de experiência, em duas faixas de inclinação do terreno, e, em seguida, comparar as equações ajustadas utilizando testes de identidade de modelos.

Os softwares de análise estatística utilizados foram CurveExpertBasic® 2.2.3 (Versão Trial) e o RStudio®, sendo que o primeiro foi empregue para realizar a escolha dos melhores modelos estatísticos os quais, por sua vez, foram ajustados aplicando-se o algoritmo Livenberg-Maquardt. O segundo foi aplicado para realizar as análises estatísticas e gráficas.

A seleção do melhor modelo para cada uma das classes foi realizada com base no erro padrão residual e no coeficiente de correlação linear. Outro ponto levado em consideração nessa seleção foi a consistência visual da curva ajustada em conexão esperada da relação entre produtividade efetiva e eficiência energética com Volume Médio Individual.

A estimativa da variável de interesse produtividade (*Prod. Ef.*) e a eficiência energética (*Ee*), em função do *VMI* foi utilizada para definir o melhor modelo de regressão. Foram testados modelos não lineares com base nas tendências observadas que indicavam relações exponenciais, potenciais ou sigmóides para cada uma das variáveis, em cada classe de experiência. Assim, foram testados quatro modelos para a variável resposta produtividade: Gompertz, Logístico, Exponencial Modificado e Richards. Por outro lado, para a variável resposta eficiência energética foram testados os quatro modelos a seguir: Geométrico Modificado, Exponencial, Exponencial Modificado e Potencial. Esses modelos foram selecionados porque apresentaram os melhores testes quando ranqueados no software CurveExpertBasic®.

No caso de equações com estatísticas similares, optou-se por modelos mais simples e com menor número de parâmetros.

As equações que descrevem cada um dos modelos são descritas a seguir:

A produtividade efetiva (*Prod. Ef.*) em função do (*VMI*)

Logístico:

$$y = \frac{a}{1+b \cdot e^{-cx}} + \varepsilon \quad (4)$$

Gompertz:

$$y = a \cdot e^{-e^{b-cx}} + \varepsilon \quad (5)$$

Richards:

$$y = \frac{a}{(1+e^{b-cx})^{\frac{1}{d}}} + \varepsilon \quad (6)$$

Exponencial Modificado:

$$y = a \cdot e^{\frac{b}{x}} + \varepsilon \quad (7)$$

Em que:

y = produtividade efetiva ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$);

x = Volume Médio Individual (*VMi*) das árvores (m^3) presentes nas áreas de corte;

a , b , c e d = parâmetros do modelo;

ε = erro aleatório.

A eficiência energética (*Ee*) em função do *VMi*

Geométrico Modificado:

$$y = a \cdot x^{\frac{b}{x}} + \varepsilon \quad (8)$$

Exponencial:

$$y = a \cdot e^{bx} + \varepsilon \quad (9)$$

Exponencial Modificado:

$$y = a \cdot e^{\frac{b}{x}} + \varepsilon \quad (10)$$

Potencial:

$$y = a \cdot x^b + \varepsilon \quad (11)$$

Em que:

y = eficiência energética (L m^{-3});

x = Volume Médio Individual (*VMi*) das árvores (m^3) presentes nas áreas de corte;

a , b , c e d = parâmetros do modelo;

ε = erro aleatório.

Testes de identidade de modelos foram aplicados para comparar o comportamento da tendência da produtividade efetiva (*Prod. Ef.*) e da eficiência energética (*Ee*) em relação ao Volume Médio Individual (*VMi*), considerando diferentes classes de tempo de experiência de operadores(as) e inclinações até 28° e acima de 28°.

As hipóteses avaliadas foram:

$H_{0(1)}$: a produtividade da Harvester, em uma mesma inclinação do terreno, independe da classe tempo de experiência do operador *versus* $H_{a(1)}$: Não $H_{0(1)}$;

$H_{0(2)}$: a eficiência energética da Harvester, em uma mesma inclinação do terreno, independe da classe de experiência do operador *versus* $H_{a(2)}$: Não $H_{0(2)}$.

A avaliação dessas hipóteses foi feita indiretamente comparando as curvas $Prod. Ef. = f(VMI)$ e $Ee = f(VMI)$ geradas pelas equações selecionadas dentre os modelos ajustados. Tais comparações foram feitas empregando a estatística F (Santos *et al.*, 2021), sendo:

$$F_{calc} = \frac{(n-k1)\sum\sum(Y_{ij}-\hat{Y}_{ij,r})^2 - \sum\sum(Y_{ij}-\hat{Y}_{ij,c})^2}{(k1-k2)\sum\sum(Y_{ij}-\hat{Y}_{ij,c})^2} \quad (12)$$

Segue uma distribuição $F_{tab}(\alpha, (P_1-P_2) \text{ e } (n-P_1)gl)$, em que $\hat{Y}_{ij,r}$ é a j -ésima observação estimada de uma variável Y de um modelo reduzido; $\hat{Y}_{ij,c}$ é a j -ésima observação estimada de uma variável Y de um modelo completo (Tabela 1). Portanto, a regra decisória é: se $F_{calc} \geq F_{tab}$ rejeita-se H_0 , ou seja, os parâmetros do modelo diferem do modelo reduzido.

Se $F_{calc} < F_{tab}$, não se rejeita H_0 , isto é, existe igualdade entre os parâmetros do modelo completo e reduzido. Neste caso, o modelo reduzido poderá ser utilizado para modelar o conjunto de dados i em análise (Tabela 1) (Santos *et al.*, 2021).

Tabela 1 - Análise de variância para aplicação de teste de identidade de modelo

F.V	G.L	S.Q	Q.M	F	p-valor
Parâmetros (C)	P_1	SQParC			
Parâmetros (R)	P_2	SQParR			
Redução devido a H_0	$P_1 - P_2$	SQRHo	QMRHo	QMRHo/QMRes	
Resíduo	$n - P_1$	SQRes	QMRes		
Total	n	SQTnc			

Nota: SQParC e SQParR = soma de quadrados devido a parâmetros dos modelos completo e reduzido, respectivamente; SQRHo = soma de quadrados da redução devido a H_0 ; SQRes = soma de quadrados devido a resíduos do modelo completo, SQTnc = soma de quadrados total não corrigida para os graus de liberdade; P_1 = número de coeficientes no modelo completo; P_2 = número de coeficientes no modelo reduzido; n = número total de dados utilizados no ajuste dos modelos completo e reduzido.

Por fim, o teste não paramétrico de Wald-Wolfowitz foi aplicado para verificar se havia diferença estatística entre as médias de produtividade ($m^3 h^{-1}$) nas diferentes classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas florestais. A razão para sua execução é que ele não faz suposições sobre a distribuição dos dados. Testes paramétricos, como o teste t de

Student ou a ANOVA, exigem que os dados sigam uma distribuição normal, o que nem sempre é o caso em dados reais de colheita florestal. Assim, aplicando-se o teste de Wald-Wolfowitz, é possível avaliar se as diferenças observadas na produtividade entre as classes de experiência eram estatisticamente significativas, sem precisar assumir que os dados seguiam uma distribuição específica, tornando a análise mais robusta e confiável.

4. RESULTADOS

4.1 Produtividade até 28° de inclinação

A média de produtividade encontrada para as classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as) foi $19,00 \text{ m}^3 \text{ h}^{-1}$, com valor médio de *VMI* equivalente a $0,28 \text{ m}^3$.

As classes de tempo de experiência que apresentaram os melhores resultados foram aquelas com maiores tempos em anos, sendo a classe mais de 10 até 15 anos com a maior média de produtividade ($\text{m}^3 \text{ h}^{-1}$), seguida pela classe com mais de 15 anos de experiência.

A média de produtividade encontrada para a classe mais de 10 até 15 anos foi 10% superior à encontrada para produtividade da classe de 0 até 5 anos. Já na classe mais de 5 até 10 anos esse percentual foi de 14% (Figura 3).

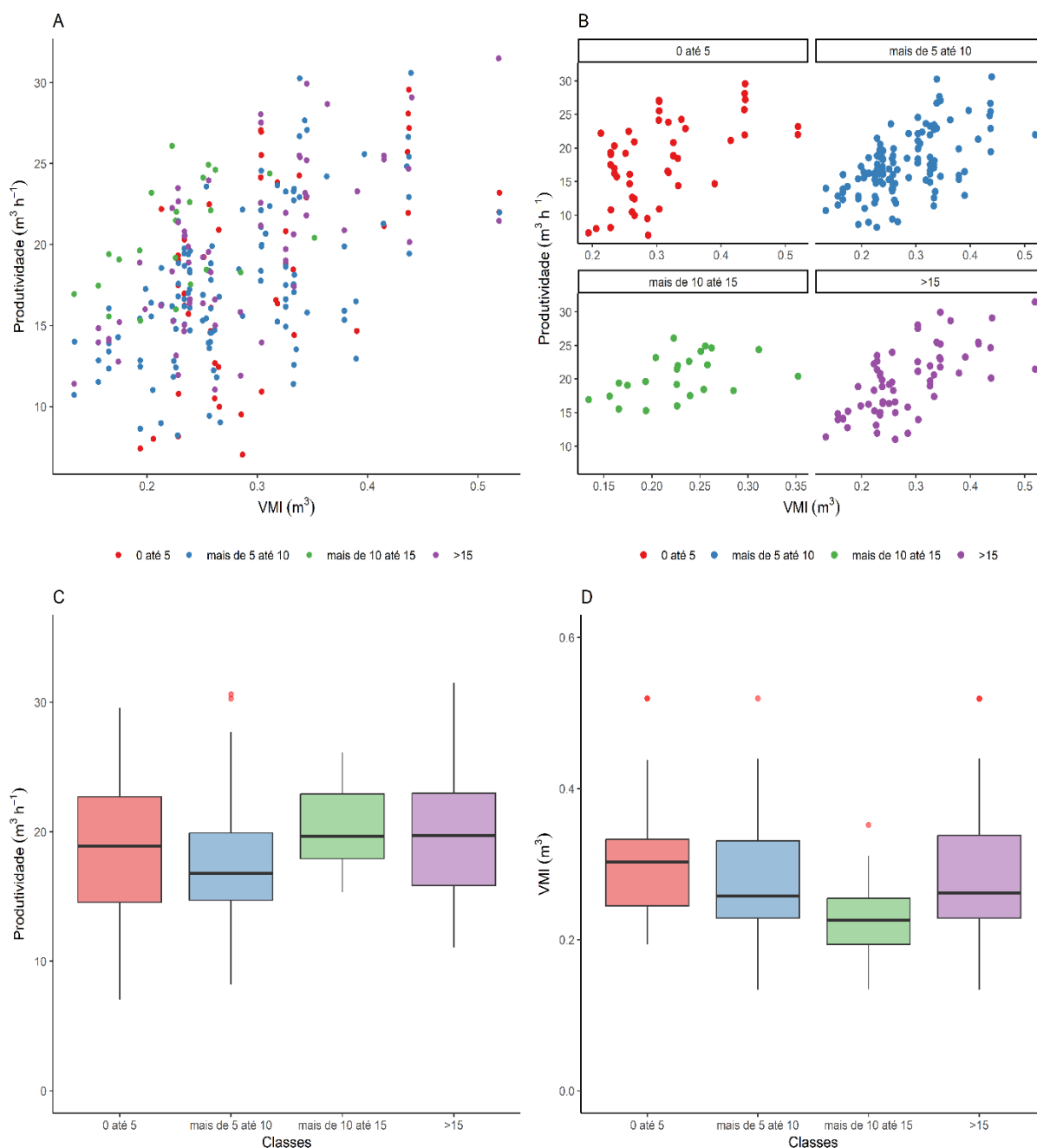


Figura 3 - Análise da produtividade e do Volume Médio Individual (*VMI*) da colheita florestal em povoamentos de eucalipto, estratificada por classes de experiência dos(as) operadores(as).

(A) Dispersão geral da produtividade das máquinas ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) em função do Volume Médio Individual (*VMI*) das áreas colhidas. Os pontos representam dados de todas as classes de experiência combinados, permitindo visualizar a tendência geral da relação entre produtividade e *VMI*; (B) Dispersão da produtividade ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) em função do *VMI*, com os dados separados por classes de experiência dos(as) operadores(as) (0 até 5 anos; mais de 5 até 10 anos; mais de 10 até 15 anos; >15 anos). Esta separação permitiu comparar visualmente como a relação entre produtividade e *VMI* se comporta para cada grupo de experiência; (C) Diagrama de caixa (boxplot) da produtividade ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) por classe de experiência dos(as) operadores(as). O boxplot exibe a distribuição dos dados de produtividade para cada classe, destacando a mediana, quartis e possíveis outliers, facilitando a comparação da variabilidade e dos valores típicos de produtividade entre as classes; (D) Diagrama de caixa (boxplot) do *VMI* das áreas colhidas por classe de experiência dos(as) operadores(as). O boxplot ilustra a distribuição do *VMI* para cada classe, permitindo avaliar se há diferenças significativas no volume médio das árvores colhidas por operadores(as) com diferentes níveis de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Um fator importante que deve ser levado em consideração é o *VMI* das áreas em que as árvores passaram pelo corte do Harvester, pois o mesmo influencia diretamente na produtividade das máquinas. A classe que apresenta menor valor médio em relação ao indicador *VMI* é a mais de 10 até 15 anos de experiência. O volume médio das árvores das áreas colhidas foi 0,1862 m³.

Na classe de maior tempo de experiência de trabalho, observa-se a tendência de melhores resultados produtivos. No entanto, a análise estatística realizada por meio do teste de Wald-Wolfowitz não evidenciou diferença estatística das médias de produtividade (m³ h⁻¹) para as diferentes classes de experiência (Tabela 2). Essa ausência de diferença estatística indica que, embora haja uma tendência de aumento da produtividade com a experiência, a variação nos dados dentro de cada classe é suficiente para que as médias não sejam consideradas estatisticamente distintas.

Tabela 2 - Estatísticas descritivas dos indicadores de produtividade (m³ h⁻¹) e *VMI* (m³) estratificados por classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as), com inclinação até 28°

Indicadores	0 até 5 anos	mais de 5 até 10 anos	mais de 10 até 15 anos	>15 anos
Prod. Média (m ³ h ⁻¹)	18,32 ± 6,08 _a	17,55 ± 4,55 _a	20,39 ± 3,24 _a	19,75 ± 4,93 _a
<i>VMI</i> (m ³)	0,31 ± 0,08	0,28 ± 0,07	0,23 ± 0,05	0,29 ± 0,08

Nota: As diferentes letras sobscritas em valores médios na mesma linha, indicam uma diferença estatisticamente significativa no nível de 5%.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o indicador de produtividade, as quatro classes de tempo de experiência analisadas não apresentaram diferenças entre as médias, sendo o p-valor > 0,05.

O coeficiente de correlação linear (*r*) entre *y* observado e *y* estimado médio nos modelos analisados, para a classe de 0 até 5 anos, foi de 0,5524, sendo que o melhor resultado encontrado nessa análise foi para o modelo de Richards. O erro padrão residual (*s*), do modelo Logístico foi o melhor. Entretanto, para o intervalo de 0,44 a 0,50 m³, o modelo de Richards apresentou um melhor ajuste aos pontos observados, se comparado aos demais, pois frequentemente apresentou valores de coeficiente de correlação (*r*) mais elevados em comparação aos outros modelos (Tabela 3 e Figura 3). O (*r*) é uma medida da força e da direção da relação linear entre os valores previstos pelo modelo e os valores reais. Valores mais altos de (*r*) indicam que o modelo explica uma proporção maior da variabilidade nos dados, o que reforça sua capacidade

de ajuste superior. Assim, o modelo de Richards mostrou-se mais consistente com a distribuição dos dados, capturando melhor a tendência de crescimento e estabilização da produtividade em relação ao Volume Médio Individual (*VMi*).

O coeficiente de correlação linear (r) médio obtido, para a classe de tempo de experiência mais de 5 até 10 anos, entre os modelos analisados foi de 0,5809. O modelo que atingiu o melhor resultado foi o de Richards. Para o erro padrão residual, o melhor resultado foi obtido pelo modelo Logístico. O determinante para escolha do modelo foi a diferença entre os resultados de (r) e de (s). Devido a isso, o modelo de Richards foi o selecionado, viabilizando manter o critério de seleção de um único modelo para todas as classes (Tabela 3 e Figura 4).

Na classe de tempo de experiência mais de 10 até 15 anos, o coeficiente de correlação (r) médio obtido entre os modelos analisados foi de 0,4895. O melhor resultado nessa análise foi encontrado para o modelo de Richards. Para o erro padrão residual (s), o melhor resultado foi obtido para o modelo Logístico. Entretanto, no intervalo de 0,31 a 0,36 m³, o modelo melhor ajustado aos pontos foi o de Richards, justificando-se pelos valores de (r), essenciais para a escolha desse modelo (Tabela 3 e Figura 4).

Para a classe de tempo de experiência superior a 15 anos, o coeficiente de correlação linear (r) médio obtido foi de 0,6773. O melhor resultado encontrado foi o do modelo de Richards. Para o erro padrão residual (s) o melhor resultado foi obtido pelo modelo Logístico. Entretanto, devido à diferença mínima entre os valores de (s), o valor de (r) foi crucial para a escolha do modelo de Richards como sendo o de melhor ajuste de dados, especialmente no intervalo do eixo x de 0,33 a 0,41 m³ (Tabela 3 e Figura 4).

Tabela 3 - Descrição dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°

Modelos	Classe de Inclinação	Classe de Experiência	Parâmetros				Erro padrão residual	Coeficiente de correlação linear
			a	b	c	d		
Gompertz	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	28,282553	0,990110	6,152804	-	5,169351	0,555671
Logístico	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	27,190016	5,796847	8,351139	-	5,166773	0,556291
Exponencial Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	39,337087	-0,225939	-	-	5,208676	0,531285
Richards	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	25,020740	106,431601	242,760684	99,932287	5,183825	0,566297
Gompertz	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	31,980511	0,466672	3,567820	-	3,728130	0,583165
Logístico	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	28,750762	2,944342	5,576105	-	3,727504	0,583355
Exponencial Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	31,245526	-0,152741	-	-	3,743588	0,573591
Richards	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	26,348674	3,223734	9,060513	2,769106	3,742879	0,583472
Gompertz	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	22,976285	0,806589	13,763159	-	2,940206	0,500945
Logístico	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	22,813852	3,522405	15,929238	-	2,936193	0,502980
Exponencial Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	28,397734	-0,072103	-	-	2,979398	0,438619
Richards	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	22,021855	13,748731	58,004683	20,590071	2,986700	0,515476
Gompertz	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$te > 15$ anos	30,565025	0,580055	5,122147	-	3,658837	0,682972
Logístico	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$te > 15$ anos	28,999352	3,399298	7,196387	-	3,656363	0,683500
Exponencial Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$te > 15$ anos	35,690209	-0,158948	0,655291	-	3,753575	0,655291
Richards	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$te > 15$ anos	24,689603	295,492512	814,413317	302,632735	3,668243	0,687280

Nota: s = erro padrão residual e r = coeficiente de correlação linear entre y observado e y estimado.

Fonte: Elaborado pelo autor.

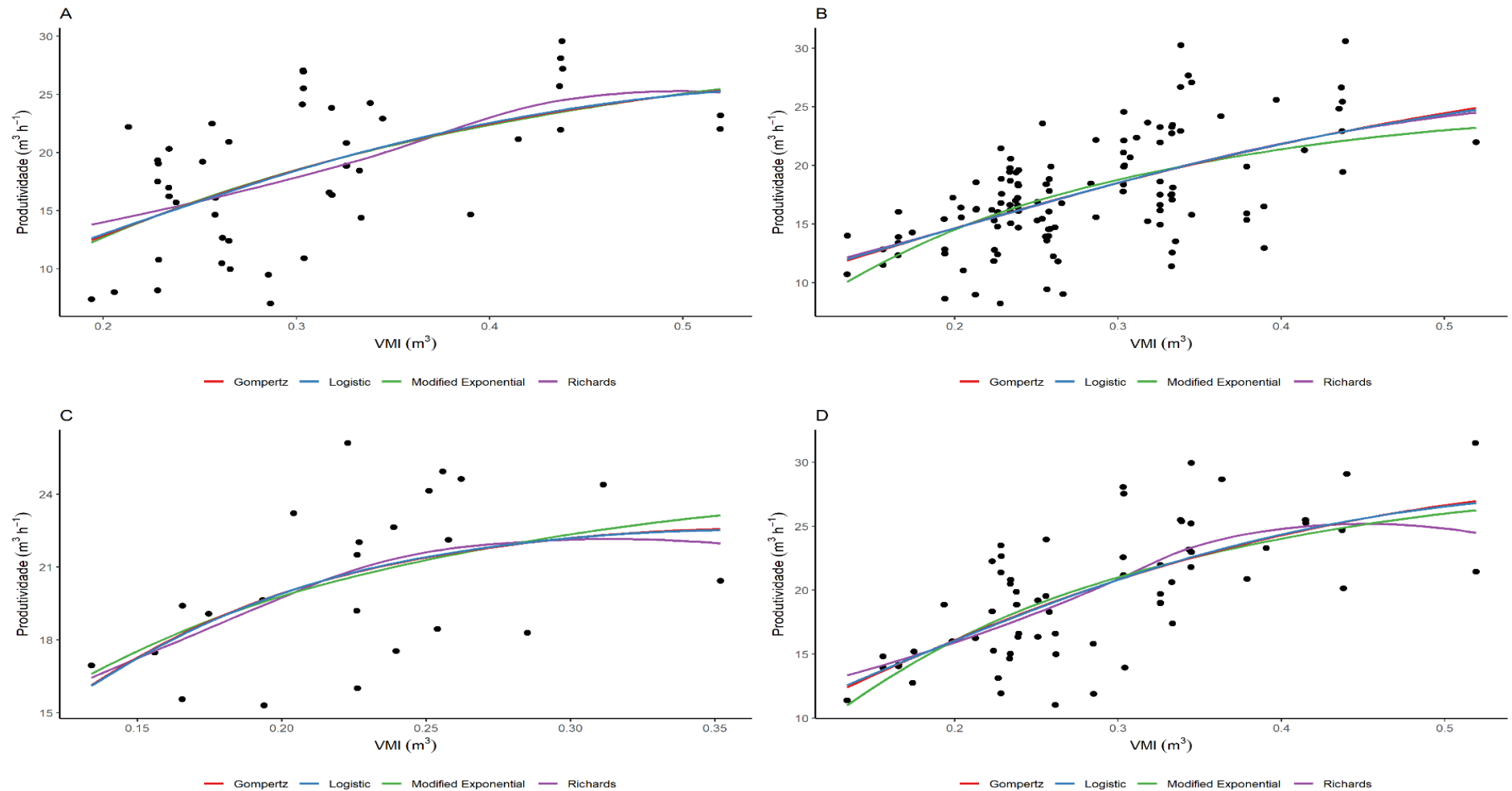


Figura 4 - Curvas dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28° .

(A) Modelos testados para a classe de 0 até 5 anos ($0 \leq te \leq 5$ anos). (B) Modelos testados para a classe mais de 5 até 10 anos ($5 < te \leq 10$ anos). (C) Modelos testados para a classe mais de 10 até 15 anos ($10 < te \leq 15$ anos). (D) Modelos testados para a classe > 15 anos ($te > 15$ anos). Sendo que (te) representa o tempo de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O ajuste da curva em relação aos pontos do modelo de Richards foi o que melhor se adequou à distribuição dos dados observados (Figura 5).

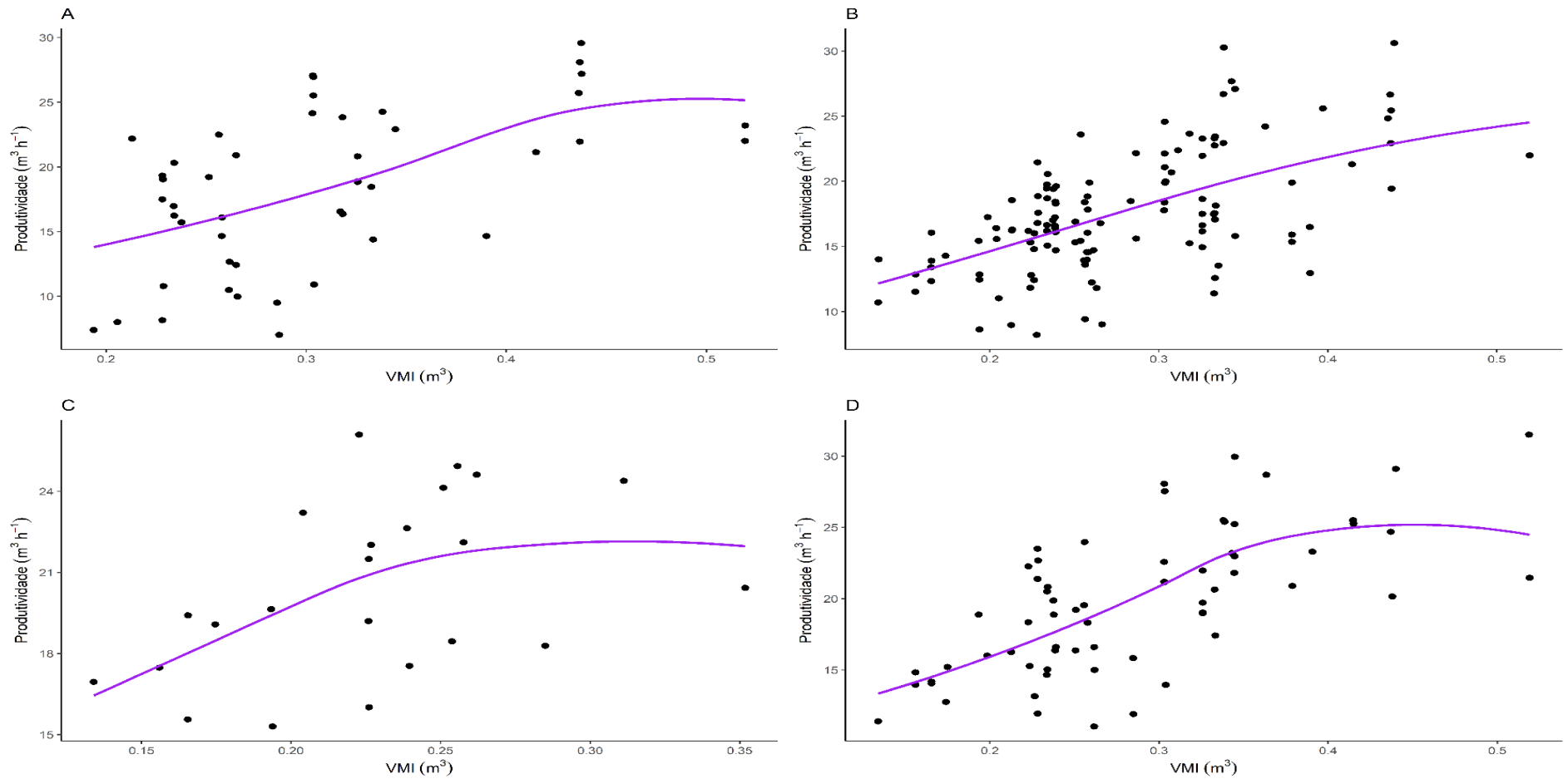


Figura 5 - Curva do modelo de Richards, selecionado por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.

(A) Modelo Richards selecionado para a classe de 0 até 5 anos ($0 \leq te \leq 5$ anos). (B) Modelo Richards selecionado para a classe mais de 5 até 10 anos ($5 < te \leq 10$ anos). (C) Modelo Richards selecionado para a classe mais de 10 até 15 anos ($10 < te \leq 15$ anos). (D) Modelo Richards selecionado para a classe > 15 anos ($te > 15$ anos). Sendo que (te) representa o tempo de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

As duas combinações de classes de tempo de experiência que possuem equações comuns são: 0 até 5 e mais de 5 até 10 anos; 0 até 5 e >15 anos. A análise gráfica evidencia que as curvas possuem semelhanças nos traçados (Tabela 4 e Figura 6).

Tabela 4 - Teste de identidade de modelos, comparando as equações das classes de experiência em anos, duas a duas, utilizando o p-valor, com inclinação até 28°

Classes de Experiência	0 até 5 anos	mais de 5 até 10 anos	mais de 10 até 15 anos	>15 anos
0 até 5 anos	-	0,994152	0,008507	0,132924
mais de 5 até 10 anos	-	-	0,000009	0,015018
mais de 10 até 15 anos	-	-	-	0,013176
>15 anos	-	-	-	-

Nota: $p\text{-valor} \leq 0,05$ - Rejeita-se H_0 , logo as duas equações não podem ser substituídas por uma equação comum. $p\text{-valor} > 0,05$ - H_0 não é rejeitada, podendo assumir uma equação comum aos dois casos. Nível de significância de 5%.

Fonte: Elaborado pelo autor

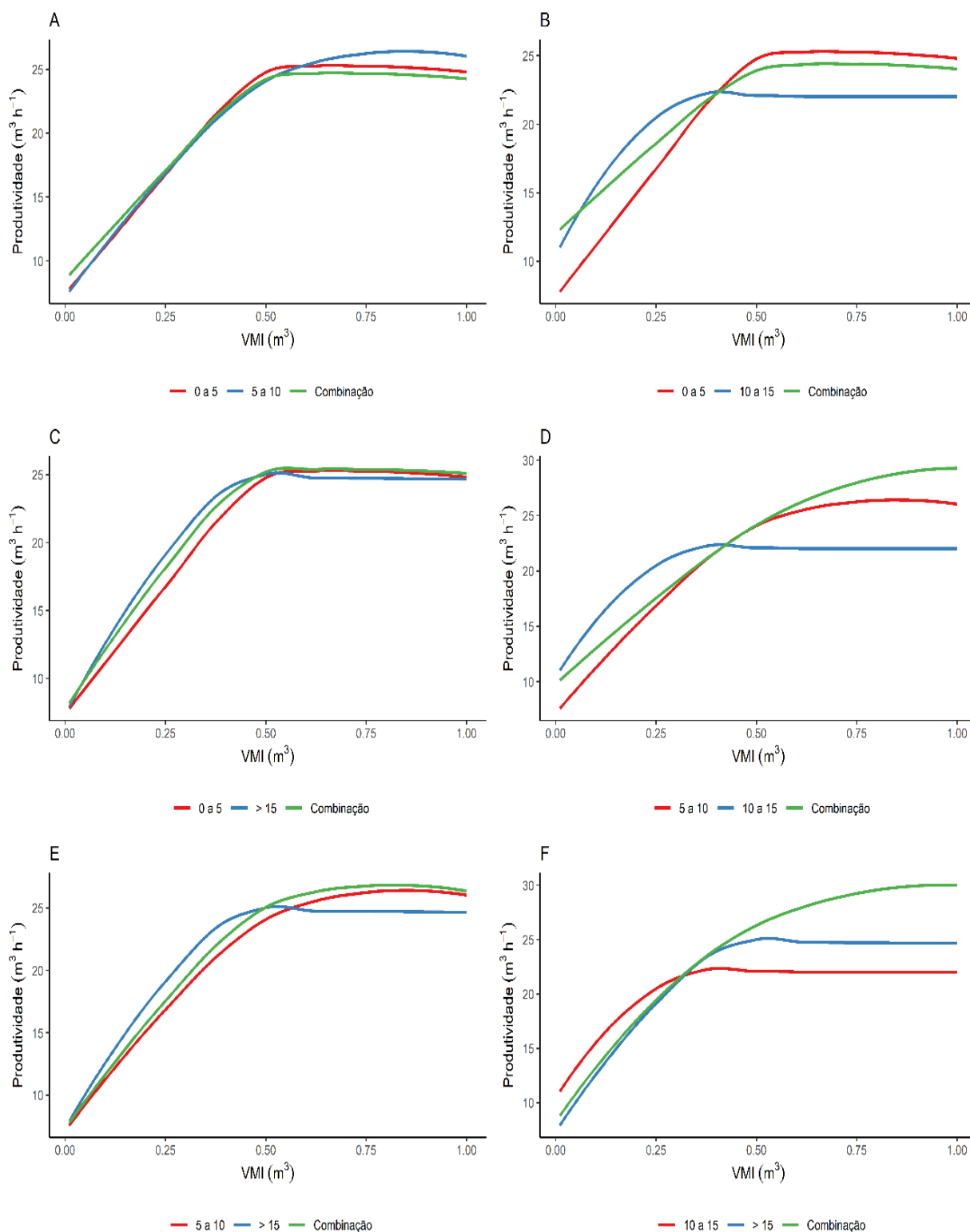


Figura 6 – Combinação, duas a duas, entre as curvas de classes de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.

(A) Combinação entre as classes de 0 até 5 e mais de 5 até 10 anos. (B) Combinação entre as classes de 0 até 5 e mais de 10 até 15 anos. (C) Combinação entre as classes de 0 até 5 e > 15 anos. (D) Combinação entre as classes mais de 5 até 10 e mais de 10 até 15 anos. (E) Combinação entre as classes mais de 5 até 10 e > 15 anos. (F) Combinação entre as classes mais de 10 até 15 e > 15 anos.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2 Produtividade acima de 28° de inclinação

A média de produtividade encontrada para as classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as) foi de $18,69 \text{ m}^3 \text{ h}^{-1}$, trabalhados em um *VM* médio de $0,31 \text{ m}^3$.

Os maiores anos de experiência apresentaram os melhores resultados entre as classes de experiência. A classe mais de 10 até 15 anos com a maior média de produtividade ($\text{m}^3 \text{ h}^{-1}$), seguida pela classe com mais de 15 anos de experiência.

A média de produtividade encontrada para a classe mais de 10 até 15 anos foi 5% superior à encontrada para produtividade da classe de 0 até 5 anos. Para a classe mais de 5 até 10 anos esse percentual foi 15% superior (Figura 7).

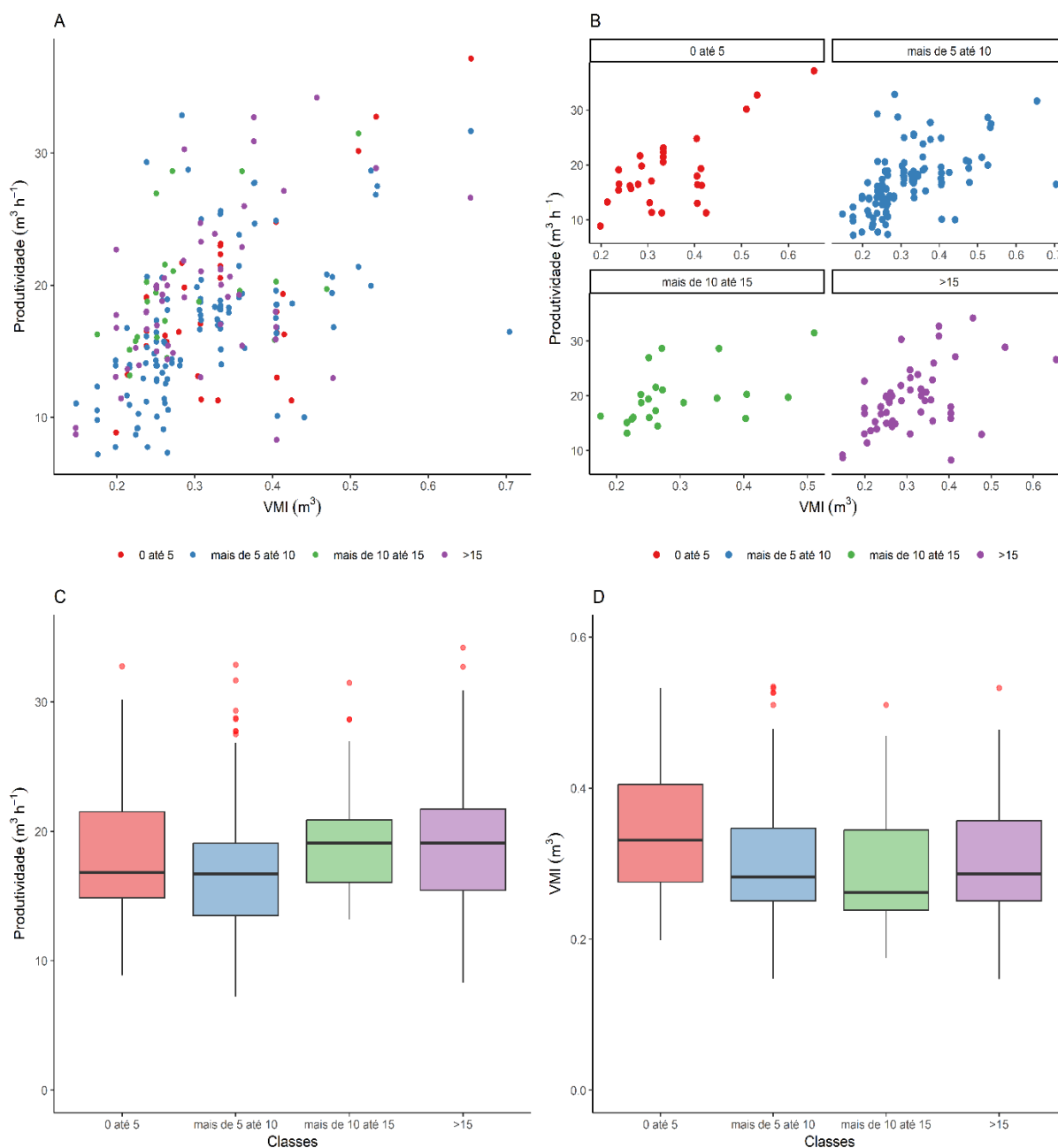


Figura 7 - Análise da produtividade e do Volume Médio Individual (*VMI*) na colheita florestal em povoamentos de eucalipto, estratificada por classes de experiência dos(as) operadores(as).

(A) Dispersão geral da produtividade das máquinas ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) em função do Volume Médio Individual (*VMI*) das áreas colhidas. Os pontos representam dados de todas as classes de experiência combinados, permitindo visualizar a tendência geral da relação entre produtividade e *VMI*; (B) Dispersão da produtividade ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) em função do *VMI*, com os dados separados por classes de experiência dos(as) operadores(as) (0 até 5 anos; mais de 5 até 10 anos; mais de 10 até 15 anos; >15 anos). Esta separação permitiu comparar visualmente como a relação entre produtividade e *VMI* se comporta para cada grupo de experiência; (C) Diagrama de caixa (boxplot) da produtividade ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) por classe de experiência dos(as) operadores(as). O boxplot exibe a distribuição dos dados de produtividade para cada classe, destacando a mediana, quartis e possíveis outliers, facilitando a comparação da variabilidade e dos valores típicos de produtividade entre as classes; (D) Diagrama de caixa (boxplot) do Volume Médio Individual (*VMI*) das áreas colhidas por classe de experiência dos(as) operadores(as). O boxplot ilustra a distribuição do *VMI* para cada classe, permitindo avaliar se há diferenças significativas no volume médio das árvores colhidas por operadores(as) com diferentes níveis de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A classe que apresentou menor valor médio em relação ao indicador VMI (m^3) é a mais de 10 até 15 anos de experiência. O maior tempo de experiência de trabalho obteve os melhores resultados produtivos. O teste de Wald-Wolfowitz não paramétrico foi utilizado para verificar se existe diferença estatística entre as médias de produtividade ($m^3 h^{-1}$) (Tabela 5).

Tabela 5 - Estatísticas descritivas dos indicadores de produtividade ($m^3 h^{-1}$) e VMI (m^3) estratificados por classes de tempo experiência dos(as) operadores(as), com inclinação acima de 28°

Indicadores	0 até 5 anos	mais de 5 até 10 anos	mais de 10 até 15 anos	>15 anos
Prod. Média ($m^3 h^{-1}$)	$18,81 \pm 6,50$ _b	$16,85 \pm 5,50$ _c	$19,79 \pm 4,99$ _a	$19,31 \pm 5,75$ _a
VMI (m^3)	$0,34 \pm 0,10$	$0,31 \pm 0,10$	$0,29 \pm 0,09$	$0,31 \pm 0,09$

Nota: As diferentes letras sobscritas em valores médios na mesma linha, indicam uma diferença estatisticamente significativa no nível de 5%.

Fonte: Elaborado pelo autor.

As classes de experiência apresentaram diferença entre as médias, sendo que o p-valor $< 0,05$, assim, existe diferença significativa entre as médias das classes de experiência para o indicador de produtividade, sendo que as classes de experiência mais de 10 até 15 anos e superior a 15 anos apresentaram resultados iguais para o teste e superiores às demais classes. A diferença estatística na produtividade entre as classes de experiência dos(as) operadores(as), apenas em terrenos com inclinação acima de 28° , e não abaixo, pode ser atribuída à maior complexidade e demanda técnica da operação em declives mais acentuados. Nessas condições mais desafiadoras, a habilidade, precisão e capacidade de tomada de decisão, que são aprimoradas com a experiência, tornam-se fatores mais críticos e diferenciadores no desempenho produtivo, conforme indicado pelos resultados da Tabela 5, na qual se observa que as classes com maior tempo de serviço apresentaram médias superiores. Em contraste, em terrenos menos inclinados, a operação é geralmente mais simples, fazendo com que as distinções de habilidade entre as classes de experiência tenham um impacto menos pronunciado estatisticamente, podendo outros fatores, como o VMI , exercerem influência relativamente maior.

O coeficiente de correlação linear (r) médio entre y observado e y estimado obtido para a classe de 0 até 5 anos, foi de 0,6999. O melhor resultado para essa análise foi obtido para o modelo Logístico. Para o erro padrão residual (s), o modelo de Logístico também obteve o melhor resultado. Outros modelos que apresentaram resultados próximos ao Logístico, foram o

Gompertz e o Exponencial Modificado.

Para a classe de tempo de experiência mais de 5 até 10 anos, o coeficiente de correlação linear (r) médio obtido, entre os modelos analisados, foi de 0,586039. Nessa análise, o melhor resultado foi encontrado para o modelo Logístico. Os resultados para o coeficiente de correlação linear foram semelhantes para essa classe, diferenciando-se apenas na terceira casa decimal. Para o erro padrão residual (s), o modelo Exponencial Modificado obteve o melhor resultado. O erro padrão residual é uma medida de dispersão dos resíduos, ou seja, o quão distante as previsões do modelo estão dos valores observados. Um menor erro padrão residual indica que o modelo Exponencial Modificado tem uma maior precisão na estimativa dos valores de produtividade. Essa característica é importante, pois reflete melhor a dinâmica do processo de colheita nessa faixa de *VMI*. Na classe mais de 5 até 10 anos, o erro padrão residual foi determinante para a escolha do modelo Exponencial Modificado, levando-se em consideração que ocorreu uma semelhança importante entre o (r) e na análise gráfica dos modelos (Tabela 6 e Figura 7). Assim, dado que a curva do modelo Exponencial Modificado apresenta maior semelhança com a realidade da operação de colheita florestal, esta foi a razão de sua escolha (Tabela 6 e Figura 7).

Na classe de tempo de experiência mais de 10 até 15 anos, o coeficiente de correlação linear (r) médio obtido entre os modelos analisados foi de 0,475659. O modelo que alcançou o melhor resultado foi o Exponencial Modificado. Este modelo também obteve o melhor resultado para o erro padrão residual (s). Assim sendo, os valores de (r) e (s) foram cruciais para selecionar o modelo como sendo aquele de melhor ajuste (Tabela 6 e Figura 7).

O coeficiente de correlação linear (r) médio obtido entre os modelos analisados para a classe de tempo de experiência superior a 15 anos foi 0,5331. O modelo Exponencial Modificado assim como na classe anterior obteve o melhor resultado para o erro padrão residual (s). Apenas no intervalo do eixo x de 0,53 a 0,65 m^3 , o modelo Exponencial Modificado apresentou um melhor ajuste aos pontos observados. Nessa classe, todos os critérios de decisão foram favoráveis ao modelo Exponencial Modificado, o que o levou a ser o escolhido para essa classe de tempo de experiência (Tabela 6 e Figura 7). Observou-se que modelo Exponencial Modificado apresentou melhor ajuste da curva aos pontos observados e à realidade da operação (Figura 8).

Tabela 6 - Descrição dos modelos testados, por classe de tempo de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°

Modelos	Classe de Inclinação	Classe de Experiência	Parâmetros				Erro padrão residual	Coeficiente de correlação linear
			a	b	c	d		
Gompertz	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	2,89076E+35	4,375863	0,028119	-	4,675387	0,720503
Logístico	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	-0,374628	-1,033179	0,035281	-	4,589609	0,732535
Exponencial Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	44,244461	-0,281671	-	-	5,158692	0,626139
Richards	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	378,937435	21,278935	12,410395	5,616199	4,765710	0,720820
Gompertz	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	23,210728	1,247849	8,219452	-	4,492460	0,587056
Logístico	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	22,458041	8,498357	11,194233	-	4,491946	0,587183
Exponencial Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	33,073557	-0,198981	-	-	4,484287	0,583879
Richards	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	22,688064	1,390188	10,127330	0,650366	4,512937	0, 587220
Gompertz	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	135,364118	0,856699	0,689838	-	4,616282	0,474592
Logístico	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	1545693,971732	114306,897145	1,283816	-	4,615576	0,474841
Exponencial Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	31,527621	-0,128313	-	-	4,488946	0,478363
Richards	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	171,873233	16,311686	8,236621	6,415808	4,742054	0,474841
Gompertz	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$te > 15$ anos	23,704468	1,402241	10,743327	-	4,956257	0,533660
Logístico	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$te > 15$ anos	23,265139	8,835488	13,591668	-	4,966201	0,530962
Exponencial Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$te > 15$ anos	33,328297	-0,157335	-	-	4,907718	0,533838
Richards	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$te > 15$ anos	23,703218	-4,728463	10,749621	0,002170	5,005599	0,533654

Nota: s = erro padrão residual e r = coeficiente de correlação linear entre y observado e y estimado.

Fonte: Elaborado pelo autor.

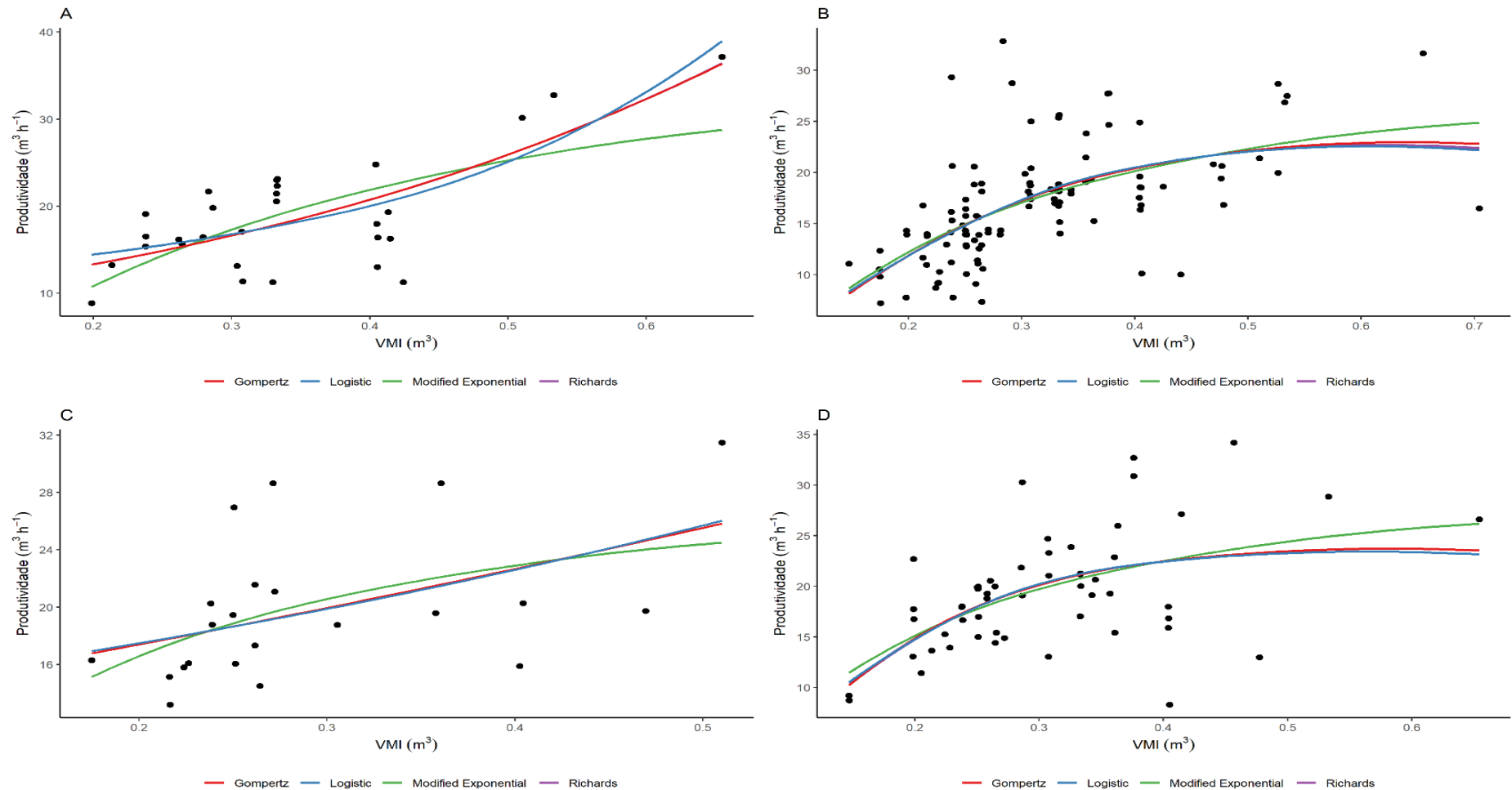


Figura 8 - Curvas dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28° .

(A) Modelos testados para a classe de 0 até 5 anos ($0 \leq te \leq 5$ anos). (B) Modelos testados para a classe mais de 5 até 10 anos ($5 < te \leq 10$ anos). (C) Modelos testados para a classe mais de 10 até 15 anos ($10 < te \leq 15$ anos). (D) Modelos testados para a classe > 15 anos ($te > 15$ anos). Sendo que (te) representa o tempo de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

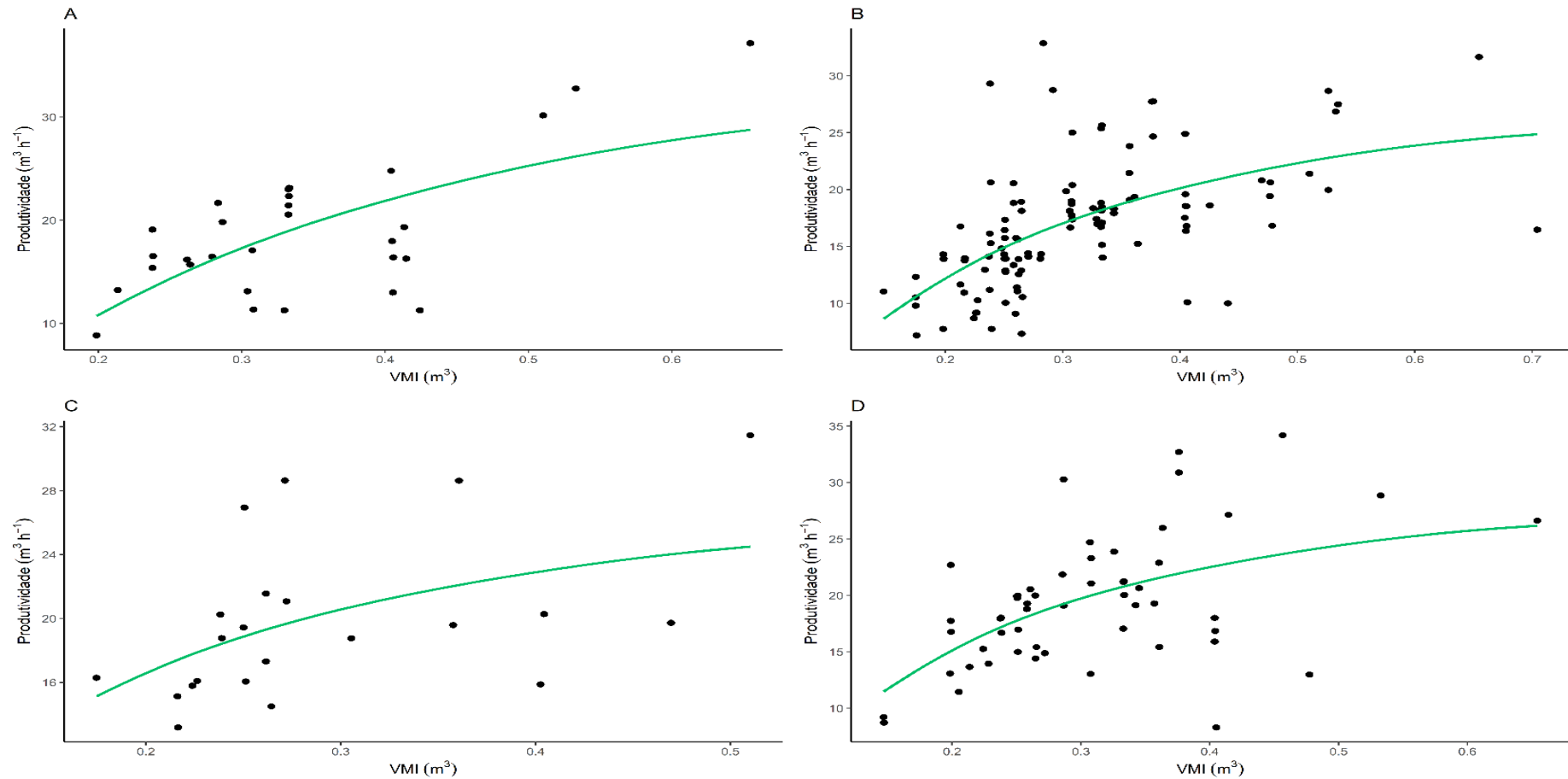


Figura 9 - Curva do modelo Exponencial Modificado, selecionado por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28° .

(A) Exponencial Modificado selecionado para a classe de 0 até 5 anos ($0 \leq te \leq 5$ anos). (B) Exponencial Modificado selecionado para a classe mais de 5 até 10 anos ($5 < te \leq 10$ anos). (C) Exponencial Modificado selecionado para a classe mais de 10 até 15 anos ($10 < te \leq 15$ anos). (D) Exponencial Modificado selecionado para a classe > 15 anos ($te > 15$ anos). Sendo que (te) representa o tempo de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A variação na quantidade de dados da Figura 9 pode ser explicada por fatores inerentes à coleta de dados em operações reais de colheita florestal, pois o volume de dados coletados para cada classe de experiência pode ser influenciado pela disponibilidade de operadores(as) em cada categoria, pela distribuição das atividades ao longo do período de estudo e por outros fatores logísticos. No entanto, é importante ressaltar que, apesar das diferenças na quantidade de dados, precauções foram tomadas para garantir a robustez das análises realizadas. Os modelos estatísticos foram aplicados dentro de cada classe de experiência, o que permitiu analisar o comportamento da produtividade dentro de cada grupo, independentemente do tamanho amostral.

As combinações que possuem equações em comum são: 0 até 5 e mais de 5 até 10 anos; 0 até 5 e >15 anos e mais de 10 até 15 e >15 anos. Observa-se, visualmente, maior semelhança no traçado, com poucos desvios, entre as curvas que possuem equações em comum (Tabela 7 e Figura 10).

Tabela 7 - Teste de identidade de modelos, comparando as equações das classes de experiência em anos, duas a duas, utilizando o p-valor, com inclinação acima de 28°

Classes de Experiência	0 até 5 anos	mais de 5 até 10 anos	mais de 10 até 15 anos	>15 anos
0 até 5 anos	-	0,303237	0,046056	0,096230
mais de 5 até 10 anos	-	-	0,000000	0,002686
mais de 10 até 15 anos	-	-	-	0,748528
>15 anos	-	-	-	-

Nota: p-valor < 0,05 - rejeita-se H_0 , logo as duas equações não podem ser substituídas por uma equação comum. p-valor > 0,05 - H_0 não é rejeitada, podendo assumir uma equação comum aos dois casos. Nível de significância de 5%.

Fonte: Elaborado pelo autor.

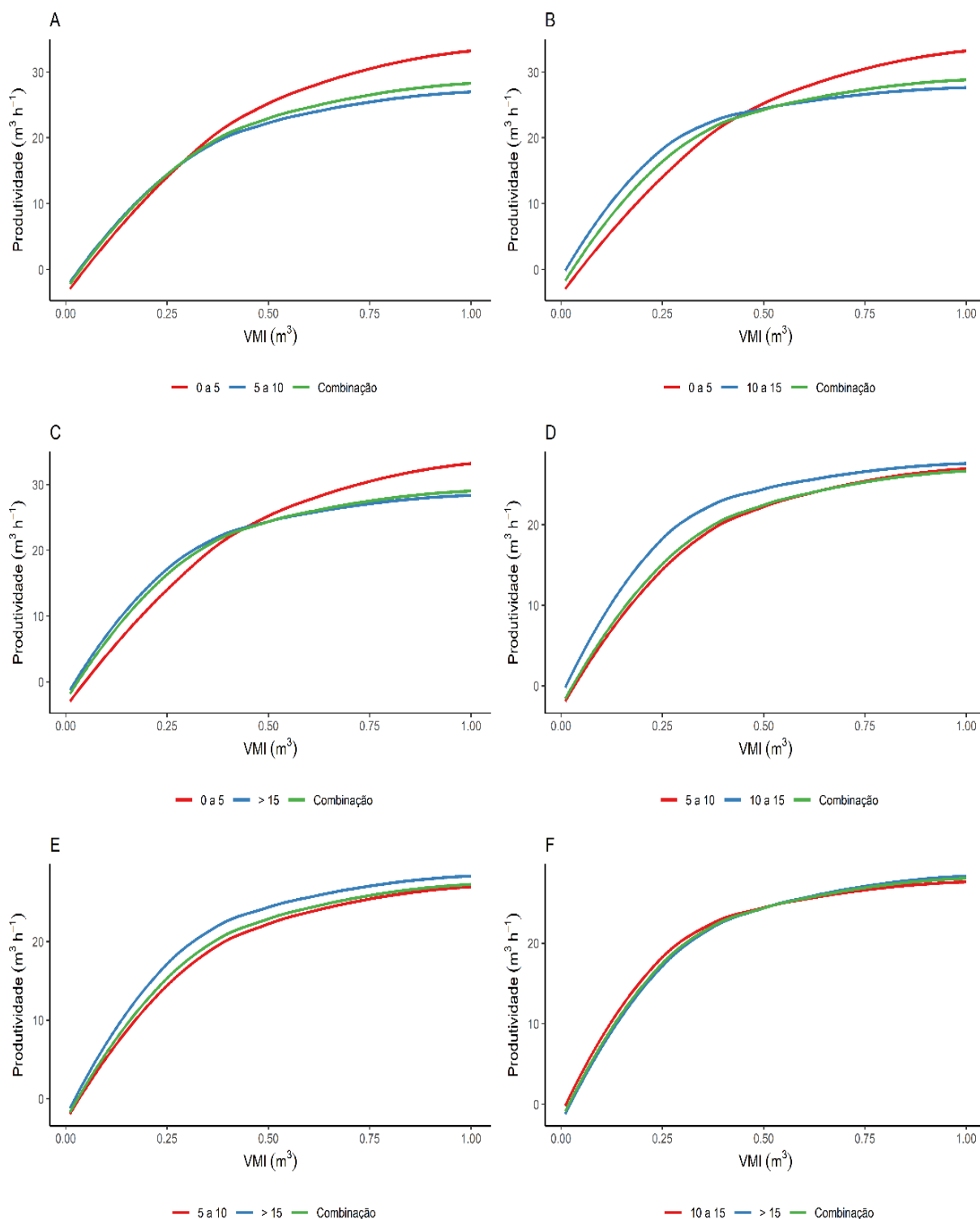


Figura 10 – Combinação, duas a duas, entre as curvas de classes de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28° .

(A) Combinação entre as classes de 0 até 5 e mais de 5 até 10 anos. (B) Combinação entre as classes de 0 até 5 e mais de 10 até 15 anos. (C) Combinação entre as classes de 0 até 5 e > 15 anos. (D) Combinação entre as classes mais de 5 até 10 e mais de 10 até 15 anos. (E) Combinação entre as classes mais de 5 até 10 e > 15 anos. (F) Combinação entre as classes mais de 10 até 15 e > 15 anos.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.3 Eficiência energética até 28° de inclinação

A média de eficiência energética encontrada para as classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as) foi de $1,04 \text{ L m}^{-3}$, trabalhados com valor de *VMI* correspondente a $0,31 \text{ m}^3$.

A eficiência energética foi melhor na classe mais 10 até 15 anos de experiência, com o resultado de $0,96 \text{ L m}^{-3}$, nas áreas com inclinação inferior a 28° . Esse valor foi encontrado em áreas com *VMI* de $0,22 \text{ m}^3$. Essa média de eficiência energética encontrada para a classe mais de 10 até 15 anos foi 6% inferior à encontrada para classe de 0 até 5 anos e 20% inferior à classe de tempo de experiência mais de 5 até 10anos.

Os resultados indicaram que as classes de tempo de experiência mais elevado geraram melhores resultados de eficiência energética. O teste de Wald-Wolfowitz foi realizado para analisar se existe diferença estatística entre as médias de eficiência energética L m^{-3} (Tabela 8).

Tabela 8 - Estatísticas descritivas dos indicadores de eficiência energética (L m^{-3}) e *VMI* (m^3) estratificados por classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as), com inclinação até 28°

Indicadores	0 até 5 anos	mais de 5 até 10 anos	mais de 10 até 15 anos	>15 anos
Efíc. Média (L m^{-3})	$1,02 \pm 0,42_a$	$1,15 \pm 0,43_a$	$0,96 \pm 0,29_a$	$1,01 \pm 0,31_a$
<i>VMI</i> (m^3)	$0,31 \pm 0,08$	$0,28 \pm 0,07$	$0,22 \pm 0,05$	$0,28 \pm 0,07$

Nota: As diferentes letras sobrescritas em valores médios na mesma linha, indicam uma diferença estatisticamente significativa no nível de 5%.

Fonte: Elaborado pelo autor.

As classes de tempo de experiência não apresentaram diferença entre as médias. Sendo que o valor $p > 0,05$ não existe diferença significativa entre as médias das classes de experiência para o indicador de eficiência energética (Figura 11).

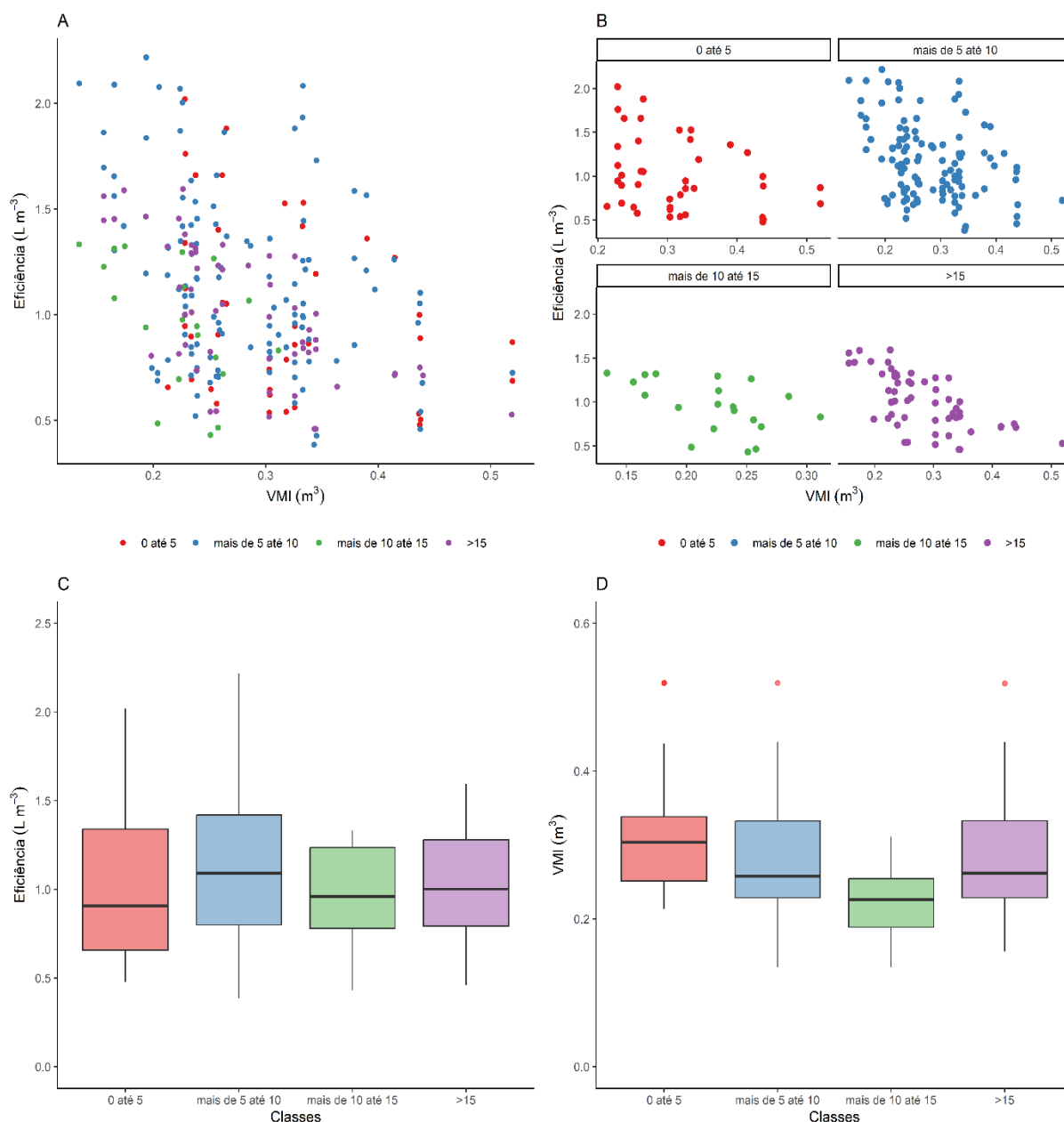


Figura 11 - Análise da eficiência energética e do Volume Médio Individual (*VMI*) na colheita florestal em povoamentos de eucalipto, estratificada por classes de experiência dos(as) operadores(as).

(A) Dispersão geral da eficiência energética das máquinas (L m^{-3}) em função do Volume Médio Individual (*VMI*) das áreas colhidas. Os pontos representam dados de todas as classes de experiência combinados, permitindo visualizar a tendência geral da relação entre produtividade e *VMI*; (B) Dispersão da eficiência energética em função do *VMI*, com os dados separados por classes de experiência dos(as) operadores(as) (0 até 5 anos; mais de 5 até 10 anos; mais de 10 até 15 anos; >15 anos). Esta separação permitiu comparar visualmente como a relação entre eficiência energética e *VMI* se comporta para cada grupo de experiência; (C) Diagrama de caixa (boxplot) da eficiência energética por classe de experiência dos(as) operadores(as). O boxplot exibe a distribuição dos dados de eficiência energética para cada classe, destacando a mediana, quartis e possíveis outliers, facilitando a comparação da variabilidade e dos valores típicos de eficiência energética entre as classes; (D) Diagrama de caixa (boxplot) do Volume Médio Individual (*VMI*) das áreas colhidas por classe de experiência dos(as) operadores(as). O boxplot ilustra a distribuição do *VMI* para cada classe, permitindo avaliar se há diferenças significativas no volume médio das árvores colhidas por operadores(as) com diferentes níveis de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O coeficiente de correlação linear (r) médio entre y observado e y estimado dos modelos analisados para a classe de 0 até 5 anos foi igual a 0,3141. Os resultados de (r) foram semelhantes para essa classe, diferenciando-se apenas na terceira casa decimal. Com o erro padrão residual (s) ocorreu o mesmo, ou seja, apenas na terceira casa decimal após a vírgula ocorreu diferença entre os modelos. Na classe de tempo de experiência de 0 até 5 anos, embora tenha sido observado similaridade entre os valores de (r) e (s) dos modelos, o melhor ajuste dos pontos observados ocorreu no modelo Geométrico Modificado, o qual foi escolhido para essa classe (Tabela 9 e Figura 12). O coeficiente de correlação linear (r) médio entre os modelos analisados para a classe de tempo de experiência mais de 5 até 10 anos, foi de 0,3999. O melhor resultado foi encontrado no modelo Geométrico Modificado, sendo que se obteve também o melhor resultado para erro padrão residual (s) nesse modelo. No intervalo do eixo x de 0,13 a 0,16 m^3 , o modelo Geométrico Modificado apresentou um melhor ajuste aos pontos observados. Assim, as características gráficas e os valores de (r) e (s) foram importantes para selecionar o modelo Geométrico Modificado para essa classe de tempo de experiência (Tabela 9 e Figura 12).

Para a classe de tempo de experiência mais de 10 até 15 anos, o coeficiente de correlação linear (r) médio entre os modelos analisados foi de 0,5289. O melhor resultado nessa análise foi obtido para o modelo Geométrico Modificado. Nesse modelo obteve-se também o melhor resultado para o erro padrão residual (s), igual a 0,255607. No intervalo do eixo x de 0,28 a 0,31 m^3 , o modelo Geométrico Modificado apresentou um melhor ajuste aos pontos observados. Dessa forma, os valores de (r) e (s) fundamentaram a escolha do modelo Geométrico Modificado também para essa classe (Tabela 9 e Figura 12).

Na classe de tempo de experiência dos(as) operadores(as) superior a 15 anos, o coeficiente de correlação linear (r) médio obtido entre os modelos analisados foi 0,6589. O melhor resultado encontrado foi do modelo Potencial, dada a proximidade entre os resultados de (r) nessa classe de tempo de experiência. Também para o erro padrão residual, o melhor resultado foi obtido pelo modelo Potencial. Analisando graficamente os dados, no intervalo do eixo x de 0,16 a 0,17 m^3 , as curvas de três modelos apresentaram ajustes próximos aos pontos observados: Exponencial Modificado, Geométrico Modificado e Potencial. O modelo Potencial possui pequena diferença, considerando-se o ajuste dos pontos, no qual a curva se encontra abaixo das demais. No intervalo do eixo x de 0,36 a 0,52 m^3 , o modelo Potencial está mais ajustado aos pontos observados. No entanto, devido às semelhanças nos valores de (r) e (s), o modelo selecionado para essa classe foi o Geométrico Modificado (Tabela 9 e Figura 12).

Tabela 9 - Descrição dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°

Modelos	Classe de Inclinação	Classe de Experiência	Parâmetros		Erro padrão residual	Coeficiente de correlação linear
			a	b		
Geométrico Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	0,738580	-0,074082	0,401738	0,311338
Exponencial	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	1,702358	-1,670844	0,401274	0,314665
Exponencial Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	0,577305	0,165024	0,401373	0,313962
Potencial	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	0,528319	-0,543015	0,400997	0,316638
Geométrico Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	0,830521	-0,059988	0,386700	0,427836
Exponencial	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	1,977349	-1,970105	0,399558	0,357509
Exponencial Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	0,647312	0,147562	0,388086	0,420923
Potencial	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	0,533663	-0,579259	0,393318	0,393502
Geométrico Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	0,646849	-0,051924	0,255607	0,536542
Exponencial	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	2,054272	-3,473547	0,259998	0,513030
Exponencial Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	0,493697	0,139035	0,255642	0,536357
Potencial	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	0,317633	-0,717701	0,256934	0,529589
Geométrico Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$te > 15$ anos	0,672544	-0,075212	0,241761	0,647428
Exponencial	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$te > 15$ anos	2,315036	-3,037687	0,237738	0,662068
Exponencial Modificado	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$te > 15$ anos	0,485453	0,188285	0,239087	0,657222
Potencial	$0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$	$te > 15$ anos	0,349946	-0,074082	0,235805	0,668903

Nota: s = erro padrão residual e r = coeficiente de correlação linear entre y observado e y estimado.

Fonte: Elaborado pelo autor.

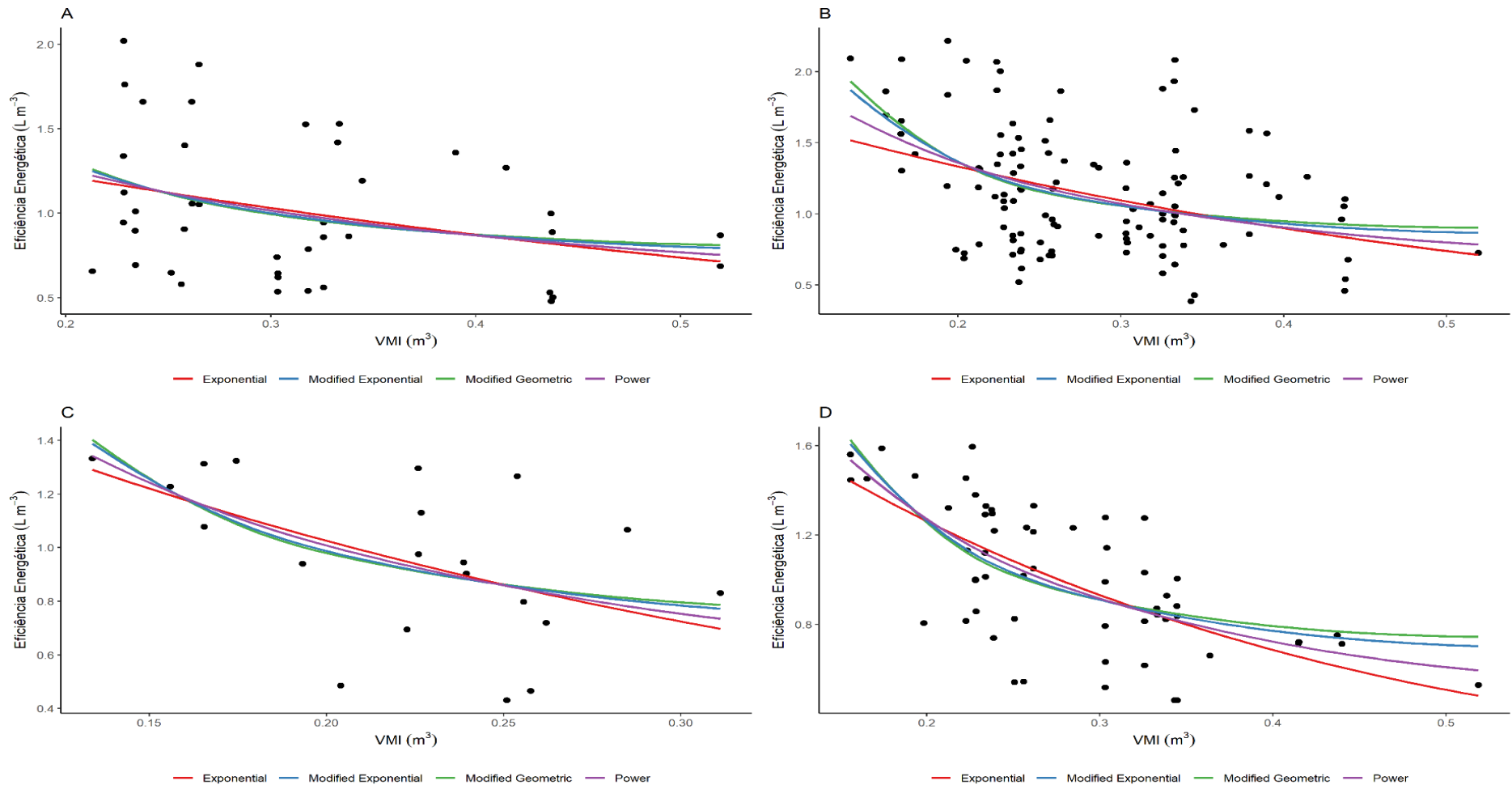


Figura 12 - Curvas dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.

(A) Modelos testados para a classe de 0 até 5 anos ($0 \leq te \leq 5$ anos). (B) Modelos testados para a classe mais de 5 até 10 anos ($5 < te \leq 10$ anos). (C) Modelos testados para a classe mais de 10 até 15 anos ($10 < te \leq 15$ anos). (D) Modelos testados para a classe > 15 anos ($te > 15$ anos). Sendo que (te) representa o tempo de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os valores de (r) e (s) foram próximos para quase todas as classes de experiência analisadas. Levando-se em consideração que apenas um modelo é escolhido, neste caso, foi o Geométrico Modificado (Figura 13).

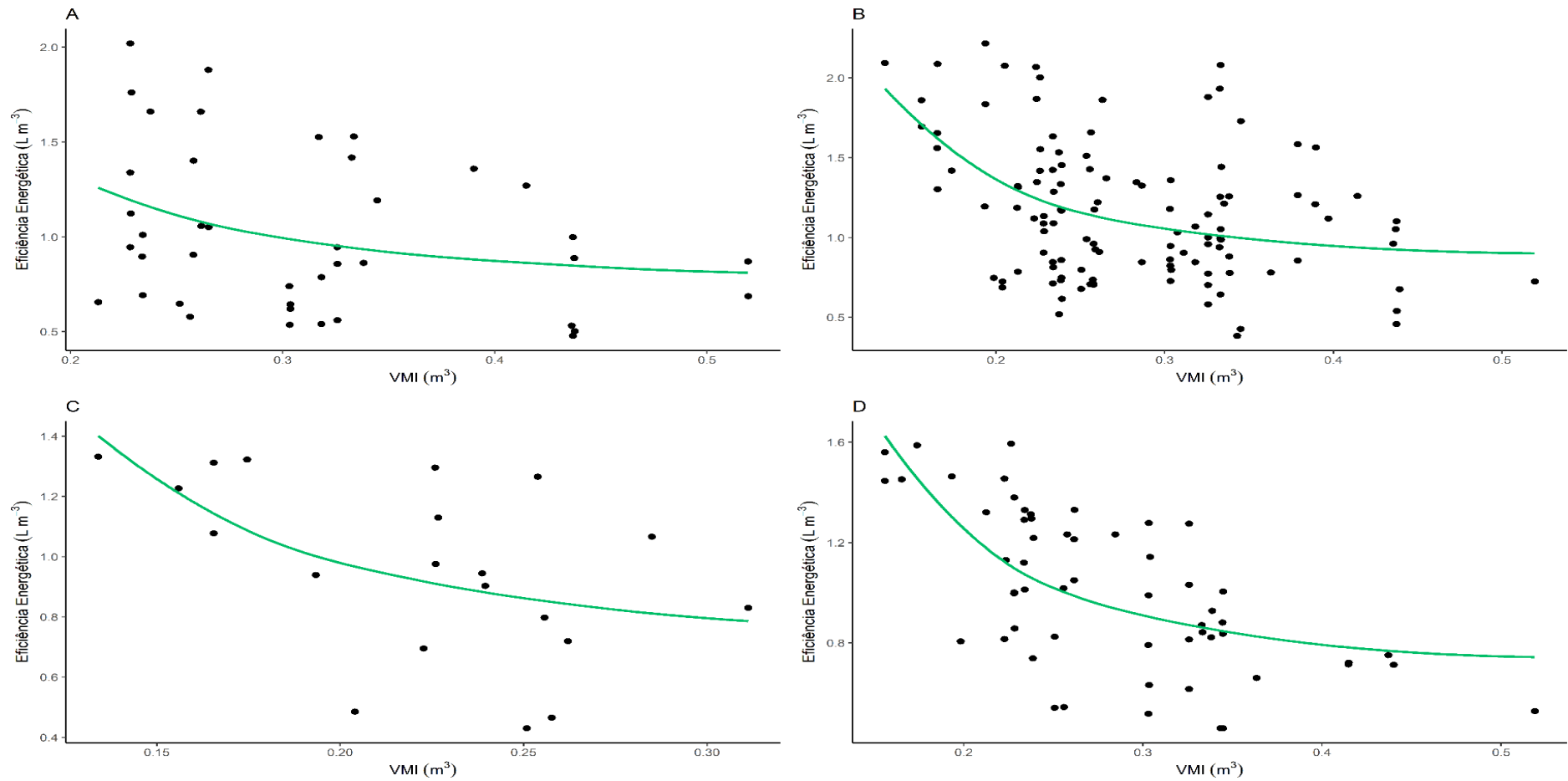


Figura 13 - Curva do modelo Geométrico Modificado, selecionado por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.

(A) Geométrico Modificado selecionado para a classe de 0 até 5 anos ($0 \leq te \leq 5$ anos). (B) Geométrico Modificado selecionado para a classe mais de 5 até 10 anos ($5 < te \leq 10$ anos). (C) Geométrico Modificado selecionado para a classe mais de 10 até 15 anos ($10 < te \leq 15$ anos). (D) Geométrico Modificado selecionado para a classe > 15 anos ($te > 15$ anos). Sendo que (te) representa o tempo de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

As combinações que possuem equações em comum são: 0 até 5 e mais de 5 até 10 anos; 0 até 5 e mais de 10 até 15 anos; 0 até 5 e >15 anos e mais de 5 até 10 e >15 anos. Nas equações em comum, percebe-se maior semelhança no traçado, com pouco desvios das curvas (Tabela 10 e Figura 14).

Tabela 10 - Teste de identidade de modelos, comparando-se as equações das classes de tempo de experiência em anos, duas a duas, utilizando-se o p-valor, com inclinação até 28°

Classes de Experiência	0 até 5 anos	mais de 5 até 10 anos	mais de 10 até 15 anos	>15 anos
0 até 5 anos	-	0,952671	0,350496	0,797057
mais de 5 até 10 anos	-	-	0,011337	0,212228
mais de 10 até 15 anos	-	-	-	0,029721
>15 anos	-	-	-	-

Nota: p-valor $\leq 0,05$ - Rejeita-se H_0 , logo as duas equações não podem ser substituídas por uma equação comum. p-valor $> 0,05$ - H_0 não é rejeitada, podendo assumir uma equação comum aos dois casos.

Fonte: Elaborado pelo autor.

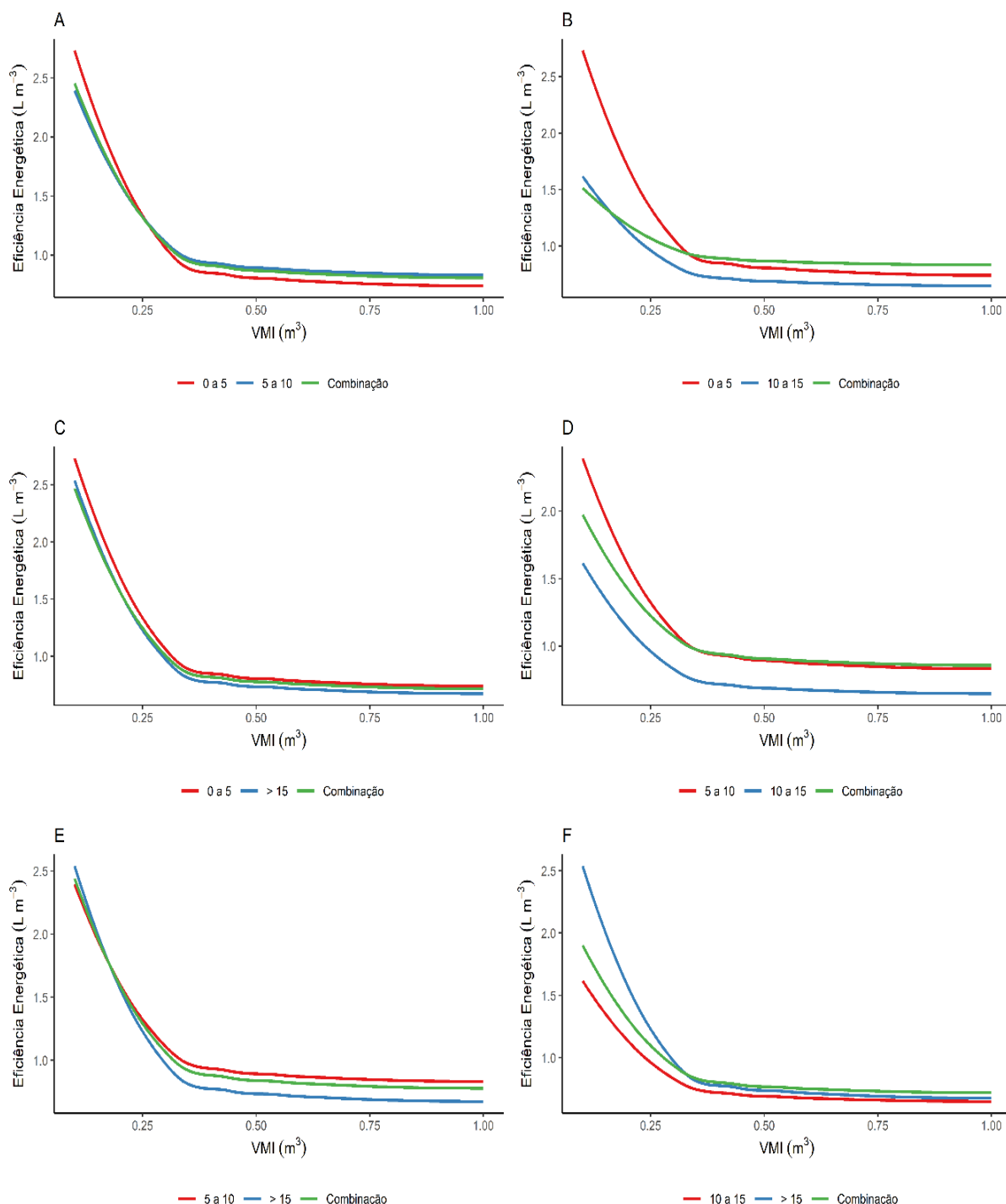


Figura 14 – Combinação, duas a duas, entre as curvas de classes de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação até 28°.

(A) Combinação entre as classes de 0 até 5 e mais de 5 até 10 anos. (B) Combinação entre as classes de 0 até 5 e mais de 10 até 15 anos. (C) Combinação entre as classes de 0 até 5 e > 15 anos. (D) Combinação entre as classes mais de 5 até 10 e mais de 10 até 15 anos. (E) Combinação entre as classes mais de 5 até 10 e > 15 anos. (F) Combinação entre as classes mais de 10 até 15 e > 15 anos.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4 Eficiência energética acima de 28° de inclinação

A média de eficiência energética encontrada para as classes de experiência dos(as) operadores(as) foi de $1,04 \text{ L m}^{-3}$, trabalhados em que a média de *VMI* igual a $0,32 \text{ m}^3$.

As classes com maior experiência de trabalho geraram melhores resultados de eficiência energética. Para entender se existe diferença estatística entre as médias de eficiência energética (L m^{-3}), foi realizado um teste de Wald-Wolfowitz, não paramétrico (Tabela 11).

Tabela 11 - Estatísticas descritivas dos indicadores de eficiência energética (L m^{-3}) e *VMI* (m^3) estratificados por classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as), com inclinação acima de 28°

Indicadores	0 até 5 anos	mais de 5 até 10 anos	mais de 10 até 15 anos	>15 anos
Efic. Média (L m^{-3})	$1,02 \pm 0,30$ _a	$1,18 \pm 0,44$ _a	$0,96 \pm 0,22$ _a	$1,01 \pm 0,32$ _a
<i>VMI</i> (m^3)	$0,35 \pm 0,10$	$0,31 \pm 0,09$	$0,30 \pm 0,09$	$0,31 \pm 0,09$

Nota: As diferentes letras sobrescritas em valores médios na mesma linha indicam uma diferença estatisticamente significativa no nível de 5%.

Fonte: Elaborado pelo autor.

As classes não apresentaram diferenças entre as médias, sendo que sendo o p-valor $> 0,05$, portanto não existe diferença significativa entre as médias das classes de tempo de experiência para o indicador de eficiência energética.

A eficiência energética foi melhor na classe mais de 10 até 15 anos, com o resultado de $0,96 \text{ L m}^{-3}$, em áreas com inclinação superior a 28° e *VMI* de $0,30 \text{ m}^3$. A média de eficiência energética encontrada para essa classe foi 6%, inferior à encontrada para classe de 0 até 5 anos. Já para a classe mais de 5 até 10 anos esse percentual foi 23% menor (Figura 15).

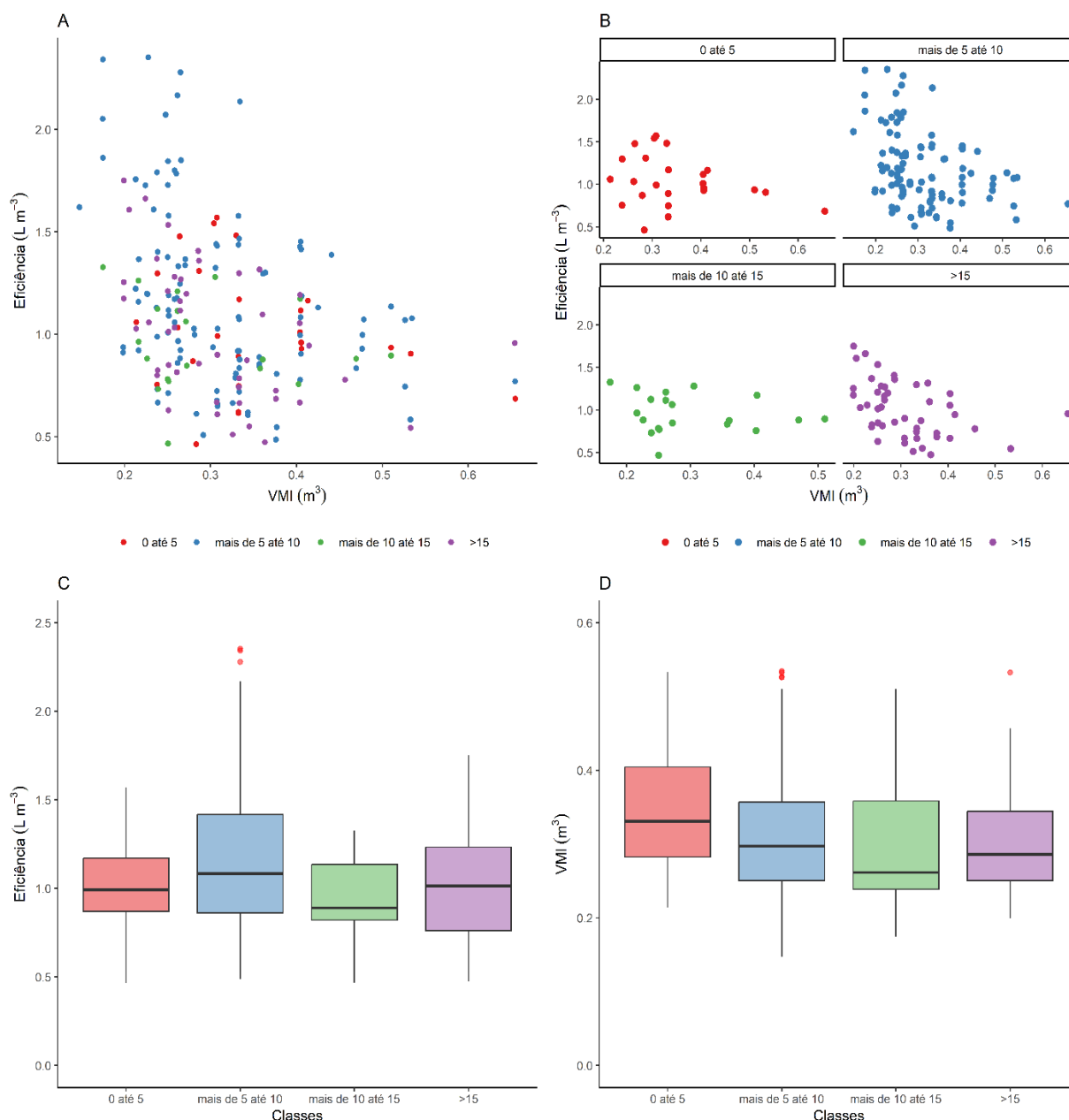


Figura 15 - Análise da eficiência energética e do Volume Médio Individual (*VMI*) na colheita florestal em povoamentos de eucalipto, estratificada por classes de experiência dos(as) operadores(as).

(A) Dispersão geral da eficiência energética das máquinas em função do Volume Médio Individual (*VMI*) das áreas colhidas. Os pontos representam dados de todas as classes de experiência combinados, permitindo visualizar a tendência geral da relação entre produtividade e *VMI*; (B) Dispersão da eficiência energética em função do *VMI*, com os dados separados por classes de experiência dos operadores(as) (0 até 5 anos; mais de 5 até 10 anos; mais de 10 até 15 anos; >15 anos). Esta separação permitiu comparar visualmente como a relação entre eficiência energética e *VMI* se comporta para cada grupo de experiência; (C) Diagrama de caixa (boxplot) da eficiência energética por classe de experiência dos(as) operadores(as). O boxplot exibe a distribuição dos dados de eficiência energética para cada classe, destacando a mediana, quartis e possíveis outliers, facilitando a comparação da variabilidade e dos valores típicos de eficiência energética entre as classes; (D) Diagrama de caixa (boxplot) do Volume Médio Individual (*VMI*) das áreas colhidas por classe de experiência dos(as) operadores(as). O boxplot ilustra a distribuição do *VMI* para cada classe, permitindo avaliar se há diferenças significativas no volume médio das árvores colhidas por operadores(as) com diferentes níveis de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O coeficiente de correlação linear (r) médio entre os modelos analisados para a classe de 0 até 5 anos foi 0,2177. O melhor resultado para essa análise foi do modelo Exponencial, o mesmo ocorrendo em relação ao erro padrão residual (s), no qual obteve-se o melhor resultado. No intervalo do eixo x de 0,53 a 0,65 m³, o modelo Exponencial apresentou um melhor ajuste aos pontos observados. Assim, a escolha do modelo Exponencial para a classe de tempo de experiência de 0 até 5 anos se deu pelos valores de (r) e (s) (Tabela 12 e Figura 16).

O coeficiente de correlação linear (r) médio entre os modelos analisados para a classe mais de 5 até 10 anos foi 0,4260. Nessa classe de tempo de experiência, o melhor resultado encontrado foi para o modelo Exponencial Modificado. Também para o erro padrão residual, o melhor resultado foi o do Exponencial Modificado. Nessa classe ocorreu uma proximidade entre os resultados de (s). No intervalo do eixo x de 0,15 a 0,21 m³, o modelo Exponencial apresentou ajuste inicial mais preciso que os demais modelos observados. No intervalo do eixo x de 0,28 a 0,31 m³, o modelo Potencial apresentou o melhor ajuste aos pontos. Devido à precisão do ajuste inicial da curva do modelo aos pontos observados, o Exponencial foi selecionado para essa classe de tempo de experiência (Tabela 12 e Figura 16).

Para classe de tempo de experiência mais de 10 até 15 anos, o coeficiente de correlação linear (r) médio foi de 0,238135, entre os modelos analisados. O melhor resultado para essa análise foi obtido para o modelo Geométrico Modificado. Já o modelo Exponencial atingiu o melhor resultado para o erro padrão residual (s). No intervalo do eixo x de 0,17 a 0,24 m, o Geométrico Modificado e o Exponencial Modificado apresentaram-se mais ajustados aos pontos observados. No intervalo do eixo x de 0,24 a 0,51 m³ ocorreu grande semelhança, com uma pequena tendência do modelo Exponencial a apresentar um melhor ajuste próximo ao ponto no eixo x 0,51 m³. Assim, o valor de (s) fundamentou a escolha do modelo Exponencial para essa classe de tempo de experiência (Tabela 12 e Figura 16).

Na classe de tempo de experiência dos(as) operadores(as) superior a 15 anos, o coeficiente de correlação linear (r) médio obtido, entre os modelos analisados, foi 0,521080 e o modelo que alcançou o melhor resultado foi o Geométrico Modificado. Já o melhor resultado para o erro padrão residual (s), foi atingido pelo modelo Exponencial. No intervalo do eixo x de 0,20 a 0,22 m³, o Geométrico Modificado e o Exponencial Modificado apresentaram-se mais ajustados aos pontos observados. No intervalo do eixo x de 0,41 a 0,65 m³, a curva que sofreu menor influência dos pontos fora da curva foi a do modelo Exponencial. Assim, é possível inferir que a essa curva apresenta melhor ajuste aos pontos observados nesse intervalo.

O valor de s embasou a escolha do modelo Exponencial para essa classe de tempo de experiência acima de 15 anos (Tabela 12 e Figura 17).

Tabela 12 - Descrição dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°

Modelos	Classe de Inclinação	Classe de Experiência	Parâmetros		Erro padrão residual	Coeficiente de correlação linear
			a	b		
Geométrico Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	0,908164	-0,033705	0,301848	0,191077
Exponencial	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	1,319973	-0,734170	0,297924	0,247791
Exponencial Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	0,809455	0,076239	0,301063	0,203762
Potencial	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$0 \leq te \leq 5$ anos	0,778126	-0,250595	0,299411	0,228056
Geométrico Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	0,861383	-0,068266	0,394612	0,437186
Exponencial	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	2,058512	-1,835141	0,402274	0,399268
Exponencial Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	0,660421	0,163668	0,394194	0,439139
Potencial	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$5 < te \leq 10$ anos	0,566240	-0,596599	0,396464	0,428396
Geométrico Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	0,826036	-0,031285	0,221080	0,280687
Exponencial	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	1,116985	-0,505015	0,226230	0,188079
Exponencial Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	0,753818	0,066682	0,222270	0,262383
Potencial	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$10 < te \leq 15$ anos	0,756407	-0,190925	0,224624	0,221392
Geométrico Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$te > 15$ anos	0,659738	-0,092465	0,272325	0,547880
Exponencial	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$te > 15$ anos	1,896340	-2,109393	0,286187	0,476562
Exponencial Modificado	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$te > 15$ anos	0,480390	0,209059	0,273596	0,541872
Potencial	$28^\circ < inc \leq 36^\circ$	$te > 15$ anos	0,424388	-0,699485	0,278451	0,518006

s = erro padrão residual e r = coeficiente de correlação linear entre y observado e y estimado.

Fonte: Elaborado pelo autor.

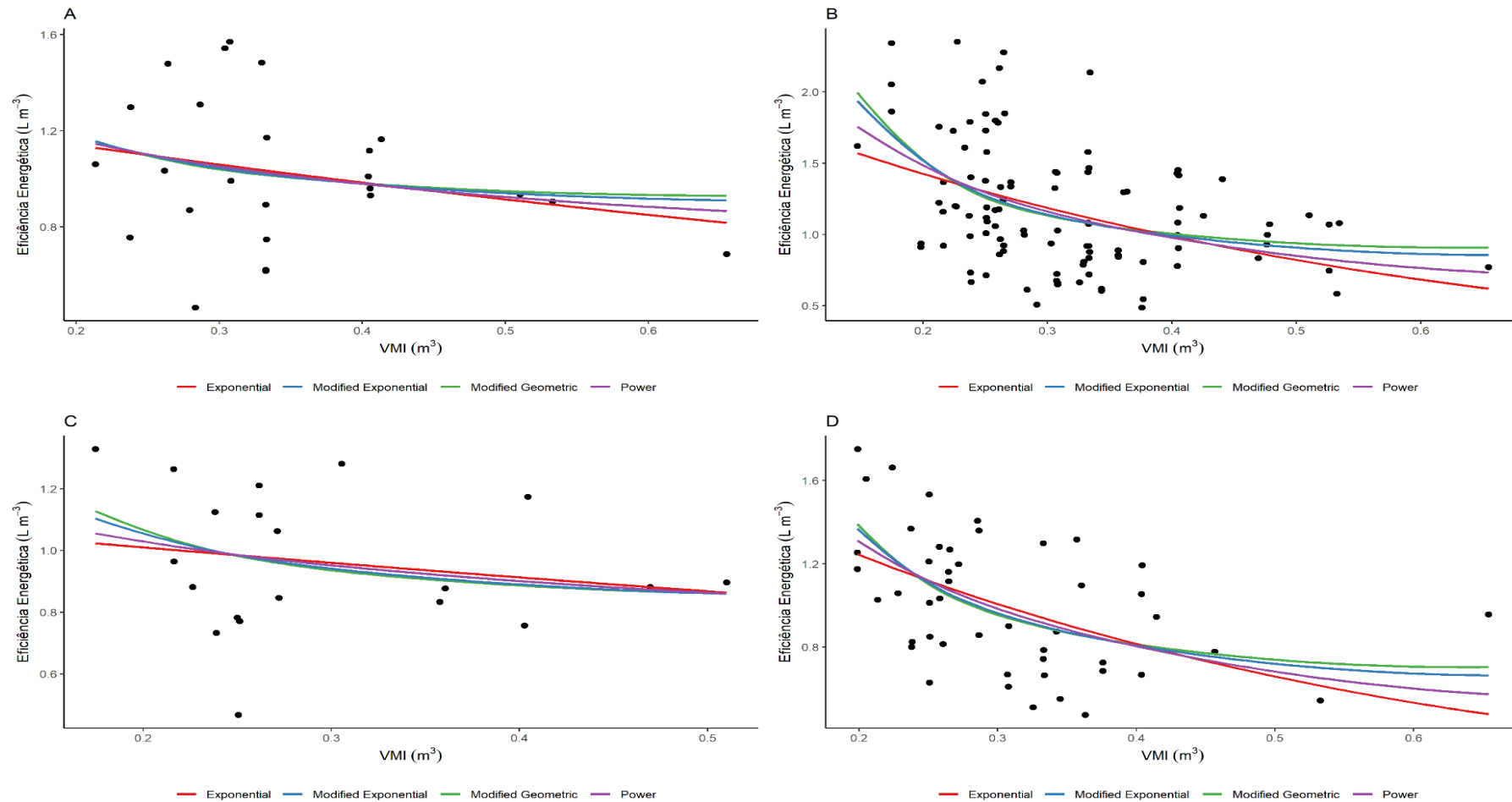


Figura 16 - Curvas dos modelos testados por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°.

(A) Modelos testados para a classe de 0 até 5 anos ($0 \leq te \leq 5$ anos). (B) Modelos testados para a classe mais de 5 até 10 anos ($5 < te \leq 10$ anos). (C) Modelos testados para a classe mais de 10 até 15 anos ($10 < te \leq 15$ anos). (D) Modelos testados para a classe > 15 anos ($te > 15$ anos). Sendo que (te) representa o tempo de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O modelo escolhido, por ter apresentado os melhores resultados para pelo menos um dos principais critérios de escolha, em cada uma das classes de tempo de experiência, foi o Exponencial (Figura 17).

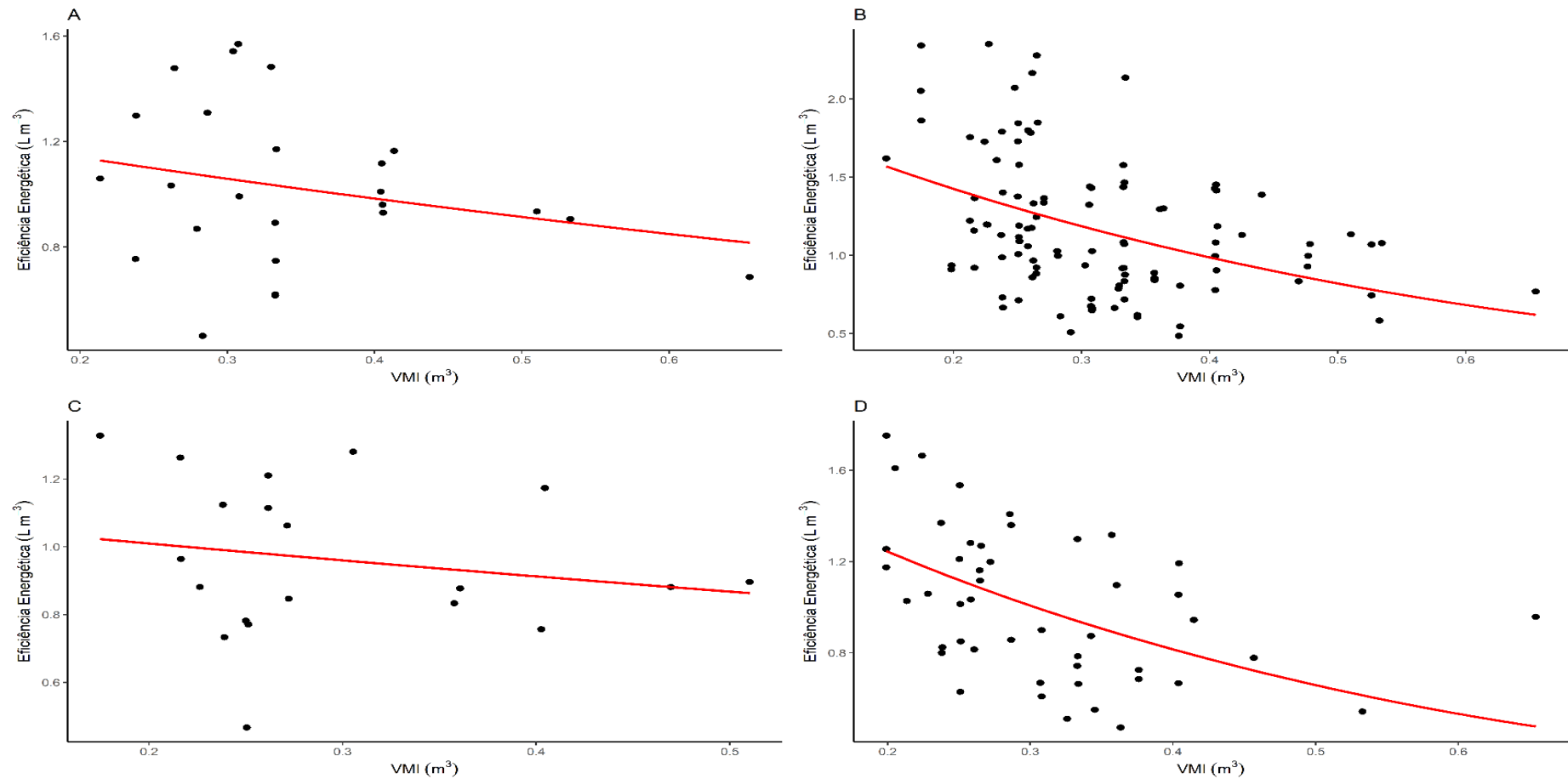


Figura 17 - Curva do modelo Exponencial, selecionado por classe de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28° .

(A) Modelo Exponencial selecionado para a classe de 0 até 5 anos ($0 \leq te \leq 5$ anos). (B) Modelo Exponencial selecionado para a classe mais de 5 até 10 anos ($5 < te \leq 10$ anos). (C) Modelo Exponencial selecionado para a classe mais de 10 até 15 anos ($10 < te \leq 15$ anos). (D) Modelo Exponencial selecionado para a classe > 15 anos ($te > 15$ anos). Sendo que (te) representa o tempo de experiência.

Fonte: Elaborado pelo autor.

As combinações que possuem equações em comum são: 0 até 5 e mais de 5 até 10 anos; 0 até 5 e mais de 10 até 15 anos e mais de 10 até 15 e >15 anos. Visualmente observa-se maior semelhança no traçado das curvas, com poucos desvios, nessas combinações (Figura 17 e Figura 18).

Tabela 13 - Teste de identidade de modelos, comparando-se as equações das classes de experiência em anos, duas a duas, utilizando-se o p-valor, com inclinação acima de 28°

Classes de Experiência	0 até 5 anos	mais de 5 até 10 anos	mais de 10 até 15 anos	>15 anos
0 até 5 anos	-	0,261565	0,504518	8,271693E-22
mais de 5 até 10 anos	-	-	0,013911	0,026418
mais de 10 até 15 anos	-	-	-	0,168173
>15 anos	-	-	-	-

Nota: $p\text{-valor} \leq 0,05$ - Rejeita-se H_0 , logo as duas equações não podem ser substituídas por uma equação comum.
 $p\text{-valor} > 0,05$ - H_0 não é rejeitada, podendo assumir uma equação comum aos dois casos.

Fonte: Elaborado pelo autor.

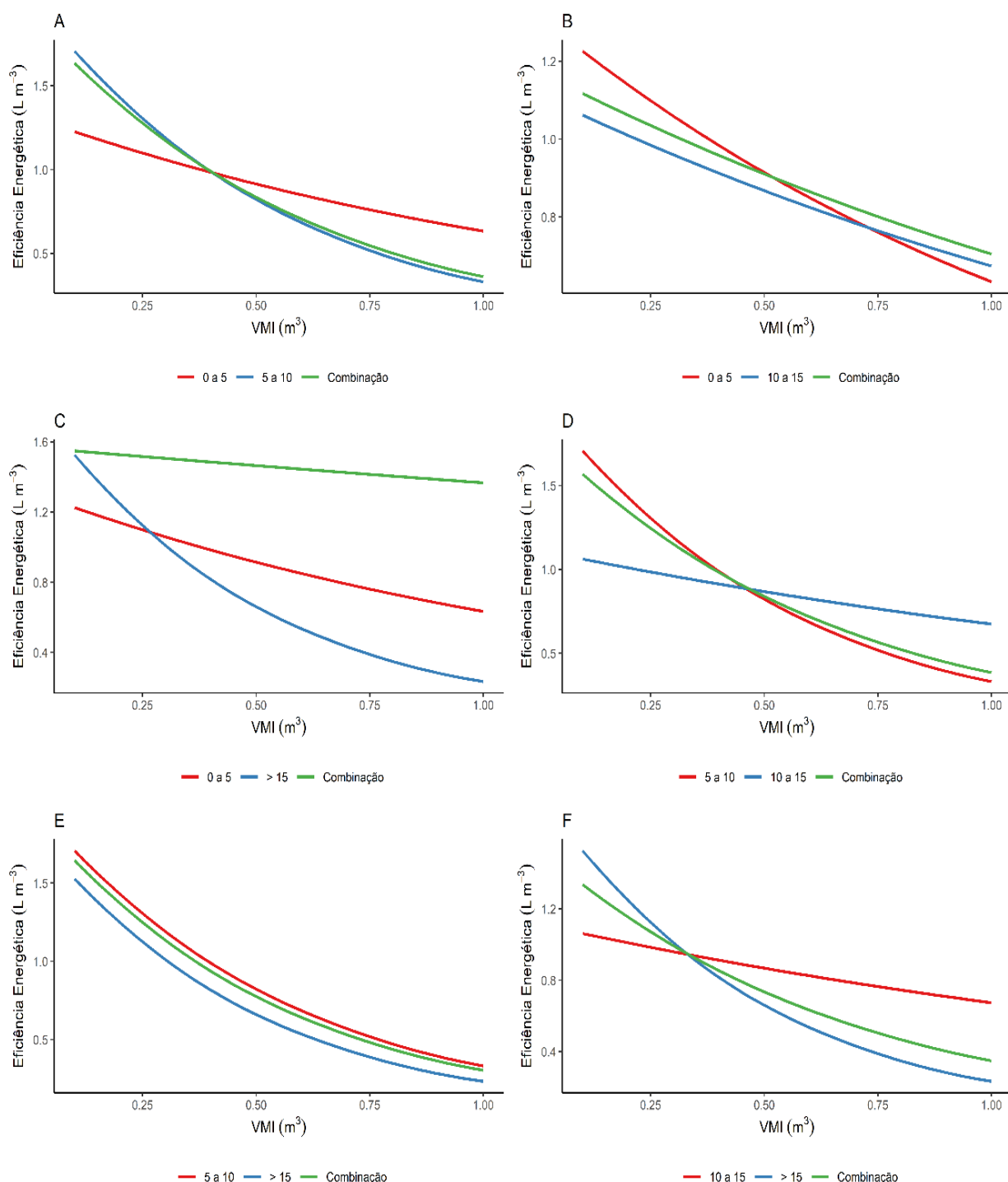


Figura 18 – Combinação, duas a duas, entre as curvas de classes de experiência dos(as) operadores(as) de máquinas, com inclinação acima de 28°.

(A) Combinação entre as classes de 0 até 5 e mais de 5 até 10 anos. (B) Combinação entre as classes de 0 até 5 e mais de 10 até 15 anos. (C) Combinação entre as classes de 0 até 5 e > 15 anos. (D) Combinação entre as classes mais de 5 até 10 e mais de 10 até 15 anos. (E) Combinação entre as classes mais de 5 até 10 e > 15 anos. (F) Combinação entre as classes mais de 10 até 15 e > 15 anos.

Fonte: Elaborado pelo autor.

5. DISCUSSÕES

O monitoramento das operações de colheita florestal evoluiu nos últimos anos, com a substituição dos diários de campo, redigidos à mão, pelos apontamentos digitais em computadores de bordo, que permitem acesso às informações geradas em tempo real (Venazzi *et al.*, 2023). As operações florestais de precisão, associadas aos conceitos da indústria 4.0, possibilitam coletar dados relativos às máquinas florestais por um período prolongado e com precisão suficiente para apoiar decisões que levem à otimização de estratégias nas operações de colheita florestal (Bacescu *et al.*, 2022). O uso destes dados, gerados por apontamentos digitais e produzidos no campo, é de suma importância para as análises das operações de colheita florestal e para encontrar oportunidades de ganhos no setor (Kemmerer e Lablle, 2021).

Os resultados das operações de colheita geralmente não são iguais, devido à variação nas condições de operação, à experiência do(a) operador(a) e às características do povoamento (Louis *et al.*, 2022). As projeções e análises das operações de colheita florestal são usualmente feitas por modelos de simulação, que têm como pré-requisito a disponibilidade de dados relevantes e suficientes sobre produtividade das máquinas, atrasos, padrões de ciclos e de organização do trabalho (Singh *et al.*, 2022).

A variação da produtividade das máquinas de colheita florestal que realizam o corte de madeira, em um mesmo processo operacional, pode ser atribuída às características das máquinas, à experiência dos(as) operadores(as) e, principalmente, ao volume das florestas que serão colhidas (Han e Han, 2020). As variáveis em nível de povoamento, como altura média das árvores e Diâmetro na Altura do Peito (*dap*), são as mais importantes nos modelos de produtividade, pois estão correlacionadas ao volume colhido, o qual tem um papel importante na previsão da produtividade das máquinas e no planejamento das operações de colheita florestal (Prinz *et al.*, 2018). O *dap* das árvores é uma variável que apresenta correlação positiva com a produtividade da colheita, sendo um preditor da produtividade do Harvester (Louis *et al.*, 2022).

O Método dos Mínimos Quadrados (MQQ) fundamentou a análise estatística deste estudo, sendo empregado para estimar os parâmetros dos modelos de regressão que descrevem a produtividade e a eficiência energética da colheita florestal em povoamentos de eucalipto. Amplamente utilizado em estudos florestais, o MQQ otimiza o ajuste das curvas teóricas aos dados empíricos ao minimizar a soma dos quadrados dos resíduos. Pesquisas (Silva *et al.*, 2024)

demonstram uma forte correlação negativa entre produtividade e eficiência energética das máquinas de colheita, indicando que o aumento da produtividade acarreta melhoria significativa na eficiência energética. Para a seleção dos modelos matemáticos mais adequados, utilizou-se o software CurveExpert®, enquanto o RStudio® foi empregado na condução das análises estatísticas e na geração dos gráficos.

Na seleção dos modelos estatísticos mais adequados, a análise do coeficiente de correlação linear (r) e do erro padrão residual (s) desempenha um papel crucial, pois ambos fornecem informações complementares sobre a qualidade do ajuste do modelo aos dados observados (Sobral e Barreto, 2016). O coeficiente de correlação linear (r) quantifica a força e a direção da relação linear entre os valores previstos pelo modelo e os valores reais. Especificamente, ele varia de -1 a 1, sendo que os valores próximos a 1 ou -1 indicam uma forte relação linear, positiva ou negativa, respectivamente, e valores próximos a 0 sugerem uma relação linear fraca ou inexistente. Assim, um alto valor absoluto de (r) é desejável, pois indica que o modelo explica uma proporção significativa da variabilidade nos dados, o que reforça sua capacidade de representá-los adequadamente.

Contudo, o coeficiente de correlação linear (r) avalia apenas a relação linear, não capturando desvios não lineares ou a precisão das previsões individuais. É nesse ponto que o erro padrão residual (s) se torna essencial. O erro padrão residual (s) mede a dispersão dos resíduos, ou seja, o quão distantes, em média, as previsões do modelo estão dos valores observados. Um menor erro padrão residual indica que o modelo tem maior precisão na estimativa dos valores, o que é crucial para a confiabilidade das previsões (Sobral e Barreto, 2016).

A seleção de um modelo estatístico eficaz requer a análise conjunta de (r) e (s). Um modelo ideal deve apresentar um alto valor absoluto de (r), indicando forte capacidade explicativa, e um baixo valor de (s), demonstrando alta precisão preditiva. Em situações em que há discrepância entre os modelos em relação a esses critérios, o julgamento do pesquisador, considerando o contexto teórico e prático do fenômeno estudado, torna-se fundamental para uma escolha equilibrada e justificada.

Foram observadas diferenças na produtividade das máquinas, de acordo com a inclinação do terreno e entre as classes de tempo experiência, com aumento produtivo de 2%, considerando a média da produtividade da área até 28° de inclinação em relação à área acima

de 28° de inclinação.

Os resultados deste estudo revelaram que, na avaliação da produtividade em terrenos com inclinação inferior a 28°, as classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as) com maior tempo de serviço (mais de 10 até 15 anos e >15 anos) se sobressaíram. Especificamente, a classe mais de 10 até 15 anos se destacou com a maior média de produtividade, seguida de perto pela classe com mais de 15 anos de experiência. Esse achado está alinhado com a expectativa de que a experiência contribui significativamente para o desempenho na operação de máquinas florestais. Operadores(as) mais experientes tendem a ter um domínio mais aprofundado das máquinas, maior familiaridade com as condições da floresta e maior habilidade na tomada de decisões operacionais, o que se traduz em maior eficiência e, consequentemente, maior produtividade.

Embora o teste de Wald-Wolfowitz não paramétrico não tenha revelado diferença estatística significativa na produtividade entre as classes de experiência, é fundamental considerar a justificativa para essa análise e suas implicações práticas. A estratificação por classes de experiência visou identificar como a proficiência do(a) operador(a) influenciou os indicadores de desempenho da colheita florestal, buscando determinar se operadores(as) mais experientes apresentam maior produtividade, menor variabilidade nos resultados ou se havia diferenças no *VMI* das áreas colhidas. Portanto, a ausência de significância estatística sugere que, em terrenos com menor inclinação, outros fatores (*VMI*, características da máquina, organização do trabalho) exercem maior influência sobre a produtividade do que a experiência do(a) operador(a).

Ainda que a análise estatística não tenha demonstrado diferenças significativas nas médias de produtividade entre as classes (Tabela 3), é crucial reconhecer a relevância prática das variações observadas, uma vez que pequenas diferenças na produtividade podem gerar impactos econômicos consideráveis em operações de grande escala. Ademais, as diferenças na variabilidade da produtividade entre as classes podem afetar a previsibilidade e a confiabilidade do processo de colheita. Embora a análise estatística quantifique tendências, ela nem sempre captura todos os fatores práticos relevantes, e, como destacam Tai e Gang (2011), dados de campo frequentemente apresentam dispersão, exigindo modelos para identificar tendências. Logo, os modelos deste estudo, mesmo com a ausência de diferenças estatísticas marcantes nas médias, fornecem informações valiosas sobre o comportamento da produtividade em relação

ao *VMI* por classe de experiência, auxiliando na otimização da alocação de operadores(as), planejamento de treinamentos e previsão da produção, o que é relevante para a gestão florestal.

Na modelagem da produtividade em terrenos com inclinação inferior a 28°, o modelo de Richards se sobressaiu em relação aos demais modelos testados, pois se mostrou mais consistente com a distribuição dos dados observados, capturando de forma mais eficaz a tendência de crescimento da produtividade com o aumento do *VMI* e a subsequente estabilização em níveis mais elevados de *VMI*. Essa capacidade de descrever tanto a fase de crescimento quanto a fase de estabilização da produtividade é uma característica importante do modelo de Richards, que o torna particularmente adequado para modelar fenômenos biológicos e de produção que exibem essa dinâmica. Além disso, o modelo de Richards apresentou, em geral, valores de coeficiente de correlação (r) mais elevados em comparação com os outros modelos, indicando um melhor ajuste aos dados.

Cabe ressaltar que a tendência de "caída" observada em algumas representações do Modelo de Richards nas Figuras pode ser explicada pelas características intrínsecas do modelo e sua interação com os dados específicos da colheita florestal, conforme explicado no trabalho de Tai e Gang (2011). O Modelo de Richards, sendo um modelo sigmoidal, é projetado para descrever fenômenos de crescimento com uma fase de desaceleração. Em alguns casos, após a fase de crescimento rápido, o modelo pode apresentar uma ligeira diminuição em vez de uma estabilização perfeita no platô. Isso ocorre porque os parâmetros do modelo, ajustados aos dados, podem resultar em uma curva que captura uma leve correção na desaceleração. No contexto da colheita florestal, essa "caída" deve ser interpretada com cautela. Na prática, a produtividade geralmente aumenta com o *VMI* até um ponto de otimização, quando o volume de madeira colhida por hora é maximizado. Contudo, essa relação não é linear nem indefinidamente ascendente. Após um determinado *VMI*, a produtividade pode estagnar ou mesmo declinar devido a diversos fatores interligados. Entre eles, destacam-se as limitações mecânicas dos Harvesters, cuja capacidade para processar árvores de grande porte é finita, podendo levar a um aumento no tempo de corte, desgalhamento e seccionamento e, conseqüentemente, à redução da produtividade volumétrica horária. Adicionalmente, o desempenho humano também influencia, pois a eficiência dos(as) operadores(as) pode ser comprometida ao lidar com árvores excessivamente grandes, resultando em maior fadiga e necessidade de precisão, o que impacta negativamente a produtividade. Por fim, as condições operacionais, como a densidade da vegetação e a topografia nos talhões com árvores muito

grandes, podem dificultar a movimentação da máquina, elevando o tempo de ciclo e diminuindo a produtividade.

Ainda na avaliação da produtividade em terrenos com inclinação inferior a 28° , na Figura 6 observa-se uma variação, especificamente no intervalo de *VMI* em torno de $0,3 \text{ m}^3$, onde se nota uma amplitude de produtividade entre 10 e $30 \text{ m}^3 \text{ h}^{-1}$, que pode ser atribuída à interação de diversos fatores que influenciam o desempenho da colheita florestal. É importante reconhecer que o *VMI*, embora exerça uma influência significativa na produtividade, não é o único determinante. Primeiramente, mesmo em um *VMI* relativamente constante, as características das árvores individuais podem apresentar variações. Diferenças na forma do tronco, na distribuição dos galhos e na presença de nós podem impactar o tempo necessário para processar cada árvore, afetando diretamente a produtividade.

As habilidades e a tomada de decisão dos(as) operadores(as) desempenham um papel crucial no processo de colheita de eucalipto. Dentro de uma mesma classe de experiência, operadores(as) podem adotar estratégias de corte e movimentação da máquina que resultam em eficiências distintas. A destreza no manuseio do cabeçote, a otimização dos movimentos e a capacidade de evitar interrupções podem explicar parte dessa variação.

Outro fator relevante é a condição do talhão. Mesmo em áreas com *VMI* similar, a presença de obstáculos, a inclinação do terreno em microescala e a distribuição espacial das árvores podem influenciar o tempo de ciclo da máquina e, consequentemente, a produtividade. Por fim, é importante considerar que os dados de produtividade podem conter alguma variabilidade inerente ao processo de medição e coleta. Pequenas imprecisões na medição do tempo ou do volume podem contribuir para a dispersão dos pontos observada na Figura 5. Em suma, a variação na produtividade para um *VMI* de $0,3 \text{ m}^3$ reflete a complexidade da operação de colheita, na qual fatores relacionados às árvores, aos(as) operadores(as) e às condições do talhão se combinam para influenciar o resultado.

A análise da produtividade em terrenos com inclinação superior a 28° revelou que a classe de operadores(as) com mais de 10 até 15 anos de experiência se destacou com a maior média de produtividade, seguida pela classe com mais de 15 anos de experiência. Esse resultado reforça a hipótese de que a experiência operacional se torna um fator ainda mais crítico em condições de trabalho mais desafiadoras, como em terrenos inclinados. Nessas situações, a habilidade do(a) operador(a) em controlar a máquina, otimizar os movimentos e tomar decisões

eficientes pode ter um impacto substancial na produtividade. A diferença na produtividade média da classe mais de 10 até 15 anos foi 5% superior à da classe de 0 até 5 anos, e 15% superior à da classe mais de 5 até 10 anos. Esses números sugerem que há um ganho progressivo na produtividade com o aumento da experiência, especialmente quando os(as) operadores(as) atingem um nível intermediário a avançado de proficiência. Outros estudos também corroboram a influência positiva da experiência na produtividade de operadores(as) de máquinas florestais (Malinen *et al.*, 2018). Eles observaram que a produtividade de operadores(as) com 20 anos de experiência foi 23,6% maior em cortes rasos quando comparada à de operadores(as) com três anos de experiência. Esse dado ressalta a importância do desenvolvimento e acúmulo de habilidades ao longo da carreira do(a) operador(a), o que se torna particularmente relevante em ambientes complexos como terrenos inclinados (Malinen *et al.*, 2018).

Em relação à modelagem estatística, o modelo Exponencial Modificado foi selecionado como o mais adequado para descrever a relação entre produtividade e *VMI* nessas condições. Esse modelo se destacou por apresentar um melhor ajuste da curva aos pontos observados e maior aderência à realidade operacional, capturando de forma mais eficaz a dinâmica da colheita em terrenos inclinados. É importante ressaltar que o modelo Exponencial Modificado frequentemente exibe um comportamento assintótico, o que significa que a produtividade tende a se estabilizar em um determinado valor à medida que o *VMI* aumenta. Esse comportamento pode ser consistente com a realidade da colheita florestal, na qual a produtividade pode atingir um limite superior devido a restrições operacionais ou características da máquina. Ademais, em comparação com modelos mais complexos, como o de Richards, o modelo Exponencial Modificado é relativamente simples e possui menos parâmetros. Essa simplicidade facilita a interpretação dos resultados e a aplicação do modelo em situações práticas.

Paralelamente, a análise da eficiência energética em áreas de menor inclinação ($0^\circ \leq inc \leq 28^\circ$) revelou que a classe de experiência dos(as) operadores(as) com mais de 10 até 15 anos apresentou o melhor resultado, com uma eficiência de $0,96 \text{ L m}^{-3}$, em áreas com *VMI* de $0,22 \text{ m}^3$. Este resultado indica que, dentro do contexto analisado, operadores(as) com um nível intermediário de experiência demonstraram maior otimização no consumo de combustível por unidade de madeira processada. É possível que esse grupo tenha alcançado um equilíbrio entre a habilidade operacional e a tomada de decisões eficientes quanto ao uso da máquina, minimizando o desperdício de energia. Curiosamente, essa eficiência energética foi 6% superior à observada na classe de 0 até 5 anos e 20% superior à classe mais de 5 até 10 anos. A

menor eficiência energética observada entre os(as) operadores(as) com menos experiência (0 até 5 anos) pode ser atribuída à curva de aprendizado, pois a falta de familiaridade com a máquina e as condições de operação pode levar a movimentos menos precisos e maior consumo de combustível. Já a menor eficiência da classe mais de 5 até 10 anos, quando comparada à classe de 10 até 15 anos, sugere que a mera aquisição de experiência não garante, por si só, a otimização do uso de combustível, e que um período maior de prática pode ser necessário para o desenvolvimento de técnicas operacionais mais eficientes.

A modelagem estatística da eficiência energética revelou que os valores de coeficiente de correlação (r) e erro padrão residual (s) foram próximos entre os modelos testados para quase todas as classes de experiência. A diferença estatística na produtividade entre as classes de experiência dos(as) operadores(as) se deu apenas em terrenos com inclinação acima de 28° , e não abaixo.

Diante dessa similaridade e pelo critério da simplicidade, o modelo Geométrico Modificado foi selecionado como o mais adequado para descrever a relação entre eficiência energética e VMI nessas condições. Esse modelo, embora não tenha apresentado discrepâncias significativas em relação aos demais, em termos de ajuste estatístico, mostrou-se capaz de capturar a tendência geral dos dados de forma satisfatória, além de ser um modelo simples, o que facilita sua interpretação e aplicação prática.

Por fim, a análise da eficiência energética em áreas com inclinação superior a 28° revelou um interessante padrão no desempenho dos(as) operadores(as), com a classe mais de 10 até 15 anos apresentando o melhor resultado ($0,96 \text{ L m}^{-3}$) em áreas com VMI de $0,30 \text{ m}^3$. No entanto, ao comparar essa eficiência com outras classes, observou-se que ela foi 6% inferior à da classe de 0 até 5 anos e 23% inferior à da classe mais de 5 até 10 anos. Essa aparente contradição pode ser explicada pela complexidade da operação em terrenos inclinados, na qual diferentes níveis de experiência podem levar a estratégias distintas de uso da máquina. Operadores(as) com menos experiência podem priorizar a cautela e a redução do consumo total, mesmo que isso signifique menor produtividade, enquanto operadores(as) com experiência intermediária podem ter encontrado um equilíbrio entre produtividade e otimização do uso de combustível. Já os(as) operadores(as) mais experientes, embora busquem alta produtividade, podem acabar utilizando a máquina de forma mais intensa, resultando em maior consumo por unidade produzida. Além disso, a inclinação acentuada do terreno impõe demandas energéticas

adicionais à máquina e a habilidade do(a) operador(a) em gerenciar essas demandas influencia diretamente a eficiência energética.

Na modelagem estatística desse fenômeno, o modelo Exponencial foi selecionado como o mais adequado. Essa escolha se justifica por diversos fatores. Primeiramente, o modelo Exponencial apresentou resultados competitivos em relação ao erro padrão residual em várias classes de experiência, indicando uma boa precisão nas estimativas. Além disso, ele é capaz de capturar a tendência decrescente da eficiência energética com o aumento do *VMI*, um comportamento consistente com a maior demanda de energia para processar árvores maiores. Em algumas classes, o modelo Exponencial também se destacou por fornecer um ajuste inicial mais preciso aos dados, descrevendo melhor a eficiência energética em valores menores de *VMI*. Por fim, sua relativa simplicidade, com menos parâmetros do que outros modelos, facilita a interpretação e aplicação prática dos resultados.

É importante ressaltar que em terrenos com inclinação elevada ocorre, por exemplo, um maior consumo médio de tempo em uma mesma atividade do ciclo operacional (Leite *et al.*, 2014). Os tempos de ciclos operacionais mais longos foram obtidos com o Harvester em terrenos moderadamente inclinados (15° a 20°) e inclinados (acima de 20°) (Acuna e Kellogg, 2009). Dessa forma, condições de terreno menos favoráveis resultam em diminuição da produtividade e na substituição de unidades mais simples por outras mais complexas (Spinelli *et al.*, 2009).

Os resultados produtivos de estudo realizado no município de Alagoinhas (BA), o Harvester composto por uma escavadora Volvo EC210B Prime com cabeçote da marca Komatsu modelo 370E obteve uma produtividade média de $24,3 \text{ m}^3 \text{ h}^{-1}$, em área plana (Vieira *et al.*, 2016). Utilizando um Harvester John Deere modelo 1470D, motor John Deere 6090, e cabeçote Harvester modelo 270 John Deere, foi alcançada uma produtividade que variou entre $18,72$ e $39,71 \text{ m}^3 \text{ h}^{-1}$, quando as inclinações oscilaram de 10 a 25% em árvores com volume médio de $0,33 \text{ m}^3$, ou seja, a produtividade alterou-se inversamente ao percentual da inclinação (Leite *et al.*, 2014).

Outro estudo avaliou o uso da máquina Harvester, da marca John Deere, modelo 1270 D, na colheita de eucalipto em Minas Gerais, Brasil, considerando a influência da inclinação do terreno e da produtividade florestal no rendimento da máquina (Burla *et al.*, 2012). Os autores observaram uma clara relação entre a inclinação do terreno e o rendimento do Harvester. De

forma geral, o rendimento da máquina, medido em volume de madeira processada por hora ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) e em número de árvores processadas por hora, diminui à medida que a inclinação do terreno aumenta. Essa diminuição foi atribuída à maior dificuldade de deslocamento e à menor estabilidade da máquina em terrenos mais inclinados. Ademais, também foi observado que o volume individual das árvores é um fator de influência na produtividade do Harvester. Árvores com maior volume podem exigir mais tempo para serem processadas (descascadas, cortadas), o que pode afetar o rendimento da máquina em termos de árvores processadas por hora. Além disso, árvores mais pesadas podem exigir mais da máquina, influenciando sua estabilidade e capacidade de movimentação, principalmente em terrenos inclinados. Os autores também observaram que a experiência, habilidade e treinamento do operador são cruciais para otimizar o desempenho do Harvester, especialmente no posicionamento do cabeçote. Operadores(as) mais experientes e habilidosos manuseiam o Harvester com maior eficiência, realizando as operações de forma mais rápida e precisa, o que reduz o tempo de ciclo da máquina e aumenta a produtividade da colheita (Burla *et al.*, 2012).

Além da produtividade, o consumo de combustível das máquinas é influenciado, conforme ocorrem variações no diâmetro de corte (Prinz; Väättäinen; Routa, 2021). Em relação à média de eficiência energética encontrada, nesse trabalho, para as classes de tempo de experiência dos(as) operadores(as), nas inclinações abaixo e acima de 28° , tem-se $1,04 \text{ L m}^{-3}$ em ambas, sendo que as classes não apresentaram diferença estatística entre si. O abate e o processamento requerem mais de 1,1 litros de combustível por m^3 de madeira (Athanassiadis, 2000). O tempo de ciclo dessas máquinas é explicado pela magnitude de seus tempos de processamento, que, por sua vez, estão associados ao diâmetro da árvore e à experiência dos(as) operadores(as) (Spinelli *et al.*, 2002).

Os(as) operadores(as) devem ser continuamente treinados antes de retomarem às operações, quando ocorre alguma interrupção. Além disso, é importante manter a programação de formações no local de trabalho, visando manter os padrões de produtividade (Santos *et al.*, 2014), pois as curvas de aprendizagens individuais indicam que o aprendizado é contínuo ao longo do tempo (Polowy; Rutkowski, 2024). Com relação à experiência e ao treinamento dos(as) operadores(as), observa-se que um(a) operador(a) tipicamente leva de seis a onze meses para alcançar o nível de produtividade desejado, sendo que, durante essa fase inicial de aprendizado, o desempenho individual pode aproximadamente duplicar em um período médio de oito meses (Purfürst, 2010). No entanto, mesmo entre operadores(as) já considerados(as)

experientes – ou seja, após terem passado por essa curva de aprendizado inicial – ainda existe uma considerável variabilidade no rendimento. Estudos de Purfürst e Erler (2011) indicam que a capacidade de produção entre diferentes operadores(as) de Harvester experientes pode variar em até 80%."

O setor florestal brasileiro está em crescimento, com o aumento em áreas de florestas comerciais plantadas e mais investimentos têm sido realizados, com expansões e novas unidades fabris previstas para os próximos anos no Brasil. Paralelo a isso, o planejamento das operações de colheita florestal tem cada vez mais importância, uma vez que a demanda por madeira também será crescente, em raios de colheita cada vez maiores, num cenário em que a formação e a retenção de mão de obra se tornou um desafio. O uso de novas tecnologias e a realização de análises que permitam auxiliar na previsibilidade das operações, projeções de produtividade e consumo de combustível se tornaram cada vez mais importantes para uma operação assertiva, com qualidade, baixos custos, sustentabilidade ambiental e segurança do trabalho e que não coloque em risco o abastecimento de uma unidade fabril.

6. CONCLUSÕES

Este estudo demonstrou que a experiência do(a) operador(a) de Harvester e a inclinação do terreno são fatores que influenciam o desempenho da colheita de eucalipto. A experiência do(a) operador(a) impactou significativamente a produtividade em terrenos com inclinação superior a 28° (mais de 28° até 36°), onde as classes mais de 10 até 15 anos e acima de 15 anos de experiência apresentaram as maiores médias produtivas. Embora diferenças estatísticas nas médias não tenham sido consistentemente observadas para a produtividade em terrenos com menor inclinação (0° até 28°) nem para a eficiência energética em ambas as condições de relevo entre todas as classes de experiência, notou-se uma tendência geral de otimização do desempenho com o maior tempo de serviço, especialmente para operadores(as) de mais de 10 até 15 anos. Tais resultados reforçam a relevância do aprendizado contínuo e o impacto positivo da experiência acumulada, particularmente em cenários operacionais mais desafiadores.

A modelagem da produtividade em função do *VMI* foi mais bem representada pelo modelo de Richards em inclinações menores (0° até 28°) e pelo Exponencial Modificado em inclinações maiores (mais de 28° até 36°), ambos representam o crescimento e a subsequente estabilização da produtividade com o aumento do *VMI*. Para a eficiência energética, o modelo Geométrico Modificado em terrenos (0° até 28°) e o Exponencial em terrenos (mais de 28° até 36°) foram os mais apropriados, refletindo consistentemente a melhoria da eficiência (menor consumo de $L\ m^{-3}$) com o incremento do *VMI*. A identificação desses modelos e a análise do comportamento das curvas por classe de experiência e inclinação sublinham a importância da estratificação dessas variáveis para um planejamento mais preciso e para a otimização das operações de colheita florestal.

7. REFERÊNCIAS

- ACUNA, M. A.; KELLOGG, L. D. Evaluation of alternative cut-to-length harvesting technology for native forest thinning in Australia. **International Journal of Forest Engineering**, v. 20(2), p. 17-25, 2009.
- ALMEIDA, A. Q., RIBEIRO, A., RODY, Y. P., DA SILVA, W. C. M. e LEITE, F. P. Modeling of water infiltration in soil cultivated with eucalyptus and pasture. **Revista Caatinga**, v. 27(1), p.148-153, 2014.
- ARIOLI, M.; GRATTON, S. Linear regression models, least-squares problems, normal equations, and stopping criteria for the conjugate gradient method. **Computer Physics Communications**, v. 183, p. 2322-2336, 2012.
- ATHANASSIADIS, D. Energy consumption and exhaust emissions in mechanized timber harvesting operations in Sweden. **Science of the Total Environment**, v. 255, p. 135-143, 2000.
- BACESCU, N. M.; CADEI, A.; MOSKALIK, T.; WIŚNIEWSKI, M.; TALBOT, B.; GRIGOLATO, S. Efficiency assessment of fully mechanized harvesting system through the use of fleet management system. **Sustainability**, v. 14(24), p. 16751, 2022.
- BURLA, E. R., FERNANDES, H. C., MACHADO, C. C., LEITE, D. M. e BERNARDES, A. M. Avaliação técnica e econômica do harvester em diferentes condições operacionais. **Revista Engenharia na Agricultura-REVENG**, v. 20(5), p.412-422, 2012.
- DYSON, P.; BOSWELL, B. Winch-assisted feller-buncher equipped with a continuous-rotation disc saw: short-term productivity assessment. **FPInnovations: Vancouver, BC, Canadá**, p. 1-18, 2016.
- GHAFFARIYAN, M. R. General productivity predicting model for skidder working in eucalypt plantations. **European Journal of Forest Engineering**, v. 6(1), p.1-6, 2020.
- HAN, S. K.; HAN, H. S. Productivity and cost of whole-tree and tree-length harvesting in fuel reduction thinning treatments using cable yarding systems. **Forest Science and Technology**, v. 16(1), p. 41-48, 2020.
- HANNA, H.; KALLE, K.; ASKO, P.; MIKA, K.; TEIJO, P. Fuel Consumption, Greenhouse Gas Emissions, and Energy Efficiency of Wood-Harvesting Operations: A Case Study of Stora Enso in Finland. **Fuel**, v. 43(1) p. 21, 2022.
- HARRILL, H.; VISSER, R.; RAYMOND, K. New Zealand cable logging 2008–2018: a period of change. **Current Forestry Reports**, v. 5, p.114-123, 2019.
- HARTSCH, F.; DREGER, F. A.; ENGLUND, M.; HOFFART, E.; RINKENAUER, G.; WAGNER, T.; JAEGER, D. Positive and negative work practices of forest machine operators: interviews and literature analysis. **Forests**, v. 13(12), p. 2153, 2022.

INDÚSTRIA BRASILEIRA DE ÁRVORES (IBÁ). **Relatório Anual IBÁ 2024**, São Paulo: IBÁ, 2024. Disponível em: <https://www.iba.org/datafiles/publicacoes/relatorios/relatorio-anual-iba2024>. Acesso em: nov. 2024.

KEMMERER, J.; LABELLE, E. R. Using harvester data from on-board computers: a review of key findings, opportunities and challenges. **European Journal of Forest Research**, v. 140(1), p. 1-17, 2021.

KULMANN, M. S. D. S.; EUFRADE-JUNIOR, H. D. J.; DICK, G.; SCHUMACHER, M. V.; DE AZEVEDO, G. B.; AZEVEDO, G. T. D. O. S.; GUERRA, S. P. S. Different harvest systems of Eucalyptus clone plantations affect above and belowground biomass production and nutritional sustainability. **New Forests**, v. 54(3), p. 543-563, 2022.

LEITE, E. S.; MINETTE, L. J.; FERNANDES, H. C.; SOUZA, A. P.; AMARAL, E. J.; LACERDA, E. G. Desempenho do harvester na colheita de eucalipto em diferentes espaçamentos e declividades. **Revista Árvore**, Viçosa/MG, v. 38(1), p. 95-102, 2014.

LEONELLO, E. C.; GONÇALVES, S. P.; FENNER, P. T. Efeito do tempo de experiência de operadores de harvester no rendimento operacional. **Revista Árvore**, v. 36(6), p. 1129-1133, 2012.

LOUIS, L. T.; KIZHA, A. R.; DAIGNEAULT, A.; HAN, H. S.; WEISKITTEL, A. Factors affecting operational cost and productivity of ground-based timber harvesting machines: a meta-analysis. **Current Forestry Reports**, v. 8(1), p. 38-54, 2022.

MALINEN, J., TASKINEN, J. e TOLPPA, T. Productivity of cut-to-length harvesting by operators' age and experience. **Croatian Journal of Forest Engineering: Journal for Theory and Application of Forestry Engineering**, 39(1), pp.14-22, 2018.

MACHADO, C. C.; SILVA, E. N.; PEREIRA, R. S.; CASTRO, G. P. O setor florestal brasileiro e a colheita florestal. In: MACHADO, C. C. (ed.). **Colheita Florestal**. 3ª ed. Viçosa, MG, Ed. UFV, v. 2, p. 15-4, 2014.

MURTA, A. F., KER, F. T., COSTA, D. B., ESPÍRITO-SANTO, M.M. e FARIA, M. L. Efeitos de remanescentes de Mata Atlântica no controle biológico de *Euselasia apisaon* (dahman)(Lepidoptera: Riodinidae) por *Trichogramma maxacalii* (Voegelé e Pointel)(Hymenoptera: Trichogrammatidae). **Neotropical Entomology**, 37, p.229-232, 2008.

NASCIMENTO, C. D. V.; FEITOSA, J. P. A.; SIMMONS, R.; DIAS, C. T. S.; NASCIMENTO, I. V.; MOTA, J. C. A.; COSTA, M. C. G. Durability indicatives of hydrogel for agricultural and forestry use in saline conditions. **Journal of Arid Environments**, v. 195, p. 104622, 2021.

NORIHIRO, J.; ACKERMAN, P.; SPONG, B. D.; LÄNGIN, D. Productivity model for cut-to-length harvester operation in South African Eucalyptus pulpwood plantations. **Croatian Journal of Forest Engineering: Journal for Theory and Application of Forestry Engineering**, v. 39(1), p. 1-13, 2018.

PAGNUSSAT, M.; LOPES, E.; SILVA, P.; DINIZ, C. C.; WATZLAWICK, L. Desempenho de operadores de diferentes idades no treinamento com simulador virtual forwarder. **Enciclopédia Biosfera**, v. 10(18), 2014.

PALANDER, T.; PASI, A.; LAURÈN, A.; OVASKAINEN, H. Comparison of Cut-to-Length Harvesting Methods in Tree Plantations in Brazil. **Forests**, v. 15, n. 4, p. 666, 2024.

POLOWY, K.; RUTKOWSKI, D. Learning Curves of Harvester Operators in a Simulator Environment. **Forests**, v. 15(8), p. 1277, 2024.

PRINZ, R.; VÄÄTÄINEN, K.; ROUTA, J. Cutting duration and performance parameters of a harvester's sawing unit under real working conditions. **European Journal of Forest Research**, v. 140(1), p. 147-157, 2021.

PURFÜRST, F. T. Learning curves of harvester operators. Croatian Journal of Forest Engineering: **Journal for Theory and Application of Forestry Engineering**, v. 31(2), p. 89-97, 2010.

PURFÜRST, F. T.; ERLER, J. The human influence on productivity in harvester operations. **International Journal of Forest Engineering**, 22(2), p. 15-22, 2011.

ROSSIT, D. A.; OLIVERA, A.; VIANA CÉSPEDES, V.; BROZ, D. A Big Data Approach to Forestry Harvesting Productivity. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 161, p. 29-52, 2019.

SANTOS, A. S.; MIGUNGA, G. A.; SHEMWETTA, D. T. Determination of learning curves and forgetting factors of two-man crosscut saw operators during tree cutting operations in a 'learn by doing' experiment. **American Journal of Environmental Engineering**, v. 4(5), p. 106-116, 2014.

SANTOS, D. W. F. D. N.; MAGALHÃES VALENTE, D. S.; FERNANDES, H. C.; SOUZA, A. P. D.; CECON, P. R. Modeling technical, economic and environmental parameters of a forwarder in a Eucalyptus Forest. **International Journal of Forest Engineering**, v. 31(3), p. 197-204, 2020.

SANTOS, A. C. A.; FARDIN, L. P.; OLIVEIRA NETO, R. R. **Teste de hipóteses em análise de regressão**. Testes de hipóteses para diferentes delineamentos, amostragens e modelos lineares e não lineares. Novas Edições Acadêmicas, 2017.

SILVA, A. J. F., SCHETTINO, S., CABACINHA, C. D., MINETTE, L. J. e SORANSO, D. R. Determinação da eficiência energética em máquinas de colheita florestal em sistema Full-tree. **Revista Delos**, 17(54), p.e1390, 2024.

SINGH, R.; GEHLOT, A.; AKRAM, S. V.; THAKUR, A. K.; BUDDHI, D.; DAS, P. K. Forest 4.0: Digitalization of forest using the Internet of Things (IoT). **Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences**, v. 34(8), p. 5587-5601, 2022.

SOBRAL, T. L. e BARRETO, G. Utilização dos critérios de informação na seleção de modelos de regressão linear. **Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics**, 4(1), 2016.

SOMAN, H; KIZHA A. R.; ROTH B. E. Impacts of silvicultural prescriptions and implementation of best management practices on timber harvesting costs. **International Journal of Forest Engineering**, v. 30, p. 14-25, 2019.

SPINELLI, R.; OWENDE, P. M.; WARD, S. M. Productivity and cost of CTL harvesting of Eucalyptus globulus stands using excava-tor-based harvesters. **Forest Products Journal**. v. 52(1), p. 67-77, 2002.

SPINELLI, R.; WARD, S. M.; OWENDE, P. M. A harvest and transport cost model for Eucalyptus spp. fast-growing short rotation plantations. **Biomass and bioenergy**, v. 33(9), p. 1265-1270, 2009.

STRUBERGS, A.; LAZDINS, A.; SISENIS, L. Use of StanForD2010 data for determination of effect of harvester operator periodic training on productivity and fuel economy. **Engineering for Rural Development**, p. 1163-1167, 2021.

TAI, B. e GANG, J. The analysis of measured data of plant and tree growth with Richards and Logistic model. **Advanced Materials Research**, v. 243, pp.2491-2497, 2011.

VIEIRA, G. C.; FREITAS, L. C.; CERQUEIRA, P. H. A.; SILVA, E. F.; BRITO, G. S.; DE SOUZA, A. M. Custos operacionais e de produção na atividade mecanizada de corte florestal. **Nativa**, v. 4(5), p. 342-346, 2016.