IRENE MARIA BARCELOS BARBOSA

OTIMIZAÇÃO ESPACIAL DO MICROPLANEJAMENTO DA COLHEITA FLORESTAL

LAVRAS – MG
2026

IRENE MARIA BARCELOS BARBOSA

OTIMIZAÇÃO ESPACIAL DO MICROPLANEJAMENTO DA COLHEITA FLORESTAL

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Ciências Florestais, para a obtenção do título de Mestre.

Orientador
Prof. Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho

Coorientador
Prof. Dr. Lucas Rezende Gomide

LAVRAS – MG
2026

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

Barbosa, Irene Maria Barcelos.
Otimização espacial do microplanejamento da colheita florestal / Irene Maria Barcelos Barbosa. - 2026.
60 p. : il.

Orientador: Luis Marcelo Tavares de Carvalho
Coorientador: Lucas Rezende Gomide

Dissertação (Mestrado Acadêmico) - Universidade Federal de Lavras, 2026.
Bibliografia.

1. Colheita florestal. 2. Microplanejamento. 3. Pesquisa operacional. 4. Meta-heurística. 5. Simulated Annealing.. I. Carvalho, Luis Marcelo Tavares de. II. Gomide, Lucas Rezende. III. Universidade Federal de Lavras. IV. Título.

IRENE MARIA BARCELOS BARBOSA

OTIMIZAÇÃO ESPACIAL DO MICROPLANEJAMENTO DA COLHEITA FLORESTAL

SPATIAL OPTIMIZATION OF FOREST HARVEST MICROPLANNING

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Ciências Florestais, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 18 de junho de 2026.

Dr. Lucas Rezende Gomide UFLA

Dr. Luciano Cavalcante de Jesus França UFU

Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho UFLA

gov.br
Documento assinado digitalmente
LUIS MARCELO TAVARES DE CARVALHO
Data: 05/11/2026 16:12:09-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Orientador
Prof. Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho

Coorientador
Prof. Dr. Lucas Rezende Gomide

LAVRAS – MG
2026

Dedico aos meus amados sobrinhos, Bernardo, Miguel, Helena e José Pedro. Que cresçam cercados de amor, oportunidades e conhecimento. Que a educação lhes abra portas, que os sonhos os impulsionem e que encontrem, em cada conquista, motivos para seguir construindo um futuro digno, feliz e repleto de realizações.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Deus e à Nossa Senhora Aparecida por terem me guiado até esta oportunidade, por me concederem força e coragem e por nunca me desampararem.

Aos meus pais e irmãos, por todo o apoio, incentivo e confiança de sempre, e por acreditarem que mais esta etapa daria certo.

À Isáira, Hingryd e Carolina, que me acolheram com carinho e se tornaram minha segunda família. Sou imensamente grata a Deus por ter colocado vocês em minha vida e por todos os momentos compartilhados ao longo desta jornada.

Às demais amizades que construí durante este período na universidade, fundamentais para tornar os desafios do dia a dia mais leves e essa trajetória mais agradável.

Ao Guilherme, ao Lucas e ao Marcelo, pela parceria, colaboração e dedicação, que foram essenciais para a realização deste projeto.

Ao meu orientador, Luis Marcelo, e ao meu coorientador, Lucas Gomide, pela orientação, apoio constante, disponibilidade e dedicação ao longo desta trajetória. Sou profundamente grata pelos ensinamentos compartilhados, pela confiança depositada em meu trabalho e pela importante contribuição para minha formação acadêmica e profissional.

À Universidade Federal de Lavras - UFLA, ao Departamento de Engenharia Florestal - DCF e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal da UFLA - PPGEF/UFLA, pela estrutura oferecida e pela oportunidade de realizar o Mestrado.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001, pelo auxílio financeiro durante parte do período do Mestrado.

RESUMO

O microplanejamento operacional da colheita florestal, que compreende a subdivisão dos talhões em eitos de trabalho e a localização estratégica dos pontos de empilhamento de madeira, é frequentemente conduzido de forma empírica pelas empresas do setor, sem o suporte de modelos matemáticos de otimização. Essa lacuna resulta em movimentação excessiva do maquinário, elevação dos custos operacionais e impactos ambientais evitáveis. A incorporação de técnicas de pesquisa operacional e de discretização espacial por grids ao planejamento da colheita permite modelar esse problema como um desafio de localização-alocação capacitada, com potencial de reduzir significativamente os custos de extração e deslocamento do maquinário. Nesse contexto, o presente estudo desenvolveu e avaliou uma metodologia de microplanejamento baseada no Problema de *p*-Medianas Capacitado (*Capacitated p-Median Problem* - CPMP), implementada por meio da meta-heurística *Simulated Annealing* (SA) e validada com a Programação Linear Inteira (PLI) em termos de qualidade de solução e eficiência computacional. O estudo foi conduzido em três talhões localizados no estado de Mato Grosso do Sul, Brasil, com distintos níveis de uniformidade geométrica, caracterizados pelo índice de borda de Patton, a partir dos quais foram construídas doze instâncias experimentais com diferentes granularidades de grid. Os resultados demonstraram que o SA apresentou expressiva vantagem computacional em todas as instâncias avaliadas, com reduções no tempo de processamento entre 50% e 90% em relação à PLI. Nas instâncias de menor porte, o SA obteve valores de função objetivo equivalentes ou inferiores aos da PLI. Em instâncias de maior complexidade, a PLI tendeu a fornecer soluções de menor custo total quando convergiu; contudo, não foi capaz de gerar soluções viáveis em três das doze instâncias, enquanto o SA produziu soluções para todos os cenários avaliados. Conclui-se que o SA constitui uma alternativa computacionalmente eficiente, escalável e operacionalmente robusta para o microplanejamento da colheita florestal, sendo especialmente recomendado para instâncias de grande porte ou situações em que o tempo de resposta é uma restrição crítica. Os resultados confirmam a viabilidade e a competitividade de abordagens meta-heurísticas para esse nível de planejamento, contribuindo para a consolidação de metodologias científicas aplicadas à gestão operacional do setor florestal brasileiro.

Palavras-chave: colheita florestal; microplanejamento; pesquisa operacional; meta-heurística; *Simulated Annealing*.

ABSTRACT

The operational microplanning of forest harvesting, which encompasses the subdivision of forest stands into work strips and the strategic location of wood pile points, is frequently conducted empirically by forest companies, without the support of mathematical optimization models. This gap results in excessive machinery movement, higher operational costs, and avoidable environmental impacts. The incorporation of operational research techniques and grid-based spatial discretization into harvest planning allows this problem to be modeled as a capacitated location-allocation challenge, with the potential to significantly reduce extraction and machinery movement costs. In this context, the present study developed and evaluated a microplanning methodology based on the Capacitated p-Median Problem (CPMP), implemented through the Simulated Annealing (SA) metaheuristic and validated against Integer Linear Programming (PLI) in terms of solution quality and computational efficiency. The study was conducted in three forest stands located in the state of Mato Grosso do Sul, Brazil, with distinct levels of geometric uniformity, characterized by the Patton edge index, from which twelve experimental instances were constructed with different grid granularities. Results demonstrated that SA presented a significant computational advantage across all evaluated instances, with processing time reductions ranging from 50% to 90% compared to PLI. For smaller instances, SA achieved objective function values equivalent to or lower than those of PLI. In more complex instances, PLI tended to provide lower total cost solutions when convergence was reached; however, it failed to generate feasible solutions for three of the twelve instances, whereas SA produced solutions for all evaluated scenarios. It is concluded that SA represents a computationally efficient, scalable, and operationally robust alternative for forest harvest microplanning, being especially recommended for large-scale instances or situations where response time is a critical constraint. The results confirm the viability and competitiveness of metaheuristic approaches at this level of planning, contributing to the consolidation of scientific methodologies applied to the operational management of the Brazilian forest sector.

Keywords: forest harvesting; microplanning; operations research; metaheuristic; Simulated Annealing.

INDICADORES DE IMPACTO

O presente trabalho desenvolveu e avaliou uma metodologia de microplanejamento operacional da colheita florestal baseada no Problema de *p*-Medianas Capacitado (CPMP), validando a meta-heurística *Simulated Annealing* (SA) com a Programação Linear Inteira (PLI). Do ponto de vista tecnológico, a metodologia proposta, implementada em ambiente R, representa um recurso de acesso aberto com potencial de transferência direta ao setor produtivo florestal. Economicamente, a otimização da localização dos pontos de empilhamento e da subdivisão dos eitos de trabalho pode reduzir os custos operacionais da etapa de extração da madeira, etapa que concentra parcela expressiva dos custos totais da colheita, contexto especialmente relevante dado que o índice de custos florestais cresceu 6,2% acima da inflação em 2023-2024. Ambientalmente, a redução da movimentação desnecessária de maquinário pesado contribui para mitigar a compactação e erosão do solo e o consumo de combustível, alinhando-se aos ODS 8, 9, 12, 13 e 15 da ONU. Do ponto de vista social e educacional, o trabalho promove condições de trabalho mais seguras para operadores florestais e contribui para a formação de profissionais e pesquisadores da área. O território diretamente relacionado ao estudo é o estado do Mato Grosso do Sul, principal eixo de expansão da silvicultura nacional em 2024. Os grupos potencialmente beneficiados incluem empresas florestais, técnicos e operadores do setor. O trabalho enquadra-se nas áreas temáticas 5 - Meio ambiente, 7 - Tecnologia e produção e 8 - Trabalho da Política Nacional de Extensão. A equipe envolvida foi composta por 2 mestrandos, 2 doutorandos, 1 orientador e 1 coorientador, vinculados ao PPGEF/UFLA.

IMPACT INDICATORS

This study developed and evaluated an operational microplanning methodology for forest harvesting based on the Capacitated p-Median Problem (CPMP), validating the Simulated Annealing (SA) metaheuristic against Integer Linear Programming (PLI). From a technological standpoint, the proposed methodology, implemented in the R environment, represents an open-access resource with direct technology transfer potential to the forest production sector. Economically, optimizing the location of wood pile points and the subdivision of work strips can reduce operational costs in the timber extraction stage, which concentrates a significant share of total harvesting costs, a particularly relevant context given that the forest cost index grew 6.2% above inflation in 2023-2024. Environmentally, reducing unnecessary movement of heavy machinery contributes to mitigating soil compaction, erosion, and fuel consumption, aligning with UN SDGs 8, 9, 12, 13, and 15. From a social and educational perspective, the work promotes safer working conditions for harvesting operators and contributes to the training of professionals and researchers in the field. The territory directly related to the study is the state of Mato Grosso do Sul, the leading axis of national silviculture expansion in 2024. Potentially benefited groups include forest companies, technicians, and sector operators. The work falls under thematic areas 5 - Environment, 7 - Technology and production, and 8 - Work of Brazil's National Extension Policy. The team comprised 2 master's students, 2 doctoral students, 1 supervisor, and 1 co-supervisor, affiliated with PPGEF/UFLA.

SUMÁRIO

PRIMEIRA PARTE **12**
1 INTRODUÇÃO GERAL **13**
2 REFERENCIAL TEÓRICO **15**
2.1 Colheita florestal e planejamento operacional **15**
2.2 Pesquisa operacional aplicada ao manejo florestal **16**
2.3 Problema de *p*-Medianas Capacitado **18**
2.4 *Simulated Annealing* (SA) **19**
2.5 Programação Linear Inteira (PLI) **20**
2.6 Considerações Finais e Perspectivas **21**
REFERÊNCIAS **22**
SEGUNDA PARTE **25**
1 INTRODUÇÃO **26**
2 MATERIAL E MÉTODOS **28**
2.1 Caracterização da área **29**
2.2 Construção das instâncias experimentais **31**
2.3 Formulação do Problema de Otimização **34**
2.3.1 Modelagem Programação Linear Inteira (PLI) **36**
2.3.2 Modelagem *Simulated Annealing* (SA) **38**
3 RESULTADOS **42**
4 DISCUSSÃO **50**
5 CONCLUSÃO **55**
REFERÊNCIAS **57**

PRIMEIRA PARTE

1 INTRODUÇÃO GERAL

O setor florestal brasileiro ocupa posição de destaque no cenário econômico nacional, sendo responsável por expressiva geração de empregos, divisas e produtos de alto valor agregado. Em 2024, o setor atingiu 10,5 milhões de hectares de árvores plantadas, registrou receita bruta de aproximadamente R$ 240 bilhões, exportou US$ 15,7 bilhões em produtos florestais, recorde histórico da série, e empregou mais de 2,8 milhões de trabalhadores diretos e indiretos (IBÁ, 2025). Com crescimento de 10,4% no mesmo ano, o setor superou a média nacional, representando 1% do PIB brasileiro e ocupando a 5ª posição no ranking das atividades industriais do país (IBÁ, 2025). A manutenção dessa competitividade, no entanto, depende não apenas da produtividade florestal, mas também da eficiência com que as operações de colheita e transporte são executadas, etapas que historicamente concentram a maior parcela dos custos do ciclo produtivo e os maiores riscos operacionais do setor (Machado; Lopes, 2000; Rönnqvist, 2003).

A colheita florestal compreende o conjunto de operações destinadas a preparar e conduzir a madeira do maciço florestal até o ponto de transporte, constituindo a etapa conclusiva do ciclo de produção e aquela na qual são obtidos os produtos de maior valor agregado (Arce; MacDonagh; Friedl, 2004; Machado; Silva; Pereira, 2008). No Brasil, os sistemas mecanizados predominantes são o *Cut-to-Length* (CTL), e o *Full Tree*. A escolha entre sistemas é condicionada por variáveis climáticas, edáficas e topográficas, pela destinação da madeira e pelo nível de mecanização disponível. A produtividade média do eucalipto no Brasil atingiu 34,4 m³/ha.ano em 2024, resultado de décadas de investimento em pesquisa, mecanização e melhoramento genético (IBÁ, 2025). Nesse contexto, destaca-se o Mato Grosso do Sul, que concentrou 80% dos 234 mil novos hectares incorporados ao setor em 2024, consolidando-se como o principal eixo de expansão da silvicultura nacional (IBÁ, 2025). Independentemente do sistema adotado, a etapa de extração da madeira, baldeio ou arraste, responde por parcela expressiva dos custos totais da operação e é fortemente condicionada pela forma como o talhão é organizado espacialmente, o que torna o planejamento detalhado dessa etapa determinante para a viabilidade econômica das atividades.

O planejamento florestal estrutura-se em três níveis hierárquicos interdependentes: estratégico, tático e operacional. O nível operacional, que detalha as atividades em escalas de tempo diária, semanal ou mensal, é responsável pela tomada de decisões sobre alocação de máquinas, equipes de trabalho e definição das frentes de colheita (Davis et al., 2001; Gunn,

1991). A relevância desse planejamento é evidenciada pelo comportamento dos custos do setor: em 2023-2024, o índice de custos florestais cresceu 6,2%, superando a inflação medida pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA - 4,05%) no mesmo período, com colheita e transporte figurando entre os principais vetores de pressão sobre os custos operacionais (IBÁ, 2025). Dentro desse contexto, o microplanejamento, que trata da subdivisão dos talhões em eitos de trabalho, da definição do sentido de extração e da localização estratégica dos pontos de empilhamento de madeira, exerce influência direta sobre a distância percorrida pelo maquinário e, por consequência, sobre a produtividade e os custos das operações (Machado; Lopes, 2008). Apesar de sua relevância, essa etapa é frequentemente conduzida de maneira empírica, sem amparo em modelos matemáticos de otimização, o que acarreta movimentação desnecessária das máquinas, degradação do solo por compactação e erosão, e elevação do consumo de combustível.

A incorporação de técnicas de pesquisa operacional ao planejamento florestal tem avançado como resposta científica a esses desafios, viabilizando a construção de modelos capazes de lidar com a complexidade combinatória das decisões de campo (Martell; Gunn; Weintraub, 1998; Rönnqvist; Martell; Weintraub, 2023). Entre as abordagens disponíveis, os modelos de localização-alocação capacitada, como o Problema de *p*-Medianas Capacitado, amplamente utilizados em logística e design de redes, apresentam potencial para modelar de forma integrada tanto a localização dos pontos de empilhamento quanto a subdivisão dos eitos de trabalho, incorporando restrições de capacidade e coerência espacial. Paralelamente, meta-heurísticas como o *Simulated Annealing* (SA) surgem como alternativas computacionalmente eficientes para a resolução desses problemas em instâncias de maior porte, nas quais métodos exatos como a Programação Linear Inteira (PLI) frequentemente encontram barreiras de escalabilidade (Gendreau; Potvin, 2010; Kirkpatrick; Gelatt; Vecchi, 1983).

A resolução de problemas de localização-alocação capacitada no contexto do microplanejamento florestal representa um desafio de natureza combinatória, agravado pelo elevado esforço computacional exigido à medida que a resolução espacial aumenta. A complexidade desse tipo de problema decorre não apenas do grande número de variáveis e restrições envolvidas, mas também da necessidade de garantir coerência espacial entre as unidades de decisão, o que impõe restrições adicionais ao modelo e dificulta a obtenção de soluções viáveis por métodos exatos em instâncias de maior porte. Nesse contexto, abordagens meta-heurísticas surgem como alternativas promissoras, pois permitem explorar o espaço de soluções de forma eficiente sem a exigência de convergência garantida ao ótimo global. Contudo, a estruturação de algoritmos dessa natureza não é trivial, pois exige

mecanismos que assegurem tanto a viabilidade das soluções geradas quanto a qualidade dos resultados obtidos. Além disso, a validação dessas abordagens frente a métodos exatos é fundamental para atestar sua confiabilidade e generalização em diferentes cenários operacionais, o que justifica a investigação comparativa entre a meta-heurística *Simulated Annealing* e a Programação Linear Inteira no planejamento operacional da colheita florestal.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Colheita florestal e planejamento operacional

A colheita florestal é definida como o conjunto de operações silviculturais executadas no maciço florestal com a finalidade de preparar e conduzir a madeira até o ponto de transporte, transformando-a em produto final comercializável (Machado; Silva; Pereira, 2008). Trata-se da etapa de maior valor agregado do ciclo produtivo florestal e, ao mesmo tempo, da que concentra os maiores custos e riscos operacionais, exercendo influência direta sobre a rentabilidade dos empreendimentos (Arce; MacDonagh; Friedl, 2004; Machado; Lopes, 2000).

O setor de colheita florestal brasileiro passou por transformações expressivas ao longo do século XX. Até meados da década de 1940, as operações eram conduzidas de forma essencialmente manual, com uso de ferramentas rudimentares e tração animal para a extração da madeira. A partir desse período, o processo de mecanização avançou progressivamente, culminando, nas décadas de 1980 e 1990, na introdução de equipamentos especializados como *feller bunchers*, *harvesters* e *skidders*, que substituíram gradualmente as motosserras e os tratores agrícolas adaptados. A abertura comercial da década de 1990 acelerou esse processo, possibilitando a importação de tecnologias mais avançadas e consolidando o modelo de colheita mecanizada predominante no Brasil atualmente (Machado; Silva; Pereira, 2008; Malinovski; Camargo; Malinovski, 2008).

Os sistemas mecanizados predominantes no Brasil são o *Cut-to-Length* (CTL), no qual o corte, o desgalhamento e o traçamento são realizados no interior do talhão por *harvesters*, enquanto o baldeio das toras curtas é efetuado por *forwarders*; e o *Full Tree*, que utiliza o *feller buncher* para o corte e agrupamento das árvores inteiras e o *skidder* para o arraste até as margens do talhão (Machado; Silva; Pereira, 2008; Malinovski; Camargo; Malinovski, 2008). A escolha do sistema a ser empregado depende das características edáficas, climáticas e topográficas da área, do nível de mecanização disponível e da destinação dos produtos

florestais obtidos da madeira. A produtividade das operações de colheita é uma das principais variáveis que determinam a viabilidade econômica dos projetos florestais, sendo diretamente influenciada pelas características do terreno, do povoamento e pela qualidade do planejamento adotado (Malinovski; Malinovski; Malinovski, 2006).

O planejamento das operações de colheita florestal organiza-se hierarquicamente em três níveis: estratégico, tático e operacional (Andersson, 2005; Davis et al., 2001). O nível estratégico estabelece metas de longo prazo, como volume anual de colheita e estratégias de regeneração. O nível tático traduz essas metas em decisões de médio prazo, identificando quais talhões serão colhidos e quais produtos serão gerados. O nível operacional, por sua vez, detalha as atividades em escalas de tempo diária, semanal ou mensal, abrangendo a alocação de máquinas e equipes e a organização das frentes de trabalho (Davis et al., 2001; Gunn, 1991).

Dentro do planejamento operacional, o microplanejamento ocupa papel central ao definir a subdivisão dos talhões em eitos de trabalho, faixas operacionais destinadas à execução das atividades de colheita (estratificação espacial), o sentido de extração da madeira e a localização estratégica dos pontos de empilhamento (Machado; Lopes, 2008). Essas decisões condicionam diretamente a distância percorrida pelo maquinário na etapa de extração, influenciando a produtividade, o consumo de combustível e os custos operacionais. A ausência de um microplanejamento adequado resulta em movimentação excessiva de máquinas, compactação e erosão do solo e redução da eficiência global das operações. Apesar de sua relevância, essa etapa é frequentemente conduzida de forma empírica nas empresas florestais brasileiras, sem o suporte de ferramentas de otimização.

2.2 Pesquisa operacional aplicada ao manejo florestal

A Pesquisa Operacional (PO) constitui um campo científico dedicado ao desenvolvimento e à aplicação de métodos matemáticos e computacionais para apoiar a tomada de decisões em sistemas complexos, com o objetivo de identificar soluções ótimas ou próximas do ótimo diante de múltiplas variáveis e restrições (Arenales et al., 2007; Taha, 1994). Em sua dimensão científica, a PO articula modelos que representam abstratamente situações reais; em sua dimensão tecnológica, utiliza ferramentas computacionais para coletar, organizar e processar dados, gerando e otimizando esses modelos de forma eficiente (Arenales et al., 2007). Suas origens remontam à Segunda Guerra Mundial, quando foi

empregada inicialmente no planejamento de operações militares, difundindo-se posteriormente para as indústrias a partir da década de 1950 (Pinto, 2005; Taha, 1994).

No contexto do manejo florestal, a PO tem sido progressivamente incorporada como alternativa científica aos métodos empíricos, viabilizando a construção de modelos de otimização capazes de lidar com a complexidade espacial e temporal das operações florestais (Martell; Gunn; Weintraub, 1998). Sua aplicação ao setor remonta à década de 1960, com os primeiros trabalhos envolvendo programação linear para o agendamento de cortes e a regulação de estoques de madeira. Ao longo das décadas seguintes, o campo evoluiu consideravelmente, incorporando formulações de programação inteira, modelos de localização-alocação, algoritmos heurísticos e meta-heurísticos, e ferramentas de sistemas de informações geográficas (SIG) integradas a modelos de otimização (Rönnqvist; Martell; Weintraub, 2023; Weintraub; Barahona; Epstein, 1994).

No nível operacional, os modelos de PO abordam problemas como a alocação de maquinário de colheita, a definição de produtos por unidade de colheita e a localização de pátios de estocagem de madeira, problemas que envolvem interações espaciais e temporais complexas e cujo tratamento por métodos empíricos dificilmente produz soluções eficientes (Martell; Gunn; Weintraub, 1998; Rönnqvist et al., 2015). Lima et al. (2011)demonstraram a eficiência da integração entre SIG e programação linear para a alocação ótima de pátios de estocagem, enquanto Malinovski et al. (2008) desenvolveram um modelo baseado no SIG GRASS para otimizar a distância média de extração com *forwarder* em diferentes geometrias de talhão, compartimentalizando o talhão em função da menor distância de extração. No campo das meta-heurísticas, Gomide, Arce, Silva (2013) e Naderializadeh, Crowe, Rouhafza, (2022) compararam abordagens heurísticas e métodos exatos no planejamento da colheita florestal, evidenciando as vantagens computacionais das meta-heurísticas em instâncias de maior porte. Outras aplicações da PO ao manejo florestal incluem o agendamento de operações de desbaste (Chen; Zheng; Chang, 2011) e a otimização de cadeias de suprimento de biomassa florestal (Borges et al., 2014; Rönnqvist, 2003).

Apesar dos avanços registrados, a literatura ainda apresenta lacunas no que se refere ao microplanejamento espacial integrado da colheita florestal no nível operacional, especialmente quanto à localização simultânea dos pontos de empilhamento e à subdivisão eficiente dos eitos de trabalho com restrições de capacidade (Mesquita et al., 2022). A escalabilidade computacional dos modelos exatos para instâncias de maior resolução espacial permanece um desafio reconhecido, reforçando a necessidade de abordagens meta-heurísticas eficientes (Gendreau; Potvin, 2010; Rönnqvist et al., 2015).

2.3 Problema de *p*-Medianas Capacitado

A localização de instalações constitui um dos problemas clássicos da pesquisa operacional, com ampla relevância tanto no setor público, onde envolve decisões como a implantação de unidades de saúde, escolas e centros de distribuição de serviços, quanto no setor privado, que inclui a localização de fábricas, armazéns e pátios de estocagem (Arenales et al., 2007). De maneira geral, esses problemas envolvem um conjunto de pontos de demanda e um conjunto de instalações candidatas, buscando determinar simultaneamente quais instalações devem ser abertas e como os pontos de demanda devem ser alocados a cada uma delas, de modo a minimizar o custo total de atendimento (Melo; Nickel; Saldanha-da-Gama, 2009).

O Problema de *p*-Medianas (PMP) é uma formulação clássica dessa classe de problemas, que consiste em selecionar *p* instalações (medianas) a partir de um conjunto de candidatos, minimizando a soma das distâncias ponderadas entre cada ponto de demanda e a instalação à qual está alocado (Arenales et al., 2007). O Problema de *p*-Medianas Capacitado (CPMP) é uma extensão do PMP que incorpora restrições de capacidade máxima a cada instalação, impedindo que o volume total alocado a uma mediana exceda um limite estabelecido. Essa variante encontra ampla aplicação em problemas de planejamento urbano, localização de unidades de saúde, design de redes logísticas e agrupamento espacial (Gjergji; Kletzander; Musliu, 2026; Irawan; Imran; Luis, 2020). O CPMP pertence à classe de problemas NP-difícil (*NP-hard*), o que significa que o esforço computacional para sua resolução exata cresce exponencialmente com o tamanho da instância, tornando impraticável a obtenção de soluções ótimas por métodos exatos em problemas de grande porte (Ceselli; Liberatore; Righini, 2009; Garey; Johnson, 1979).

A formulação matemática do CPMP envolve duas classes de variáveis de decisão binárias: Y_j, que indica se a instalação *j* é ativada, e X_{ij}, que indica se o ponto de demanda *i* é alocado à instalação *j*. A função objetivo minimiza a soma ponderada das distâncias entre os pontos de demanda e as instalações às quais estão alocados:

$$\text{MIN } Z = \Sigma_i \Sigma_j DV_{ij} \cdot X_{ij}$$

Sujeito às restrições de atribuição única de cada ponto de demanda a exatamente uma instalação:

$$\Sigma_j X_{ij} = 1, \forall_i$$

De conexão entre variáveis:

$X_{ij} \leq Y_j, \forall_i, \forall_j$

E de capacidade máxima de cada instalação:

$\Sigma_i (X_{ij} \cdot V_i) \leq C_j \cdot Y_j, \forall_j$

Em que: DV_{ij} representa o custo de transporte ponderado entre o ponto de demanda *i* e a instalação *j*, V_i é o volume associado ao ponto de demanda *i* e C_j é a capacidade máxima da instalação *j*.

Diferentes abordagens têm sido propostas para a resolução do CPMP, incluindo métodos exatos baseados em *branch-and-cut* e *branch-and-price*, e meta-heurísticas como busca tabu, algoritmos genéticos e *variable neighborhood search* (Gjergji; Kletzander; Musliu, 2026; Irawan; Imran; Luis, 2020). No contexto do microplanejamento florestal, os pontos de demanda correspondem aos grids de volume e as instalações correspondem aos pontos de empilhamento de madeira, tornando o CPMP uma estrutura de modelagem naturalmente adequada ao problema. Na área florestal, metodologias similares de localização-alocação têm sido aplicadas para a definição de pátios de estocagem de madeira e módulos de apoio à colheita, evidenciando o potencial dessa abordagem para o planejamento operacional (Lima et al., 2011; Martinhago, 2012).

2.4 *Simulated Annealing* (SA)

O *Simulated Annealing* (SA) é uma meta-heurística de busca local inspirada no processo físico de recozimento (*annealing*) de metais, no qual um material é aquecido a alta temperatura e resfriado lentamente, permitindo que os átomos se reorganizem em configurações de menor energia e maior estabilidade estrutural (Kirkpatrick; Gelatt; Vecchi, 1983). No campo da otimização combinatória, a analogia reside no fato de que a "temperatura" do algoritmo controla a probabilidade de aceitação de soluções piores que a atual, conferindo ao método capacidade de escapar de ótimos locais nas fases iniciais da busca, quando a temperatura é elevada e a exploração do espaço de soluções é ampla, e de intensificar a busca em torno das melhores configurações encontradas à medida que a temperatura decresce progressivamente.

O funcionamento do SA baseia-se no critério de aceitação proposto por Metropolis et al. (1953), originalmente desenvolvido no contexto da física estatística para a simulação de sistemas termodinâmicos e posteriormente adaptado ao contexto da otimização combinatória

por Kirkpatrick, Gelatt e Vecchi (1983). Por esse critério, uma solução vizinha S' é sempre aceita quando melhora a função objetivo ($\Delta C < 0$), e aceita com probabilidade:

$$P(\text{aceitar}) = e^{(-\Delta C/T)}$$

quando resultar em piora ($\Delta C \geq 0$), em que ΔC representa a variação do custo entre a solução atual e a solução vizinha, e T é a temperatura corrente. O esquema de resfriamento define a taxa de decaimento da temperatura ao longo das iterações, tipicamente segundo a lei geométrica:

$$T(k+1) = T_k \cdot \alpha$$

Em que: $\alpha \in (0,1)$ é a taxa de resfriamento.

A definição adequada dos parâmetros do algoritmo, temperatura inicial T_0, taxa de resfriamento α e número máximo de iterações N, é determinante para o equilíbrio entre exploração e intensificação da busca, influenciando diretamente a qualidade e a eficiência computacional das soluções obtidas (Gendreau; Potvin, 2010). O SA tem sido amplamente empregado em problemas de planejamento florestal, demonstrando desempenho competitivo frente a métodos exatos, especialmente em instâncias de maior porte e complexidade combinatória (Gomide; Arce; Silva, 2013; Naderializadeh; Crowe; Rouhafza, 2022).

2.5 Programação Linear Inteira (PLI)

A programação linear (PL) é uma das técnicas mais amplamente difundidas na pesquisa operacional, com aplicações que abrangem as áreas militar, industrial, agrícola, florestal, de transportes e de economia, entre outras (Buongiorno; Gilless, 2003; Leuschner, 1984). Em sua formulação clássica, a PL busca maximizar ou minimizar uma função objetivo linear, sujeita a um conjunto de restrições também lineares e a condições de não negatividade das variáveis de decisão. O primeiro método prático de resolução de problemas lineares, o algoritmo simplex, foi desenvolvido por George Dantzig no final da década de 1940, e desde então evoluiu significativamente com o advento dos computadores, possibilitando a resolução de problemas de grande escala com elevado número de variáveis e restrições (Buongiorno; Gilless, 2003).

A Programação Linear Inteira (PLI) é uma extensão da PL clássica que incorpora restrições de integralidade a algumas ou a todas as variáveis de decisão, mantendo as demais como contínuas (Arenales et al., 2007). Essa classe de problemas é particularmente adequada para modelar decisões binárias, como ativar ou não uma instalação, alocar ou não um recurso,

que são recorrentes em problemas de logística, planejamento de produção e manejo de recursos naturais. A resolução de modelos PLI é realizada por algoritmos de *branch-and-bound* ou *branch-and-cut*, que exploram sistematicamente o espaço de soluções inteiras por meio de relaxações lineares e estratégias de enumeração implícita (Garey; Johnson, 1979).

O critério de ótimo é controlado pelo MIP Gap, definido como a diferença relativa entre o melhor limitante dual (relaxação linear) e o melhor limitante primal (melhor solução inteira encontrada):

$$\text{MIP Gap} = (Z_{UB} - Z_{LB}) / Z_{UB}$$

Em que: Z UB é o valor da melhor solução inteira conhecida (*upper bound*) e Z LB é o melhor limitante inferior (*lower bound*). O algoritmo encerra quando esse gap atinge um valor pré-definido, garantindo que a solução encontrada está a no máximo essa percentagem do ótimo global.

A PLI apresenta como principal vantagem a garantia de atingir o ótimo, ou proximidade controlada do ótimo, das soluções obtidas, tornando-a uma referência natural para a avaliação de meta-heurísticas (Weintraub et al., 2000). Sua principal limitação, contudo, reside na escalabilidade: o esforço computacional cresce exponencialmente com o número de variáveis inteiras, tornando a abordagem impraticável para instâncias de grande porte sem o uso de relaxações ou estratégias de decomposição (Goycoolea et al., 2005). No contexto florestal, a PLI tem sido amplamente empregada em problemas de agendamento de colheita com restrições de adjacência, localização de pátios de estocagem e otimização de cadeias de suprimento de biomassa (Borges et al., 2014; Weintraub; Barahona; Epstein, 1994).

2.6 Considerações Finais e Perspectivas

O Brasil ocupa posição de destaque no cenário florestal mundial, com expressiva área de florestas plantadas e crescente demanda por eficiência operacional em todas as etapas do ciclo produtivo. No entanto, apesar dos avanços registrados na aplicação de técnicas de pesquisa operacional ao manejo florestal, o microplanejamento da colheita, em especial a localização estratégica dos pontos de empilhamento e a subdivisão dos talhões em eitos de trabalho, permanece como uma lacuna relevante na literatura, sendo frequentemente conduzido de forma empírica. A pressão crescente sobre os custos operacionais, evidenciada pelo índice de custos florestais que superou a inflação em 2023-2024 (IBÁ, 2025), reforça a

necessidade de modelos matemáticos robustos que subsidiem a tomada de decisão nesse nível de planejamento. Nesse contexto, a investigação de abordagens de localização-alocação capacitada combinadas a meta-heurísticas eficientes representa uma contribuição relevante para o avanço científico e para a competitividade do setor florestal brasileiro.

REFERÊNCIAS

ANDERSSON, D. **Approaches to integrated strategic/tactical forest planning.** Umeå: Dept. of Forest Resource Management and Geomatics, Swedish University of Agricultural Sciences, Report 16, 2005.

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

ARENALES, M. et al. **Pesquisa operacional**. Rio de Janeiro: Elsevier Brasil, 2007.

BORGES, J. G. et al. **The Management of Industrial Forest Plantations: Theoretical Foundations and Applications**. Dordrecht: Springer Netherlands, 2014. v. 33.

BUONGIORNO, J.; GILLESS, J. K. **Decision methods for forest resource management.** Amsterdam Boston, Mass: Academic Press, 2003.

CESELLI, A.; LIBERATORE, F.; RIGHINI, G. **A computational evaluation of a general branch-and-price framework for capacitated network location problems**. Annals of Operations Research, v. 167, n. 1, p. 209–251, mar. 2009.

CHEN, Y.-T.; ZHENG, C.; CHANG, C.-T. **Efficiently mapping an appropriate thinning schedule for optimum carbon sequestration: An application of multi-segment goal programming.** Forest Ecology and Management, v. 262, n. 7, p. 1168–1173, out. 2011.

DAVIS, L. S. et al. **Forest management: to sustain ecological, economic, and social values. 4th** ed ed. Boston: McGraw Hill, 2001.

GAREY, M. R.; JOHNSON, D. S. **Computers and intractability: a guide to the theory of NP-completeness**. 1. ed. San Francisco: Freeman, 1979.

GENDREAU, M.; POTVIN, J.-Y. **Handbook of Metaheuristics.** 2. ed. New York: Springer, 2010. (International Series in Operations Research and Management Science, v. 146).

GJERGJI, I.; KLETZANDER, L.; MUSLIU, N. **Large neighborhood search and hyper-heuristics for the capacitated p-median problem**. Journal of Heuristics, v. 32, n. 1, p. 7, mar. 2026.

GOMIDE, L. R.; ARCE, J. E.; SILVA, A. C. L. D. **Comparação entre a meta-heurística simulated annealing e a programação linear inteira no agendamento da colheita florestal com restrições de adjacência**. Ciência Florestal, v. 23, n. 2, p. 449–460, 28 jun. 2013.

GOYCOOLEA, M. et al. **Harvest Scheduling Subject to Maximum Area Restrictions: Exploring Exact Approaches**. Operations Research, v. 53, n. 3, p. 490–500, jun. 2005.

GUNN, E. A. **Some aspects of hierarchical planning in forest management**. In: USDA Forest Service, Southeastern Forest Experiment Station, 1991. Disponível em: https://www.srs.fs.usda.gov/pubs/gtr/gtr_se074.pdf

IBÁ. **Relatório Anual 2025**. [S.l.]: Indústria Brasileira de Árvores, 2025. Disponível em: <https://iba.org/wp-content/uploads/2025/10/IBA_relatorio_digital_POR.pdf>.

IRAWAN, C. A.; IMRAN, A.; LUIS, M. **Solving the bi-objective capacitated p -median problem with multilevel capacities using compromise programming and VNS.** International Transactions in Operational Research, v. 27, n. 1, p. 361–380, jan. 2020.

KIRKPATRICK, S.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. **Optimization by Simulated Annealing**. Science, v. 220, n. 4598, p. 671–680, 13 maio 1983.

LEUSCHNER, W. A. **Introduction to forest resource management.** [S.l.]: New York: J. Wiley, 1984.

LIMA, M. P. D. et al. **Methodology for planning log stacking using geotechnology and operations research.** CERNE, v. 17, n. 3, p. 309–319, set. 2011.

MACHADO, C. C.; LOPES, E. S. **Planejamento**. In: Colheita florestal. [S.l.]: UFV, 2008. p. 169–212.

MACHADO, C. C.; LOPES, E. S. **Análise da influência do comprimento de toras de eucalipto na produtividade e custo da colheita e transporte florestal.** Cerne, V.6, N.2, P.124-129, 2000.

MACHADO, C. C.; SILVA, E. N.; PEREIRA, R. S. **O setor florestal brasileiro e a colheita florestal.** In: Colheita florestal. [S.l.]: UFV, 2008. p. 15–42.

MALINOVSKI, J. R.; CAMARGO, C. M. S.; MALINOVSKI, R. A. **Sistema de colheita**. In: Colheita florestal. [S.l.]: UFV, 2008. p. 161–184.

MALINOVSKI, R. A.; MALINOVSKI, R. A.; MALINOVSKI, J. R. **Análise das variáveis de influência na produtividade das máquinas de colheita de madeira em função das características físicas do terreno, do povoamento e do planejamento operacional florestal**. Floresta, v. 36, n. 2, 18 out. 2006.

MALINOVSKI, R. A. et al. **Otimização da distância de extração de madeira com forwarder**. Scientia Forestalis, v. 36, n. 79, 2008.

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

MARTINHAGO, A. Z. **Otimização para a locação de pátios de estocagem para exploração de impacto reduzido na Amazônia brasileira**. Lavras - MG: Universidade Federal de Lavras, 2012.

MELO, M. T.; NICKEL, S.; SALDANHA-DA-GAMA, F. **Facility location and supply chain management – A review**. European Journal of Operational Research, v. 196, n. 2, p. 401–412, jul. 2009.

MESQUITA, M. et al. **An optimization approach to design forest road networks and plan timber transportation.** Operational Research, v. 22, n. 3, p. 2973–3001, jul. 2022.

NADERIALIZADEH, N.; CROWE, K. A.; ROUHAFZA, M. **Solving the integrated forest harvest scheduling model using metaheuristic algorithms.** Operational Research, v. 22, n. 3, p. 2437–2463, jul. 2022.

PINTO, K. C. R. **Aprendendo a decidir com a pesquisa operacional.** 1. ed. [S.l.]: Ed UFU, 2005.

RÖNNQVIST, M. **Optimization in forestry**. Mathematical Programming, Springer, Ser. B 97, n. 1, p. 267–284, jul. 2003.

RÖNNQVIST, M. et al. **Operations Research challenges in forestry: 33 open problems**. Ann Oper Res 232, n. 1, p. 11–40, 2015.

RÖNNQVIST, M.; MARTELL, D.; WEINTRAUB, A**. Fifty years of operational research in forestry.** International Transactions in Operational Research, v. 30, n. 6, p. 3296–3328, nov. 2023.

TAHA, H. A. **Investigación de operaciones**. 5. ed. México: Alfaomega, 1994.

WEINTRAUB, A. et al. **Forest management models and combinatorial algorithms: analysis of state of the art.** Annals of Operations Research, v. 96, n. 1–4, p. 271–285, nov. 2000.

WEINTRAUB, A.; BARAHONA, F.; EPSTEIN, R. **A Column Generation Algorithm for Solving General Forest Planning Problems with Adjacency Constraints.** Forest Science, v. 40, n. 1, p. 142–161, 1 fev. 1994.

SEGUNDA PARTE

1 INTRODUÇÃO

A colheita e o transporte florestal representam as etapas de maior relevância econômica do ciclo produtivo florestal, respondendo por uma parcela significativa do custo final da madeira e concentrando os maiores riscos operacionais do setor (Machado; Lopes, 2000; Rönnqvist, 2003). A colheita consiste em um conjunto de operações realizadas no maciço florestal com o objetivo de preparar e conduzir a madeira até o ponto de transporte, constituindo a etapa conclusiva do ciclo de produção florestal, na qual são obtidos os produtos de maior valor agregado e que determina, em grande parte, a rentabilidade da atividade (Arce; MacDonagh; Friedl, 2004; Machado; Silva; Pereira, 2008). Essas atividades exercem influência direta sobre a rentabilidade dos empreendimentos florestais, independentemente do produto obtido, seja ele celulose, carvão vegetal ou madeira serrada.

O processo de colheita florestal envolve as operações de abate, desgalhamento e traçamento, seguidas pelo arraste ou baldeio das árvores ou toras até a borda dos talhões onde ocorre o empilhamento para posterior transporte à indústria. No Brasil, os sistemas predominantes são o *Cut-to-Length* (CTL), que emprega *harvesters* e *forwarders* e o *Full Tree*, que utiliza o *feller buncher* e o *skidder*. A escolha entre sistemas é condicionada por variáveis climáticas, edáficas e topográficas, pela utilização a ser destinada à madeira e pelo nível de mecanização mais adequado (manual, semimecanizado ou mecanizado) (Machado; Silva; Pereira, 2008; Malinovski; Camargo; Malinovski, 2008). Independentemente do sistema adotado, a etapa de extração da madeira, baldeio ou arraste, concentra parcela significativa do custo operacional e é fortemente influenciada pela organização espacial do talhão.

O planejamento operacional da colheita florestal é determinante para a viabilidade técnica, econômica e ambiental dos módulos de colheita (Machado; Lopes, 2008). Baseando-se nas informações estratégicas e táticas da empresa, como a seleção de talhões para corte e o tipo de produto a ser gerado, esse nível de planejamento detalha as operações em escala de tempo diária, semanal ou mensal (Davis et al., 2001), e inclui a tomada de decisões sobre a alocação de máquinas, equipes de trabalho e caminhões (Gunn, 1991). Em especial o microplanejamento, que trata da subdivisão dos talhões em eitos de trabalho, da definição do sentido de extração e da localização estratégica dos pontos de empilhamento, exerce influência direta sobre a distância percorrida pelo maquinário e, consequentemente, sobre a produtividade e os custos operacionais. A ausência de um planejamento detalhado nessa

escala resulta em movimentação excessiva das máquinas, compactação e erosão do solo, além de maior consumo de combustível (Machado; Lopes, 2008).

A pesquisa operacional tem sido progressivamente incorporada ao planejamento florestal como alternativa aos métodos empíricos, permitindo a construção de modelos de otimização fundamentados em bases científicas (Rönnqvist; Martell; Weintraub, 2023; Weintraub; Barahona; Epstein, 1994). No nível operacional, esses modelos abordam a alocação de maquinário, a definição de produtos por unidade de colheita e a localização de pátios de estocagem, problemas que envolvem interações espaciais e temporais complexas (Martell; Gunn; Weintraub, 1998; Rönnqvist et al., 2015).

Nessa linha, Lima et al. (2011) demonstraram a eficiência da integração entre sistemas de informações geográficas (SIG) e programação linear para a alocação ótima de pátios de estocagem de madeira. Malinovski et al. (2008) desenvolveram, com suporte do SIG GRASS, um modelo capaz de otimizar a distância média de extração com *forwarder* em diferentes geometrias de talhão, compartimentalizando o talhão em função da menor distância de extração. Gomide, Arce, Silva (2013) e Naderializadeh, Crowe, Rouhafza (2022) compararam meta-heurísticas e métodos exatos no planejamento da colheita florestal, evidenciando as vantagens computacionais das abordagens heurísticas frente à Programação Linear Inteira (PLI) em instâncias de maior porte. Outras aplicações da pesquisa operacional ao manejo florestal incluem o agendamento de operações de desbaste (Chen; Zheng; Chang, 2011) e a otimização de cadeias de suprimento de biomassa florestal (Borges et al., 2014; Rönnqvist, 2003).

Apesar dos avanços registrados, a literatura ainda apresenta lacunas no que se refere ao microplanejamento espacial integrado da colheita florestal no nível operacional, especialmente quanto à localização simultânea dos pontos de empilhamento e à subdivisão dos eitos de trabalho. A maioria dos estudos trata a alocação de pátios de estocagem de forma desacoplada do planejamento da frente de máquinas (Mesquita et al., 2022), sem modelar explicitamente as restrições de capacidade das pilhas nem a complexidade combinatória associada a talhões de diferentes geometrias.

Modelos de localização-alocação capacitados, como o Problema de *p*-Medianas Capacitado, amplamente aplicados em logística e design de redes (Ceselli; Liberatore; Righini, 2009), ainda são pouco explorados no contexto do microplanejamento da colheita. Adicionalmente, a escalabilidade computacional dos modelos exatos (PLI) para instâncias de maior resolução espacial permanece um desafio reconhecido, evidenciando a necessidade de

abordagens meta-heurísticas eficientes (Gendreau; Potvin, 2010; Naderializadeh; Crowe; Rouhafza, 2022; Rönnqvist et al., 2015).

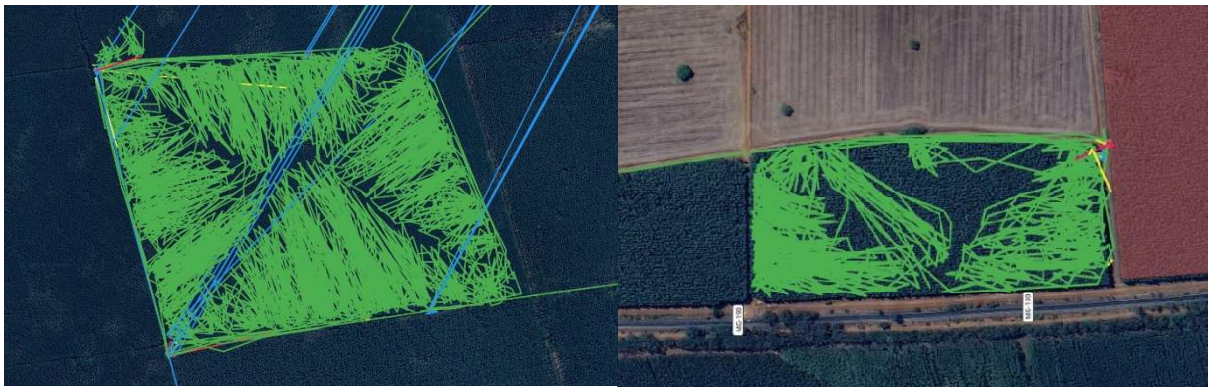
Diante desse contexto, o presente estudo teve como objetivo desenvolver e avaliar uma metodologia de microplanejamento operacional da colheita florestal, com foco na localização ótima dos pontos de empilhamento e na subdivisão eficiente dos eitos de trabalho, visando minimizar a distância total percorrida pelo maquinário na etapa de extração da madeira. A metodologia proposta, implementada por meio da meta-heurística *Simulated Annealing* (SA), foi validada com a Programação Linear Inteira (PLI) em doze instâncias derivadas de três talhões com níveis distintos de uniformidade geométrica, avaliando-se a qualidade das soluções e a eficiência computacional de cada abordagem.

2 MATERIAL E MÉTODOS

O presente estudo abordou o planejamento operacional de curto prazo da colheita florestal, com foco na otimização dos eitos de trabalho, na definição do sentido de extração e na localização estratégica de pontos de empilhamento da madeira. O problema foi modelado como um Problema de *p*-Medianas com Capacidade, uma variante de localização-alocação que visa posicionar *p* instalações para atender n pontos de demanda sem exceder seus limites de capacidade. Classificado como um caso especial de localização com restrições de cardinalidade (Ceselli; Liberatore; Righini, 2009), o CPMP é um problema de otimização combinatória NP-difícil (do inglês *NP-hard*) (Garey; Johnson, 1979) com amplas aplicações em design de redes e agrupamentos.

O método de solução proposto minimiza o deslocamento total dos equipamentos na etapa de extração da madeira, baldeio ou arraste, otimizando a distância percorrida entre os grids e os pontos de empilhamento. Para tanto, adotou-se a distância euclidiana como métrica de custo no modelo de otimização. A distância euclidiana é definida como a menor extensão em linha reta que conecta dois pontos em um espaço *n*-dimensional, sendo aplicada neste estudo entre o centroide do grid *i*, como ponto de origem, e a pilha *j*, como ponto de destino. No contexto da otimização florestal, essa métrica representa o deslocamento ideal dentro do talhão e é amplamente utilizada como estimativa do esforço de transporte em modelos de localização-alocação (Duka et al., 2017). A Figura 1 ilustra o traçado real de arraste com *skidder* em campo, evidenciando o caráter não linear do deslocamento operacional em comparação à trajetória euclidiana.

Figura 1 - Traçado real de arraste com *skidder* em operação de colheita florestal pelo sistema *Full Tree*



Fonte: Acervo do autor (2026).

Contudo, a distância euclidiana se distingue da distância operacional, que corresponde ao trajeto real percorrido pelo maquinário em campo. Segebaden (1964) foi um dos primeiros a formalizar matematicamente essa distinção no contexto do planejamento florestal, demonstrando que a distância real de extração é invariavelmente superior à distância geométrica e propondo fatores de correção para converter uma na outra. Enquanto a distância euclidiana considera o deslocamento em linha reta entre origem e destino, a distância operacional é condicionada pela orientação dos eitos de trabalho, pela declividade do terreno e pela necessidade de manobras para desviar de obstáculos (Duka et al., 2017; Segebaden, 1964). Embora a distância euclidiana não represente o trajeto efetivo do maquinário, ela constitui uma aproximação computacionalmente eficiente e amplamente adotada na literatura para a otimização espacial da colheita florestal, sendo sua aplicação justificada pelo foco validativo entre metodologias sob condições equivalentes de terreno.

2.1 Caracterização da área

A área de estudo compreendeu a seleção de três talhões localizados no estado de Mato Grosso do Sul, Brasil. Essa região caracteriza-se por apresentar relevo predominantemente plano, condição que exerce influência direta sobre a eficiência operacional do maquinário de colheita florestal. A topografia plana contribui para a redução das restrições de deslocamento e para a padronização das operações, tornando o ambiente ideal para a validação.

Além da topografia homogênea, a região apresenta solos majoritariamente arenosos, com baixa capacidade de retenção de água e elevada drenagem, o que afeta o desempenho operacional das máquinas. De acordo com a classificação climática de Köppen, o clima local

é do tipo Cfa, caracterizado por ser tropical úmido com estação seca bem definida (Alvares et al., 2013). Ainda assim, ressalta-se que a metodologia proposta possui aplicabilidade ampla, podendo ser adaptada para diferentes condições edafoclimáticas e topográficas.

A definição dos três talhões utilizados na análise, foi baseada principalmente em seus respectivos formatos, com o objetivo de avaliar o comportamento e a robustez das metodologias em cenários com diferentes graus de complexidade operacional. Como indicador de dificuldade operacional, adotou-se um índice de borda baseado no Índice de Diversidade de Borda de Patton, descrito por Patton (1975), o qual é calculado pela razão entre a área e o perímetro do talhão. Esse índice é uma métrica da ecologia da paisagem utilizada para quantificar a complexidade do formato de um fragmento em relação à sua área. Ele avalia o quanto a forma desse fragmento se afasta de uma forma perfeitamente circular, e auxilia na avaliação do impacto do efeito de borda.

O índice fornece uma medida da regularidade geométrica do talhão, em que valores menores indicam formatos mais irregulares, associados a maior complexidade operacional e menor eficiência no planejamento de rotas de baldeio. Por outro lado, índices mais elevados representam talhões de formato mais regular, favorecendo a otimização das operações.

Dessa forma, foram selecionados três talhões representativos de diferentes níveis de uniformidade geométrica, com índices de borda correspondentes a 14,1, 11,5 e 9,7 classificados, respectivamente, como de alta, média e baixa uniformidade (Figura 2). Essa seleção possibilitou avaliar o desempenho relativo das metodologias em condições contrastantes de dificuldade operacional, possibilitando a identificação de eventuais limitações ou vantagens em função da geometria das áreas.

Figura 2 - Croqui de localização dos talhões representativos dos diferentes níveis de uniformidade geométrica: (A) alta, (B) média e (C) baixa.



Fonte: Do autor (2026).

2.2 Construção das instâncias experimentais

Para validar o desempenho da metodologia proposta (SA) com o método baseado em PLI foram construídas instâncias experimentais capazes de representar diferentes cenários operacionais da colheita florestal. A criação dessas instâncias possibilitou avaliar o comportamento das metodologias frente a níveis crescentes de complexidade espacial e computacional, fornecendo um referencial robusto sobre sua aplicabilidade prática.

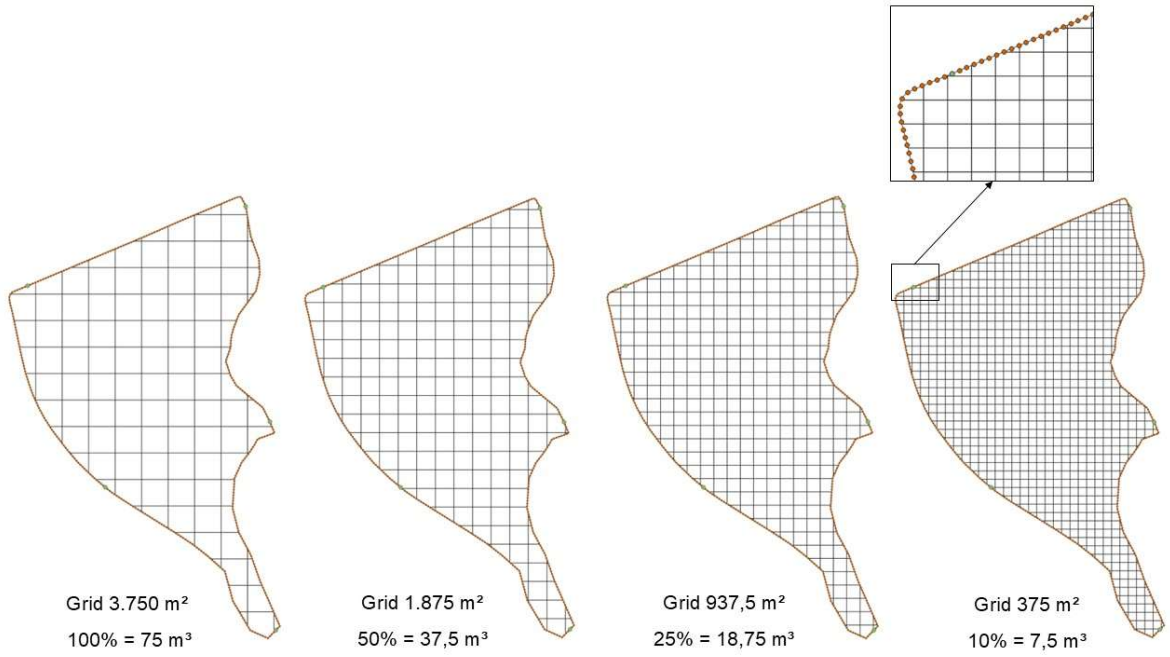
A base para a construção das instâncias consistiu nos três talhões previamente selecionados, cada um com geometria distinta, conforme descrito na caracterização da área de estudo. Para evitar que a heterogeneidade volumétrica interferisse na análise comparativa entre as metodologias, foi definida uma produtividade média padronizada de 200 m^3/ha para todos os talhões. A uniformização do volume eliminou o efeito de variabilidade na produtividade, concentrando a avaliação exclusivamente nos aspectos relacionados ao planejamento espacial da colheita.

Após estabelecido o volume, procedeu-se à padronização das características físicas das pilhas de madeira, uma etapa essencial para garantir consistência entre os cenários. Considerou-se, de forma arbitrária, porém tecnicamente plausível, que cada pilha apresentaria 5 m de comprimento, 4 m de altura e 6 m de largura, perfazendo um volume de 120 m estéreo. Esse valor foi convertido para volume sólido utilizando um fator de empilhamento de 1,6, resultando em capacidade máxima de 75m^3 por pilha. Além disso, definiu-se uma distância média fixa de 1,5 m entre pilhas, caráter fundamental para garantir representações espaciais realistas nos experimentos.

O número de pilhas disponíveis por talhão foi estimado pela divisão do perímetro (m) pela soma entre o comprimento das pilhas e o espaçamento adotado entre elas (m). Paralelamente, a quantidade de pilhas necessária para comportar o volume total foi obtida pela razão entre o volume do talhão (m^3) e o volume individual de cada pilha (m^3).

Para direcionar o volume total do talhão às pilhas, foi necessário subdividir cada área em unidades menores, uma vez que a resolução do problema depende do grau de detalhamento espacial. Essa subdivisão foi realizada por meio da geração de grids internos ao talhão, cujos tamanhos representam proporções do volume máximo da pilha. A granularidade dos grids foi definida como 100%, 50%, 25% e 10% do volume sólido da pilha, correspondendo a 75 m^3, 37,5 m^3, 18,75 m^3 e 7,5 m^3, respectivamente. Considerando a produtividade padronizada, tais volumes equivalem a áreas máximas de 3.750 m^2, 1.875 m^2, 937,5 m^2 e 375 m^2. Ressalta-se que esses valores representam limites máximos, uma vez que a conformação espacial dos talhões inevitavelmente gera grids de menor área nas regiões de borda, a fim de preservar a aderência geométrica ao formato real das áreas, conforme ilustrado na Figura 3.

Figura 3 - Croqui de representação dos grids internos considerando 100%, 50%, 25% e 10% do volume sólido da pilha, bem como o detalhe de sua alocação no talhão.



Fonte: Do autor (2026).

A variação do tamanho dos grids tem papel central no controle da complexidade do problema. Grids maiores resultam em menor número de subdivisões, simplificando o espaço de busca e reduzindo a carga computacional exigida pelo método exato. Por outro lado, grids menores promovem maior detalhamento espacial, aumentam o número de unidades decisórias e elevam substancialmente a complexidade combinatória do problema, proporcionando um cenário no qual se espera maior diferenciação entre as metodologias, especialmente em favor da abordagem proposta.

Considerando os três talhões selecionados e as quatro granularidades definidas, foram construídas doze instâncias distintas. Cada instância foi posteriormente submetida à resolução pelas duas metodologias avaliadas, permitindo examinar de forma sistemática o efeito da geometria da área e do nível de detalhamento espacial sobre o desempenho relativo das abordagens de planejamento. A Tabela 1 apresenta o detalhamento das doze instâncias construídas, em que NP representa o número de pilhas necessárias para comportar o volume total de cada talhão, calculado pela razão entre o volume do talhão e a capacidade máxima individual de cada pilha

Tabela 1: Detalhamento das instâncias a serem avaliadas.

Instância	Talhão	Perímetro (m)	Área (ha)	Índice Borda	Vol Grid (%)	Tamanho Grid (m²)	N° Pilha	N° Grid	NP
1	1	2.280	32,2	14,1	100	3.750,0	351	86	88
2					50	1.875,0		172	88
3					25	937,5		343	88
4					10	375,0		859	88
5	2	2.790	32,2	11,5	100	3.750,0	429	86	88
6					50	1.875,0		172	89
7					25	937,5		343	88
8					10	375,0		859	88
9	3	3.300	31,9	9,7	100	3.750,0	508	85	88
10					50	1.875,0		170	88
11					25	937,5		340	88
12					10	375,0		851	88

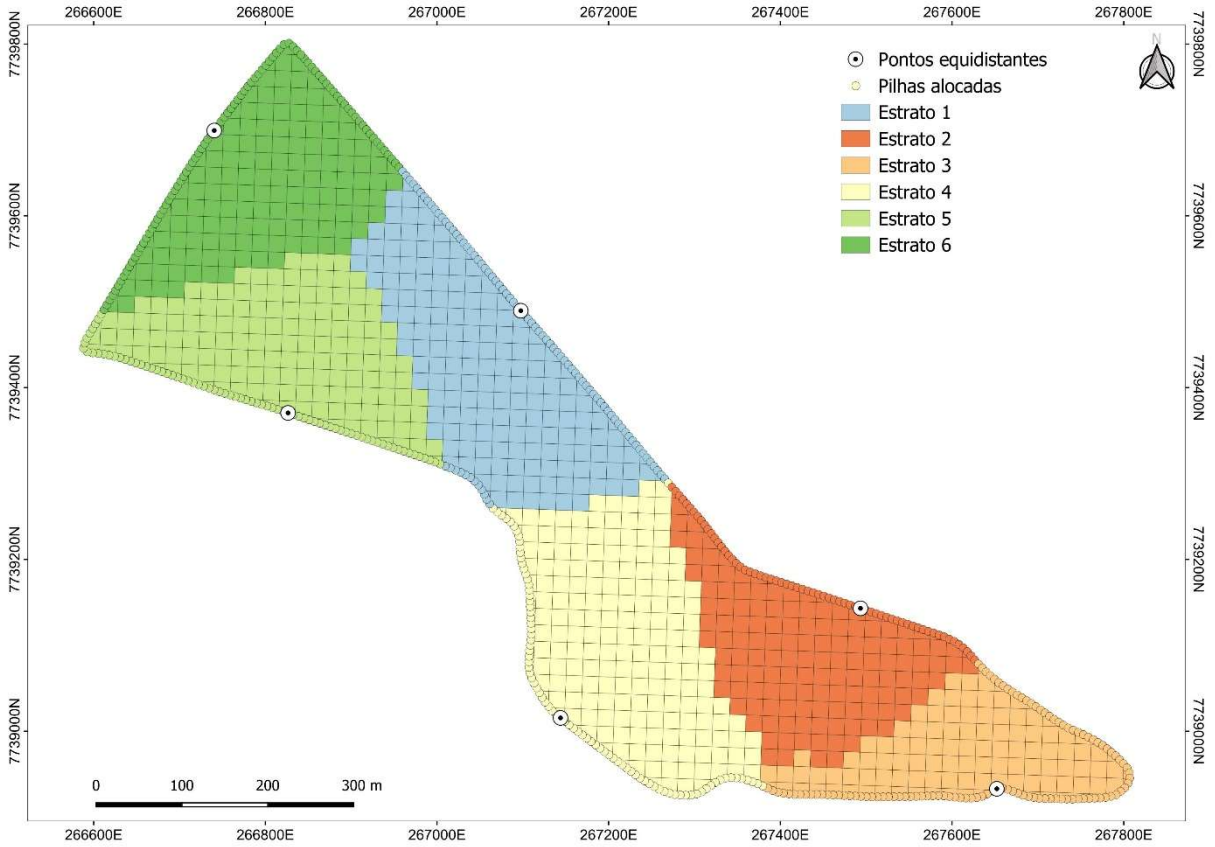
Fonte: Do autor (2026).

2.3 Formulação do Problema de Otimização

A partir da base de dados proveniente do processo de construção das instâncias, foi realizado um pré-processamento com o objetivo de gerar a subdivisão dos talhões em estratos (Figura 3). Para isso, foram alocados pontos equidistantes ao longo do perímetro do talhão. A quantidade de pontos foi estimada por meio da razão entre o número de pilhas disponíveis e o número de pilhas necessárias para a alocação do volume total do talhão. O primeiro ponto foi definido de forma arbitrária, e os demais foram posicionados de maneira sistemática.

O uso de estratos (subgrupos) permite que o processo de otimização seja conduzido de forma semi-independente ou hierárquica por sub-região, contribuindo para a redução da complexidade computacional do problema ao decompor uma instância de grande escala em subproblemas menores e mais manejáveis. Essa abordagem favorece a obtenção de soluções espacialmente coerentes, uma vez que restringe as alocações a regiões homogêneas do talhão, reduzindo deslocamentos excessivos e resultados pouco aderentes à realidade operacional. Além disso, a decomposição espacial do problema possibilita maior eficiência no tratamento de restrições de adjacência e na organização das unidades de manejo (Öhman; Eriksson, 2010).

Figura 4 - Croqui com a representação do talhão de baixa uniformidade após a estratificação, contemplando seis pontos equidistantes e seus estratos.



Fonte: Do autor (2026).

A estratificação também possibilita a representação de heterogeneidades internas, como variações de produtividade, acessibilidade ou regularidade operacional, tornando o modelo mais fiel às condições de campo. A divisão em subgrupos também confere maior flexibilidade e modularidade ao modelo, permitindo a adoção de parâmetros e restrições específicas por estrato sem comprometer a formulação global. Por fim, essa estrutura viabiliza abordagens hierárquicas e multinível, aumentando a robustez do processo decisório, a análise das soluções e a viabilidade de sua implementação prática (Öhman; Eriksson, 2010).

É importante destacar que a definição dos estratos deve ser realizada após a inserção de todos os inputs do modelo, incluindo o shape dos grids, das pilhas e as tabelas de volume e distância, uma vez que a estratificação é condicionada diretamente pela distribuição espacial e volumétrica dos dados de entrada. A alteração ou substituição de qualquer input após a estratificação pode comprometer a coerência espacial dos estratos e, consequentemente, afetar a qualidade e a viabilidade das soluções obtidas por ambas as metodologias.

2.3.1 Modelagem Programação Linear Inteira (PLI)

O processo de modelagem teve início a partir da formulação original do problema das *p*-medianas, conforme apresentado em Arenales et al. (2007). A expressão (1) representa a função objetivo do modelo, cujo propósito é minimizar o somatório dos deslocamentos internos ao talhão, isto é, a soma das distâncias euclidianas (m) entre os grids *i* e as pilhas *j*. A essa função foi acrescido um objetivo secundário, de caráter penalizador, proposto por Faria (2013), incorporado com o intuito de promover a contiguidade e o agrupamento espacial das UP ativas, penalizando a seleção de UP isoladas.

A função objetivo é sujeita as seguintes restrições: (2) restrição de seleção das UV_i, garantindo que cada uma seja alocada a exatamente uma UP_j; (3) restrição de conexão entre as variáveis de decisão do modelo; (4) restrição que assegura que o volume total alocado a uma UP_j não exceda sua capacidade máxima C_j; (5) restrição de agrupamento, adaptada de Faria (2013); (6) restrição que impõe um número fixo de UP ativadas no total; (7) restrição de estratos, que proíbe a atribuição de uma UV_i a uma UP_j quando pertencem a diferentes estratos de regularidade; e (8) restrições de não negatividade e integridade.

Função objetivo:

$$MIN\ Z = \sum_{i \in I}^{I} \sum_{j \in J}^{J} DV_{ij} \cdot X_{ij} + P \cdot \sum_{k \in J}^{J} W_k \qquad (1)$$

Ressalta-se que a incorporação da penalidade de agrupamento à função objetivo, embora promova a contiguidade espacial das pilhas ativas e produza soluções operacionalmente mais coerentes, implica um acréscimo no valor total da função objetivo em relação a modelos sem essa restrição. Dessa forma, os valores de Z reportados não refletem o menor custo absoluto de transporte possível, mas sim o custo associado a soluções espacialmente organizadas, o que deve ser considerado na interpretação e validação dos resultados.

Sujeito a:

Atribuição única de UV:

$$\sum_{j \in J}^{J} X_{ij} = 1, \qquad \forall_i \in I \qquad (2)$$

Conexão UV-UP:

$X_{ij} \leq Y_j\ ,\ \forall_i \in I\ , \forall_j \in J$ (3)

Capacidade máxima da UP:

$\sum_{i\ \in I}^{I}(X_{ij}\ .V_i) \leq\ C_j\ .Y_j,\quad \forall_j \in J$ (4)

Restrição de agrupamento/vizinhança:

$\sum_{k\ \in J}^{J}(A_{jk}\ .Y_k) +\ W_j\ \geq\ (PV_j\ .\left(NV_j - 1\right)),\quad \forall_j \in J$ (5)

Restrição de número fixo de UP

$\sum_{j\ \in J}^{J} Y_j = NP$ (6)

Restrição de estratificação

$X_{ij} = 0,\quad se\ E_i \neq E_j,\ \forall_i \in I\ , \forall_j \in J$ (7)

Restrições de não negatividade e integridade

$X_{ij}\ \in \{0,1\},\quad \forall_i \in I\ , \forall_j \in J$

$Y_j\ \in \{0,1\},\quad \forall_j \in J$ (8)

$W_k\ \in \{0,1\},\quad \forall_k \in J$

Em que:

X_{ij} = Variável de decisão binária para alocação de volume;

Y_j = Variável de decisão binária para locação da UP;

W_k = Variável binária de penalidade/agrupamento;

DV_{ij} = custo de transporte ponderado entre da UV_i e a UP_j, calculado como a distância euclidiana dividida pelo volume da UV_i: DV_{ij} = dist(i, j) / V_i;

V_i = Volume de madeira na UV_i (m^3);

C_j = Capacidade máxima da UP_j (m^3);

A_{jk} = Matriz de adjacência entre UP_j e UP_k;

NV_j = Número de vizinhos da UP_j;

PV_j = Presença de vizinhos para a UP_j (1 se $NV_j > 0$, 0 caso contrário);

NP = Número total de UP a serem ativadas;

P = Penalidade por agrupamento/regularidade de UPs ($A_{penalty}$ 10);

E_i: Estrato ao qual pertence a UV_i;

E_j: Estrato ao qual pertence a UP_j.

O modelo foi implementado no ambiente R (versão 4.5.2), utilizando o pacote OMPR (*Optimization Modeling Package*) (Schumacher, 2023), destinado à modelagem de problemas de programação inteira. Esse pacote fornece uma formulação algébrica para a modelagem de problemas de otimização linear inteira diretamente no R, sendo independente do solver. Dessa forma, possibilita a resolução de um mesmo modelo por meio de diferentes solucionadores, conferindo maior flexibilidade à abordagem adotada.

A etapa de otimização foi realizada com o solver Gurobi (Gurobi Optimization, 2026) versão acadêmica, reconhecido por sua robustez em problemas de Programação Linear, Quadrática e Inteira Mista. As configurações priorizaram a eficiência computacional, com a utilização de 12 *threads*, e a busca por soluções ótimas com GAP de otimização (MIP Gap) menor ou igual a 2% (0,02). A comunicação entre o modelo e o solver foi realizada por meio da interface ROI (R *Optimization Infrastructure*) (Theußl; Schwendinger; Hornik, 2020).

2.3.2 Modelagem *Simulated Annealing* (SA)

O *Simulated Annealing* (SA) é uma meta-heurística inspirada no processo metalúrgico de recozimento (*annealing*), no qual um material é aquecido e, em seguida, resfriado lentamente com o objetivo de aumentar o tamanho dos cristais e reduzir defeitos estruturais. No contexto da otimização, a "temperatura" do SA controla a probabilidade de aceitação de soluções piores, permitindo ao algoritmo escapar de ótimos locais durante as fases iniciais da busca (Kirkpatrick; Gelatt; Vecchi, 1983).

Com base nessa abordagem, foi desenvolvido um algoritmo em R que implementa uma meta-heurística baseada em SA para determinar a melhor alocação dos grids às pilhas, definida como aquela que minimiza a distância total de arraste ou baldeio, respeitando as restrições de capacidade das pilhas. O algoritmo atua por meio de perturbações seletivas nas alocações, realizadas em um estrato por vez, e utiliza o critério de Metropolis (Metropolis et al., 1953), adaptado ao contexto de otimização combinatória por Kirkpatrick; Gelatt; Vecchi, (1983), para a aceitação de soluções: quando uma perturbação resulta em melhora da função objetivo, a nova configuração é aceita; caso contrário, ela é aceita com probabilidade e^(-ΔC/T), o que contribui para evitar a convergência prematura para soluções subótimas, especialmente nas etapas iniciais do processo de busca.

A função objetivo adotada, apresentada na Equação (9), visa minimizar o somatório do produto entre o volume V_i de cada grid e a distância euclidiana D_{ij}, em metros, entre o centroide do grid *i* e a pilha *j* à qual está alocado, em que o termo $V_i \cdot D_{ij}$ representa o esforço de transporte ponderado pelo volume, ou custo variável. Além das restrições definidas pelas Equações (2), (7) e (8), implementadas no modelo de PLI, foi incluída a restrição que assegura que o volume total alocado a cada pilha *j* não exceda sua capacidade máxima C_j, conforme a Equação (10).

Função objetivo:

$$MIN\ Z = \sum_{i \in I}^{I}\ \sum_{j \in J}^{J} V_i \,.\, D_{ij} \,.\, X_{ij} \qquad (9)$$

Capacidade da Pilha:

$$\sum_{i \in I}^{I} (X_{ij} \,.\, V_i) \ \leq\ C_j, \qquad \forall_j \in J \qquad (10)$$

Em que:

D_{ij}: distância euclidiana (m) entre o centroide do grid *i* e a pilha *j*.

A solução considerada no processo de busca é definida por uma estrutura vetorial, na qual cada posição corresponde a um grid *i*, e o valor associado indica o identificador da pilha *j* à qual esse grid está alocado ($S_i = j$). A qualidade de cada solução é avaliada por meio de uma função fitness, definida pela função objetivo Z, que representa o custo total de transporte, utilizado como critério para comparação e seleção das soluções ao longo do processo de otimização.

A etapa de inicialização da solução utiliza uma heurística construtiva com o objetivo de gerar, de forma eficiente, a solução inicial S_{atual}. Esse procedimento é conduzido separadamente para cada estrato, permitindo explorar as características locais de cada sub-região. Inicialmente, é selecionado um conjunto de *k* pilhas iniciais, definidas como sementes e distribuídas de maneira equidistante ao longo do perímetro do estrato. O número de pilhas *k* é amostrado aleatoriamente entre 3 e um sexto do número total de pilhas disponíveis no estrato, conferindo diversidade às soluções iniciais e contribuindo para a eficácia do processo de busca subsequente.

A etapa de alocação emprega uma heurística construtiva gulosa (*Greedy*) inspirada em *First Fit Decreasing*, na qual os grids são inicialmente ordenados em ordem decrescente de

volume. Cada grid *i* é então alocado à pilha *j* disponível que minimiza a distância D_{ij}, desde que a restrição de capacidade máxima C_j não seja violada. A disponibilidade das pilhas é limitada às pilhas base previamente definidas e às suas adjacentes, o que força a regionalização da alocação e contribui para a formação de soluções espacialmente coerentes em torno das pilhas base, formando pilhas vizinhas.

A geração de soluções vizinhas constitui o mecanismo de vizinhança do algoritmo e é realizada por meio de perturbações controladas na solução atual. Em cada iteração, um estrato é selecionado aleatoriamente, e a solução candidata é construída copiando-se integralmente a solução atual e redistribuindo apenas as alocações correspondentes ao estrato sorteado. Para esse estrato, uma nova etapa de inicialização é executada, forçando a redistribuição dos grids a partir de um novo conjunto de pilhas base, o que resulta na geração de uma solução candidata $S_{vizinha}$, enquanto os demais estratos permanecem inalterados.

A estratégia de aceitação e o esquema de resfriamento seguem os princípios do SA. A parametrização do algoritmo inclui uma temperatura inicial elevada (T_0 = 1.000.000), que permite ampla exploração do espaço de busca nas iterações iniciais, uma taxa de resfriamento lenta (α = 0,999), aplicada a cada iteração segundo $T(k + 1) = T_k \cdot \alpha$, e um número máximo de iterações definido como N = 1.000. O critério de aceitação de Metropolis possibilita a aceitação probabilística de soluções piores em função da temperatura corrente. A redução da temperatura é aplicada em todas as iterações, independentemente de a solução candidata ser aceita ou rejeitada, garantindo o decaimento contínuo da temperatura ao longo do processo de busca. Essa parametrização é fundamental para equilibrar exploração e intensificação da busca, influenciando diretamente a qualidade e a eficiência das soluções obtidas.

A meta-heurística proposta foi implementada no ambiente R (versão 4.5.2), utilizando principalmente pacotes do *tidyverse* (Wickham et al., 2019), os quais fornecem suporte à manipulação, organização e avaliação dos dados ao longo do processo de busca. As funções do pacote *dplyr* (Wickham et al., 2025) são empregadas na construção do espaço de busca, na estratificação dos dados, na ordenação dos grids por volume e no cálculo da função objetivo (fitness). Essas operações são fundamentais para a geração da solução inicial e para a avaliação iterativa das soluções candidatas no algoritmo de SA.

O pacote *stringr* (Wickham, 2025) foi utilizado para o tratamento de *strings* e identificação automática das instâncias do problema, garantindo a correta parametrização dos cenários analisados. Já o pacote *purrr* (Wickham; Henry, 2026) auxiliou na programação funcional, permitindo a implementação mais eficiente e legível de estruturas iterativas associadas à geração e avaliação das soluções. Pacotes adicionais, como *sf, ggplot2, readxl* e

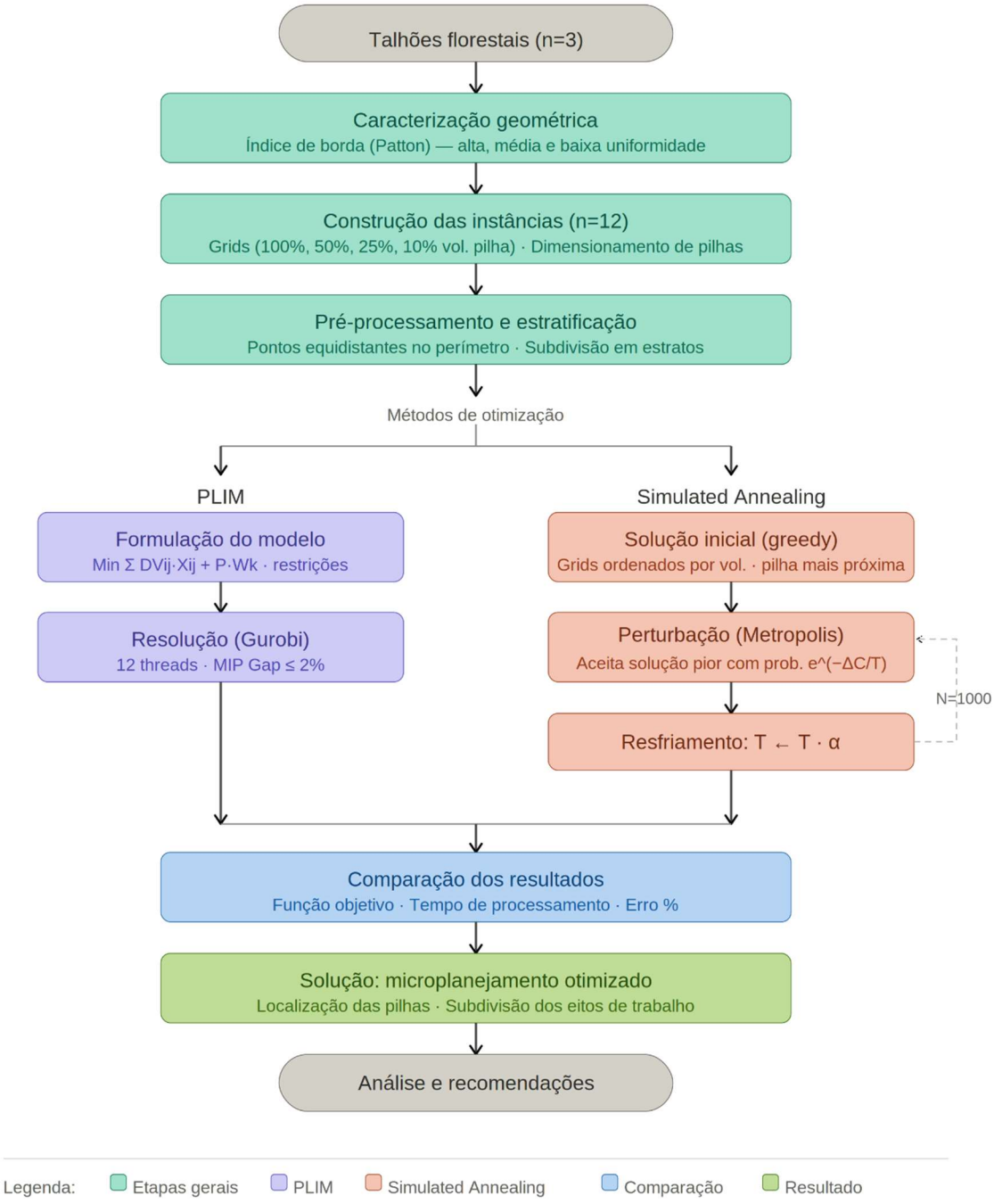
writexl, foram empregados exclusivamente para leitura de dados, manipulação espacial e visualização dos resultados, não interferindo diretamente na lógica da meta-heurística.

Os dois métodos de otimização foram comparados em termos de qualidade da solução obtida e eficiência computacional. A qualidade da solução foi avaliada pela função objetivo Z, que representa a distância total ponderada pelo volume percorrida pelo maquinário na etapa de extração da madeira, expressa em metros (m). A eficiência computacional foi mensurada pelo tempo de processamento, registrado em segundos, desde o início da execução até a obtenção da solução final. Para o SA, os valores de função objetivo e tempo de processamento reportados correspondem à melhor execução (menor função objetivo) obtida dentre as 30 execuções independentes realizadas para cada instância, dado o caráter estocástico da meta-heurística. A comparação foi conduzida sobre as doze instâncias experimentais, garantindo equivalência nas condições de avaliação, e ambos os métodos foram executados no mesmo equipamento, com sistema operacional Ubuntu 22.04.5 LTS, processador Intel Core i5-11400H (6 núcleos e 12 *threads*) e 32 GB de memória RAM.

Com o objetivo de verificar a existência de relação entre o nível de complexidade das instâncias e o desempenho relativo das metodologias avaliadas, foram adotados testes estatísticos não paramétricos. A opção por testes não paramétricos justifica-se pelo tamanho reduzido da amostra, condição que inviabiliza a verificação confiável de normalidade e torna inadequado o uso de métodos paramétricos. O coeficiente de correlação de Spearman (Spearman, 1904) foi empregado para avaliar a existência de associação monotônica entre a complexidade das instâncias e as variações percentuais no tempo de processamento ($\Delta T\%$) e na função objetivo ($\Delta FO\%$), calculadas como (SA - PLI) / PLI × 100. O teste de Wilcoxon *signed-rank* (Wilcoxon, 1945) foi aplicado para verificar se as medianas dessas variações diferem sistematicamente de zero, indicando dominância de uma abordagem sobre a outra. Ambos os testes foram conduzidos no ambiente R (versão 4.5.2), adotando-se nível de significância de 5%.

Em síntese, o procedimento metodológico adotado no presente estudo está representado no fluxograma da Figura 5, o qual ilustra as etapas sequenciais desde a caracterização dos talhões e a construção das instâncias experimentais até a comparação dos resultados obtidos pelas duas abordagens de otimização.

Figura 45– Fluxograma do procedimento metodológico adotado para o microplanejamento operacional da colheita florestal



Fonte: Do autor (2026).

3 RESULTADOS

Os resultados da função objetivo e do tempo de processamento, obtidos a partir da otimização realizada por meio da PLI e meta-heurística SA, bem como o erro estimado a partir da comparação entre ambas, são apresentados na Tabela 2. A análise considera as doze

instâncias avaliadas, representativas de variações no volume do grid e na complexidade do problema, aplicadas aos três talhões distintos.

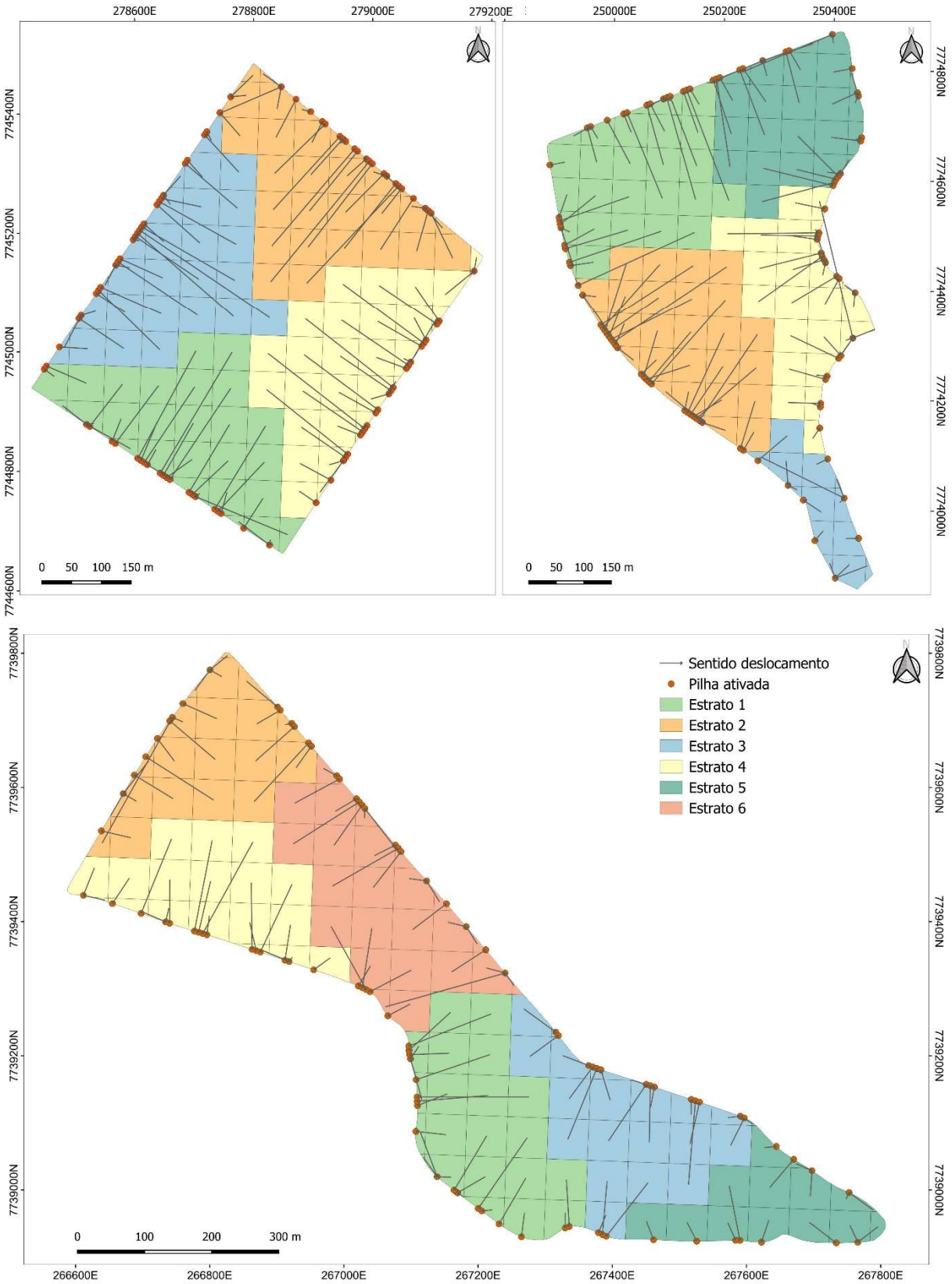
Tabela 2: Resultados do tempo de processamento, função objetivo e variação % ((SA-PLI) / PLI*100) para as doze instâncias analisadas.

Instâncias	Talhão	Tempo SA (s)	Tempo PLI (s)	ΔT (%)	FO SA	FO PLI	ΔFO (%)
1	1	49,26	97,82	-49,64	9.574,95	10.380,46	-7,76
2		118,22	367,91	-67,87	19.967,46	19.227,03	3,85
3		360,36	-	-	48.728,51	-	-
4		1.757,52	7.349,93	-76,09	125.929,99	85.031,96	48,10
5	2	45,01	145,60	-69,09	9.040,65	9.800,16	-7,75
6		104,98	469,79	-77,65	17.630,05	38.142,67	-53,78
7		317,59	-	-	48.811,33	-	-
8		1.813,32	13.966,11	-87,02	108.216,76	74.711,08	44,85
9	3	42,70	209,67	-79,64	6.918,50	8.044,92	-14,00
10		107,17	652,49	-83,57	15.263,55	13.630,76	11,98
11		348,75	-	-	32.926,45	-	-
12		1.915,40	19.241,30	-90,05	95.430,82	58.503,21	63,12

Fonte: Do autor (2026).

A Figura 6 apresenta a espacialização das soluções obtidas, onde os talhões foram subdivididos em grids e estratos. As linhas de conexão indicam a alocação de cada unidade de área à sua respectiva pilha ativada, permitindo a visualização do fluxo de extração planejado pelo algoritmo. De modo geral, observa-se que, nos três talhões analisados, os melhores resultados da função objetivo, caracterizados pelo menor custo de deslocamento e transporte, foram obtidos nas instâncias 1, 5 e 9, em que o volume do grid correspondia a 100% do volume sólido das pilhas, especialmente quando utilizada a otimização por SA. Esse comportamento também se reflete no tempo de processamento (Figura 7), no qual a SA apresentou desempenho superior em todas as instâncias solucionadas por ambas as metodologias.

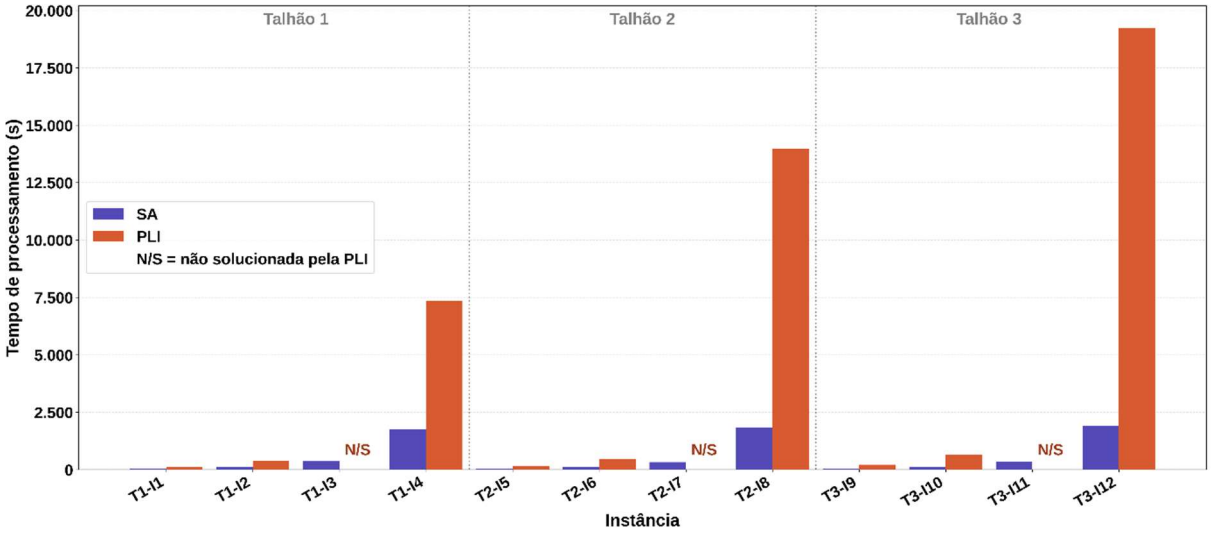
Figura 6: Representação dos resultados da função objetivo, correspondentes aos menores custos de deslocamento para cada talhão, obtidos nas instâncias 1 (SA), 5 (SA) e 9 (SA).



Fonte: Do autor (2026).

A SA demonstrou significativa vantagem computacional em relação à PLI, com reduções no tempo de processamento que variaram aproximadamente entre 50% e 90%. Verifica-se ainda que essa diferença se intensifica à medida que a complexidade da instância aumenta, evidenciando maior adaptabilidade da abordagem meta-heurística frente ao crescimento do problema. Em contrapartida, a PLI apresentou tempos de processamento substancialmente mais elevados, mesmo com a limitação do GAP em 2%, adotada com o objetivo de acelerar a obtenção de soluções próximas do ótimo.

Figura 7: Tempo de processamento obtido pelo SA e pela PLI para as instâncias analisadas.

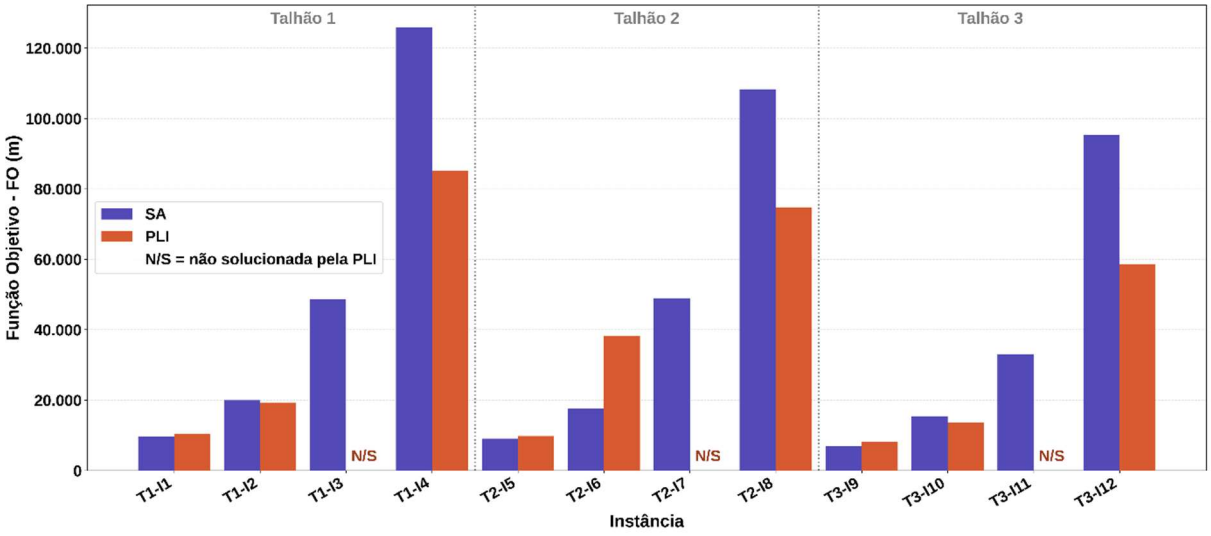


Fonte: Do autor (2026).

Outro aspecto relevante refere-se à viabilidade das soluções. Em determinadas instâncias de maior porte (3,7 e 11), a PLI não foi capaz de fornecer resultados dentro dos parâmetros estabelecidos, enquanto a SA apresentou soluções viáveis para todas as instâncias avaliadas. Esse comportamento evidencia a robustez da meta-heurística, especialmente em cenários caracterizados por elevada complexidade combinatória ou restrições computacionais.

No que diz respeito à qualidade das soluções, observa-se um comportamento dependente da instância analisada. Em problemas de menor porte, a SA apresentou valores da função objetivo inferiores aos obtidos pela PLI (Figura 8). Entretanto, à medida que a área do grid é reduzida e a complexidade do problema aumenta, os resultados da função objetivo obtidos pela PLI tendem a ser mais favoráveis, indicando menor custo total. Esse padrão evidencia a possibilidade um trade-off entre tempo de processamento e qualidade da solução, visto que a solução da PLI, quando converge, apresenta potencial para fornecer soluções de melhor qualidade, ainda que à custa de maior esforço computacional.

Figura8: Valores da função objetivo obtidos pelo SA e pela PLI para as instâncias analisadas.



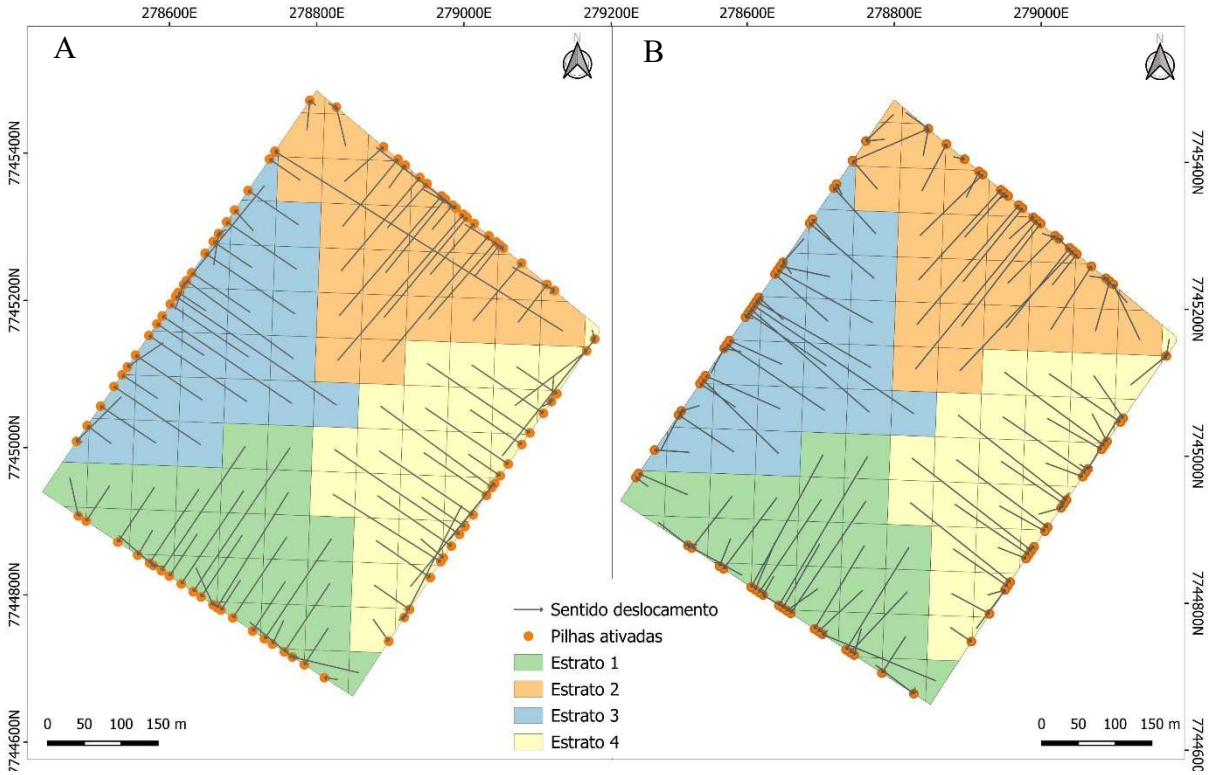
Fonte: Do autor (2026).

Cabe destacar que os valores da função objetivo incluem o efeito da penalidade de agrupamento espacial, o que implica valores de Z superiores aos que seriam obtidos por um modelo sem essa restrição.

Observa-se na Figura 9, que a maior parte dos grids foi atribuída a pilhas geograficamente próximas, indicando que tanto a PLI quanto a SA realizam seleções locais eficientes, conforme o esperado. Essa convergência sugere que as pilhas foram escolhidas estrategicamente e possuíam capacidade suficiente, resultando em soluções de alta qualidade com baixo custo total.

No entanto, alguns grids foram direcionados a pilhas distantes, mesmo com a existência de uma pilha mais próxima. Isso pode ocorrer, principalmente, quando a pilha adjacente estiver saturada, sendo incapaz de receber volume adicional sem violar a restrição de capacidade máxima, o que é inevitável em modelos capacitados. Sob a ótica heurística, esse cenário ilustra o *trade-off* entre a minimização da distância e a conformidade com as restrições operacionais, sem as quais a solução seria infactível. Adicionalmente, a geometria do talhão e a estratificação podem dificultar o agrupamento compacto, reiterando que a capacidade e a distribuição espacial são fatores que condicionam a qualidade das soluções locais.

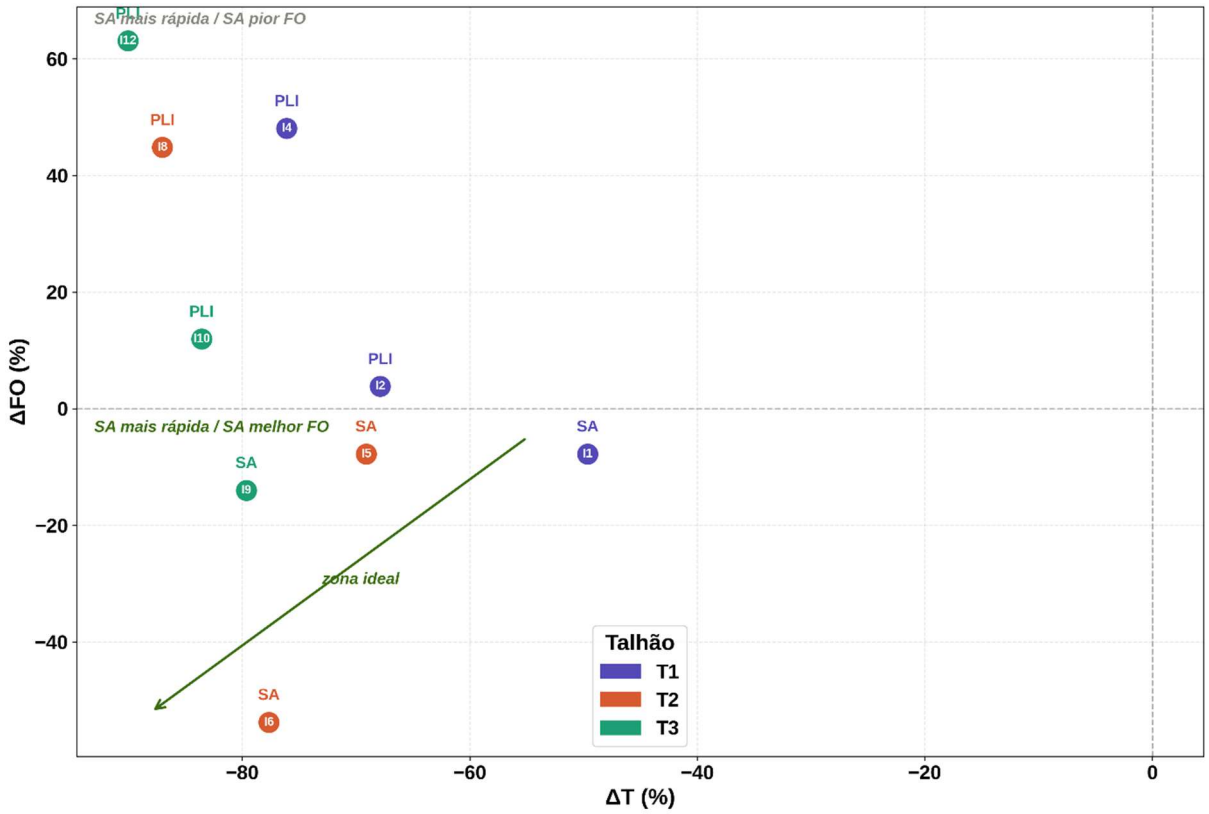
Figura 9: Agrupamento das pilhas evidenciada nos dois métodos: A - PLI e B - SA.



Fonte: Do autor (2026)

A Figura 10 ilustra o *trade-off* entre eficiência computacional e qualidade da solução para as nove instâncias em que ambas as metodologias geraram soluções viáveis. O eixo x representa a variação percentual no tempo de processamento (ΔT%), e o eixo y representa a variação percentual na função objetivo (ΔFO%). Observa-se que todos os pontos estão posicionados à esquerda do eixo y, confirmando a superioridade computacional do SA em todas as instâncias avaliadas, com reduções no tempo de processamento que variaram entre 49,64% e 90,05%. No que diz respeito à qualidade da solução, os pontos localizados abaixo do eixo x indicam instâncias em que o SA obteve menor custo total de transporte que a PLI, enquanto os pontos acima do eixo indicam o cenário oposto. Verificou-se que nas instâncias de menor porte (I1, I5, I6 e I9), o SA apresentou desempenho equivalente ou superior à PLI também em termos de função objetivo, configurando a zona de dominância da meta-heurística. Nas instâncias de maior complexidade (I4, I8 e I12), a PLI tendeu a soluções de menor custo quando convergiu, evidenciando o *trade-off* entre tempo de processamento e qualidade da solução característico da validação de métodos aproximativos frente a métodos exatos.

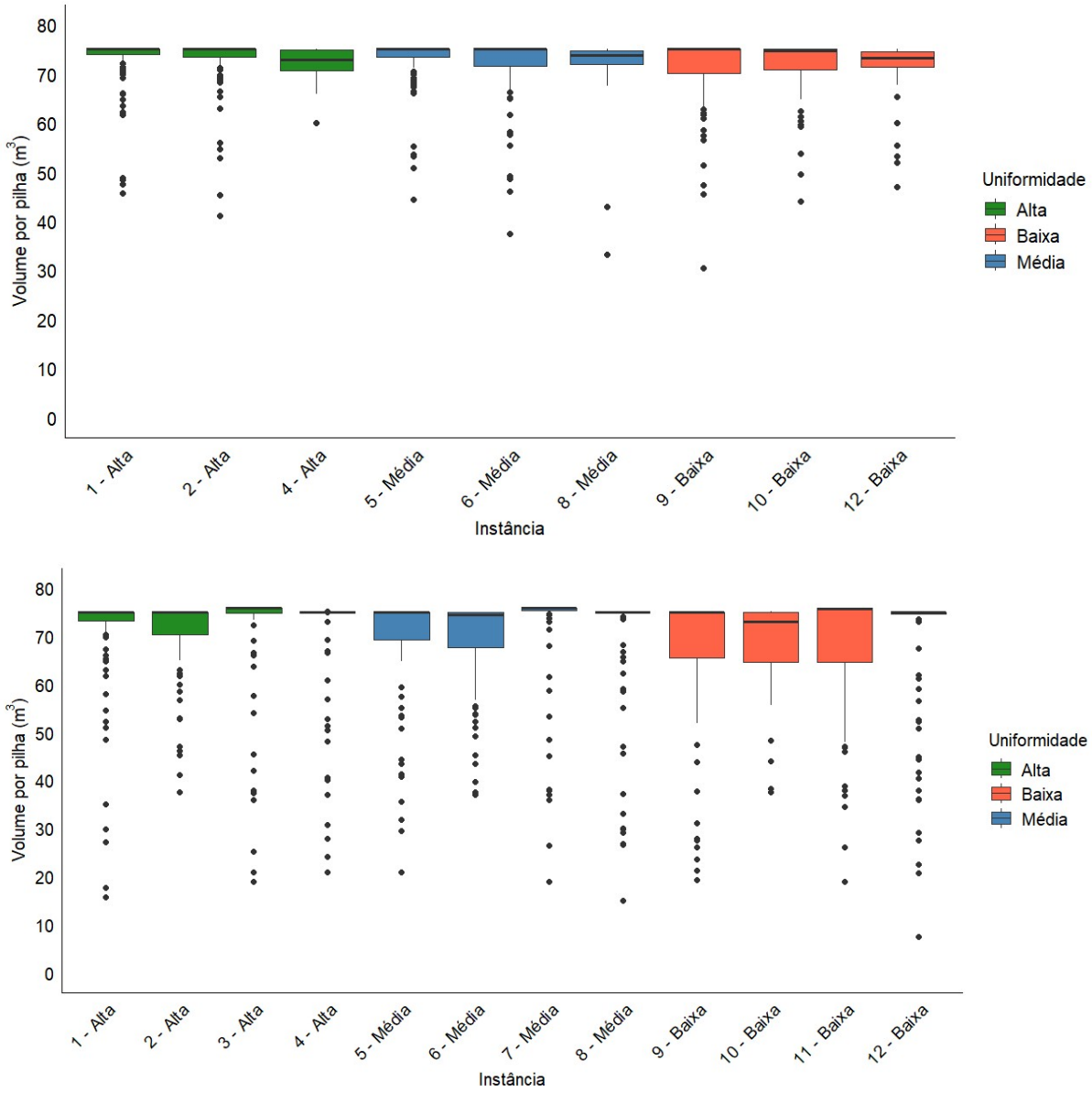
Figura 10: Trade-off entre tempo de processamento e qualidade da solução obtida pelo SA em relação à PLI para as instâncias com solução viável em ambas as abordagens.



Fonte: Do autor (2026).

A análise da distribuição do volume por pilha ativada (Figura 11) evidencia diferenças no padrão de alocação entre os métodos. Na PLI, observa-se maior consistência na ocupação das pilhas, com variabilidade crescente conforme a irregularidade geométrica do talhão aumenta, o que é coerente com o comportamento esperado de um método exato. No SA, verifica-se maior amplitude na distribuição dos volumes por pilha, com ocorrência mais frequente de pilhas subutilizadas, característica inerente às abordagens meta-heurísticas, nas quais a busca probabilística pode resultar em soluções localmente subótimas em uma fração das execuções. Esse comportamento reforça o *trade-off* entre robustez computacional e consistência na qualidade das soluções individuais, já identificado na análise da função objetivo.

Figura 11: Distribuição do volume de madeira por pilha ativada em cada instância pelos métodos: A - PLI e B - SA.



Fonte: Do autor (2026).

Os resultados dos testes estatísticos são apresentados na Tabela 3. A correlação entre complexidade e ΔFO% foi positiva e significativa, indicando que a qualidade relativa da solução da PLI melhora com o aumento da complexidade. Em contrapartida, a correlação entre complexidade e ΔT% não foi significativa, sugerindo que a vantagem computacional do SA se mantém estável independentemente da escala do problema. O teste de Wilcoxon confirmou que o SA é sistematicamente mais rápido que a PLI, enquanto não foi identificada diferença sistemática significativa na qualidade das soluções entre os métodos.

Tabela 3: Resultados dos testes estatísticos de comparação entre SA e PLI

Teste	Variáveis	Estatística	*p*-valor	Interpretação
Spearman	Complexidade x ΔT(%)	$\rho = -0{,}5798$	0,1018	Não significativo
Spearman	Complexidade x ΔFO(%)	$\rho = 0{,}7906$	0,0112*	Significativo
Wilcoxon	ΔT(%) x zero	W = 0	0,0039*	Significativo (mediana ΔT = -77,65%)
Wilcoxon	ΔFO(%) x zero	W = 18	0,6523	Não significativo

** Significativo ao nível de 5% ($p < 0{,}05$). ΔT(%) e ΔFO(%) calculados como (SA - PLI) / PLI × 100. n = 9 instâncias com solução viável em ambas as abordagens.*

Fonte: Do autor (2026).

Em síntese, os resultados indicam que não há uma metodologia dominante sob todos os critérios analisados. A SA destaca-se pela eficiência computacional, robustez e capacidade de resolver instâncias de maior porte em tempo reduzido, enquanto a PLI apresenta vantagem na qualidade das soluções em cenários específicos, quando há disponibilidade de recursos computacionais e tempo de processamento suficiente. Dessa forma, a escolha da metodologia mais adequada deve considerar o equilíbrio entre tempo, qualidade da solução e viabilidade operacional.

4 DISCUSSÃO

O presente estudo avaliou o desempenho comparativo entre a Programação Linear Inteira (PLI) e a meta-heurística *Simulated Annealing* (SA) aplicadas ao planejamento operacional da colheita florestal, com foco na alocação de grids às pilhas de madeira em três talhões com distintos níveis de uniformidade geométrica. Os resultados obtidos evidenciam diferenças entre as metodologias, tanto em termos de eficiência computacional quanto de qualidade das soluções, com reduções no tempo de processamento da SA variando entre 50% e 90% em relação à PLI, e com a ocorrência de instâncias não solucionadas pela PLI nas configurações de maior complexidade. Esses achados corroboram padrões recorrentes na literatura sobre problemas de otimização combinatória e logística de grande escala (Borges et al., 2014; Rönnqvist, 2003; Weintraub; Barahona; Epstein, 1994).

A superioridade da SA em relação ao tempo de processamento, observada de forma consistente em todas as instâncias analisadas, está alinhada com estudos que apontam as meta-heurísticas como abordagens mais adequadas para problemas caracterizados por elevado espaço de busca e crescimento exponencial da complexidade (Bettinger; Boston, 2017;

Gomide; Arce; Silva, 2013; Weintraub et al., 2000). Diferentemente da PLI, que busca o ótimo global por meio de técnicas exatas e, consequentemente, sofre fortemente com o aumento do número de variáveis e restrições, a SA explora o espaço de soluções de forma probabilística, permitindo escapar de ótimos locais com menor custo computacional (Pukkala; Kangas, 1993).

A limitação do GAP em 2% aplicada à PLI, embora contribua para acelerar a convergência e viabilizar soluções próximas do ótimo, mostrou-se insuficiente para garantir competitividade em termos de tempo de processamento, especialmente nas instâncias de maior porte. Esse comportamento também é reportado por diversos autores, que destacam que, mesmo com relaxações ou critérios de parada antecipada, modelos exatos podem se tornar impraticáveis à medida que a dimensionalidade do problema aumenta (Goycoolea et al., 2005; Weintraub; Barahona; Epstein, 1994). Além disso, esse GAP não permite que a PLI chegue ao ótimo global, visto que o algoritmo encerra a busca assim que a diferença relativa entre o melhor limitante dual e a melhor solução inteira encontrada atinge o valor de 2%, garantindo apenas que a solução obtida está a no máximo 2% do ótimo, o que, embora represente uma aproximação de alta qualidade, implica que a solução ótima global pode não ter sido alcançada. Dessa forma, os valores de função objetivo reportados para a PLI correspondem a soluções dentro desse intervalo de tolerância, e não necessariamente ao mínimo absoluto do problema.

Por outro lado, os resultados da função objetivo indicam que a PLI apresenta vantagem em determinadas configurações, especialmente nas instâncias mais complexas em que a redução da área do grid resulta em maior nível de detalhamento espacial. Nesses casos, quando a solução é alcançada, a PLI tende a fornecer soluções de menor custo, o que reforça seu potencial para aplicações em que a qualidade da solução é prioritária e o tempo computacional não representa uma restrição crítica (Murray; Snyder, 2000; Weintraub et al., 2000). Esse resultado está em consonância com a literatura, que reconhece os métodos exatos como referência para obtenção de soluções de alta qualidade, frequentemente utilizadas como *benchmark* para avaliação de meta-heurísticas (Weintraub et al., 2000).

A ocorrência de instâncias não solucionadas pela PLI, contrastando com a capacidade da SA de gerar soluções viáveis em todos os cenários analisados, reforça a robustez da abordagem meta-heurística. Essa característica é particularmente relevante em contextos de tomada de decisão operacional, nos quais a ausência de solução pode inviabilizar o planejamento da colheita. Segundo Gendreau e Potvin (2010), meta-heurísticas são particularmente adequadas para problemas combinatórios de grande escala, nos quais métodos

exatos frequentemente se tornam impraticáveis. Resultados similares foram observados em contextos florestais, em que a SA demonstrou maior robustez frente a métodos exatos inclusive em problemas de logística de toras de grande porte (Ghotb; Sowlati; Mortyn, 2024; Gomide; Arce; Silva, 2013).

A capacidade do modelo em detalhar espacialmente a alocação, preenche uma lacuna crítica no microplanejamento florestal ao converter a otimização matemática em diretrizes para a execução física. Ao estabelecer estratos e sentidos de extração claros e com distâncias reduzidas, a metodologia facilita a delimitação dos eitos de trabalho e reduz a subjetividade do operador no campo, garantindo que o fluxo de madeira seja orientado para as pilhas de menor custo e respeite rigorosamente as restrições de capacidade. Essa organização logística reflete-se diretamente na eficiência operacional, visto que a minimização do deslocamento do maquinário resulta em menor consumo de combustível, redução do desgaste mecânico e aumento da produtividade horária, fatores que consolidam a viabilidade econômica do empreendimento florestal (Machado; Lopes, 2008; Malinovski et al., 2006).

A consistência dos padrões observados entre os diferentes talhões sugere que os resultados não estão associados a características específicas de uma área em particular, mas sim ao comportamento intrínseco das metodologias frente à complexidade do problema. Tal evidência reforça a generalização dos achados e sua aplicabilidade a outros cenários de planejamento florestal e logística de transporte de biomassa, conforme também observado em estudos similares da área florestal e de cadeias de suprimento (Borges et al., 2014; Rönnqvist, 2003; Sun; Li, 2025).

Dessa forma, os resultados confirmam a existência de um trade-off clássico entre eficiência computacional e qualidade da solução. Enquanto a SA se mostra mais adequada para aplicações que demandam rapidez, robustez e escalabilidade, a PLI apresenta melhor desempenho na função objetivo em cenários específicos, desde que haja disponibilidade de recursos computacionais suficientes. Nesse contexto, abordagens híbridas, combinando meta-heurísticas para geração de soluções iniciais e métodos exatos para refinamento, surgem como alternativas promissoras, conforme sugerido por Bettinger e Boston (2017), Borges et al. (2014), Ghotb, Sowlati e Mortyn (2024) e Sun et al. (2022). Essa perspectiva é reforçada por estudos que demonstram que a combinação de meta-heurísticas com métodos exatos pode superar abordagens individuais tanto em eficiência computacional quanto em qualidade de solução (Ghotb; Sowlati; Mortyn, 2024; Naderializadeh; Crowe; Rouhafza, 2022).

Os padrões observados ao longo das análises, em especial o aumento da complexidade combinatória nas instâncias de maior resolução espacial e a ocorrência de grids fracionadas

nas bordas dos talhões, apontam para direções promissoras de aprimoramento metodológico que merecem investigação em estudos futuros.

Os resultados obtidos sugerem que o pré-processamento espacial e a forma de alocação dos grids, com o objetivo de minimizar a quantidade de grids fracionadas, podem representar uma estratégia promissora para a melhoria do desempenho computacional e da qualidade das soluções. Embora tais abordagens não tenham sido adotadas neste estudo, elas configuram hipóteses relevantes a serem exploradas em pesquisas futuras.

Adicionalmente, abordagens hierárquicas de dois níveis, nas quais diferentes algoritmos são aplicados em escalas distintas de decisão, têm demonstrado potencial para aumentar a qualidade das soluções em problemas de planejamento florestal (Sun et al., 2022), configurando uma direção promissora para estudos futuros.

Uma hipótese promissora refere-se à utilização de grids hexagonais em substituição aos tradicionais grids quadrados. Na literatura de análise espacial, a tesselação hexagonal é destacada por sua capacidade de representar o espaço com menor viés de orientação, pois as células hexagonais mantêm a distância entre o centro e os seis vizinhos adjacentes, reduzindo efeitos de borda e vieses de discretização em comparação com grids quadrados (Wang; Kwan, 2018). Essa propriedade pode possibilitar uma representação mais coerente das relações espaciais entre células, o que pode ser vantajoso em modelos de otimização espacial e na construção de malhas que melhor capturem padrões geográficos subjacentes.

Outra hipótese relevante envolve a aplicação de diagramas de Voronoi como alternativa para dividir o espaço de estudo em células baseadas na distância a pontos geradores. Os diagramas de Voronoi, definidos como a subdivisão do espaço em regiões cujos pontos são mais próximos de um sítio gerador específico do que de qualquer outro, são amplamente utilizados em contextos que exigem representação espacial eficiente e adaptativa (Okabe et al., 2000). Essa forma de decomposição poderia, em princípio, reduzir a fragmentação artificial imposta por malhas regulares, uma vez que as fronteiras das células emergem diretamente da distribuição espacial dos pontos de interesse.

Adicionalmente, a hipótese de agrupar grids fracionadas com grids inteiras vizinhas, formando supergrids, poderia reduzir a complexidade do problema ao diminuir o número de unidades discretas analisadas, desde que respeitadas as restrições volumétricas impostas pelas pilhas. Uma abordagem exploratória envolvendo a movimentação da malha e a avaliação sistemática da quantidade de grids fracionadas poderia fornecer insights adicionais sobre configurações espaciais mais eficientes, sugerindo que o posicionamento da malha desempenha papel relevante na estruturação do problema.

O tamanho do grid também constitui um parâmetro a ser investigado, pois a escolha da resolução da malha influencia diretamente tanto o detalhamento espacial quanto a complexidade computacional do modelo, demandando um equilíbrio entre representatividade e viabilidade computacional (Bettinger; Boston, 2017). Além disso, observou-se que a PLI apresenta maior flexibilidade em relação à distância máxima de deslocamento, enquanto o método heurístico impõe limitações mais restritivas, potencialmente relacionadas à estratificação do talhão, o que deve ser considerado no desenvolvimento e comparação de metodologias de otimização aplicadas a problemas espaciais.

O presente estudo apresenta algumas limitações que devem ser consideradas na interpretação dos resultados. A avaliação foi conduzida em três talhões localizados em região de relevo predominantemente plano e com produtividade padronizada, condições que, embora adequadas para a comparação metodológica, podem restringir a generalização direta dos achados para áreas com maior heterogeneidade topográfica, edáfica ou volumétrica.

O algoritmo SA foi implementado com um conjunto fixo de parâmetros, temperatura inicial, taxa de resfriamento e número máximo de iterações, sem procedimento formal de calibração por instância, o que pode ter limitado seu desempenho em cenários de maior complexidade, dado que a qualidade das soluções meta-heurísticas é frequentemente sensível à parametrização adotada (Bettinger; Boston, 2017). O tempo de processamento foi utilizado como principal critério de eficiência computacional, não sendo avaliados outros aspectos relevantes como consumo de memória ou a possibilidade de paralelização dos processos de busca.

Uma limitação de caráter operacional diz respeito ao fato de o modelo não incorporar restrições relacionadas à logística do transporte externo da madeira. Na prática, os pontos de empilhamento tendem a ser concentrados ao longo dos carreadores principais, de modo a reduzir o deslocamento dos caminhões durante o carregamento, minimizar o tempo de ciclo de transporte e facilitar a operação logística como um todo. Essa preferência operacional, frequentemente observada em campo, não foi contemplada como restrição no modelo proposto, o que representa uma simplificação em relação às condições reais de colheita.

Mesquita et al., (2022) destacam que a integração entre a localização dos pontos de carregamento de madeira e o planejamento do transporte constitui um dos principais desafios em modelos de otimização florestal operacional, sendo frequentemente tratada de forma desacoplada na literatura. De modo similar, Ghotb; Sowlati; Mortyn (2024) reconhecem que restrições operacionais de sincronização e compatibilidade logística são frequentemente simplificadas ou omitidas em modelos de otimização, limitando a aderência das soluções à

realidade das operações florestais. A incorporação dessas restrições em versões futuras do modelo configura, portanto, uma oportunidade relevante de aprimoramento metodológico.

Por fim, a discretização espacial por grids quadrados, embora amplamente adotada na literatura, introduz frações de área nas bordas dos talhões que aumentam a complexidade combinatória do problema e podem distorcer a representação geométrica das unidades de decisão, conforme discutido nas perspectivas futuras deste trabalho.

Em síntese, o estudo atingiu seu objetivo ao demonstrar que tanto a PLI quanto a SA constituem abordagens viáveis para o planejamento operacional da colheita florestal, cada uma com vantagens distintas conforme o cenário analisado. A SA mostrou-se especialmente adequada para aplicações que demandam respostas em tempo reduzido e robustez frente a instâncias de maior porte, ao passo que a PLI se destaca quando a qualidade da solução é prioritária e os recursos computacionais disponíveis são suficientes. A escolha entre as metodologias deve, portanto, ser orientada pelas restrições operacionais e pelos objetivos específicos de cada planejamento, considerando o equilíbrio entre tempo de processamento, qualidade da solução e viabilidade prática.

5 CONCLUSÃO

O presente estudo demonstrou que tanto a Programação Linear Inteira (PLI) quanto a meta-heurística *Simulated Annealing* (SA) constituem abordagens viáveis para o planejamento operacional da colheita florestal, sendo capazes de otimizar a alocação de grids às pilhas de madeira com respeito às restrições de capacidade. Os resultados evidenciaram que a SA apresentou expressiva vantagem computacional em relação à PLI, com reduções no tempo de processamento entre 50% e 90%, além de demonstrar maior robustez ao gerar soluções viáveis para todas as instâncias avaliadas, incluindo aquelas de maior complexidade combinatória, nas quais a PLI não convergiu dentro dos critérios estabelecidos.

No que diz respeito à qualidade das soluções, verificou-se um trade-off condicionado à escala do problema. Em instâncias de menor porte, a SA obteve resultados equivalentes ou superiores à PLI em termos da função objetivo. Contudo, à medida que o nível de detalhamento espacial aumentou, a PLI tendeu a fornecer soluções de menor custo total de transporte quando a convergência foi alcançada. Esse comportamento confirma que a escolha da metodologia mais adequada deve considerar o equilíbrio entre qualidade da solução, tempo de processamento disponível e escalabilidade do problema.

Por fim, os padrões observados se mostraram consistentes entre os três talhões analisados, independentemente de suas características geométricas, o que sugere que os achados possuem potencial de generalização para diferentes cenários de planejamento florestal. Conclui-se que a SA se configura como uma alternativa computacionalmente eficiente e operacionalmente robusta, especialmente recomendada para instâncias de grande porte ou situações em que o tempo de resposta é uma restrição crítica. Estudos futuros podem explorar abordagens híbridas que combinem a capacidade de exploração da SA com o poder de refinamento da PLI, bem como investigar o impacto de diferentes estruturas de discretização espacial, como grids hexagonais e diagramas de Voronoi, sobre a qualidade e a eficiência das soluções obtidas.

REFERÊNCIAS

ALVARES, C. A. et al. **Köppen's climate classification map for Brazil**. Meteorologische Zeitschrift, v. 22, n. 6, p. 711–728, 1 dez. 2013.

ARAÚJO, L. A. et al. **Simulated annealing in feature selection approach for modeling aboveground carbon stock at the transition between Brazilian Savanna and Atlantic Forest biomes**. Annals of Forest Research, v. 65, n. 1, p. 47–63, 27 jun. 2022.

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

ARENALES, M. et al. **Pesquisa operacional**. Rio de Janeiro: Elsevier Brasil, p. 523, 2007.

BETTINGER, P.; BOSTON, K. **Forest Planning Heuristics - Current Recommendations and Research Opportunities for s-Metaheuristics.** Forests, v. 8, n. 12, p. 476, 3 dez. 2017.

BORGES, J. G. et al. **The Management of Industrial Forest Plantations: Theoretical Foundations and Applications.** Dordrecht: Springer Netherlands, 2014. v. 33

CESELLI, A.; LIBERATORE, F.; RIGHINI, G. **A computational evaluation of a general branch-and-price framework for capacitated network location problems.** Annals of Operations Research, v. 167, n. 1, p. 209–251, mar. 2009.

CHEN, Y.-T.; ZHENG, C.; CHANG, C.-T. **Efficiently mapping an appropriate thinning schedule for optimum carbon sequestration: An application of multi-segment goal programming.** Forest Ecology and Management, v. 262, n. 7, p. 1168–1173, out. 2011.

DAVIS, L. S. et al. **Forest management: to sustain ecological, economic, and social values.** 4th ed. Boston: McGraw Hill, 2001.

DEMSAR, J. **Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets.** Journal of Machine Learning Research, v. 7, p. 1–30, 2006.

DUKA, A. et al. **Assessment of timber extraction distance and skid road network in steep karst terrain.** iForest - Biogeosciences and Forestry, v. 10, p. 886–894, 2017.

DOI: 10.3199/iform2471-010

FARIA, A. L. R. **Programação aplicada ao microplanejamento da colheita florestal em plantios de *Eucalyptus* sp.** Lavras – MG. Universidade Federal de Lavras, 2013.

GAREY, M. R.; JOHNSON, D. S. **Computers and intractability: a guide to the theory of NP-completeness.** 1. ed. San Francisco: Freeman, 1979.

GENDREAU, M.; POTVIN, J.-Y. **Handbook of Metaheuristics.** Boston, MA: Springer US, v. 146, 2010.

GHOTB, S.; SOWLATI, T.; MORTYN, J. **Scheduling of log logistics using a metaheuristic approach**. Expert Systems with Applications, v. 238, p. 122008, mar. 2024.

GOMIDE, L. R.; ARCE, J. E.; SILVA, A. C. L. D. **Comparação entre a meta-heurística simulated annealing e a programação linear inteira no agendamento da colheita florestal com restrições de adjacência.** Ciência Florestal, v. 23, n. 2, p. 449–460, 28 jun. 2013.

GOYCOOLEA, M. et al. **Harvest Scheduling Subject to Maximum Area Restrictions: Exploring Exact Approaches.** Operations Research, v. 53, n. 3, p. 490–500, jun. 2005.

GUNN, E. A. **Some aspects of hierarchical planning in forest management**. In: USDA Forest Service, Southeastern Forest Experiment Station, 1991. Disponível em: <https://www.srs.fs.usda.gov/pubs/gtr/gtr_se074.pdf>

GUROBI OPTIMIZATION, L. L. C. **Gurobi Optimizer Reference Manual**. 2026. Disponível em: <https://www.gurobi.com>

KIRKPATRICK, S.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. **Optimization by Simulated Annealing**. Science, v. 220, n. 4598, p. 671–680, 13 maio 1983.

LIMA, M. P. D. et al. **Methodology for planning log stacking using geotechnology and operations research.** Cerne, v. 17, n. 3, p. 309–319, set. 2011.

MACHADO, C. C.; LOPES, E. S. **Planejamento**. In: Colheita florestal. [S.l.]: UFV, 2008. p. 169–212.

MACHADO, C. C.; LOPES, E. S. **Análise da influência do comprimento de toras de eucalipto na produtividade e custo da colheita e transporte florestal**. Cerne, v. 6, n.2, p.124-129, 2000

MACHADO, C. C.; SILVA, E. N.; PEREIRA, R. S. **O setor florestal brasileiro e a colheita florestal**. In: Colheita florestal. [S.l.]: UFV, 2008. p. 15–42.

MALINOVSKI, R. A. et al. **Otimização da distância de extração de madeira com forwarder**. Scientia Forestalis, v. 36, n. 79, 2008.

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

MESQUITA, M. et al. **An optimization approach to design forest road networks and plan timber transportation.** Operational Research, v. 22, n. 3, p. 2973–3001, jul. 2022.

METROPOLIS, N. et al**. Equation of State Calculations by Fast Computing Machines**. The Journal of Chemical Physics, v. 21, n. 6, p. 1087–1092, 1 jun. 1953.

MURRAY, A. T.; SNYDER, S. **Spatial Modeling in Forest Management and Natural Resource Planning.** Forest Science, v. 46, n. 2, p. 153–156, 1 maio 2000.

NADERIALIZADEH, N.; CROWE, K. A.; ROUHAFZA, M. **Solving the integrated forest harvest scheduling model using metaheuristic algorithms.** Operational Research, v. 22, n. 3, p. 2437–2463, jul. 2022.

ÖHMAN, K.; ERIKSSON, L. **Aggregating harvest activities in long term forest planning by minimizing harvest area perimeters**. Silva Fennica, v. 44, n. 1, 2010.

OKABE, A. et al. **Spatial Tessellations**. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2000.

PATTON, D. R. **A diversity index for quantifying habitat "edge".** Wildlife Society Bulletin, v. 3, n. 4, p. 171-173, 1975.

PUKKALA, T.; KANGAS, J. **A heuristic optimization method for forest planning and decision making.** Scandinavian Journal of Forest Research, v. 8, n. 1–4, p. 560–570, jan. 1993.

RÖNNQVIST, M. **Optimization in forestry**. Mathematical Programming, Springer, Ser. B 97, n. 1, p. 267–284, jul. 2003.

RÖNNQVIST, M. et al**. Operations Research challenges in forestry: 33 open problems**. Annals of Operations Research, New York, v. 232, n. 1, p. 11–40, 2015.

RÖNNQVIST, M.; MARTELL, D.; WEINTRAUB, A. **Fifty years of operational research in forestry.** International Transactions in Operational Research, v. 30, n. 6, p. 3296–3328, nov. 2023.

SEGEBADEN, G. V. **Studies of cross-country transport distances and road net extension.** Studia Forestalia Suecica, n. 18: 1-70, 1964.

SCHUMACHER, D. **OMPR: Model and Solve Mixed Integer Linear Programs**. 2023. Disponível em: <https://github.com/dirkschumacher/ompr.>

SPEARMAN, C. **The Proof and Measurement of Association between Two Things**. The American Journal of Psychology, vol. 15, no. 1, pp. 72–101, 1904. https://doi.org/10.2307/1412159. Accessed July 2026.

SUN, G.; LI, T. **Optimizing Logistics in Forestry Supply Chains: A Vehicle Routing Problem Based on Carbon Emission Reduction**. Forests, v. 16, n. 1, p. 62, 1 jan. 2025.

SUN, Y. et al. **Two-level optimization approach to tree-level forest planning**. Forest Ecosystems, v. 9, p. 100001, 2022.

THEUSSL, S.; SCHWENDINGER, F.; HORNIK, K. **ROI : An Extensible R Optimization Infrastructure**. Journal of Statistical Software, v. 94, n. 15, 2020.

WANG, J.; KWAN, M.-P. **Hexagon-Based Adaptive Crystal Growth Voronoi Diagrams Based on Weighted Planes for Service Area Delimitation.** ISPRS International Journal of Geo-Information, v. 7, n. 7, p. 257, 29 jun. 2018.

WEINTRAUB, A. et al. **Forest management models and combinatorial algorithms: analysis of state of the art**. Annals of Operations Research, v. 96, n. 1–4, p. 271–285, nov. 2000.

WEINTRAUB, A.; BARAHONA, F.; EPSTEIN, R. **A Column Generation Algorithm for Solving General Forest Planning Problems with Adjacency Constraints**. Forest Science, v. 40, n. 1, p. 142–161, 1 fev. 1994.

WICKHAM, H. et al. **Welcome to the Tidyverse.** Journal of Open Source Software, v. 4, n. 43, p. 1686, 21 nov. 2019.

WICKHAM, H. et al. **dplyr: A Grammar of Data Manipulation.** 2025. Disponível em: <https://dplyr.tidyverse.org>

WICKHAM, H. **stringr: Wrappers simples e consistentes para operações comuns de string**. 2025. Disponível em: <https://stringr.tidyverse.org>

WICKHAM, H.; HENRY, L. **purrr: Functional Programming Tools.** 2026. Disponível em: https://purrr.tidyverse.org/.

WILCOXON, F. Individual **Comparisons by Ranking Methods.** Biometrics Bulletin, vol. 1, no. 6, pp. 80–83, 1945. JSTOR, https://doi.org/10.2307/3001968. Accessed 7 July 2026.