



VANESSA DE SOUZA GOMES

**PLANEJAMENTO OPERACIONAL DA COLHEITA SOB
CONDIÇÕES DE INCERTEZA NA MANUTENÇÃO DE
ESTRADAS**

**LAVRAS – MG
2021**

VANESSA DE SOUZA GOMES

**PLANEJAMENTO OPERACIONAL DA COLHEITA SOB CONDIÇÕES DE
INCERTEZA NA MANUTENÇÃO DE ESTRADAS**

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

Prof. Dr. Lucas Rezende Gomide
Orientador

Profa. Dra. Carolina Souza Jarochinski e Silva
Coorientador(a)

**LAVRAS – MG
2021**

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

Gomes, Vanessa de Souza.

Planejamento operacional da colheita sob condições de incerteza na manutenção de estradas / Vanessa de Souza Gomes. - 2021.

76 p.

Orientador(a): Lucas Rezende Gomide.

Coorientador(a): Carolina Souza Jarochinski e Silva.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Lavras, 2021.

Bibliografia.

1. Modelo estocástico. 2. Programação Linear. 3. Planejamento Florestal. I. Gomide, Lucas Rezende. II. Silva, Carolina Souza Jarochinski e. III. Título.

O conteúdo desta obra é de responsabilidade do(a) autor(a) e de seu orientador(a).

VANESSA DE SOUZA GOMES

**PLANEJAMENTO OPERACIONAL DA COLHEITA SOB CONDIÇÕES DE
INCERTEZA NA MANUTENÇÃO DE ESTRADAS**

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

APROVADA em 15 de abril de 2021.

Dr. Lucas Rezende Gomide	UFLA
Dra. Carolina Souza Jarochinski e Silva	UFLA
Dr. Cesar Junio de Oliveira Santana	REMSOFT TDA.

Prof. Dr. Lucas Rezende Gomide
Orientador

Profa. Dra. Carolina Souza Jarochinski e Silva
Coorientador(a)

**LAVRAS – MG
2021**

Dedico este trabalho aos meus queridos avós, Alziro e
Maria Gomes, exemplos de vida e perseverança.
(In memoriam)

AGRADECIMENTOS

A Deus, que sempre esteve ao meu lado, guiando o meu caminho, dando-me força e perseverança para concluir esta etapa.

Aos meus pais, Edeilton e Maria Cecília, pelo amor incondicional, pelo incentivo e por estarem sempre torcendo pelo meu sucesso. Vocês são meus maiores exemplos e sou eternamente grata por tudo o que fizeram e fazem por mim. Aos meus irmãos, Andressa e André, por todo apoio e carinho indispensáveis. Amo muito vocês!

Ao meu orientador, Prof. Lucas Gomide, pelas orientações realizadas, conhecimentos compartilhados, paciência, cordialidade e confiança depositada em mim. Muito obrigada por todo o incentivo e auxílio, que foram fundamentais para o meu crescimento pessoal e profissional e na finalização deste trabalho.

A minha coorientadora, Profa. Carolina, e ao Cássio, pelas contribuições e sugestões, essenciais para a melhoria deste trabalho.

A minha grande amiga, Jhuly, que compartilhou comigo essa jornada e esteve sempre ao meu lado. Obrigada pela amizade, cumplicidade, por cada momento que passamos juntas e por tornar essa caminhada mais leve, fazendo com que a saudade de casa fosse menor.

A Universidade Federal de Lavras (UFLA), ao Departamento de Ciências Florestais (DCF) e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal (PPGEF), pela oportunidade de tornar-me Mestra em Engenharia Florestal.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa de estudos.

Aos membros da banca examinadora da defesa desta dissertação, por aceitarem o convite para contribuir com propostas e melhorias.

Aos professores que contribuíram para a minha formação e toda a equipe do Laboratório de Estudos e Projetos em Manejo Florestal (LEMAF).

Aos amigos e colegas do Laboratório de Planejamento e Otimização Florestal (GOPLAN), Evandro, Guilherme, Isáira, Laís, Luciano, Rafael Menali e Talles. Agradeço o acolhimento, a boa convivência, amizade, conversas, cafés da tarde e todos os ensinamentos compartilhados.

Aos amigos da pós-graduação, em especial, Alisson, Luiz Otávio, Lorena, Anny, Celina, Maria, Déborah, Daniel, Vítor, Luís Paulo, Dayane, Rafael Lucas, Flávio e Raphaella. Agradeço a amizade, companhia nos estudos, almoços, festas e por todo o apoio durante esses dois anos.

A Maísa, minha colega de apartamento, pelas conversas e boa convivência.

A todos os meus familiares, que testemunharam essa caminhada, torceram e oraram por mim. Especialmente às minhas primas, Gláucia, Jéssica, Joice, Mariana, Milena e Rosilene, que mesmo de longe, ouviam, aconselhavam e alegravam os meus dias.

Aos amigos da UESB, Mariana, Luma, Maicon e Mateus Tinôco, pelo incentivo, torcida e por não deixarem a distância afetar nossa amizade.

Por fim, a todas as pessoas que contribuíram, apoiaram e estiveram ao meu lado.

Muito obrigada!

RESUMO

O planejamento florestal desempenha um papel importante no gerenciamento das atividades da cadeia de produção. Tal planejamento utiliza ferramentas da pesquisa operacional (PO) para auxiliar no processo de tomada de decisão. Os modelos matemáticos de natureza estocástica, são capazes de representar problemas reais e encontrar soluções úteis aos problemas de planejamento. Além disso, a abordagem das incertezas pode direcionar melhor o planejamento das operações florestais diante de eventos inesperados, permitindo uma antecipação de possíveis dispêndios durante a execução. Nesse contexto, este trabalho traz a abordagem do problema de planejamento operacional da colheita sob a incerteza na manutenção das estradas florestais. Dessa forma, estruturamos a dissertação em duas partes. A primeira é composta por um levantamento bibliográfico do estado da arte sobre o planejamento da rede de estradas florestais e métodos de otimização utilizados na resolução de problemas. Na segunda parte, realizamos um estudo de caso. Propomos um modelo de Programação Linear Inteira (PLI) de natureza estocástica para analisar os efeitos do atraso na manutenção de estradas florestais sobre o agendamento da colheita florestal. Nossos resultados mostram que os efeitos aleatórios dos atrasos na manutenção de estradas florestais proporcionam grande variabilidade no valor das funções objetivo. O volume de madeira colhida ao longo do horizonte de planejamento varia consideravelmente com períodos em que o valor é zero. Portanto, o modelo estocástico proposto pode ser útil para auxiliar os gestores na tomada de decisões. Além disso, a abordagem também pode auxiliar na classificação de estradas e na redução de riscos para melhores práticas de gestão.

Palavras-chave: Modelo estocástico. Planejamento Florestal. Programação Linear. Simulação de Monte Carlo.

ABSTRACT

Forest planning plays an important role in managing production chain activities. Such planning uses operational research (OR) tools to assist in the decision-making process. Mathematical models of stochastic nature can represent real problems and find viable solutions to planning problems. Also, the uncertainty approach can better direct the forest operations planning faced with unexpected events, allowing anticipation of possible expenditures during execution. In this context, this work approaches the problem of operational planning of the harvest under uncertainty of forest road maintenance. Thus, we structured the dissertation into two parts. The first consists of a bibliographical survey of the state of the art on the planning of the forest road network and optimization methods used in problem solving. In the second part, we conducted a case study. We propose an Integer Linear Programming (ILP) model of a stochastic nature to analyze the effects of forest roads maintenance delays on the scheduling of the forest harvest. Our results show that the random effects of the forest road maintenance delays provide great variability in the value of objective functions. The timber volume harvested over the planning horizon varies considerably with periods which the value is zero. Therefore, the stochastic model proposed can be useful to assist managers in decision making. In addition, the approach also may help the road classification and reducing risks for better management practices.

Keywords: Stochastic model. Forest Planning. Linear Programming. Monte Carlo Simulation.

LISTA DE FIGURAS

PRIMEIRA PARTE

Figura 1 - Processo da Evolução Industrial.....	16
Figura 2 - Níveis hierárquicos do Planejamento Florestal.	19
Figura 3 - Representação da cadeia de produtos florestais.....	21
Figura 4 - Representação de um grafo.....	22

SEGUNDA PARTE – ARTIGO

Fig. 1. Connectivity map of road accesses with stands and industry mill (a) and road maintenance time window and harvesting operations (b).	50
Fig. 2. Monte Carlo Simulation process within the stochastic programming model.	56
Fig. 3. The comparison of stochastic and deterministic solutions for timber supply.....	60
Fig. 4. Road classification map according to the initial classification (a) and general flow of timber transport (b).....	61
Fig. 5. Residual distribution analysis of DIV index regression model (a) and wood supply reduction (b).	62

SUMÁRIO

PRIMEIRA PARTE	12
1 INTRODUÇÃO GERAL	13
2 REFERENCIAL TEÓRICO	16
2.1 Indústria 4.0 e Sistemas de Suporte à Decisão no setor Florestal	16
2.2 Planejamento Florestal.....	18
2.3 Estradas Florestais.....	21
2.3.1 Classificação das Estradas Florestais.....	23
2.3.2 Construção e manutenção de estradas florestais	24
2.3.3 Planejamento da Rede Viária	26
2.4 Métodos de Otimização	28
2.4.1 Programação Linear.....	28
2.4.2 Métodos Meta-heurísticos	30
2.4.3 Programação Estocástica	31
3 CONSIDERAÇÕES GERAIS	34
REFERÊNCIAS	35
SEGUNDA PARTE – ARTIGO	44
ARTIGO 1 - OPERATIONAL HARVEST PLANNING UNDER FOREST ROAD MAINTENANCE UNCERTAINTY	45
1. Introduction.....	46
2. Material and methods.....	49
2.1. <i>Problem statement</i>	49
2.2. <i>Forest project simulation</i>	51
2.3. <i>Mathematical formulation</i>	52
2.3.1. <i>Deterministic programming model (DPM)</i>	52
2.3.2. <i>Stochastic programming model (SPM)</i>	54
2.4. <i>Impacts of road maintenance delays</i>	56
2.5. <i>Forest road classification</i>	57
3. Results	58
3.1. <i>Simulation</i>	58
3.2. <i>Mathematical models</i>	58
3.3. <i>Wood supply under road uncertainty</i>	61

4. Discussion	62
5. Conclusion	66
Appendix A. Table A1.....	66
Appendix B. Stochastic programming model (SPM) pseudocode.	67
References.....	68

PRIMEIRA PARTE

1 INTRODUÇÃO GERAL

Nos últimos anos, o conceito da indústria 4.0 vem impulsionando avanços no processo produtivo de diversos setores industriais. Neste cenário de mudanças, o setor florestal introduz as práticas dessa revolução visando melhorias na produtividade, qualidade e eficiência dos processos. A adoção de tecnologias digitais e sistemas inteligentes permitem um melhor planejamento e otimização das atividades contidas na cadeia produtiva, auxiliando em tomadas de decisão com maior agilidade e precisão.

No Brasil, a indústria de base florestal tem se destacado pela alta produção florestal, investimento em pesquisa e tecnologia e pela grande contribuição socioeconômica para o país. Dessa forma, com 9,0 milhões de hectares de árvores plantadas, o setor florestal brasileiro contribuiu com 1,2% do PIB nacional (2019) e receita bruta de R\$ 97,4 bilhões. Notavelmente, além de ser um importante indicador de desenvolvimento econômico, esse setor contribui com a sustentabilidade do país visto que 100% do papel produzido no Brasil provém dos plantios comerciais (INDÚSTRIA BRASILEIRA DE ÁRVORES - IBÁ, 2020).

Apesar das condições locais favoráveis ao desenvolvimento biológico dos plantios, que garantem o alto padrão de produção e oferta de madeira no mercado, torna-se cada vez mais recorrente um planejamento mais assertivo. O planejamento desempenha papel importante no gerenciamento das operações florestais, visto que muitas metas e objetivos levam bastante tempo para serem alcançados (MCDILL, 2014). O planejamento florestal permite organizar e otimizar as operações no curto ou longo prazo, assegurando restrições técnicas, comerciais e orçamentárias e buscando conciliar aspectos sociais e ambientais, dentre outros. Consta-se que as empresas florestais são desafiadas por diversos problemas de planejamento, que vão desde o uso da terra, plantio, colheita, transporte, construção de estradas até a produção na indústria (RÖNNQVIST et al., 2015). Em vista disso, tem sido fundamental a realização do planejamento florestal como ferramenta de auxílio aos gestores nas tomadas de decisão de ações futuras.

A colheita florestal, por sua vez, é considerada uma atividade de grande importância na cadeia de produção florestal, pois juntamente com o transporte, podem participar da composição final dos custos totais da madeira posta na fábrica em mais de 50% (MALINOVSKI et al., 2014). O planejamento da colheita florestal se integra ao planejamento de estradas, da logística de transporte, do suprimento industrial e da silvicultura. A combinação entre estrada e logística garante que a matéria prima seja extraída e transportada até o cliente, assegurando o abastecimento da indústria e minimização de custos e impactos ambientais

(MARQUES et al., 2014). Contudo, a combinação de problemas de planejamento pode se tornar complexa e de difícil resolução, devido a grande quantidade de informações. Nesse sentido, a programação matemática envolvendo modelos determinísticos de programação linear são utilizadas na resolução destes problemas, auxiliando no suporte às tomadas de decisão.

Historicamente, a utilização de modelos de programação linear para a resolução de problemas inicia-se junto com primeiros estudos sobre a Pesquisa Operacional (PO), durante a Segunda Guerra Mundial. Militares americanos e britânicos convocaram grande número de pesquisadores para desenvolver métodos que solucionassem o problema da alocação de recursos escassos e também para outros problemas táticos e estratégicos. Após a guerra, o sucesso obtido com a PO, fez com que essa ciência se expandisse para diversas áreas (HILLIER; LIEBERMAN, 2013). Na engenharia florestal, a introdução da pesquisa operacional com utilização de modelos e técnicas de otimização matemática datam do início dos anos 60. Desde então, diversos modelos têm sido desenvolvidos e utilizados pelos gestores florestais como auxílio as tomadas de decisão do planejamento. Os métodos de modelagem matemática envolvem modelos exatos, como a Programação Linear (PL) e a Programação Inteira Mista (PIM), métodos heurísticos e simulação.

Segundo Rönnqvist et al. (2015), a maioria dos modelos empregados na resolução de problemas da cadeia de suprimentos da madeira, em diferentes níveis de decisão, consideram o futuro determinístico e tomam como parâmetros valores esperados. No entanto, no planejamento florestal, diferentes problemas lidam com fontes de incerteza, que devem ser considerados com mais detalhes. As incertezas podem estar relacionadas a variabilidade nos preços de mercado, produtividade da floresta e níveis de demanda, como também associados a eventos catastróficos, como variações climáticas, incêndios e pragas. Portanto, identificar as fontes de incertezas em problemas de planejamento, proporciona tomadas de decisões mais robustas e resultados menos vulneráveis ao risco (SHABANI; AKHTARI; SOWLATI, 2013).

As estradas florestais estão sujeitas a diversos eventos estocásticos, como condições climáticas por exemplo, que podem interferir nas atividades de construção e manutenção. Os serviços de manutenção das estradas são essenciais para manter uma rede de qualidade e garantir a continuidade das operações de colheita e transporte. Nesse sentido, a otimização robusta e programação estocástica são métodos apropriados para abordar os problemas que consideram as incertezas, uma vez que permite maior nível de detalhe e melhor representação de situações reais (ALEM; MORABITO, 2015). Diversos trabalhos foram realizados utilizando modelos de otimização matemática em problemas de construção e manutenção de redes viárias no planejamento florestal. No entanto, ainda há uma lacuna sobre o uso de modelos que

abordem os efeitos estocásticos na manutenção de estradas florestais e os seus impactos nas operações de colheita.

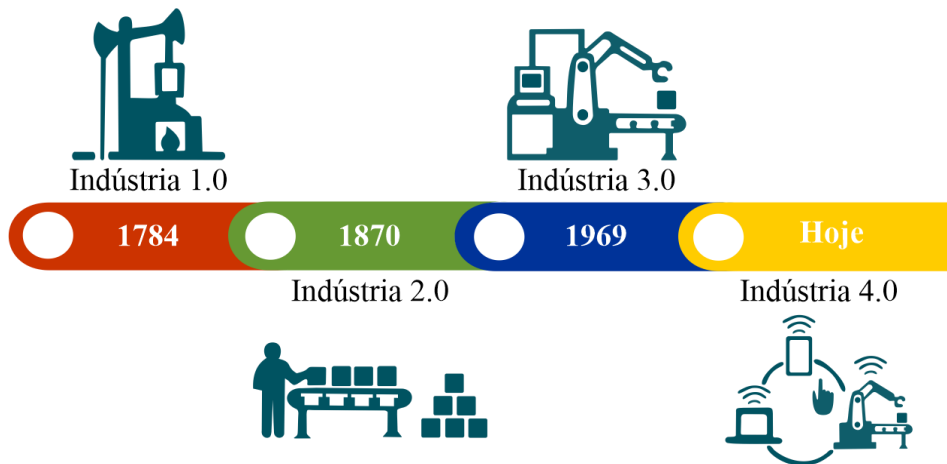
Diante do exposto, o presente trabalho teve como objetivo principal desenvolver um modelo de otimização estocástico para as operações de colheita e estradas florestais, que permita explicar os riscos no abastecimento de madeira decorrentes do atraso nas operações. Esse modelo estocástico considera os efeitos temporais dos atrasos simulados na manutenção de estradas florestais, gerando um acúmulo de atividades subsequentes para o cumprimento das metas. O problema ainda conta com o suprimento de madeira mensal da empresa, no contexto do agendamento da colheita florestal. Assumimos a hipótese de que a modelagem da incerteza fornece informações mais robustas e seguras para auxiliar a tomada de decisão, no planejamento florestal voltado a manutenção de estradas, quando comparado a modelagem determinística.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Indústria 4.0 e Sistemas de Suporte à Decisão no setor Florestal

Desde os tempos remotos, o setor industrial vem passando por transformações e mudanças visando a melhoria e a eficiência de seus processos. Essas mudanças são ocasionadas pelos avanços tecnológicos, que são os principais responsáveis pelo início das “revoluções industriais”. A primeira revolução é conhecida como indústria 1.0 e se destacou pela introdução de máquinas de produção movidas a água ou vapor. A segunda fase da revolução industrial, a indústria 2.0, é marcada pela produção em massa, automatização do trabalho e uso intensivo da energia elétrica. Já a terceira revolução (indústria 3.0), iniciada por volta da década de 70, é caracterizada pela introdução dos computadores, implementação da Tecnologia da Informação (TI) e surgimento do primeiro Controlador de Lógica Programável (CLP). Atualmente, a industrialização encontra-se na quarta etapa, denominada de Indústria 4.0 (Figura 1) (LASI et al., 2014; RÜßMANN, 2015; STROZZI et al., 2017).

Figura 1 - Processo da Evolução Industrial.



Fonte: Adaptado de Zambon et al. (2019).

O termo “Indústria 4.0” surgiu em 2011 na feira de Hannover na Alemanha, como estratégia do governo para desenvolver uma indústria manufatureira com tecnologia de alta qualidade, visando a liderança da economia alemã (LASI et al., 2014; ZHOU; LIU; ZHOU, 2015). A indústria 4.0, considerada a quarta fase da revolução industrial, se caracteriza pela crescente digitalização e automação do ambiente de produção, integra tecnologias digitais orientadas para o futuro e introduz inteligência em dispositivos, máquinas e sistemas, a fim de

obter uma produtividade maior e de melhor qualidade (LASI et al., 2014; OESTERREICH; TEUTEBERG, 2016). Para Sanches, Carvalho e Gomes (2018); Zhong et al. (2017) e Zhou, Liu e Zhou (2015), o conceito da Indústria 4.0 baseia-se na integração de diversas tecnologias e técnicas que permitem maior eficiência e trabalho colaborativo entre pessoas e máquinas. Este conjunto de tecnologias e técnicas como a Computação em Nuvem, Análise de Grandes conjuntos de Dados (*Big Data Analytics - BDA*), Internet das Coisas (*Internet of Things - IoT*), Sistemas Cyber-Físicos (*Cyber-Physical Systems - CPS*) proporcionam uma produção mais ágil e inteligente, comunicação direta com os sistemas de manufatura permitindo a resolução de problemas e decisões em tempo hábil.

Estes conceitos e tecnologias que impulsionam a quarta revolução industrial estão sendo adotados e implementados por vários setores da indústria, como a agricultura e o setor florestal, conhecidos como Agricultura 4.0 e Floresta 4.0, respectivamente (MÜLLER; JAEGER; HANEWINKEL, 2019). Atualmente, diversas máquinas e equipamentos oferecem acesso a dados operacionais em tempo real, facilitando a conectividade e agilidade dos processos, além de auxiliar na tomada de decisão (REITZ; SCHLUSE; ROBMANN, 2019). Segundo Müller, Jaeger e Hanewinkel (2019), as tecnologias de sensoriamento remoto, técnicas avançadas de modelagem e a inteligência artificial são alguns artifícios da Indústria 4.0 utilizados pela pesquisa florestal nos últimos anos, o qual permitem o gerenciamento da floresta em todos os processos de fornecimento de madeira, principalmente no planejamento das operações de colheita.

A Floresta 4.0, assim como a Indústria 4.0, baseia-se na ideia da fabricação futura e, além de revolucionar o mercado fornecendo informações digitais em todos os setores e processos da cadeia de produção florestal, oferece equipamentos de alta tecnologia e produtividade, que proporcionam operações com maior inteligência, eficiência, segurança e sustentabilidade ambiental (ABREU; LANA; RIBEIRO, 2019; STROZZI et al., 2017; ZAMBON et al., 2019). Segundo Kováčsová e Antalová (2010), essa evolução tecnológica é utilizada pela silvicultura de precisão que visa obter o máximo de informações reais possíveis, para auxiliar o processo de tomada de decisão e garantir que os objetivos atuais do manejo florestal sejam alcançados.

A silvicultura de precisão permite o planejamento e condução das atividades e operações de manejo florestal, visando a melhoria da qualidade do produto (madeira), maximização dos lucros e economia de recursos. Ela utiliza a tecnologia da informação e ferramentas analíticas para apoiar as decisões econômicas, ambientais e sustentáveis de todas as atividades do setor florestal, atendendo dessa forma, as demandas dos consumidores e do meio ambiente (GALLO

et al., 2013; KOVÁCSOVÁ; ANTALOVÁ, 2010; MELO, 2016). Kovácsová e Antalová (2010) enfatizam que por meio da silvicultura de precisão é possível melhorar a produtividade da floresta, fazer um planejamento a longo prazo, planejar a rede de estradas e de transporte, com utilização sustentável dos recursos e redução dos impactos ambientais. Estes autores classificam essas ferramentas e tecnologias utilizadas em cinco grupos principais: Tecnologias de Agrimensura, Sensoriamento Remoto, Scanners de controle de processos em tempo real, Sistemas de Informações Geográficas (SIG) e Sistemas de Suporte à Decisão (SSD).

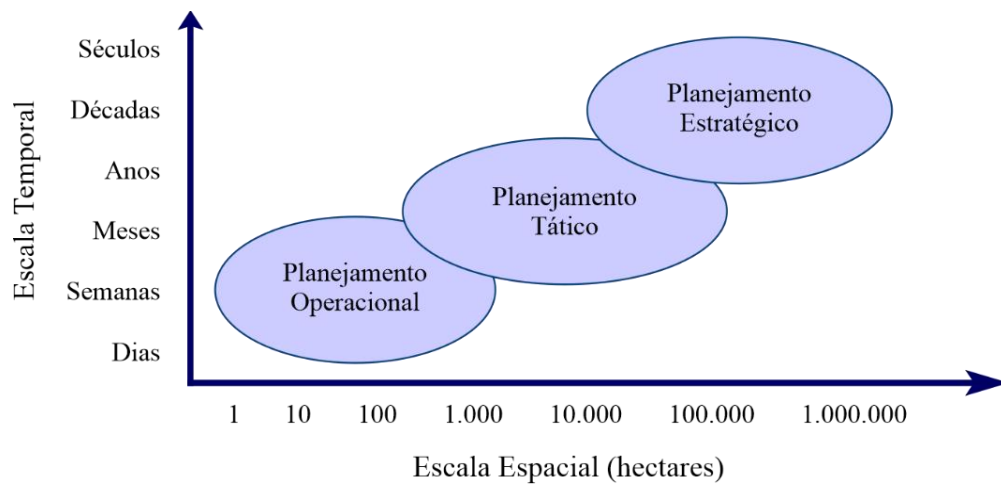
Os Sistemas de Suporte à Decisão (SSD) são ferramentas essenciais utilizadas na resolução de problemas complexos de tomada de decisão, como os de manejo e planejamento florestal (SEGURA; RAY; MAROTO, 2014). São baseados em *softwares* computacionais que integram ferramentas de simulação, métodos de pesquisa operacional, algoritmos de gerenciamento e otimização de banco de dados (MUYS et al., 2010). Segura, Ray, Maroto (2014) relatam que essas ferramentas são essenciais na gestão do manejo florestal, pois consideram aspectos ambientais, econômicos, administrativos, legais e sociais do manejo, além disso, podem se associar ao SIG, para a obtenção de melhores resultados (KOVÁCSOVÁ; ANTALOVÁ, 2010). Atualmente, alguns SSD envolvem o planejamento de redes de estradas e transporte, planejamento das operações de colheita, inventário florestal e gerenciamento de riscos de incêndios e desastres em geral (FARDUSI; CHIANUCCI; BARBATI, 2017; KOVÁCSOVÁ; ANTALOVÁ, 2010). Algumas aplicações dessas técnicas no setor florestal, podem ser verificadas nos trabalhos de Karlsson, Rönnqvist e Frisk (2006); Kühmaier e Stampfer (2010) e Zambelli et al. (2012).

2.2 Planejamento Florestal

O planejamento das atividades florestais é uma etapa importante e indispensável na indústria florestal, uma vez que permite uma gestão adequada dos recursos e otimização das operações realizadas (MACHADO; LOPES, 2014; MCDILL, 2014). Estes autores salientam ainda que por meio do planejamento é possível antecipar os possíveis problemas e identificar as variáveis envolvidas, de modo que a maximização das receitas ou minimização dos custos sejam alcançadas em determinado período de tempo. Machado e Lopes (2014) definem planejamento como um processo de elaboração de planos e programas que permitem auxiliar a tomada de decisão de ações futuras da organização, além de delimitar os caminhos para atingir os objetivos e metas estabelecidos pela mesma. O planejamento florestal geralmente é organizado em três níveis hierárquicos (estratégico, tático e operacional) (Figura 2) que diferem

em termos de escala, temporal e espacial, e grau de detalhamento (MCDILL, 2014). Cada nível dessa estrutura organizacional possui objetivos pré-definidos, com diferentes escalas de tempo para realização das atividades (GOMIDE, 2009).

Figura 2 - Níveis hierárquicos do Planejamento Florestal.



Fonte: Adaptado de McDill (2014).

Embora o planejamento nos diferentes níveis seja feito de forma independente, é necessário que haja uma interação entre eles para garantir que as metas e objetivos definidos pela organização sejam alcançados com qualidade (MCDILL, 2014). Vogel, Almada-Lobo e Almeder (2017) salientam que a interação entre os níveis de planejamento é fundamental para evitar inviabilidade e inconsistência dos planos. Stadtler e Fleischmann (2012) consideram que a análise do planejamento pelos níveis hierárquicos permite uma redução da complexidade dos problemas e de suas incertezas. Além disso, proporciona maior clareza as tomadas de decisões de uma organização, facilitando a resolução de problemas conflitantes (VOGEL; ALMADA-LOBO; ALMEDER, 2017).

No nível estratégico, os planos são voltados para a definição das metas e objetivos gerais da organização e determinação das estratégias gerais para a execução. O planejamento ocorre em um horizonte de longo prazo e possui pouco grau de detalhamento das informações (KANGAS et al., 2015; MCDILL, 2014). Ainda, segundo os autores citados, os planos estratégicos geralmente são projetados para cobrir áreas razoavelmente grandes, se relacionando com a sustentabilidade do empreendimento e aos aspectos técnicos e econômicos dos povoamentos. McDill (2014) ressalta que, no manejo florestal, as decisões estratégicas

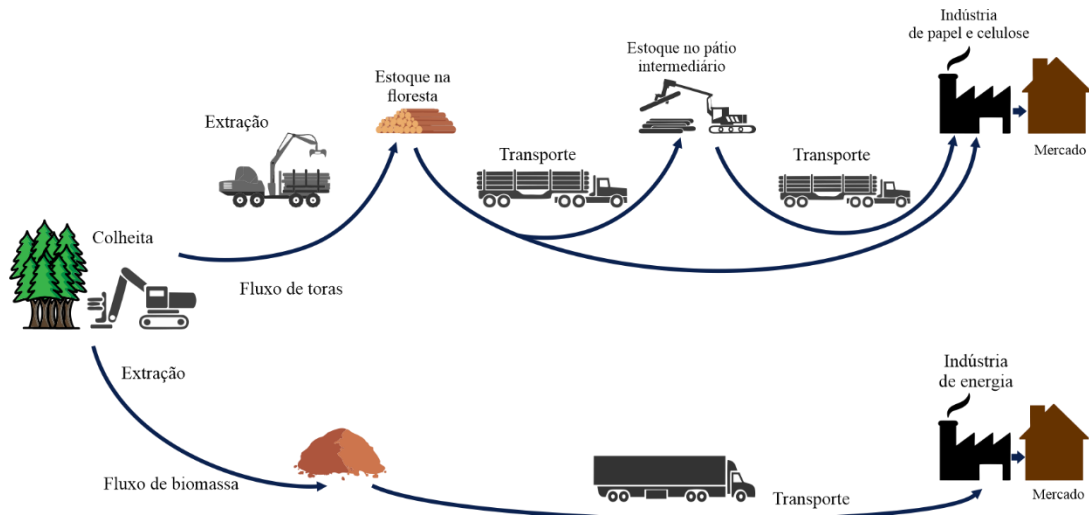
incluem a definição de metas de colheita por espécie e tipo de produto a longo prazo, bem como a identificação da estrutura futura da floresta.

O planejamento tático envolve decisões de médio prazo, com maior nível de detalhamento que o nível estratégico, mas em menores escalas espaciais e temporais (KANGAS et al., 2015; MCDILL, 2014). Os planos táticos definem onde e quando determinadas atividades serão realizadas. No setor florestal, muitas decisões são tomadas neste nível, podendo-se citar a construção e manutenção de estradas, a identificação de rotas e maquinários a serem utilizados, o agendamento da colheita em que são definidos a localização dos talhões e as alternativas para atingir as metas de produção volumétrica (RÖNNQVIST et al., 2015). Segundo Machado e Lopes (2014) o planejamento tático ainda pode ser subdividido em macroplanejamento, que é realizado a nível de projeto, envolvendo as operações que acontecem fora dos talhões e em microplanejamento em que são obtidas informações detalhadas, necessárias para facilitar a execução das atividades e abrange as operações que ocorrem dentro dos talhões.

No nível mais baixo da hierarquia do planejamento dentro da empresa, encontra-se o planejamento operacional. Este apresenta um grau de detalhamento maior, proporcional à importância da operação, e horizonte de curto prazo, podendo variar de dias a meses. Os planos operacionais se referem a tarefas específicas e envolvem atividades realizadas pelas equipes de trabalho, seleção e localização do maquinário, produtos gerados e sua entrega para o destino final (MACHADO; LOPES, 2014; MCDILL, 2014).

Para transformar a madeira em diferentes produtos de consumo, há uma cadeia de suprimentos que envolve uma sequência de atividades (Figura 3) (D'AMOURS; RÖNNQVIST; WEINTRAUB, 2008). Nesse sentido, é essencial que as atividades da cadeia de produção florestal, incluindo os tratamentos de silvicultura, as operações de colheita, implantação e manutenção de redes viárias e transporte de madeira, sejam bem planejadas para permitir de maneira eficiente o abastecimento dos centros consumidores (BOUCHARD et al., 2017; MARQUES et al., 2014). No entanto, para reduzir a complexidade dessa tarefa, geralmente as decisões são tomadas considerando dois problemas inter-relacionados: o problema estratégico que lida com decisões não espaciais de longo prazo e em grande escala e o problema tático que considera questões mais específicas, como a localização espacial exata da colheita, construção de estradas e restrições de adjacência (BOUCHARD et al., 2017).

Figura 3 - Representação da cadeia de produtos florestais.



Fonte: Adaptado de Marques et al. (2014).

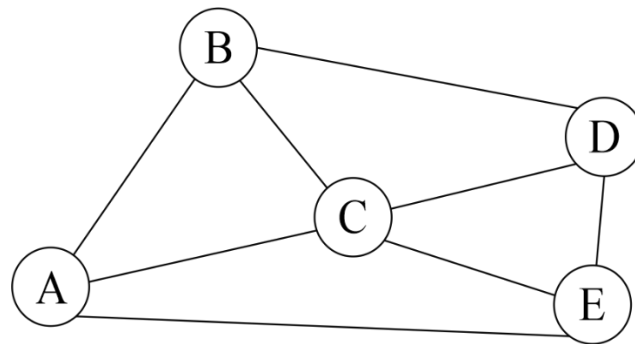
Dentro do planejamento florestal, as questões espaciais vêm ganhando destaque nos últimos anos devido os avanços em tecnologias e a mudança nos valores humanos associados aos aspectos ambientais e sociais da floresta (SHAN et al., 2009). No planejamento florestal espacial, os componentes da paisagem são identificados, permitindo auxiliar o processo de tomada de decisão de forma mais consciente. Por conseguinte, algumas restrições, como áreas de conexão entre os fragmentos, distância entre blocos explorados e distribuição de estradas, são introduzidas no modelo matemático para permitir essa ação (GOMIDE, 2009). Neste contexto, Silva (2015) enfatiza que a configuração ideal da rede de estradas de acesso aos talhões é um fator importante no planejamento florestal espacial, pois permite minimizar os custos das operações na floresta. Além disso, é essencial integrar o planejamento da colheita juntamente com o planejamento de estradas, visto que o fluxo de produtos da cadeia de suprimentos depende de uma rede viária eficiente (MARQUES et al., 2014).

2.3 Estradas Florestais

Segundo Galin et al. (2011), a rede de estradas pode ser representada graficamente por meio de um grafo ou rede que consiste de diversos nós (vértices) conectados a um ou mais arcos (arestas) (Figura 4). Matematicamente, um grafo G é constituído pela ordem tripla $G = (V, E)$ em que V denota um conjunto de vértices e E refere-se ao conjunto de arestas (BELFIORE; FÁVERO, 2013; GALIN et al., 2011). A teoria dos grafos vem sendo amplamente utilizada em

diversas áreas para modelar problemas práticos, como os de logística e transporte e projeto de redes de estradas florestais visando reduzir a distância percorrida entre pares de vértices e, conseqüentemente, o custo da atividade (AKAY et al., 2013; BELFIORE; FÁVERO, 2013; MONTI, 2018). No contexto de produção florestal, pode-se afirmar que os nós são cruzamentos ou unidades de manejo (talhões, blocos de colheita) e os arcos trechos de estradas, onde os pesos podem representar distâncias, custos ou tempos (GALIN et al., 2011; HEINIMANN, 2017). A terminologia da teoria de grafos juntamente com a utilização de algoritmos adequados constitui de uma ferramenta importante para estudos de redes. Os algoritmos de caminho mínimo têm sido bastante utilizados na área florestal, para desenvolver redes de transporte ideais (AKAY et al., 2013).

Figura 4 - Representação de um grafo.



Fonte: Do autor (2021).

As estradas florestais são importantes vias de acesso às florestas, uma vez que viabiliza o tráfego da mão-de-obra e das operações necessárias em um projeto florestal (CARMO et al., 2013). Elas possibilitam o acesso a viagens, transporte de produtos florestais, colheitas de madeira, recreação e infraestrutura para proteção contra incêndios e por esse motivo, são consideradas uma estrutura essencial para a sustentabilidade das atividades florestais (LASCHI et al., 2016; WHITE et al., 2010). Oliveira et al. (2013) enfatizam que a rede viária florestal é o principal meio de integração entre as florestas e as empresas. Machado (2013) afirma ainda que além de proporcionar o escoamento de produtos, as estradas florestais permitem aos moradores do campo o acesso aos serviços de educação, saúde e lazer, disponíveis nas cidades. A rede viária florestal se caracteriza por apresentar, geralmente, baixo volume de tráfego em uma rotação, às vezes intenso temporariamente e com tráfego pesado ou extrapesado, ocorrendo normalmente em um único sentido, por meio de veículos que possuem capacidade de carga entre 30 e 40 toneladas (LOPES; MACHADO; SOUZA, 2002). Adicionalmente, Nunes (2003)

destaca que essas estradas possuem larguras variáveis, que são modificadas de acordo com a necessidade imposta pelo tráfego e, além disso, podem apresentar uma camada superficial constituída geralmente por solo local ou cobertura com mistura de agregado granular (MACHADO, 2013).

O setor de estradas tem alcançado grande destaque dentro do empreendimento florestal, uma vez que os custos do binômio estrada-transporte incidem sobre o valor final da madeira (LOPES; MACHADO; SOUZA, 2002). Nesse sentido, é salutar que a rede viária apresente bom estado de conservação. No entanto, as estradas estão sujeitas a diversos eventos (como fatores climáticos, acidentes, frequência de uso e carga de tráfego) que propiciam a deterioração de sua superfície com o tempo e impossibilitam o seu uso. Sendo assim, é necessário que seja realizado um planejamento adequado e preciso para que a qualidade das estradas seja mantida, os custos e os impactos ambientais sejam reduzidos e as atividades florestais sejam realizadas sem interferência (AKAY; AKGUL; DEMIR, 2018; CHAN; TEKNOMO, 2016).

2.3.1 Classificação das Estradas Florestais

As estradas florestais são compostas por vias de acesso que podem ser classificadas de diversas maneiras (SOUZA, 2016). Machado e Machado (2013) destacam que na literatura florestal há uma grande divergência existente sobre o assunto e por isso, várias classificações são adotadas. Os autores evidenciam três tipos de sistemas de classificação: o padronizado, que é limitado a um número específico de categorias, como por exemplo, a classificação proposta pela FAO - Organização para a Alimentação e Agricultura (estradas de acesso e de alimentação) e a adotada pela Áustria (estrada principal, secundária e ramal); o sistema flexível, que envolve um número grande de classes de estradas bem definidas, para contemplar todas as condições das diversas empresas florestais; e o sistema codificado, que adota símbolos que representam as características técnicas e a descrição das estradas.

No Brasil, não existe uma padronização para a classificação das estradas florestais, por isso, cada empresa adota uma classificação própria com seus padrões (NASCIMENTO, 2005; SOUZA, 2016). Machado (1989) propôs um Sistema Brasileiro de Classificação de Estradas Florestais (SIBRACEF) que contempla diversos aspectos e classifica as estradas sob o ponto de vista político-econômico, quanto ao fim a que se destinam, à natureza da superestrutura e quanto às condições técnicas. De acordo com Machado (2013), as estradas podem ser classificadas em quatro formas básicas: quanto à posição geográfica, função, jurisdição e quanto às condições técnicas. Baesso e Gonçalves (2003) classificam as estradas em relação à sua

administração (estradas federais, estaduais, municipais e particulares), funcionalidade (arteriais, coletoras e locais) características físicas (pavimentadas, não pavimentadas, com pistas simples ou duplas) e conforme o padrão técnico (tamanho da rampa, largura do acostamento, largura da pista de rolamento e materiais que a compõem).

Uma classificação de estradas amplamente utilizada pelas empresas de base florestal, é a divisão em estradas primárias, secundárias, terciárias, aceiros, divisoras e contornos (CORRÊA; MALINOVSKI; ROLOFF, 2006; NEBA et al., 2014; ZAGONEL, 2005). Lopes, Machado e Souza (2002) classificaram as estradas florestais em primárias, secundárias e terciárias por meio da combinação de parâmetros de qualidade, como geometria horizontal, largura da pista de rolamento e tipo de revestimento da superfície. Souza (2016) sugere em seu trabalho a classificação das estradas em primárias, secundárias e terciárias, identificando-as de acordo com a largura, presença de revestimento, tipo de uso e características técnicas.

As estradas primárias são as que fazem a ligação entre as áreas de produção e os centros consumidores, possuem revestimento de melhor qualidade e por isso, apresentam alto custo de investimento (NEBA et al., 2014; SOUZA, 2016). Levando-se em consideração a superfície da pista de rolamento, pode ser pavimentada, revestida com concreto ou material granular (revestimento primário) de forma a permitir o tráfego de veículos pesados durante todo o ano (LOPES; MACHADO; SOUZA, 2002). As estradas secundárias são ramificações das estradas primárias, fornecem acesso às áreas de corte e extração de madeira (NEBA et al., 2014; SOUZA, 2016), apresentam qualidade inferior às primárias, podem possuir revestimento primário ou não, permitindo acesso em qualquer época do ano (LOPES; MACHADO; SOUZA, 2002; SOUZA, 2016). Por fim, as estradas terciárias são aquelas localizadas dentro das áreas de produção, utilizadas para diminuir as distâncias de extração de madeira. Além disso, não possuem revestimento, são mais estreitas e seu acesso pode ser inviabilizado durante a época chuvosa (LOPES; MACHADO; SOUZA, 2002; NEBA et al., 2014; SOUZA, 2016).

2.3.2 Construção e manutenção de estradas florestais

A rede viária é um tipo de empreendimento que proporciona diversos benefícios à sociedade. É salutar que apresente viabilidade técnica para atender aos aspectos sociais e econômicos, com menor custo de implantação e manutenção e menor dano ambiental (CORDEIRO et al., 2019; MACHADO, 2013). Conrad IV et al. (2012) e Samani et al. (2010) relatam que a construção e manutenção de estradas podem ser consideradas uma das operações mais caras da silvicultura. Compreender esses custos é de grande importância para o processo

de planejamento, uma vez que possibilita a avaliação antecipada de algumas estratégias, como por exemplo, a escolha da localização, dos padrões das estradas, seleção dos locais e épocas de colheita (SESSIONS, 2007).

Segundo Corrêa, Malinovski e Roloff (2006), algumas empresas florestais utilizam estradas existentes na propriedade e realizam apenas melhorias ou constroem somente vias complementares. Outras empresas, elaboram o planejamento e executam a construção contemplando de forma equilibrada as questões sociais, econômicas, ambientais e técnicas. A implantação da rede viária inicia-se com o seu planejamento que envolve a elaboração de projetos, seguido pela construção (execução dos projetos) e pelos procedimentos de manutenção e conservação. Durante esses procedimentos alguns parâmetros técnicos devem ser levados em consideração, como a condição e o tipo de tráfego, condições do terreno, área, padrão de construção, tipo de solo, clima e regime pluviométrico (CORRÊA; MALINOVSKI; ROLOFF, 2006; MACHADO, 2013).

A construção da malha rodoviária florestal deve ser planejada para fornecer além do acesso às áreas de produção, a otimização, eficiência e segurança no tráfego e minimização dos impactos ambientais (MACHADO, 2013; SOUZA, 2016). As práticas construtivas para a execução do sistema viário, são apresentadas por diversos autores. Corrêa, Malinovski e Roloff (2006) recomendam que as estradas sejam construídas preferencialmente em nível, utilizando a microbacia hidrográfica como referência. Esses autores sugerem ainda que o traçado seja realizado para manter a estabilização das encostas, minimizar a densidade das estradas, viabilizar economicamente a distância de extração e adequar a largura de forma a possibilitar a passagem dos veículos. Machado (2013) evidencia que para otimizar os custos de colheita e transporte, a planificação das estradas deve apresentar uma combinação entre a distância ótima, a densidade, o modelo da malha e classe da estrada.

Segundo Akay et al. (2020), as estradas florestais devem estar disponíveis durante todo o ano para garantir a continuidade das operações florestais. No entanto, a disponibilidade de segmentos e os limites de velocidade das rotas são influenciados pelos níveis de manutenção (KERAMATI et al., 2020). Além disso, o seu estado de conservação pode ser afetado por fatores climáticos e excesso de carga no tráfego, que são responsáveis pela deterioração da superfície (AKAY; AKGUL; DEMIR, 2018). Sendo assim, é de fundamental importância que sejam realizadas atividades de manutenção nas estradas, a fim de minimizar os defeitos, garantir a preservação das características técnicas e operacionais, a eficiência e segurança no transporte (CORRÊA; MALINOVSKI; ROLOFF, 2006; MACHADO; LIMA; CARVALHO, 2013).

A manutenção de estradas florestais relaciona-se diretamente com a qualidade da construção e conseqüentemente com o fluxo de uso (CORRÊA; MALINOVSKI; ROLOFF, 2006). Portanto, quanto melhores as condições da superfície de rolamento, menor o custo das operações dos veículos e menor o custo total do transporte. Por outro lado, a ausência/ineficácia de manutenção da estrada proporciona o aumento nos custos operacionais do transporte, redução da velocidade e da segurança no tráfego, aumento de sedimentos e defeitos no solo, diminuição da vida útil podendo até torná-la inutilizável (MACHADO; LIMA; CARVALHO, 2013; SESSIONS, 2007).

Os serviços de manutenção das estradas florestais podem englobar atividades de correção, prevenção e atividades emergenciais (MACHADO; LIMA; CARVALHO, 2013). Segundo os autores citados, as principais atividades de manutenção abrangem a correção de defeitos pontuais, regularização da plataforma de terraplenagem, recomposição do revestimento primário e recuperação do sistema de drenagem superficial. Corrêa, Malinovski e Roloff (2006) sugerem que algumas atividades de manutenção sejam realizadas rotineiramente, como limpeza das rampas, manutenção do trecho da estrada com a desobstrução de bueiros e fechamento de eventuais buracos. De acordo com Sessions (2007), a manutenção do sistema de drenagem, através da limpeza da superfície, valas e bueiros é o fator principal para a preservação da qualidade e desempenho das estradas. Keramati et al. (2020) destaca que o nível de manutenção de uma determinada estrada pode ser alto ou baixo em função da sua qualidade e suas necessidades. Portanto, verifica-se que as estradas florestais devem ser planejadas da melhor forma possível para alcançar uma rede viária ideal, com baixo custo de construção e manutenção e alta qualidade (HAYATI; MAJNOUNIAN; ABDI, 2012).

2.3.3 Planejamento da Rede Viária

Durante a implantação de um empreendimento florestal é essencial a realização do planejamento das estradas de acesso, pois elas são necessárias para a realização de diversas atividades na área de plantio. Marques et al. (2014) ressaltam que a indústria florestal necessita de uma rede viária eficiente e de qualidade, que permaneça em bom estado de conservação. Logo, o projeto de estradas florestais, que incluem a sua construção e manutenção, deve ser bem planejado devido ao seu alto custo de investimento. Além disso, o planejamento eficaz minimiza os impactos danosos causados ao ambiente (AKAY et al., 2013; HAYATI et al., 2013; PICCHIO et al., 2018; SESSIONS, 2007).

Hayati, Majnounian e Abdi (2012) recomendam que alguns fatores sejam considerados no planejamento da rede viária florestal, como por exemplo, o volume da colheita de madeira e de produtos florestais secundários, uma vez que esses podem influenciar na densidade das estradas, os custos de construção e manutenção, além das múltiplas funções que as estradas podem oferecer, como ecoturismo e controle de incêndios florestais. Corrêa, Malinovski e Roloff (2006) e Machado (2013) destacam que o planejamento da rede viária é composto basicamente de duas fases, o macroplanejamento, em que as estradas são planejadas para viabilizar as atividades inerentes à implantação e manutenção do povoamento, e o microplanejamento, que inclui a implantação de uma rede complementar para atender o transporte da madeira no momento da colheita. Todo esse planejamento é fundamental para permitir a melhor eficiência e relação custo-benefício das estradas com todas as atividades florestais (LASCHI et al., 2016).

Visto que a rede viária apresenta forte relação com as operações de colheita, alguns autores ressaltam que o seu planejamento deve ser integrado ao planejamento da colheita florestal (AKAY et al., 2013; MARQUES et al., 2014). No entanto, constata-se que os problemas de gerenciamento de estradas integrados à colheita, são bastante complexos, de maneira que a sua resolução depende de procedimentos computacionais de otimização (AKAY et al., 2013). Nos últimos 30 anos, os problemas do planejamento da colheita e da construção de estradas foram estudados em conjunto, usando modelos de otimização matemática e ferramentas computacionais (ALONSO-AYUSO et al., 2018). De acordo McDill (2014), a utilização de técnicas de otimização permite a construção de cenários para os problemas abordados e fornecem informações essenciais que auxiliam nas tomadas de decisão. Machado (2013) destaca quatro métodos para o planejamento de estradas florestais: o método tradicional, o econômico, o otimizado e o método integrado que é apoiado em técnicas de tomada de decisão.

O Modelo de Recursos Integrados (*The Integrated Resource Planning Models - IRPM*) de manejo florestal, desenvolvidos por Kirby, Hager e Wong (1986), é um dos primeiros modelos matemáticos formulados, que integram o problema de colheita e configuração da rede de estradas florestais. Os autores implementaram o modelo por meio da Programação Linear Inteira Mista (PLIM), que permitiu simular várias combinações de trechos de estradas de acesso a áreas florestais, possibilitando a tomada de decisão de construção de estradas, com mínima degradação ambiental. Atualmente, diversas técnicas e ferramentas de otimização têm sido utilizadas para auxiliar nos processos de tomada de decisão sobre a localização, construção e manutenção de redes viárias no planejamento florestal (BONT; HEINIMANN; CHURCH,

2015; FLISBERG; FRISK; RÖNNQVIST, 2014; GHAJAR et al., 2013; NADERIALIZADEH; CROWE, 2018; NAJAFI; RICHARDS, 2013; SILVA et al., 2016).

2.4 Métodos de Otimização

As técnicas de otimização são ferramentas utilizadas pela pesquisa operacional, úteis ao planejamento na resolução de problemas diversos e tomada de decisão, que visam encontrar e selecionar uma solução ideal ou próxima ao ideal em um período de tempo aceitável (AKAY, 2004; AKAY et al., 2013; CAMBERO; SOWLATI, 2014). Belavenutti, Romero e Diaz-Balteiro (2018), verificaram em seus estudos que a Programação Linear, Programação Inteira Mista, as Meta-heurísticas e a Programação por Metas são as técnicas de otimização mais utilizadas no manejo de plantios florestais. Adicionalmente, Akay et al. (2013) salientam que as técnicas com algoritmos exatos (Programação Linear) e com algoritmos aproximativos (Heurísticas) são as que mais se destacam na resolução de problemas florestais e de otimização combinatória.

No setor florestal, diversas pesquisas foram realizadas utilizando essas técnicas na resolução de problemas envolvendo o planejamento da colheita florestal e configuração da rede de estradas (ANDALRAFT et al., 2003). SILVA et al. (2016) utilizando um modelo de Programação Linear Inteira (PLI) para minimizar os custos envolvidos na colheita e manutenção de estradas florestais, encontraram uma solução próxima da melhor solução possível sugerindo que a metodologia empregada pode ser aplicada à colheita florestal integrada à rede viária. Flisberg, Frisk e Rönnqvist (2014) propuseram um modelo de otimização integrando o planejamento de colheita e logística e verificaram que a técnica integrada permite encontrar solução de alta qualidade. Naderializadeh e Crowe (2018) também utilizaram um modelo integrado de Programação Linear Inteira Mista (PLIM) que abordava o problema de planejamento de manejo florestal, de construção de estradas e de transporte e constataram que essa nova formulação permite soluções com alto valor da função objetivo e reduções no custo de construção da rede de estradas.

2.4.1 Programação Linear

A Programação Linear (PL), também conhecida como programação matemática, é uma técnica de otimização utilizada pela pesquisa operacional em apoio a tomada de decisão. Teve origem no início da década de 40 através dos estudos liderado por George B. Dantzig que

desenvolveu o algoritmo simplex, como um método para resolver problemas durante a II Guerra Mundial (KÖKSALAN; WALLENIUS; ZIONTS, 2013). Essa técnica proporciona a resolução de determinados problemas, através da maximização ou minimização de uma função objetivo, visando encontrar a melhor solução (KANGAS et al., 2015). Os modelos de PL são compostos, além da função objetivo, por um conjunto de restrições (equações ou inequações) e variáveis de decisão que assumem características lineares. Johnson e Scheurman (1977) classificaram os modelos matemáticos em modelo tipo I e tipo II, sendo a diferença básica entre eles, a definição de atividade e o menor número de variáveis e restrições do modelo II em comparação ao modelo I (RODRIGUES et al., 2006). Belavenutti, Romero e Diaz-Balteiro (2018), ao fazerem uma revisão sobre os métodos de otimização no manejo de plantios florestais, verificaram que o modelo tipo I é o mais empregado para a resolução de problemas de planejamento florestal.

De acordo Akay et al. (2013), as variáveis de decisão dos modelos de PL podem ser representadas por números contínuos ou binários. Entretanto, quando o modelo não pode ser descrito com variáveis de decisão contínuas, alguns artifícios são introduzidos para englobar valores inteiros (BETTINGER; SESSIONS; BOSTON, 2009; GOMIDE, 2009). Nesse caso, para a resolução desses problemas, uma das metodologias úteis para se obter resultados satisfatórios é utilização da Programação Linear Inteira (PLI), caracterizada como uma subclasse da Programação Linear (LIMA et al., 2018). Há situações em que parte das variáveis apresentam valores inteiros e a outra parte valores contínuos, dessa forma, a Programação Linear Inteira Mista (PLIM) é utilizada (KANGAS et al., 2015; WILLIAMS, 2006).

A resolução de problemas envolvendo a Programação Linear Inteira/Mista envolve a utilização de métodos enumerativos, algoritmos construtivos e algoritmos de corte, como *branch-and-bound*, *branch-and-cut*, relaxação lagrangeana e outros (WILLIAMS, 2006), sendo o algoritmo *branch-and-bound* o mais utilizado pelos aplicativos computacionais na resolução de problemas (BARBOZA et al., 2015; ROSSI; VAN BEEK; WALSH, 2006). A PL, PLI e PLIM têm sido bastante utilizadas na resolução de problemas no campo da Engenharia Florestal. Bont, Heinimann e Church (2015) utilizaram um modelo de PLIM para identificar uma rede de estradas ótima que minimiza os custos de construção e transporte e encontraram resultados satisfatórios quando comparado com outra técnica utilizada no estudo. Najafi e Richards (2013) utilizaram um modelo de Programação Linear Inteira Mista para minimizar os custos de estradas e transporte florestal e encontraram soluções de alta qualidade em tempo computacional razoável. Contudo, alguns problemas de programação são complexos e apresentam grande número de variáveis inteiras e, quando resolvidos via Programação Linear Inteira, requerem maior exigência computacional, tornando a resolução lenta quando levado em

consideração o tempo de processamento e obtenção da resposta (BUONGIORNO; GILLESS, 2003; HERRMANN, 2006). Por essa razão, os métodos heurísticos são utilizados para a obtenção de soluções aproximadas e por proporcionar maior velocidade nos processamentos (ANDALRAFT et al., 2003; HERRMANN, 2006; HERTZ; WIDMER, 2003).

2.4.2 Métodos Meta-heurísticos

No planejamento florestal é comum encontrar problemas classificados como *NP-hard*, ou seja, problemas complexos, de grandes dimensões, com restrições não lineares, interdependências entre variáveis, difíceis de resolver e com amplo espaço de solução (GOGNA; TAYAL, 2013). Estes problemas geralmente estão associados à otimização de processos combinatórios que requerem o uso de técnicas eficientes capazes de encontrar solução em tempo real (GOGNA; TAYAL, 2013; GOMIDE, 2009; SILVA, 2015). De acordo com Hertz e Widmer (2003), a otimização combinatória desempenha um papel importante na tomada de decisão, uma vez que as decisões ótimas dependem de vários fatores não triviais. Nesse sentido, os autores salientam que os métodos de aproximação são os mais utilizados para a resolução desses problemas.

As heurísticas são técnicas de otimização combinatória, classificadas como construtivas e de melhoria. São utilizadas para encontrar boas soluções, em um tempo computacional suficientemente pequeno, para diferentes tipos de problemas, principalmente os de difícil análise (GOGNA; TAYAL, 2013; HERTZ; WIDMER, 2003). Talbi (2009) ressalta que os métodos de aproximação podem ser classificados em duas famílias, as heurísticas e meta-heurísticas. As heurísticas são mais específicas e dedicadas à resolução de um único problema, enquanto as meta-heurísticas, são técnicas mais flexíveis, utilizadas na resolução de diferentes tipos de problemas de otimização, que fornecem soluções aceitáveis em um tempo de processamento razoável (HERTZ; WIDMER, 2003; TALBI, 2009).

Segundo Boussaïd, Lepagnot e Siarry (2013), as meta-heurísticas se destacam por possuir grande poder de processamento e são consideradas heurísticas aperfeiçoadas, de nível superior, amplamente utilizadas para resolver problemas complexos. Os autores salientam ainda que os algoritmos podem ser classificados de diferentes formas, a depender de suas características, sendo a classificação baseada no espaço de busca (busca populacional e busca local), a mais utilizada na literatura. As meta-heurísticas de busca populacional exploram um conjunto de soluções e as combinam entre si para obter soluções melhores. Dentro dessa categoria, encontram-se os Algoritmos Genéticos, os Algoritmos Meméticos e o Algoritmo

Otimização de Colônia de Formigas (*Ant Colony Optimization*). Já os métodos de busca local exploram uma solução inicial e descrevem uma trajetória no espaço de busca. O *Simulated Annealing*, a busca tabu e a busca em vizinhança variável são métodos que se enquadram nessa categoria (BOUSSAÏD; LEPAGNOT; SIARRY, 2013; RERE; FANANY; ARYMURTHY, 2016).

Diversos trabalhos desenvolvidos nas áreas da ciência utilizam as meta-heurísticas para a resolução de problemas combinatórios, como por exemplo, problemas de transporte e redes de estradas florestais. Dentre os algoritmos comumente empregados, pode-se citar o *Simulated Annealing*, Algoritmo Genético, Busca Tabu e Algoritmo de Caminho Mínimo (AKAY et al., 2013). Babapour et al. (2018) utilizaram o algoritmo genético (AG) e a otimização do enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) para projetar o perfil de estradas florestais visando minimizar os custos de construção de estradas e verificaram que o AG foi o que apresentou as melhores soluções dentro de um prazo razoável. Haridass et al. (2014) empregaram o *Simulated Annealing* (SA) para resolver um problema de roteamento de veículos e encontraram resultados satisfatórios, constatando que o algoritmo desenvolvido pode atender os requisitos da cadeia de suprimentos florestais.

2.4.3 Programação Estocástica

Na área da pesquisa operacional, tem sido crescente o uso de modelos matemáticos para a previsão e resolução de problemas de otimização que lidam com incertezas provenientes de eventos naturais extremos. Dentre as metodologias mais consolidadas e mais utilizadas, pode-se citar a programação estocástica (ALEM; MORABITO, 2015; TELLES; RODRIGUES; SILVA NETO, 2017). Alem e Morabito (2015) enfatizam que além de ser uma das técnicas mais utilizadas em problemas de otimização envolvendo incertezas, a programação estocástica é bastante versátil na incorporação de variáveis de risco e nas tomadas de decisão.

As incertezas e variáveis aleatórias dos problemas abordados na programação estocástica, são definidas por meio de funções de probabilidade (BELFIORE; FÁVERO, 2013; YANG; ZHANG; XIAO, 2017), onde o modelo realiza a análise de um conjunto de cenários para garantir que uma solução próxima do ótimo seja alcançada (ALEM; MORABITO, 2015; RÖNNQVIST et al., 2015). De acordo Birge e Louveaux (2011) e Rönnqvist et al. (2015), a modelagem das incertezas de um evento permite simular um conjunto de possíveis cenários, que são essenciais para o gerenciamento e otimização dos diferentes riscos que podem surgir futuramente nas empresas.

No contexto florestal, Veliz et al. (2015) e Verderame et al. (2010) relatam que as incertezas típicas que ocorrem durante o planejamento podem ser decorrentes das variações do preço de mercado (expressas principalmente pelos preços dos produtos da madeira e limites de demanda), das variações naturais do crescimento e produção volumétrica e das incertezas de ocorrência de desastres ambientais, como ataque de pragas e incêndios. No entanto, dependendo da complexidade da incerteza, muitos destes problemas podem gerar modelos intratáveis e sua solução se torna desafiadora e de difícil resolução dentro de um tempo de decisão disponível (BIRGE; LOUVEAUX, 2011; RÖNNQVIST et al., 2015).

Ao definir as fontes de incerteza presentes em um determinado modelo de programação é necessário selecionar um método apropriado que leve em consideração os efeitos dessas incertezas (VERDERAME et al., 2010). Alem e Morabito (2015) destacam a existência de vários modelos dentro da programação estocástica para a abordagem das incertezas, como os modelos de dois estágios e multiestágios, modelos com restrições probabilísticas, modelos estocásticos robustos e/ou com aversão ao risco e a programação dinâmica estocástica. Diversos autores utilizaram a programação estocástica em dois estágios na otimização sob a incerteza (KOSTIN et al., 2012; OSMANI; ZHANG, 2013; YANG; ZHANG; XIAO, 2017). Para Belfiore e Fávero (2013), a incerteza pode ser modelada através de métodos estocásticos como a teoria das filas, a simulação, a programação dinâmica estocástica e a teoria dos jogos. Dentre os métodos de simulação, destaca-se a Simulação de Monte Carlo (SMC) sendo bastante utilizada para simular problemas representados por processos estocásticos (YANG; ZHANG; XIAO, 2017), devido sua robustez e facilidade de implementação (MALTBA; GREMAUD; TARTAKOVSKY, 2018).

A SMC é um método estatístico amplamente reconhecido na literatura, embasado na teoria probabilística (SIUTA; MARKOWSKI; MANNAN, 2013; YANG; ZHANG; XIAO, 2017). O método inclui a análise e criação de cenários, gerados por funções de densidade de probabilidade que permite a previsão antecipada dos consideráveis riscos de um evento, proporcionando então, informações seguras aos tomadores de decisão (SILVA et al., 2019; YE; YOU, 2016). Segundo Vergara, Teixeira e Yamanari (2017), a SMC consiste basicamente em: a) identificar as variáveis de incerteza e criar um modelo; b) especificar a função de distribuição de probabilidade (Fdp) adequada para as variáveis analisadas; c) realizar simulações e, d) calcular uma taxa de aproveitamento ou de benefício para cada iteração.

Diversas áreas da ciência empregam a SMC em processos estocásticos, por ser um método consistente e preciso na abordagem das incertezas associadas às atividades de um empreendimento. No setor florestal, é bastante aplicado nas análises de risco e viabilidade

financeira de projetos (FERGUSON, 2017; GONZÁLEZ; GORGENS; RODRIGUEZ, 2017; SILVA et al., 2014). Podem ser verificados ainda, estudos envolvendo a SMC na avaliação de riscos de incêndios florestais (WOO et al., 2017), no impacto da distância de transporte de madeira sobre a rentabilidade e o risco da produção (MOREIRA; SIMIONI; SANTANA, 2017) e no planejamento do manejo florestal (ALDEA et al., 2014).

3 CONSIDERAÇÕES GERAIS

As técnicas computacionais são consideradas ferramentas importantes para o planejamento das atividades florestais. O desenvolvimento e utilização de modelos matemáticos, estocásticos ou determinísticos, são necessários para representar os problemas reais e apoiar as tomadas de decisão. Nesse contexto, este capítulo explorou conceitos relacionados ao estudo, abordando sobre os avanços tecnológicos no setor florestal e os sistemas de apoio as tomadas de decisão, bem como o planejamento da rede de estradas florestais e métodos de otimização utilizados na resolução de problemas. Estes conceitos foram essenciais para o aprofundamento dos conhecimentos teóricos, importantes na elaboração e desenvolvimento do capítulo seguinte.

REFERÊNCIAS

- ABREU, A. D. DE; LANA, J. A. S. DE; RIBEIRO, R. N. **Floresta 4.0 - Integrando as operações de colheita florestal com SAP ECC FOREST**. Disponível em: <<https://www.cenibra.com.br/wp-content/uploads/2019/04/Floresta-4.0-Integrando-as-operacoes-de-colheita-florestal-com-SAP-ECC.pdf>>. Acesso em: 15 out. 2019.
- AKAY, A. E. A new method of designing forest roads. **Turkish Journal of Agriculture and Forestry**, Turkey, v. 28, n. 4, p. 273–279, 2004.
- AKAY, A. E. et al. Using optimization techniques in designing forest roads and road networks. **Bartın Orman Fakültesi Dergisi**, [S.l.], v. 15, n. 1, p. 49–62, 2013.
- AKAY, A. O. et al. Analysis of factors associated with the amount of forest road reconstruction activity in Turkey: Autoregressive distributed lag modelling approach. **Forest Ecology and Management**, Netherlands, v. 458, p. 117800, 2020.
- AKAY, A. O.; AKGUL, M.; DEMIR, M. Determination of Temporal Changes on Forest Road Pavement With Terrestrial Laser Scanner. **Fresenius Environmental Bulletin**, Germany, v. 27, n. 3, p. 1437–1448, 2018.
- ALDEA, J. et al. Participatory goal programming in forest management: An application integrating several ecosystem services. **Forests**, Switzerland, v. 5, n. 12, p. 3352–3371, 2014.
- ALEM, D.; MORABITO, R. Planejamento da produção sob incerteza: programação estocástica versus otimização robusta. **Gestão & Produção**, São Carlos, v. 22, n. 3, p. 539–551, 2015.
- ALONSO-AYUSO, A. et al. Risk management for forestry planning under uncertainty in demand and prices. **European Journal of Operational Research**, Netherlands, v. 267, n. 3, p. 1051–1074, 2018.
- ANDALAFT, N. et al. A problem of forest harvesting and road building solved through model strengthening and Lagrangean relaxation. **Operations Research**, United States, v. 51, n. 4, p. 613–628, 2003.
- BABAPOUR, R. et al. Forest road profile optimization using meta-heuristic techniques. **Applied Soft Computing Journal**, [S.l.], v. 64, p. 126–137, 2018.
- BAESSO, D. P.; GONÇALVES, F. L. R. **Estradas rurais: técnicas adequadas de manutenção**. Florianópolis: Departamento de Estradas e Rodagem, 2003.
- BARBOZA, A. O. et al. Mixed integer linear programming and genetic algorithm applied to storage and transportation problems in an oil industry. **Sistemas & Gestão**, Niterói, v. 10, n. 4, p. 561–574, 2015.
- BELAVENUTTI, P.; ROMERO, C.; DIAZ-BALTEIRO, L. A critical survey of optimization methods in industrial forest plantations management. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 75, n. 3, p. 239–245, 2018.

BELFIORE, P.; FÁVERO, L. P. **Pesquisa Operacional para cursos de Engenharia**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013.

BETTINGER, P.; SESSIONS, J.; BOSTON, K. A review of the status and use of validation procedures for heuristics used in forest planning. **Mathematical and Computational Forestry and Natural-Resource Sciences**, United States, v. 1, n. 1, p. 26–37, 2009.

BIRGE, J. R.; LOUVEAUX, F. **Introduction to Stochastic Programming**. New York: Springer, 2011.

BONT, L. G.; HEINIMANN, H. R.; CHURCH, R. L. Concurrent optimization of harvesting and road network layouts under steep terrain. **Annals of Operations Research**, Netherlands, v. 232, n. 1, p. 41–64, 2015.

BOUCHARD, M. et al. Integrated optimization of strategic and tactical planning decisions in forestry. **European Journal of Operational Research**, Netherlands, v. 259, p. 1132–1143, 2017.

BOUSSAÏD, I.; LEPAGNOT, J.; SIARRY, P. A survey on optimization metaheuristics. **Information Sciences**, United States, v. 237, p. 82–117, 2013.

BUONGIORNO, J.; GILLESS, J. K. **Decision methods for forest resource management**. San Diego: Academic Press, 2003.

CAMBERO, C.; SOWLATI, T. Assessment and optimization of forest biomass supply chains from economic, social and environmental perspectives - A review of literature. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Netherlands, v. 36, p. 62–73, 2014.

CARMO, F. C. de A. do et al. Análise da densidade ótima de estradas florestais em propriedades rurais. **Cerne**, Lavras, v. 19, n. 3, p. 451–459, 2013.

CHAN, J.; TEKNOMO, K. Road Reconstruction and Redundancy Analysis on the Road Network: A Case Study of the Ateneo de Manila University Network. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, United Kingdom, v. 218, p. 56–75, 2016.

CONRAD IV, J. L. et al. Virginia Tech Forest Road and Bladed Skid Trail Cost Estimation Method. **Southern Journal of Applied Forestry**, United States, v. 36, n. 1, p. 26–32, 2012.

CORDEIRO, V. A. et al. Determinação da prioridade de manutenção de estradas florestais considerando quantidade de fluxo de madeira. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 19., 2019, Santos. **Anais...** Santos: INPE, 2019. p. 1460–1463.

CORRÊA, C. M. C.; MALINOVSKI, J. R.; ROLOFF, G. Bases para planejamento de rede viária em reflorestamento no sul do Brasil. **Floresta**, Curitiba, v. 36, n. 2, p. 277–286, 2006.

D'AMOURS, S.; RÖNNQVIST, M.; WEINTRAUB, A. Using Operational Research for supply chain planning in the forest products industry. **INFOR: Information Systems and Operational Research**, [S.l.], v. 46, n. 4, p. 265–281, 2008.

- FARDUSI, M. J.; CHIANUCCI, F.; BARBATI, A. Concept to Practices of Geospatial Information Tools to Assist Forest Management and Planning under Precision Forestry Framework : a review. **Annals of Silvicultural Research**, Arezzo, v. 41, n. 1, p. 3–14, 2017.
- FERGUSON, I. Stochastic economic analyses of even-aged timber growing. **New Zealand Journal of Forestry Science**, New Zealand, v. 47, n. 1, p. 9, 2017.
- FLISBERG, P.; FRISK, M.; RÖNNQVIST, M. Integrated harvest and logistic planning including road upgrading. **Scandinavian Journal of Forest Research**, Norway, v. 29, p. 195–209, 2014.
- GALIN, E. et al. Authoring Hierarchical Road Networks. **Computer Graphics Forum**, England, v. 30, n. 7, p. 2021–2030, 2011.
- GALLO, R. et al. GNSS-based operational monitoring devices for forest logging operation chains. **Journal of Agricultural Engineering**, Italy, v. 44, n. 2s, p. 140–144, 2013.
- GHAJAR, I. et al. A program for cost estimation of forest road construction using engineer's method. **Forest Science and Technology**, United Kingdom, v. 9, n. 3, p. 111–117, 2013.
- GOGNA, A.; TAYAL, A. Metaheuristics: Review and application. **Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence**, United Kingdom, v. 25, n. 4, p. 503–526, 1 dez. 2013.
- GOMIDE, L. R. **Planejamento Florestal Espacial**. 2009. 256 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal do Paraná, Paraná, 2009.
- GONZÁLEZ, L. R.; GORGENS, E. B.; RODRIGUEZ, L. C. E. Avaliação econômica não determinística pelo método de Monte Carlo de plantios de Eucalyptus spp. para a produção de celulose no sudoeste paulista. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 45, n. 113, p. 31–38, 2017.
- HARIDASS, K. et al. Scheduling a log transport system using simulated annealing. **Information Sciences**, United States, v. 264, p. 302–316, 2014.
- HAYATI, E. et al. An expert-based approach to forest road network planning by combining Delphi and spatial multi-criteria evaluation. **Environmental Monitoring and Assessment**, Netherlands, v. 185, n. 2, p. 1767–1776, 2013.
- HAYATI, E.; MAJNOUNIAN, B.; ABDI, E. Qualitative evaluation and optimization of forest road network to minimize total costs and environmental impacts. **iForest-Biogeosciences and Forestry**, Italy, v. 5, n. 3, p. 121–125, 2012.
- HEINIMANN, H. R. Forest road network and transportation engineering - state and perspectives. **Croatian Journal of Forest Engineering**, Croatia, v. 38, n. 2, p. 155–173, 2017.
- HERRMANN, J. W. A history of production scheduling. In: HERRMANN, J. W. (Org.). **Handbook of production scheduling**. New York: Springer, 2006. p. 1–22.

HERTZ, A.; WIDMER, M. Guidelines for the use of meta-heuristics in combinatorial optimization. **European Journal of Operational Research**, Netherlands, v. 151, n. 2, p. 247–252, 2003.

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. **Introdução à Pesquisa Operacional**. 9. ed. São Paulo: McGraw-Hill, 2013.

INDÚSTRIA BRASILEIRA DE ÁRVORES - IBÁ. **Relatório Anual 2020**. [S.l.: s.n.], 2020. Disponível em: <<https://iba.org/datafiles/publicacoes/relatorios/relatorio-iba-2020.pdf>>. Acesso em: 27 out. 2020.

JOHNSON, K. N.; SCHEURMAN, H. L. Techniques for prescribing optimal timber harvest and investment under different objectives - Discussion and synthesis. **Forest Science**, United States, v. 18, n. 1, p. 1–31, 1977.

KANGAS, A. et al. **Decision Support for Forest Management**. 2. ed. [S.l.]: Springer, 2015.

KARLSSON, J.; RÖNNQVIST, M.; FRISK, M. RoadOpt: A decision support system for road upgrading in forestry. **Scandinavian Journal of Forest Research**, v. 21, n. SUPPL. 7, p. 5–15, 2006.

KERAMATI, A. et al. Impact of Forest Road Maintenance Policies on Log Transportation Cost, Routing, and Carbon-Emission Trade-Offs: Oregon Case Study. **Journal of Transportation Engineering Part A: Systems**, United States, v. 146, n. 5, p. 04020028, 2020.

KIRBY, M. W.; HAGER, W. A.; WONG, P. Simultaneous Planning of Wildland Management and Transportation Alternatives. **TIMS Studies in the Management Sciences**, [S.l.], v. 21, p. 371–387, 1986.

KÖKSALAN, M.; WALLENIUS, J.; ZIONTS, S. An Early History of Multiple Criteria Decision Making. **Journal of Multi-Criteria Decision Analysis**, United Kingdom, v. 20, p. 87–94, jan. 2013.

KOSTIN, A. M. et al. Design and planning of infrastructures for bioethanol and sugar production under demand uncertainty. **Chemical Engineering Research and Design**, United Kingdom, v. 90, n. 3, p. 359–376, 2012.

KOVÁČSOVÁ, P.; ANTALOVÁ, M. Precision forestry-definition and technologies. **Sumarski List**, Croatia, v. 134, n. 11–12, p. 603–611, 2010.

KÜHMAIER, M.; STAMPFER, K. Development of a multi-attribute spatial decision support system in selecting timber harvesting systems. **Croatian Journal of Forest Engineering**, Croatia, v. 31, n. 2, p. 75–88, 2010.

LASCHI, A. et al. A methodological approach exploiting modern techniques for forest road network planning. **Croatian Journal of Forest Engineering**, Croatia, v. 37, n. 2, p. 319–331, 2016.

LASI, H. et al. Industry 4.0. **Business and Information Systems Engineering**, Germany, v.

6, n. 4, p. 239–242, 2014.

LIMA, I. C. et al. Otimização de rotas na gestão de resíduos: um estudo de caso na coleta de resíduos recicláveis do centro de ciências da saúde da UFRJ. In: FÓRUM INTERNACIONAL DE RESÍDUOS SÓLIDOS, 9., 2018, Porto Alegre. **Anais...** Porto Alegre: [s.n.], 2018. p. 1-10.

LOPES, E. DA S.; MACHADO, C. C.; SOUZA, A. P. DE. Classificação e custos de estradas em florestas plantadas na região sudeste do Brasil. **Revista Árvore**, Viçosa, MG, v. 26, n. 3, p. 329–338, 2002.

MACHADO, C. C. **Construção e conservação de estradas rurais e florestais**. Viçosa, MG: UFV, 2013.

MACHADO, C. C. **Sistema Brasileiro De Classificação De Estradas Florestais (Sibracef): Desenvolvimento e relação com o meio de transporte florestal rodoviário**. 1989. 188 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Paraná, Paraná, 1989.

MACHADO, C. C.; LIMA, D. C. DE; CARVALHO, C. A. B. DE. Manutenção. In: MACHADO, C. C. (Org.). **Construção e Conservação de estradas rurais e florestais**. Viçosa, MG: UFV, 2013. cap. 6, p. 321-370.

MACHADO, C. C.; LOPES, E. DA S. Planejamento. In: MACHADO, C. C. (Org.). **Colheita Florestal**. 3. ed. Viçosa, MG: UFV, 2014. cap.7, p. 206-252.

MACHADO, R. R.; MACHADO, C. C. Avaliação Econômica de Estradas Florestais. In: MACHADO, C. C. (Org.). **Construção e Conservação de estradas rurais e florestais**. Viçosa, MG: UFV, 2013. cap. 9, p. 421-441.

MALINOVSKI, J. R. et al. Sistemas. In: MACHADO, C. C. (org.). **Colheita Florestal**. 3. ed. Viçosa, MG: UFV, 2014. cap.6, p. 178 - 205.

MALTBA, T.; GREMAUD, P. A.; TARTAKOVSKY, D. M. Nonlocal PDF methods for Langevin equations with colored noise. **Journal of Computational Physics**, United States, v. 367, p. 87–101, 2018.

MARQUES, A. S. et al. Tactical and operational harvest planning. In: BORGES, J. G. et al. (Org.). **The Management of Industrial Forest Plantations**. Dordrecht: Springer, 2014. cap. 7, p. 239–267.

MCDILL, M. E. An overview of forest management planning and information management. In: BORGES, J. G. et al. (Org.). **The management of industrial forest plantations**. Dordrecht: Springer, 2014. cap. 2, p. 27–59.

MELO, E. Desafios e oportunidades para a Silvicultura de Precisão: uma síntese do congresso brasileiro de agricultura de precisão de 2014. **Série Técnica IPEF**, Piracicaba, v. 24, n. 45, p. 7–10, 2016.

MONTI, C. A. U. **Otimização Aplicada à Engenharia Florestal**. 2018. 104 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2018.

MOREIRA, J. M. M. Á. P.; SIMIONI, F. J.; SANTANA, L. F. DE. Impacto do Custo de Transporte no Risco da Rentabilidade Florestal na Região de Itapeva-SP. **Revista Paranaense de Desenvolvimento - RPD**, Curitiba, v. 38, n. 132, p. 77–89, 2017.

MÜLLER, F.; JAEGER, D.; HANEWINKEL, M. Digitization in wood supply – A review on how Industry 4.0 will change the forest value chain. **Computers and Electronics in Agriculture**, England, v. 162, p. 206–218, 2019.

MUYS, B. et al. Simulation tools for decision support to adaptive forest management in Europe. **Forest Systems**, Spain, v. 19, p. 86–99, 2010.

NADERIALIZADEH, N.; CROWE, K. A. Formulating the integrated forest harvest-scheduling model to reduce the cost of the road-networks. **Operational Research**, Germany, p. 1–24, 2018.

NAJAFI, A.; RICHARDS, E. W. Designing a forest road network using mixed integer programming. **Croatian Journal of Forest Engineering**, Croatia, v. 34, n. 1, p. 17–30, 2013.

NASCIMENTO, F. R. **Comparação entre um modelo teórico e o real, no investimento em construção de estradas de uso florestal, relacionado com o volume de madeira transportado**. 2005. 118 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Botucatu, 2005.

NEBA, S. G. et al. Assessment and prediction of above-ground biomass in selectively logged forest concessions using field measurements and remote sensing data: Case study in South East Cameroon. **Forest Ecology and Management**, Netherlands, v. 329, p. 177–185, 2014.

NUNES, T. V. L. **Método de previsão de defeitos em estradas vicinais de terra com base so uso das redes neurais artificiais: trecho de Aquiraz-CE**. 2003. 118 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2003.

OESTERREICH, T. D.; TEUTEBERG, F. Understanding the implications of digitisation and automation in the context of Industry 4.0: A triangulation approach and elements of a research agenda for the construction industry. **Computers in Industry**, Netherlands, v. 83, p. 121–139, 2016.

OLIVEIRA, R. J. et al. Analysis of the traffic performance in forest roads using computational methods. **Revista Árvore**, Viçosa, MG, v. 37, n. 2, p. 355–360, 2013.

OSMANI, A.; ZHANG, J. Stochastic optimization of a multi-feedstock lignocellulosic-based bioethanol supply chain under multiple uncertainties. **Energy**, England, v. 59, p. 157–172, 2013.

PICCHIO, R. et al. The application of two approaches using GIS technology implementation in forest road network planning in an Italian mountain setting. **Forests**, Switzerland, v. 9, n. 5, p. 1–19, 2018.

REITZ, J.; SCHLUSE, M.; ROSSMANN, J. Industry 4.0 beyond the Factory: An Application to Forestry. In: THORSTEN SCHÜPPSTUHL, KIRSTEN TRACHT, J. R. (Org.).

Tagungsband des 4. Kongresses Montage Handhabung Industrieroboter. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg, 2019. p. 107–116.

RERE, L. M. R.; FANANY, M. I.; ARYMURTHY, A. M. Metaheuristic Algorithms for Convolution Neural Network. **Computational Intelligence and Neuroscience**, United States, v. 2016, p. 1–13, 2016.

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

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

ROSSI, F.; VAN BEEK, P.; WALSH, T. **Handbook of constraint programming.** Netherlands: Elsevier, 2006.

RÜßMANN, M. et al. Industry 4.0: Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries. **Boston Consulting Group**, [S.l.], v. 9, n. 1, p. 54–89, 2015.

SAMANI, K. et al. Planning road network in mountain forests using GIS and Analytic Hierarchical Process (AHP). **Caspian Journal of Environmental Sciences**, Iran, v. 8, n. 2, p. 151–162, 2010.

SANCHES, B. C.; CARVALHO, E. S.; GOMES, F. F. B. A Indústria 4.0 E Suas Contribuições À Sustentabilidade. **Revista Engenharia e Tecnologia Aplicada**, Guarulhos, v. 2, n. 1, p. 48–55, 2018.

SEGURA, M.; RAY, D.; MAROTO, C. Decision support systems for forest management : A comparative analysis and assessment. **Computers and Electronics in Agriculture**, England, v. 101, p. 55–67, 2014.

SESSIONS, J. **Forest Road Operations in the Tropics.** Berlin, Heidelberg, New York: Springer, 2007.

SHAN, Y. et al. Trends in spatial forest planning. **Mathematical and Computational Forestry & Natural-Resource Sciences (MCFNS)**, United States, v. 1, n. 2, p. 86–112, 2009.

SILVA, C. S. J. et al. Viabilidade econômica e rotação florestal de plantios de candeia (*Eremanthus erythropappus*), em condições de risco. **Cerne**, Lavras, v. 20, n. 1, p. 113–121, 2014.

SILVA, P. H. DA B. M. et al. Forest harvest scheduling plan integrated to the road network. **Cerne**, Lavras, v. 22, n. 1, p. 69–76, 2016.

SILVA, P. H. DA B. M. **Planejamento otimizado da colheita florestal por blocos e talhões integrado à rede de estradas.** 2015. 71 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2015.

SILVA, S. A. et al. Application of Monte Carlo Simulation for Analysis of Costs and Economic Risks in a Banking Agency. **IEEE Latin America Transactions**, United States, v. 17, n. 3, p. 409–417, 2019.

SIUTA, D.; MARKOWSKI, A. S.; MANNAN, M. S. Uncertainty techniques in liquefied natural gas (LNG) dispersion calculations. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, England, v. 26, n. 3, p. 418–426, 2013.

SOUZA, F. L. **Densidade de estradas em povoamentos de pinus taeda l. em regime de desbastes e corte raso**. 2016. 126 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) - Universidade do Estado de Santa Catarina, Lages, 2016.

STADTLER, H.; FLEISCHMANN, B. Hierarchical planning and the supply chain planning matrix. In: STADTLER, H. et al. (Org.). **Advanced Planning in Supply Chains**. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012. cap. 2, p. 21–34.

STROZZI, F. et al. Literature review on the ‘smart factory’ concept using bibliometric tools. **International Journal of Production Research**, England, v. 55, n. 22, p. 6572–6591, 2017.

TALBI, E.-G. **Metaheuristics: from design to implementation**. United States: John Wiley and Sons, 2009.

TELLES, W. R.; RODRIGUES, P. P. G. W.; SILVA NETO, A. J. Calibração automática da plataforma MOHID empregando um método estocástico de otimização e dados reais de um evento climático extremo em Nova Friburgo-RJ: parte 2 – análise de sensibilidade e estimativa de parâmetros hidrológicos. **Revista Internacional de Metodos Numericos para Calculo y Diseno en Ingenieria**, Spain, v. 33, n. 3–4, p. 204–211, 2017.

VELIZ, F. B. et al. Stochastic optimization models in forest planning: a progressive hedging solution approach. **Annals of Operations Research**, Netherlands, v. 232, n. 1, p. 259–274, 2015.

VERDERAME, P. M. et al. Planning and scheduling under uncertainty: A review across multiple sectors. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, [S.l.], v. 49, n. 9, p. 3993–4017, 2010.

VERGARA, W. R. H.; TEIXEIRA, R. T.; YAMANARI, J. S. Análise de risco em projetos de engenharia: uso do PERT/CPM com simulação. **Exacta**, São Paulo, v. 15, n. 1, p. 74–88, 2017.

VOGEL, T.; ALMADA-LOBO, B.; ALMEDER, C. Integrated versus hierarchical approach to aggregate production planning and master production scheduling. **OR Spectrum**, Germany, v. 39, n. 1, p. 193–229, 2017.

WHITE, R. A. et al. Forest roads mapped using LiDAR in steep forested terrain. **Remote Sensing**, Switzerland, v. 2, n. 4, p. 1120–1141, 2010.

WILLIAMS, H. P. The formulation and solution of discrete optimisation models. In: APPA, G. M.; PITSOULIS, L.; WILLIAMS, H. P. (Org.). **Handbook on Modelling for Discrete Optimization**. Germany: Springer, 2006. cap. 1, p. 3–38.

- WOO, H. et al. Forest fire risk assessment using point process modelling of fire occurrence and Monte Carlo fire simulation. **International Journal of Wildland Fire**, Australia, v. 26, n. 9, p. 789–805, 2017.
- YANG, Y.; ZHANG, S.; XIAO, Y. Optimal design of distributed energy resource systems based on two-stage stochastic programming. **Applied Thermal Engineering**, England, v. 110, p. 1358–1370, 2017.
- YE, W.; YOU, F. A computationally efficient simulation-based optimization method with region-wise surrogate modeling for stochastic inventory management of supply chains with general network structures. **Computers and Chemical Engineering**, United Kingdom, v. 87, p. 164–179, 2016.
- ZAGONEL, R. **Análise da densidade ótima de estradas de uso florestal em relevo plano de áreas com produção de Pinus taeda**. 2005. 109 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2005.
- ZAMBELLI, P. et al. A GIS decision support system for regional forest management to assess biomass availability for renewable energy production. **Environmental Modelling and Software**, Netherlands, v. 38, p. 203–213, 2012.
- ZAMBON, I. et al. Revolution 4.0: Industry vs. agriculture in a future development for SMEs. **Processes**, Switzerland, v. 7, n. 1, p. 36, 2019.
- ZHONG, R. Y. et al. Intelligent Manufacturing in the Context of Industry 4.0: A Review. **Engineering**, [S.l.], v. 3, n. 5, p. 616–630, 2017.
- ZHOU, K.; LIU, T.; ZHOU, L. Industry 4.0: Towards future industrial opportunities and challenges. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS AND KNOWLEDGE DISCOVERY (FSKD), 12th., 2015, Zhangjiajie. **Annals...** Piscataway, New Jersey: IEEE, 2015. p. 2147–2152.

SEGUNDA PARTE – ARTIGO

**ARTIGO 1 - OPERATIONAL HARVEST PLANNING UNDER FOREST ROAD
MAINTENANCE UNCERTAINTY**

Vanessa de Souza Gomes^{a,*}; Cássio Augusto Ussi Monti^b; Carolina Souza Jarochinski e
Silva^a; Lucas Rezende Gomide^a

*Corresponding author.

^aFederal University of Lavras, Department of Forest Sciences, Avenue Doutor Sylvio Menicucci, 1001, Aqueanta Sol, 37200-000, Lavras, MG, Brazil. E-mail:
vanessadesouzagomes@hotmail.com, carolina.jsilva@ufla.br, lucasgomide@ufla.br.

^bNorth Carolina State University, Department of Forestry and Environmental Resources, Jordan Hall, 2800 Faucette Dr 3120, 27607, Raleigh, NC, United States. E-mail:
cassioaumonti@yahoo.com

**Artigo redigido conforme normas da Revista Forest Policy and Economics, sendo versão
sujeita a alterações.**

ABSTRACT

The design of forest roads network is essential for the stand accessibility to harvesting and timber transportation. Moreover, the wood extraction operation depends on roads and weather conditions. The integration of harvest scheduling and road maintenance into optimization models is not a trivial task. However, their solution might be efficient for the decision-making process and for mitigating future random adversities. The relationship between a global optimization technique and a stochastic process draws a scenario close to the reality of forest operations. This association was applied in this work to solve two related problems: i) harvest scheduling problem; ii) the forest road maintenance scheduling problem. The main objective was to evaluate the effect of the delays in forest road maintenance having the forest harvest operation as the shareholder of the stochastic process. We built a control scenario to evaluate a deterministic model without road maintenance delay and measured the impacts of the delay through a stochastic programming model and simulations. The project used in this work has 400 stands of planted *Pinus* sp. managed for pulp production. The considered road network is approximately 570 km. The deterministic programming model was formulated for the forest regulation problem, maximizing number of harvested stands. The Monte Carlo simulation was applied to generate the random disturbance seed. The number of stands abandoned due to the road segments maintenance delay varied from one to 400, in the tested instances. The timber volume harvested over the planning horizon varied considerably with periods which the value was zero. The stochastic model proposed can be useful to assist managers in decision making. In addition, the approach also may help the road classification and reducing risks for better management practices.

Keywords: Forest harvest. Stochastic model. Integer Linear Programming. Simulation.

1. Introduction

Currently, forest plantations are expanding the frontiers to guarantee the wood demands over the years (Midgley et al., 2017). The alignment of production plans for paper, pulp, wrapping, building materials, furniture, or any wood manufacturing industry requires various levels of a planning hierarchy (Keramati et al., 2020). In order to ensure the proper work, managers should be able to plan all activities, which include silvicultural

35 treatments, harvesting operations, road maintenance, and log transportation. This wood
36 production sequencing is associated with the forest value chain (Bouchard et al., 2017),
37 integrating all planning levels, given a degree of details, and planning horizon previously
38 set (D'amours et al., 2008). The operational-level problems have high complexity of
39 details to achieving the goals (Santos et al., 2019). In general, this level involves typical
40 decisions related to forest harvesting (Bredström et al., 2010), log transportation (Monti
41 et al., 2020), machinery allocation (Santos et al., 2019), and roads capacity (Rönnqvist et
42 al., 2015). It is consensus that an efficient forest system request an optimal road network
43 design (Bont et al., 2018; Gumus et al., 2008). However, the wood extraction system and
44 road network implementation must reach an environmental-economic balance (Jaafari et
45 al., 2015).

46 Forest road operations are a set of infrastructure activities (plan, design, build, and
47 maintenance) to keep the forest products flow and the regional economic network (Carmo
48 et al., 2013; Stefanović et al., 2016). This network has several daily applications and it
49 does not rely only on wood production flow, but also on firebreaks barriers (Stefanović
50 et al., 2016), social recreational activities (White et al., 2010), and people connection.
51 Further, the stand accessibility is the core deal for the expansion of commercial logging
52 in inaccessible areas (Akay et al., 2020; Najafi and Richards, 2013) and must be planned
53 properly (Hayati et al., 2013; Keramati et al., 2020). Forest road operations also should
54 overcome the negative impacts when optimized reducing soil degradation (Thompson et
55 al., 2010), floods (Akay et al., 2018), the harvest operations costs at blocks in time and
56 space (Silva et al., 2016), and greenhouse gases emission (Keramati et al., 2020).

57 Despite widespread agreement about the forest road network, there are still gaps
58 in using mathematical models and computational techniques for solving this problem
59 (Alonso-Ayuso et al., 2018). Several optimization models have been built for solving
60 operational problems in forest science. The quantitative approach to decision making is
61 often a numerical optimization algorithm that considers a deterministic procedure.
62 Generally, a simplex algorithm is suitable for most cases depending on the decision
63 variable numerical nature. Naderializadeh and Crowe (2018) applied a mixed integer-
64 programming model (MIP) for forest harvest scheduling problem examining the road and
65 log transportation operations. Silva et al. (2016) also developed an integer linear
66 programming model (ILP) to minimize harvesting and road maintenance activities costs.
67 Simonenkova et al. (2020) created an exact clustering algorithm based on linear
68 programming to solving a forest roads network layout optimization problem.

69 So far, deterministic models are widely applied for solving diverse forest planning
70 problems (Roise et al., 2016; Santos et al., 2019; Simonenkova et al., 2020). However,
71 this is an ongoing debate about randomness changes at the driven solution. Unfortunately,
72 the process might be more sensitive than the initial thought. The glance of uncertainty
73 patterns often explores the wood market price, stand yield stocks, weather conditions,
74 natural disturbances or environmental disasters, and machinery malfunctioning (Álvarez-
75 Miranda et al., 2019; Robinson et al., 2016; Veliz et al., 2015; Verderame et al., 2010).

76 While deterministic optimization is related to global optimal and the certainty of
77 its solutions (Alonso-Ayuso et al., 2018; Daniel et al., 2017), the stochastic programming
78 allows the planner to produce more variations on the solution (Alonso-Ayuso et al., 2020;
79 Shabani et al., 2013). Uncertainty process is often addressed by probability distribution
80 functions, which narrow the random variable effect (Rönnqvist et al., 2015). In forest road
81 science, many components follow a probability distribution because they might be
82 influenced by factors that are not completely known, such as climatic conditions, traffic
83 loading, and machinery utilization rate (Akay et al., 2018; Costello et al., 2005; Ng et al.,
84 2011). A comprehensive understanding of the uncertainty process is desirable for forest
85 decision-making to be considered in the wood supply chain.

86 In this study, the stochastic process was approached by using the Monte Carlo
87 (MC) method, creating simulation of scenarios. MC simulation is a method broadly used
88 to explore scenarios and account for uncertainties in the data. This method produces
89 stochastic predictions, since information about the probability distributions of uncertain
90 variables is known (Afanasyeva et al., 2016; Hildebrandt and Knoke, 2011; Kallio, 2010;
91 Kroese et al., 2014). Eyvindson and Kangas (2016) explored the use of stochastic
92 programming to account for and manage uncertainties in forest management planning and
93 the associated risks. The authors used the MC process to generate a set of scenarios
94 incorporating the uncertainties caused by inventory measurements and growth modeling
95 errors. Shabani and Sowlati (2016) studied the uncertainty in the supply chain of a forest
96 biomass power plant combining MC Simulation with an optimization model.

97 The expectation of a hybrid optimization method associating a deterministic and
98 nondeterministic models to solve complex problems has been yielded throughout the
99 years (Bakan et al., 2017; Fan et al., 2013; Prabatha et al., 2020). Babonneau et al. (2012)
100 combined stochastic linear programming with MC process to work with uncertainties in
101 climatic policies. Azadeh et al. (2014) applied stochastic linear programming to biofuel
102 supply chain. The authors stated that the uncertainties associated to biofuel supply chain

103 creates a large number of parameters and it could impact the overall profitability and
104 design. Aldea et al. (2014) used goal programming to build a model that allowed the
105 inclusion of timber and non-timber objectives. The authors applied the model in a
106 deterministic scenario and another with MC analysis and found notable variations for
107 some of the objectives, being to a lesser extent for the MC analysis. The study herein
108 aimed to evaluate the effect of road maintenance delays to the forest harvest operation.
109 Construct a solid understanding about the delay process related to road maintenance and
110 wood production flow. An index was produced to measure the impact of road
111 maintenance delay regarding the monthly wood flow objective function.

112

113 **2. Material and methods**

114

115 **2.1. Problem statement**

116

117 Harvest scheduling approaches have been widely applied in most of the forest
118 optimization problems. They are mainly associated with volume and area control,
119 adjacency and block constraints, wildlife habitats, and carbon sequestration. Therefore,
120 there is a gap between road access and harvest operations. This distortion implies a
121 nonsense plan without details to integrate these forest activities. Unlike in the wood
122 production flow, the solution of timber supply is easy to solve and interpret, but the
123 execution is often improperly. Hence, the missing details of road access within a network
124 are the key points that lead to the operational planning failure. Our study problem relies
125 on harvest scheduling and roads activities coordination.

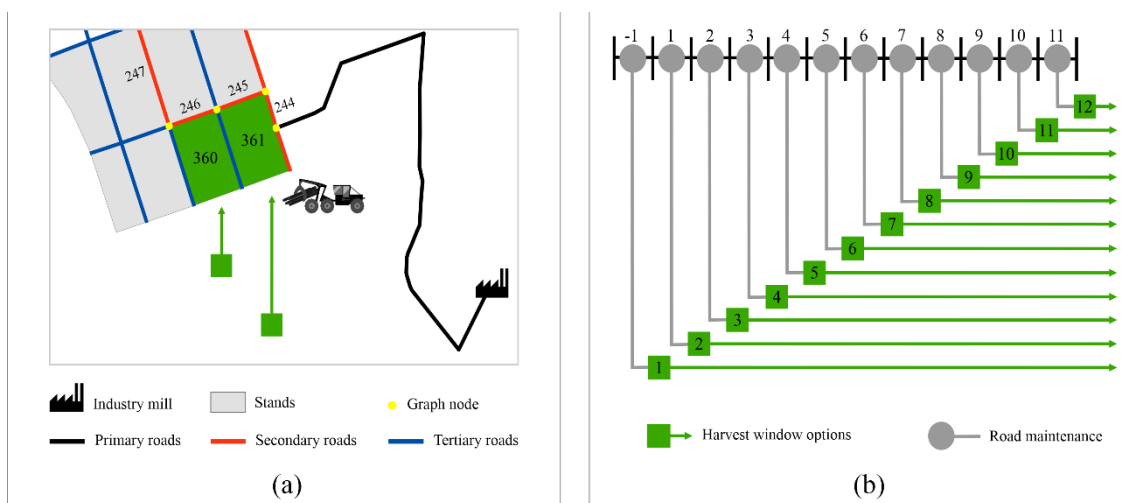
126

127 The most common way of structuring a forest road plan is to follow the graph
128 theory. A graph $G=(N, A)$ comprises a set of nodes N and arcs A . An arc $a(i, j)$ or road
129 segment is a discrete variable and ordered pair, which means the adjacent matrix has a
130 correct order of elements to be followed. We convert the road segment maps into a
131 connected network. Our analysis can be simply extended to examine multiple arcs focus
132 on the link between nodes. We only desire the connectivity of stands accesses to a final
133 destination. Here, the arc costs refer to as the arc lengths between two nodes (Fig. 1(a)).
134 Given a pair of activated nodes, within a planning horizon, the road maintenance services
135 will be spatially applied to the road map. This operation involves a set of activities
136 (correction of potholes, ruts, irregular superficial, and restoration of the primary coating)
to ensure a safe driving, economic, and efficient movement of the trucks and harvest

137 machinery. Monthly, a set of road segments are selected for these operations over a year
 138 in our problem.

139 Depending on segment location, they are classified into three types: primary,
 140 secondary, and tertiary. Primary forest roads are permanent links between the industry
 141 and production areas. They have high standard construction and better quality coating to
 142 allow transportation of wood annually. The secondary roads are branches of the primary
 143 road, which provide access to the logging areas and have a lower quality surface than the
 144 primaries. Tertiary forest roads are derived from the primary or secondary roads, which
 145 connect to the logging landings. These roads are low-standard and generally have difficult
 146 access during the rainy season. We assume a road maintenance window as a time
 147 constraint for the execution of a set of tasks to repair the road segments. On occasion, this
 148 window started a month before (-1) the planning horizon until the 11th month (Fig. 1(b)).
 149 This procedure ensures the road accesses at the beginning of the first month (1) and so
 150 on. The service is accomplished once for further accesses in each selected road segment.
 151 Thus, when the road is maintained, it is assumed to be accessible in the coming months.
 152 Moreover, stand access is associated with a set of road segments when they are properly
 153 maintained. Regarding the harvest scheduling, it is carried out respecting the road
 154 maintenance time window and therefore, occurs until the 12th month (Fig.1(b)). The
 155 harvest planning includes the selection of potential stands for cutting to satisfy the
 156 monthly demand from the mills for log. For each harvesting area, the nearest node in the
 157 road network scheme is defined as the location for log landing. Thus, logistical planning
 158 is responsible for transporting wood from the roadside to the consumer center.

159



160

161 **Fig. 1.** Connectivity map of road accesses with stands and industry mill (a) and road
 162 maintenance time window and harvesting operations (b).

163

164 **2.2. Forest project simulation**

165

166 The simulation of data is often used in optimization problems and algorithms
167 testing. These instances are characteristics of real-world data with expecting effects that
168 take into account technical support for themselves (Donev and Hoffmann, 2020). Our
169 numerical data also shows cohesive settings to assess the proposed problem and initial
170 assumptions. We have assumed that the project test has 15,269 hectares of Pinus sp.
171 plantations covering 400 stands (area deviation - $38.1\text{ha} \pm 11.8$) for pulp production goals.
172 This assumption is applicable due to the random effects of productivity and ages of each
173 stand. In addition, growth and yield estimation were obtained using the SisPinus@
174 software (EMBRAPA, 1995). The initial set of parameters: clear-cut management
175 regime, tree density (1,666 trees/ha), initial survival percentage (95%), site index (21, 23,
176 and 25 meters). We defined all stands with merchantable ages between 13 - 16 years for
177 operational reasons. Log dimension has a minimum diameter of 8 cm and length of 2.4
178 m for raw material. Using these parameters, the initial structure of the forest was
179 randomly distributed at stand level. Thus, the growth of volume was calculated based on
180 the stands productivity and mean monthly increment (MMI) in each planning horizon.
181 Finally, the maximum monthly production goal was defined at 792,956.6 m³ of wood.

182 Besides, our case study has a road network of approximately 570 km. The
183 configuration of roads and harvest stands was made using the ArcGIS 10.7 software
184 (ESRI, 2019). Thus, considering the structure of a graph, we assume that the stands and
185 the factory are associated with vertices and, the edges refer to the road segments. Due to
186 the various combinatory possibilities of paths existing between the factory and the harvest
187 stands, the Floyd-Warshall algorithm was implemented in the R software (R CORE
188 TEAM, 2020), through the e1071 package (Meyer et al., 2019), to find the shortest paths
189 among all vertices. The resulting minimum path matrix was used in the mathematical
190 model formulation. The road maintenance costs were determined based on values found
191 in the literature. Table A1 in the Appendix A presents a summary of costs. The costs
192 coefficients depend on the length and width of the road and coating type. Therefore, we
193 consider that the primary roads have double lanes and primary coating, the secondary
194 roads have a single lane with primary coating and, the tertiary roads have simple and no
195 coating. Besides, costs vary according to the activities carried out to improve the surface:
196 a) cleaning and regulation of the earthwork platform; b) primary coating restoration; and

197 c) recovery of surface drainage system. Once the costs were established, we constructed
198 a scenario where each road segment was classified according to the degree of surface
199 distress (low, medium, and high) and terrain slope (plan, wavy and mountainous). This
200 scenario was generated randomly to represent the conditions found by the forestry
201 industries in the real context. In addition, we wanted to avoid any bias for a specific
202 context. Finally, the monthly investment for road reform was set at \$ 95,419.00.

203

204 **2.3. Mathematical formulation**

205

206 Mathematical programming models have two phases (deterministic and
207 stochastic) to overcome a particular problem. Initially, they share a linear programming
208 structure of variables, objective function, and constraints. However, the random effect is
209 only observed in stochastic or probabilistic models. On the other hand, deterministic
210 models assume complete certainty of variables and resources during the planning horizon
211 (Alonso-Ayuso et al., 2011; Verderame et al., 2010). We formulate a proposal problem
212 as a standard instance to evaluate a deterministic scenario without any road maintenance
213 delays. Obviously, this model may only provide a discrete representation of a real forest
214 problem, considering no negative impact or disturbing events. In essence, we believe that
215 uncontrolled events are not an exception, but the tendency of most cases and
216 computational methods for solving mathematical programs may be efficient to understand
217 these operational decisions. In a forest decision-making context, stochastic model
218 solutions are desirable to reverse some strategies to reduce risks, previously (Rönnqvist
219 et al., 2015; Verderame et al., 2010).

220 The mathematical formulation portrays a discrete optimization problem that relies
221 on binary variables and was solved by an integer linear programming (ILP) model. The
222 simulation was developed in the R software (R CORE TEAM, 2020). The linear
223 programming models were solved under the lpSolveAPI package (Lp_solve et al., 2020)
224 and Gurobi software academic (Gurobi Optimization LLC, 2020) - version 9.0.2. Data
225 processing was performed on a computer with an Intel® Core™ i3-2100 CPU @ 3.10
226 GHz processor and 8 GB RAM.

227

228 **2.3.1. Deterministic programming model (DPM)**

229

230 The deterministic programming model (DPM) was formulated to harvest a
 231 maximum number of forests stands reaching the operational plan (Eq. 1). The decision
 232 variable x_{ij} is binary $\{0,1\}$ and represents the harvesting of the stand i , in month j . The I
 233 and J indexes indicate the set of available stands for the harvest and the total number of
 234 months planning period, respectively. Eq. (2) to (7) represent the set of technical
 235 constraints for the problem. The stands must be harvested once over the period (Eq. 2)
 236 and the monthly harvest production goal respected (Eq. 3). We have established only the
 237 maximum bound constraints for a feasible solution at the stochastic model, thus the
 238 variable D represents the maximum monthly volumetric demand.

239 There are two types of roads segments constraints for technical reasons. The first,
 240 (Eq. 4), ensures that each segment is reformed only once during the planning period.
 241 Second, (Eq. 5), guarantees that if stand i is harvested at month j , all segments of access
 242 to stand must be reformed in any period before the moment of wood harvesting. In this
 243 equation, the variable N_{ij} indicates the total of road segments to access the stand i , in
 244 month j . The time set T represents the sum of all periods before month j . The $s_{kl(j-1)}$
 245 decision variable is binary $\{0,1\}$ to maintenance road segment k , belonging to class l
 246 (primary, secondary, or tertiary), carried out in month $j-1$, the period before the harvest
 247 moment. Let K and L be a set of road segments and the total of the road segment classes,
 248 respectively. The constraint established in Eq. (6), determines that road maintenance costs
 249 are within the monthly investment limit established by the company. The c_{klj} coefficient
 250 expresses in \$ the maintenance cost of the road segment k , belonging to class l , paid in
 251 month $j-1$. The variable Q represents the value of the monthly investment for the
 252 maintenance of road segments. Finally, the non-negative and binary constraint is declared
 253 (Eq. 7).

254

Objective Function:

$$\text{Maximize} = \sum_i^I \sum_j^J x_{ij} \quad (1)$$

Subject to:

$$\sum_j^J x_{ij} \leq 1; \forall i \quad (2)$$

$$\sum_i^I x_{ij} \leq D ; \forall_j \quad (3)$$

$$\sum_j^J s_{kl(j-1)} \leq 1; \forall_{k \in l} \quad (4)$$

$$N_{ij} - \sum_t^T \sum_{k \in i}^K s_{kl(j-1)} \leq 0; \forall_{k \in l, k \in i}, \forall_i, \forall_j \quad (5)$$

$$\sum_{k \in l}^K \sum_l^L \sum_j^J c_{kl(j-1)} s_{kl(j-1)} \leq Q \quad (6)$$

$$x_{ij}, s_{kl(j-1)} \in \{0,1\} \quad (7)$$

255 2.3.2. Stochastic programming model (SPM)

256

257 Stochastic optimization deals with uncertainty in mathematical programming
 258 (Shabani et al., 2014). The key decisions of this approach consider new values of variables
 259 and parameters according to a distribution function. Under stochastic changes, our
 260 random seeds do not change the right-hand sides of the constraints, which geometrically
 261 corresponds to parallel translations at the feasible region. We disturb the transition over
 262 the road segment k at a month j following three principles for each instance: a)
 263 maintenance delay rate, b) road segment selection, and c) monthly precipitation. The first
 264 criteria define a delay percentage in maintaining the 887 road segment at a maximum
 265 level of 20%. The uniform distribution vector was an indicator to sort these numbers.
 266 Later, we randomly select the road segment that would be delayed as a dummy variable.
 267 Finally, the last criteria are associated with weather conditions. Rainy seasons posed
 268 challenges for forest operations. During these periods, access to the road network and
 269 stands might be uncertain and, delays in road maintenance and harvesting, and
 270 transportation operations are higher. We use the real precipitation data set to model the
 271 probability distribution for each month from a similar area of *Pinus* plantation. Therefore,
 272 rainy months are more likely to have delays with road maintenance activities. The
 273 simulation determines a set of numbers with a similar pattern to a real system and they
 274 are independent of each other in our study.

275 The proposed SPM equals the deterministic model since Eq. (1) – (7) are the same.
 276 The only change in this model concerns the new constraint created (Eq. 8). This constraint
 277 incorporates the random effect (Π_A) of the simulation of the delayed road segments (b)

278 and the month of occurrence (c). Therefore, for each instance in which a road segment k
 279 belonging to class l is delayed in month $j-l$, the constraint restricts the activation of this
 280 segment k in time set T . This strategy allows the road segment to be available for stand
 281 access, only in periods after the month in which the delay occurred.

282

$$\sum_t^T \Pi_{A} S_{kl(j-l)} = 0; \quad \forall_{k \in l} \quad (8)$$

283

284 To account for uncertainties of the delay-month for each road segment selected,
 285 we used the Monte Carlo (MC) simulation method. Therefore, we performed a total of
 286 100 simulations to analyze the impact of stochastic changes. The MC method is a
 287 simulation technique in which statistical distribution functions are created using a
 288 sequence of random numbers distributed in the (0,1) interval (Kallio, 2010; Platon and
 289 Constantinescu, 2014). The process of developing and implementing the method
 290 involves: a) Identify the variables and parameters of the model; b) Determining the
 291 probability distribution appropriate for the input variables; c) Generate random values
 292 within the frequencies established by the distribution; d) Compute the outputs for each
 293 simulation; and e) Evaluate and analyze the results of the model. In general, the basic
 294 principle of the MC simulation is that in the stochastic model the input variables are
 295 randomized, and the result will be random as well, usually following the Normal
 296 Distribution (Platon and Constantinescu, 2014). The flowchart shown in Fig. 2
 297 exemplifies the simulation process within the stochastic programming model for our
 298 numerical experiment (for details see Appendix B).

299

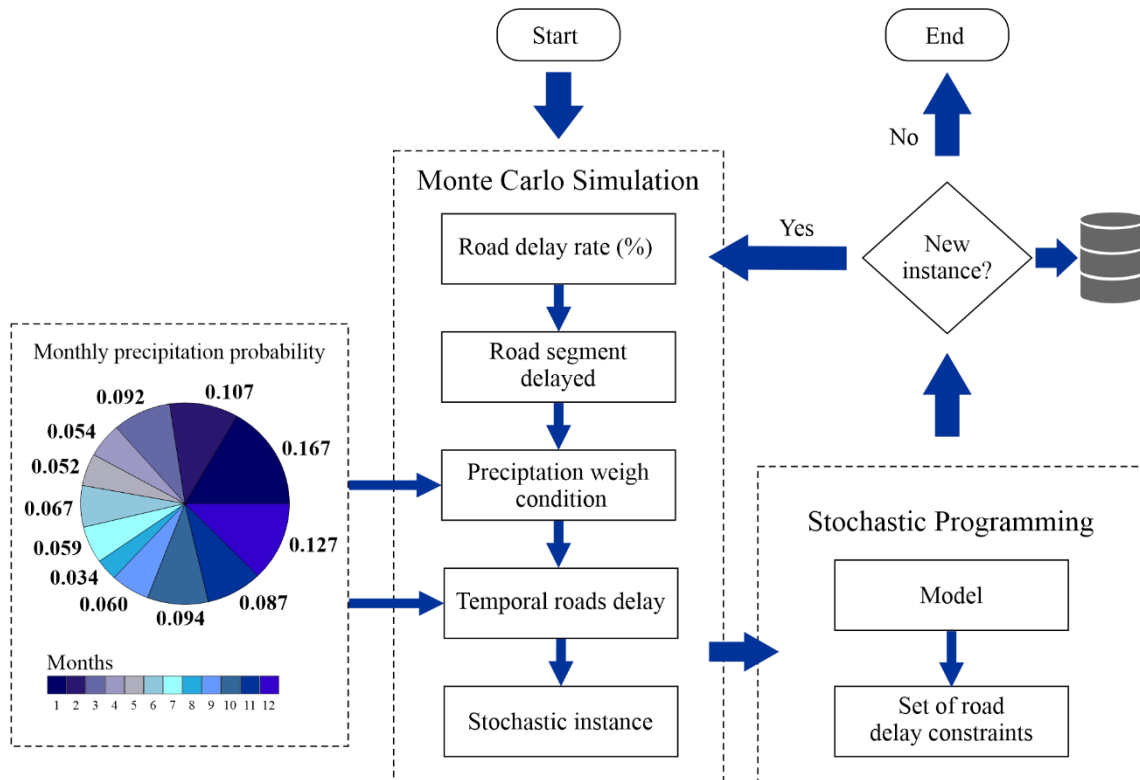


Fig. 2. Monte Carlo Simulation process within the stochastic programming model.

2.4. Impacts of road maintenance delays

The response of our simulation processes takes into account a range of information. Individually, the solution of each stochastic instance reflects the random effect of road maintenance delays for timber supply. We summarized these outputs into an index focused only on road segments with delays. The delay importance value (DIV) index is the arrangement of three main factors (C - road segment classes, M - time delay occurrence, F - road segment connectivity) that negatively affects the timber fluxes. Therefore, they have different scales and we standardized them for concise analysis. The first factor (C) ranging from 0.33 to 1.00 according to the 3 classes of the road segment. The time delay occurrence (M) is associated monthly, ranging from 0.08 (1st month) to 1 (12th month). Regarding road segment connectivity (F), the high values indicate a spatial dependency of stand accesses. In this case, the mill proximity has more chance of higher values (~ 1) than others on the border (~ 0).

The nature of the DIV index (Eq. 9) denotes a function of the sum of the product of standardized factors. The product is due to the F factor performance, which can present values equal to zero, indicating that the segment does not belong to the stands access

320 route. In this case, this road segment delays does not interfere on the timber flow.
 321 Therefore, this index represents how much the road segments with delays in each
 322 instance, influence the timber supply. For reasons of scale, we multiply the DIV index
 323 result by 100. Where: C_{lkz} : a standardized factor that represents the classes l , of the road
 324 segment k , in instance z ; M_{jkz} : standardized factor for the delay occurs in month j , of the
 325 road segment k , in instance z ; F_{ukz} : standardized factor attributed to the connectivity u ,
 326 of the road segment k , in instance z .

$$DIV(\%) = 100 \cdot \sum_{k \in z}^K (C_{lkz} \cdot M_{jkz} \cdot F_{ukz}) \quad (9)$$

327

328 The stepwise regression method was adopted to build a statistical model (Eq. 10),
 329 that explains the relationship between the timber supply in m^3 (V) and the road
 330 maintenance delays (DIV). The exponents used in the model construction were obtained
 331 through previous tests. Therefore, the method selected the DIV variable and the DIV^4
 332 transformation with a 5% ($p < 0.05$) significance level. Where: β_0 , β_1 , and β_2 : model
 333 parameters and ε : regression residuals. The evaluation of model accuracy was based on
 334 the following statistical: a) adjusted determination coefficient (R^2_{aj}), b) the residual
 335 standard error in percentage ($Syx\%$), and c) residual analysis. We also checked Pearson's
 336 coefficient (r), the Shapiro-Wilk normality, homoscedasticity (Breusch-Pagan test), and
 337 multicollinearity (VIF - Variance Inflation Factors). These statistical analyses were
 338 performed using the R software (R CORE TEAM, 2020), and `lmtest` (Zeileis and Hothorn,
 339 2002), and `car` (Fox and Weisberg, 2019) packages.

340

$$V = \beta_0 + \beta_1 DIV + \beta_2 DIV^4 + \varepsilon \quad (10)$$

341

342 **2.5. Forest road classification**

343

344 We start by examining a deterministic solution and the wood production flow at
 345 the network. Beyond the initial road classification, we suppose that the optimal solution
 346 of road segment usage is strongly related to the investment. The new arrangement derives
 347 from the total volume of timber transportation at each road segment. The response of the
 348 max flow transportation is the main principle of optimal road segment classes. We applied

349 this simple analysis to compare with actual classification and support transport and
350 harvest operations. In the last stage, three new classes of road segments according to the
351 overall timber flow transportation: Class 1 (high flow) – greater than 40%, Class 2
352 (medium flow) – between 10 - 40%, and Class 3 (low flow) – less than 10%.

353

354 **3. Results**

355

356 **3.1. Simulation**

357

358 The stochastic nature of the road segments delays probabilities resulted for each
359 instance in a new model with new variable values. Therefore, we observed great
360 variability in the value of the objective functions. The number of stands abandoned due
361 to the road segments maintenance delay varied from 1 to 400, in the tested instances (100).
362 In 40% of the instances, half of the project stands (200) were abandoned and in 2% there
363 was not any stand scheduled. In addition, half of the delayed road segments occurred in
364 40% of the instances tested. Among the stands eligible for the harvest, the frequency of
365 abandonment of only one stand was 1%. Finally, comparing the volume projections in
366 the planning periods, we found that it was not always possible to reach the monthly
367 volume target. In planning months one and two, the volume frequency equal to zero was
368 81% and 46%, respectively.

369

370 **3.2. Mathematical models**

371

372 The proposed deterministic model displayed a total of 15,444 decision variables
373 and provided an optimal solution to the operational planning problem of the timber supply
374 and road maintenance with a total processing time of 53.19 seconds. The simulations
375 resulting from the stochastic model led to a substantial increase in the model size, which
376 required in some instances, heavy computational effort to obtain the optimal solution. The
377 total processing time of the simulations ranged from 38.60 to 101.94 seconds and
378 averaged 43.32 seconds. Table 1 shows the optimization results for the deterministic and
379 stochastic approaches, in terms of the objective function value, gap, solution time of the
380 models, and road segments with maintenance delay.

381

382 **Table 1**
 383 Descriptive analysis of model performances.
 384

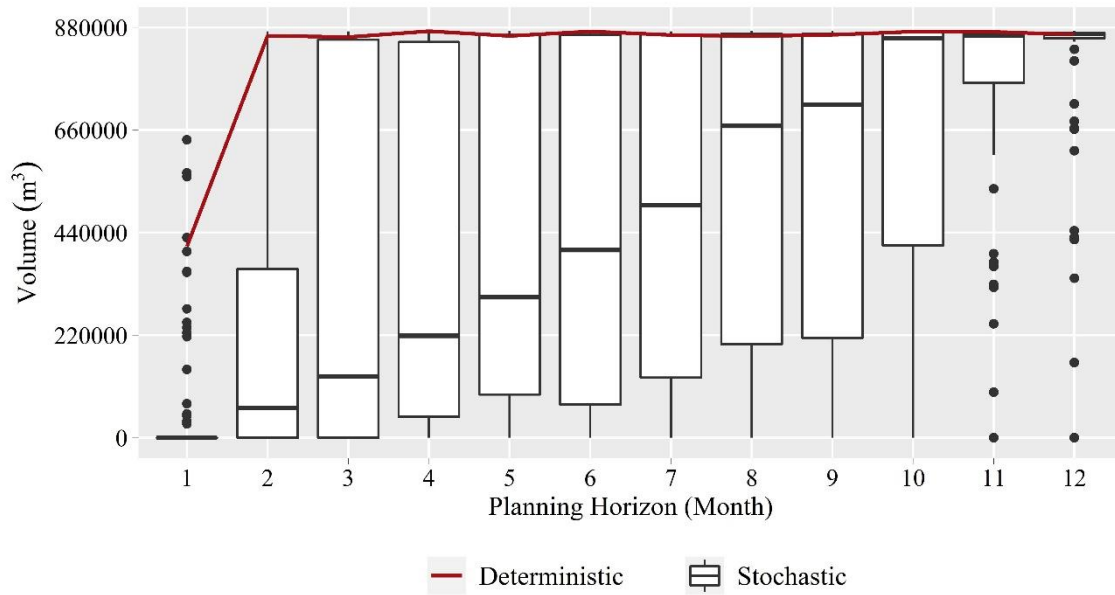
Parameters	Models						
	Deterministic	Stochastic					
		Mean	Median	Sd	Min	Max	CV (%)
Objective Function (stand)	400	239	240	111	0	399	46.28
GAP (%)	0.00	0.02	0.02	0.02	0.00	0.05	80.34
Time 1 (s)	33.59	37.88	37.67	1.43	35.23	42.35	3.77
Time 2 (s)	19.60	5.43	3.10	7.47	2.00	64.86	137.46
Road segments delay (unit)	-	99	106	53	9	177	53.32

385 Legend: GAP (%): optimality gap; Time 1 (s): the time elapsed for matrix formulation in software R; Time
 386 2 (s): computational run time under Gurobi solver; Sd: Standard deviation; Min and Max: Minimum and
 387 maximum limits; CV (%): Coefficient of Variation.
 388

389 The comparison of the scenarios developed by the deterministic and stochastic
 390 formulations is used to investigate the random effects of the delay in road maintenance
 391 on the timber supply. Under the objective of maximizing the harvest of stands, the
 392 solution achieved by the deterministic scenario ensured the scheduling of the maximum
 393 number of forest stands in the operational plan. Though, despite the stochastic model
 394 simulations obtaining satisfactory solutions (average percentage optimization gap less
 395 than 1%), the road segments maintenance delay allowed the abandonment of stands.

396 The volume harvested behavior over the planning horizon, resulting from the
 397 deterministic and stochastic model is shown in Fig. 3. Taking into account the result of
 398 the deterministic model, we observed that except for PH1 the timber flow was constant
 399 during the period considered. However, as we have not defined a minimum volumetric
 400 production target, with the road segments maintenance delay in the stochastic scenario,
 401 the harvested volume fluctuated along with the PH, with periods without timber supply.
 402 The boxplot (Fig. 3) shows the timber volume dispersion from the stochastic model
 403 simulations throughout each period. We can see that the random effect of the road
 404 maintenance delay in each instance caused great variability in the timber supply along
 405 with the PH. We observed that in some months the performance in volumetric production
 406 is better than in others. When the delay occurs in the last period of PH and in a road
 407 segment that has a high spatial dependence on stand accesses, the stands are not harvested
 408 and there is no timber supply to the factory. These results show that the random effect
 409 presented by the stochastic model provides a relatively smaller volume flow in all
 410 planning months when compared to the deterministic model result.

411



412

413 **Fig. 3.** The comparison of stochastic and deterministic solutions for timber supply.

414

415

416

417

418

419

420

421

422

423

424

425

The classification of road sections according to the transport of the timber flow resulting from the deterministic model is illustrated on the map in Fig. 4. We verified that the volume timber transported in each road segment activated by the model ranged from 7,870 m³ to 9,936,515 m³. According to the classification proposed in item 2.5, we observed that 38.8 km of roads fell into class 1 (high flow), which corresponds to 6.8% of the total extension of the project road network. Classes 2 and 3 represent 6.3% (36.2 km) and 86.9% (495.7 km) of the total extension of roads, respectively. This new classification provided a reduction of 4.4% and 21.8% in the mileage of the roads previously classified as primary and secondary. On the other hand, the classification of roads in class 3 (low flow), increased by 26.2%, when compared to the real classification.

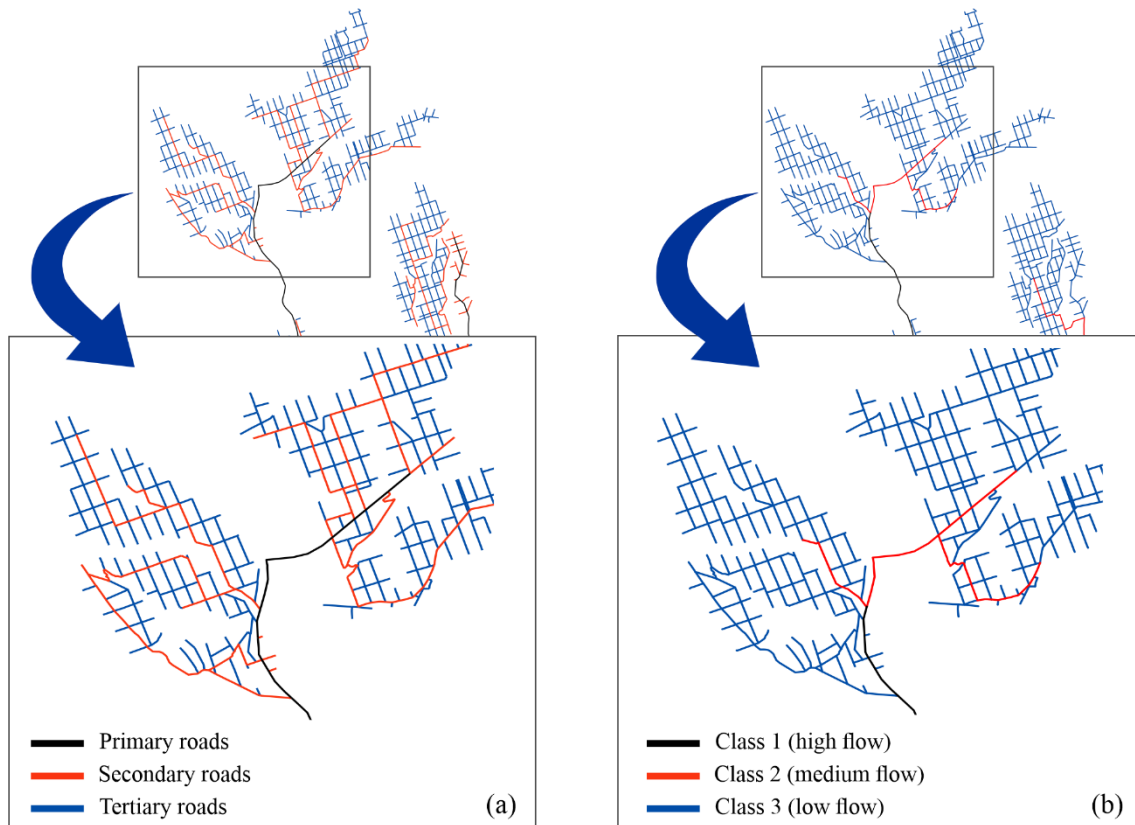
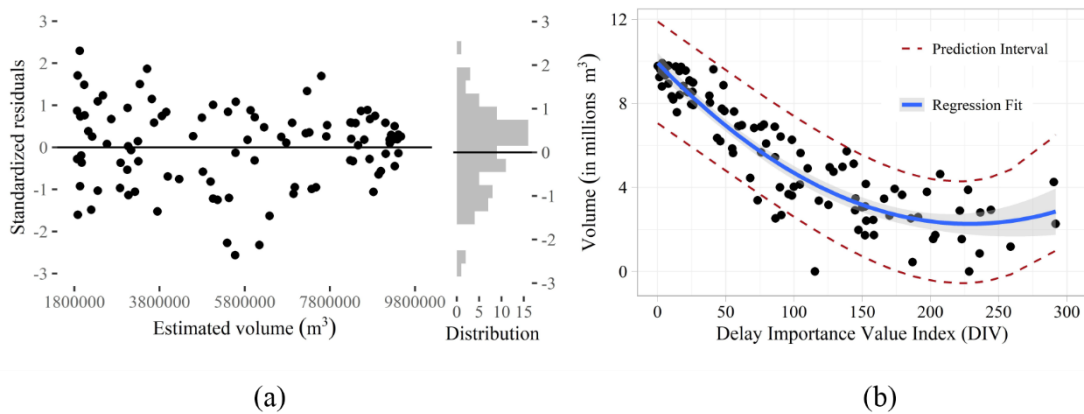


Fig. 4. Road classification map according to the initial classification (a) and general flow of timber transport (b).

3.3. Wood supply under road uncertainty

The regression model tested to describe the behavior of the timber supply due to the road maintenance delay, presented a satisfactory adjustment. The value for the adjusted determination coefficient ($R^2_{aj.}$) was 0.83 and residual standard error (S_{yx}) of 21.3%. Besides, we found that the coefficients of the adjusted model ($\beta_0 = 9.5 \cdot 10^6$; $\beta_1 = -4.6 \cdot 10^4$; $\beta_2 = 1.1 \cdot 10^{-3}$) were significant at 95% probability and did not detect collinearity between the independent variables, since the VIF values were less than 3 (2.63). Analyzing the absolute values of the coefficients, we observed that the β_1 coefficient, which is associated with the delay importance value index, has an inverse effect on the volume variable. The results of the regression analysis also showed that there is a strong negative correlation ($r = -0.86$, $\alpha = 0.05$) between the DIV index that explains the effect of delays in maintaining roads and timber volume scheduled for harvest. The analysis of variance (ANOVA) rejected the null hypothesis ($\beta_i = 0$) in favor of the alternative hypothesis ($\beta_i \neq 0$), that is, the parameters that influence the timber volume were statistically significant at 5% (VIA: $p\text{-value} = 2.2 \cdot 10^{-16}$ and VIA^4 : $p\text{-value} = 3.3 \cdot 10^{-10}$).

446 Fig. 5(a) shows the graph of the distribution of standardized residuals and the
 447 marginal histogram of errors for the adjusted regression model. The graphical analysis
 448 shows that the error range is between 3 and -3 and that the residues are well distributed.
 449 In addition, the assumption of homoscedasticity evaluated by the Breusch-Pagan test is
 450 accepted ($p\text{-value} = 0.09, > 0.05$), indicating that the error variance in the adjusted model
 451 is constant. Through the histogram, we also observed that the errors have a normal
 452 distribution characteristic. Fig. 5(b) shows the graph of the adjusted regression model and
 453 the prediction interval (95% confidence), composed of upper and lower limits. We
 454 perceived that there are few scattered and distant observations of the regression line and
 455 outside the prediction interval. Since the prediction interval is a confidence measure, we
 456 have that the adjusted model performs well in estimating the timber volume, with little
 457 tendency to overestimate or underestimate its value. In addition, it should be noted that
 458 the timber supply decreases as the DIV index increases. Therefore, the greater the value
 459 of the arrangement of three main factors that make up the delay index, the lower timber
 460 flow that reaches the factory. In general, we can consider the model appropriate for
 461 application in this study.
 462



463

464 **Fig. 5.** Residual distribution analysis of DIV index regression model (a) and wood
 465 supply reduction (b).
 466

467 4. Discussion

468

469 Wood supply operational planning provides several social-economic decisions
 470 that take into account a set of information for further actions. Given the scope of
 471 deterministic models, it is worth pointing out how these decisions changing over time.
 472 The uncertainty has been more frequent than fixed variables. Here, we desire to expose,

473 how the solution bounds of the stochastic model do not guess the future, but they reveal
474 a range of possibilities for further fits. Instead of accuracy, the uncertainties are suitable
475 for decision-making (Robinson et al., 2016). Evaluating our proposed models, they are
476 an applicable example under certain scale limits for the forest industry. In contrast, the
477 road constraints assume perfect control of our numerical experiment. Anticipating the
478 sources allocation problem, road network optimization assists a maximum system
479 performance at the operational level, especially for forest harvest tasks (Bont et al., 2015;
480 Havimo et al., 2017).

481 The harvest block constraints also provide less displacement of forest machines
482 and consequently lower costs for the construction and maintenance of the road network
483 (Augustynczyk et al., 2016; Santos et al., 2019; Smaltschinski et al., 2012). Although
484 harvesting operations have high performance under these constraints as mentioned, we
485 expected much more impacts in these delays circumstances. Unless our model is even
486 rigid, and we do not believe, the stand aggregation would be more sensible for road delays
487 accesses. Moreover, the spatial constraints inclusion will inflate the matrixes of our
488 standard model spending high computational efforts and performance, even for small-
489 scale forest projects (Augustynczyk et al., 2016; Öhman and Eriksson, 2010; Vopěnka et
490 al., 2015). Nevertheless, the use of heuristics or meta-heuristics may overcome the
491 complexity.

492 The uncertainty analysis of road maintenance has been reliable to measure the
493 timber flow influences into the supply chain. Obviously, wood supply interruption is the
494 major factor for economic losses in industry mills (Santos et al., 2019; Shabani et al.,
495 2014). Roads accessibility does create a high timber flow impact, but they probably are
496 not only direct causes. In general, weather conditions, bridge or road damages, break
497 equipment, road accidents, and technician fails are those unexpected occurrence events
498 in transportation operations (Chen et al., 2014; Marques et al., 2014). Olsson (2007) used
499 stochastic programming to plan the improvement of forest roads considering the
500 uncertainty in the critical period length of thaw and heavy rain. This author concluded
501 that the stochastic model is rather insensitive to uncertainty but recommends its use
502 whenever possible to solve the problem of road improvement. We have also incorporated
503 the precipitation probability for more realistic event. Generally, these uncertain impacts
504 may persist and solve according to planner skills over the project duration (Rahimi et al.,
505 2020).

506 Supply chain planning under uncertainties becomes an important challenge for
507 customer delivery (Ouhimmou et al., 2019). The optimization methods are essential and
508 widely used as a framework to assist managers with effective plans in forest planning
509 (Bellavenutte et al., 2020; Meneguzzi et al., 2020; Monti et al., 2020). Forest problems
510 related to road and harvest planning are often solving at fixed variables and parameters,
511 even faced with uncertainty (Veliz et al., 2015). However, despite the optimal
512 deterministic solution as described in our study, this result may lie on a slightly
513 overestimating acting, which increases the wood supply risks for the real world. On the
514 other hand, the stochastic model is a promissory method to assist decision-making
515 processes.

516 The simulations performed to analyze the stochastic changes provide not only
517 variability in the number of forest stands harvesting in different instances, but the results
518 allow exploring different alternatives for future decisions. From the economic point of
519 view, it is possible to explore the effects of uncertainties in the costs of harvesting and
520 transporting, building, and maintaining roads. Monte Carlo simulation plays a critical role
521 in risk analysis and several studies use planning models to quantify risks associated with
522 uncertainties (Álvarez-Miranda et al., 2019; Daniel et al., 2017; Shabani and Sowlati,
523 2016). Therefore, advances in stochastic models must focus on financial risk analysis and
524 environmental aspects for positive benefits in future research.

525 Previous studies have also shown the applicability of linear programming models
526 for forest harvest and road planning considering uncertainties. Alonso-Ayuso et al.
527 (2018), maximizes the expected profit at a stochastic mixed model changing wood prices
528 and demand. They pointed out the positive advantages of using their model to increase
529 the profits and short-term financial results. Veliz et al. (2015) have explored the effect of
530 the market uncertainties and natural variations in harvest planning and road construction.
531 The authors worked with a large number of scenarios and a simplified version of the
532 original deterministic optimization model. In our study, the stochastic programming
533 model was flexible enough to describe a range of road maintenance delays rate. On the
534 other hand, in deterministic analysis, the parameters of the problem addressed are known
535 with certainty and that is why the solutions may be unfeasible when uncertainties are
536 identified (Alonso-Ayuso et al., 2020; Olsson, 2007; Palma and Nelson, 2014). However,
537 deterministic model results were fundamental to classify the road segments according to
538 the flow of timber transported in each segment. The road classification according to the
539 timber flow is strongly related to forestry investment. The greater the timber volume flow

540 fluxes, the greater the flow and movement of transport by segment, the greater the surface
541 distress and, consequently, the greater the investment in maintenance operations (Okok
542 et al., 2019).

543 With regards to the regression analysis, several studies have been applying to
544 estimate above ground biomass (Tesfaye et al., 2016), carbon (Mahmood et al., 2020),
545 forest growth and yield (Tavares Júnior et al., 2019), tree height (Barbosa et al., 2019),
546 taper (Schröder et al., 2015), and others. The results usually support the hypothesis to
547 explain the relationships between variables. In forest econometrics, the wood price and
548 forest production are quantified to achieve and evaluate the viability of the project (Salles
549 et al., 2019; Toth et al., 2020). Reliable wood price and yield estimates, as well as the
550 calculation of economic criteria that include uncertainty, are needed to make the decision-
551 making process more robust when analyzing long-term activities (Salles et al., 2019). The
552 statistical results showed that our model performed well and was efficient in describing
553 the relationship between the timber volume and the forest roads maintenance delays. We
554 observed that the segments maintenance delay reflects the fall in the timber volume for
555 the operational plan. In addition, from the model prediction limits and interval, it is
556 possible to measure the impact degree on the wood value, when considering obtaining
557 economic return objective.

558 We believe that our approach to the problem of harvest tasks and scheduling road
559 maintenance supports the decision-making process of forest managers, including
560 uncertainties associated with road access. In addition, it enables the decision-makers to
561 have perceptions into economic risks due to delays and the incapacity to satisfy the timber
562 demand from the industry. Our proposed methodology with the delays simulations
563 provides insights for investigating these impacts on other problems in the forest sector.
564 An example corresponds to delays in the truck fleet due to technical problems of the
565 breakdowns or leads and queuing times on the roads, delays in the outsourced services,
566 and delays in the production phases. However, despite the advantages already mentioned,
567 a drawback of our method is that we need a lot of input data and its manipulation must be
568 accurate to avoid biased results. As for future work, we can adopt Pareto optimality and
569 incorporate multiple objectives in the problem to address social and environmental
570 demands. The incorporation of multiple objectives in forest planning is essential because
571 of the increased demand and variety for forest products and services (Fotakis, 2015). In
572 addition, Pareto optimality provides decision-makers with a set of optimal solutions
573 taking into account different objectives (Couture et al., 2020).

574

575 **5. Conclusion**

576

577 We proposed a stochastic programming model to evaluate the effect of road
 578 maintenance delays on forest harvest scheduling. In addition, an index was produced to
 579 measure the impact of road maintenance delay regarding the monthly wood flow
 580 objective function. Forest road design and maintenance is a complex task for planning
 581 and executing. Therefore, the stand accesses omission or delays interfere the timber
 582 transportation and other crucial forest operational activities. Our findings suggest that
 583 depending on the complexity of road maintenance delays, the timber volume harvested
 584 may be zero in some planning periods and, therefore, the monthly volume target is not
 585 met. The stochastic model proposed can be useful to assist managers in decision making.
 586 This approach also may help the road classification and reducing risks for better
 587 management practices.

588

589 **Funding**

590

591 This work was supported by the Brazilian government agency CAPES (Coordination for
 592 the Improvement of Higher Education Personnel) [Finance Code 001].

593

594 **Appendix A. Table A1.**

595

596 **Table A1.**

597 Road maintenance costs of each class according to the width, degree of surface distress,
 598 coating type, terrain slope, and rainy season.

599

Class	Surface distress	Activities	Road width	Terrain slope	Cost 1	Cost 2	
Primary	Low	1	Double lane	Plan	\$ 291.98	\$ 635.50	
				Wavy	\$ 379.58	\$ 826.15	
				Mountainous	\$ 467.18	\$ 1,016.79	
	Medium	1	Double lane	Plan	\$ 1,246.18	\$ 1,589.69	
				Wavy	\$ 1,620.04	\$ 2,066.60	
				Mountainous	\$ 1,993.89	\$ 2,543.51	
		High	2	Double lane	Plan	\$ 1,589.69	\$ 1,883.59
					Wavy	\$ 2,066.60	\$ 2,448.66
					Mountainous	\$ 2,543.51	\$ 3,013.74

(continued on next page)

Table A1 (continued)

				Plan	\$ 182.63	\$ 423.09
	Low	1	Single lane	Wavy	\$ 237.42	\$ 550.02
				Mountainous	\$ 292.21	\$ 676.95
Secondary	Medium	1	Single lane	Plan	\$ 779.01	\$ 1,019.47
		2	Single lane	Wavy	\$ 1,012.71	\$ 1,325.31
				Mountainous	\$ 1,246.41	\$ 1,631.15
High		1	Single lane	Plan	\$ 1,019.47	\$ 1,210.88
		2	Single lane	Wavy	\$ 1,325.31	\$ 1,574.14
				3	Single lane	Mountainous
				Plan	\$ 182.63	\$ 423.09
	Low	1	Single lane	Wavy	\$ 237.42	\$ 550.02
				Mountainous	\$ 292.21	\$ 676.95
Tertiary	Medium	1	Single lane	Plan	\$ 423.09	\$ 495.23
		3	Single lane	Wavy	\$ 550.02	\$ 643.80
				Mountainous	\$ 676.95	\$ 792.37
High		1	Single lane	Plan	\$ 721.18	\$ 852.94
		2	Single lane	Wavy	\$ 937.54	\$ 1,108.82
				3	Single lane	Mountainous

600 Legend: Activities 1: cleaning and regulation of the earthwork platform; 2: primary coating restoration; and
601 3: recovery of surface drainage system; Cost 1: Road maintenance costs during the rainless period; Cost 2:
602 Road maintenance costs considering the rainy season.
603

604 **Appendix B. Stochastic programming model (SPM) pseudocode.**

605

606 1. Procedure SPM(S, N)

607 2. Initialize the problem input set

608 3. $S \leftarrow \emptyset$ 609 2. **While** $i < N$ **do**

610 3. Randomize the road delay rate (%)

611 4. Select the road segment delayed

612 5. Calculate the monthly precipitation probability

613 6. Randomize the temporal roads delay

614 7. Run a stochastic programming model

615 8. $S \leftarrow$ optimal solution (i)616 9. **end**617 10. **end** SPM

618

619 **References**

- 620 Afanasyeva, S., Saari, J., Kalkofen, M., Partanen, J., Pyrhönen, O., 2016. Technical,
621 economic and uncertainty modelling of a wind farm project. *Energy Convers.*
622 *Manag.* 107, 22–33. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.09.048>
- 623 Akay, A.O., Akgul, M., Demir, M., 2018. Determination of Temporal Changes on
624 Forest Road Pavement With Terrestrial Laser Scanner. *Fresenius Environ. Bull.*
625 27, 1437–1448.
- 626 Akay, A.O., Akgul, M., Demir, M., Acar, H.H., 2020. Analysis of factors associated
627 with the amount of forest road reconstruction activity in Turkey: Autoregressive
628 distributed lag modelling approach. *For. Ecol. Manage.* 458, 117800.
629 <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117800>
- 630 Aldea, J., Martínez-Peña, F., Romero, C., Diaz-Balteiro, L., 2014. Participatory goal
631 programming in forest management: An application integrating several ecosystem
632 services. *Forests* 5, 3352–3371. <https://doi.org/10.3390/f5123352>
- 633 Alonso-Ayuso, A., Escudero, L.F., Guignard, M., Quinteros, M., Quinteros, M.,
634 Weintraub, A., 2011. Forestry management under uncertainty. *Ann. Oper. Res.*
635 190, 17–39. <https://doi.org/10.1007/s10479-009-0561-0>
- 636 Alonso-Ayuso, A., Escudero, L.F., Guignard, M., Weintraub, A., 2020. On dealing with
637 strategic and tactical decision levels in forestry planning under uncertainty.
638 *Comput. Oper. Res.* 115, 104836. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.104836>
- 639 Alonso-Ayuso, A., Escudero, L.F., Guignard, M., Weintraub, A., 2018. Risk
640 management for forestry planning under uncertainty in demand and prices R. *Eur.*
641 *J. Oper. Res.* 267, 1051–1074. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.12.022>
- 642 Álvarez-Miranda, E., Garcia-Gonzalo, J., Pais, C., Weintraub, A., 2019. A multicriteria
643 stochastic optimization framework for sustainable forest decision making under
644 uncertainty. *For. Policy Econ.* 103, 112–122.
645 <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2018.03.006>
- 646 Augustynczyk, A.L.D., Arce, J.E., Yousefpour, R., da Silva, A.C.L., 2016. Promoting
647 harvesting stands connectivity and its economic implications in Brazilian forest
648 plantations applying integer linear programming and simulated annealing. *For.*
649 *Policy Econ.* 73, 120–129. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2016.09.007>
- 650 Azadeh, A., Vafa Arani, H., Dashti, H., 2014. A stochastic programming approach
651 towards optimization of biofuel supply chain. *Energy* 76, 513–525.
652 <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.08.048>

- 653 Babonneau, F., Haurie, A., Loulou, R., Vielle, M., 2012. Combining Stochastic
654 Optimization and Monte Carlo Simulation to Deal with Uncertainties in Climate
655 Policy Assessment. *Environ. Model. Assess.* 17, 51–76.
656 <https://doi.org/10.1007/s10666-011-9275-1>
- 657 Bakan, H.Ö., Yilmaz, F., Weber, G.W., 2017. A discrete optimality system for an
658 optimal harvesting problem. *Comput. Manag. Sci.* 14, 519–533.
659 <https://doi.org/10.1007/s10287-017-0286-5>
- 660 Barbosa, R.I., Ramírez-Narváez, P.N., Fearnside, P.M., Villacorta, C.D.A., Carvalho,
661 L.C. da S., 2019. Allometric models to estimate tree height in northern amazonian
662 ecotone forests. *Acta Amaz.* 49, 81–90. [https://doi.org/10.1590/1809-](https://doi.org/10.1590/1809-4392201801642)
663 [4392201801642](https://doi.org/10.1590/1809-4392201801642)
- 664 Bellavenutte, P., Chung, W., Diaz-Balteiro, L., 2020. Partitioning and solving large-
665 scale tactical harvest scheduling problems for industrial plantation forests. *Can. J.*
666 *For. Res.* 50, 811–818. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2019-0425>
- 667 Bont, L.G., Fraefel, M., Fischer, C., 2018. A spatially explicit method to assess the
668 economic suitability of a forest road network for timber harvest in steep terrain.
669 *Forests* 9, 1–21. <https://doi.org/10.3390/f9040169>
- 670 Bont, L.G., Heinimann, H.R., Church, R.L., 2015. Concurrent optimization of
671 harvesting and road network layouts under steep terrain. *Ann. Oper. Res.* 232, 41–
672 64. <https://doi.org/10.1007/s10479-012-1273-4>
- 673 Bouchard, M., D'amours, S., Rönnqvist, M., Azouzi, R., Gunn, E., 2017. Integrated
674 optimization of strategic and tactical planning decisions in forestry. *Eur. J. Oper.*
675 *Res.* 259, 1132–1143. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.11.022>
- 676 Bredström, D., Jönsson, P., Rönnqvist, M., 2010. Annual planning of harvesting
677 resources in the forest industry. *Int. Trans. Oper. Res.* 17, 155–177.
678 <https://doi.org/10.1111/j.1475-3995.2009.00749.x>
- 679 Carmo, F.C. de A. do, Fiedler, N.C., Lopes, E. da S., Pereira, D.P., Marin, H.B., Silva,
680 E.N. da, 2013. Análise da densidade ótima de estradas florestais em propriedades
681 rurais. *Cerne* 19, 451–459.
- 682 Chen, L., Hà, M.H., Langevin, A., Gendreau, M., 2014. Optimizing road network daily
683 maintenance operations with stochastic service and travel times. *Transp. Res. Part*
684 *E* 64, 88–102. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2014.02.002>
- 685 Constantino, M., Martins, I., Borges, J.G., 2008. A new mixed-integer programming
686 model for harvest scheduling subject to maximum area restrictions. *Oper. Res.* 56,

- 687 542–551. <https://doi.org/10.1287/opre.1070.0472>
- 688 Costello, S.B., Snaith, M.S., Kerali, H.G.R., Tachtsi, L. V., Ortiz-Garcia, J.J., 2005.
689 Stochastic model for strategic assessment of road maintenance. *Proc. Inst. Civ.*
690 *Eng. Transp.* 158, 203–211. <https://doi.org/10.1680/tran.2005.158.4.203>
- 691 Couture, S., Cros, M.J., Sabbadin, R., 2020. Multi-Objective Sequential Forest
692 Management Under Risk Using a Markov Decision Process-Pareto Frontier
693 Approach. *Environ. Model. Assess.* 1–17. [https://doi.org/10.1007/s10666-020-](https://doi.org/10.1007/s10666-020-09736-4)
694 [09736-4](https://doi.org/10.1007/s10666-020-09736-4)
- 695 D'amours, S., Rönnqvist, M., Weintraub, A., 2008. Using Operational Research for
696 supply chain planning in the forest products industry. *INFOR* 46, 265–281.
697 <https://doi.org/10.3138/infor.46.4.265>
- 698 Daniel, C.J., Ter-Mikaelian, M.T., Wotton, B.M., Rayfield, B., Fortin, M.J., 2017.
699 Incorporating uncertainty into forest management planning: Timber harvest,
700 wildfire and climate change in the boreal forest. *For. Ecol. Manage.* 400, 542–554.
701 <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.06.039>
- 702 Donev, V., Hoffmann, M., 2020. Optimisation of pavement maintenance and
703 rehabilitation activities, timing and work zones for short survey sections and
704 multiple distress types. *Int. J. Pavement Eng.* 21, 583–607.
705 <https://doi.org/10.1080/10298436.2018.1502433>
- 706 EMBRAPA, E.B.D.P.A., 1995. SIS Pinus - Simulador de crescimento e produção de
707 Pinus.
- 708 ESRI, E.S.R.I., 2019. ArcGIS Desktop: Release 10.7.
- 709 Eyvindson, K., Kangas, A., 2016. Evaluating the required scenario set size for
710 stochastic programming in forest management planning: Incorporating inventory
711 and growth model uncertainty. *Can. J. For. Res.* 46, 340–347.
712 <https://doi.org/10.1139/cjfr-2014-0513>
- 713 Fan, Y.R., Huang, G.H., Yang, A.L., 2013. Generalized fuzzy linear programming for
714 decision making under uncertainty: Feasibility of fuzzy solutions and solving
715 approach. *Inf. Sci. (Ny)*. 241, 12–27. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.04.004>
- 716 Fotakis, D.G., 2015. Multi-objective spatial forest planning using self-organization.
717 *Ecol. Inform.* 29, 1–5. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.06.001>
- 718 Fox, J., Weisberg, S., 2019. *An {R} Companion to Applied Regression*.
- 719 Gumus, S., Acar, H.H., Toksoy, D., 2008. Functional forest road network planning by
720 consideration of environmental impact assessment for wood harvesting. *Environ.*

- 721 Monit. Assess. 142, 109–116. <https://doi.org/10.1007/s10661-007-9912-y>
- 722 Gurobi Optimization LLC, 2020. Gurobi Optimizer Reference Manual.
- 723 Haridass, K., Valenzuela, J., Yucekaya, A.D., McDonald, T., 2014. Scheduling a log
724 transport system using simulated annealing. *Inf. Sci. (Ny)*. 264, 302–316.
725 <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.12.005>
- 726 Havimo, M., Mönkönen, P., Lopatin, E., Dahlin, B., 2017. Optimising forest road
727 planning to maximise the mobilisation of wood biomass resources in Northwest
728 Russia. *Biofuels* 8, 501–514. <https://doi.org/10.1080/17597269.2017.1302664>
- 729 Hayati, E., Majnounian, B., Abdi, E., Sessions, J., Makhdoum, M., 2013. An expert-
730 based approach to forest road network planning by combining Delphi and spatial
731 multi-criteria evaluation. *Environ. Monit. Assess.* 185, 1767–1776.
732 <https://doi.org/10.1007/s10661-012-2666-1>
- 733 Hildebrandt, P., Knoke, T., 2011. Investment decisions under uncertainty-A
734 methodological review on forest science studies. *For. Policy Econ.* 13, 1–15.
735 <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2010.09.001>
- 736 Jaafari, A., Najafi, A., Rezaeian, J., Sattarian, A., Ghajar, I., 2015. Planning road
737 networks in landslide-prone areas: A case study from the northern forests of Iran.
738 *Land use policy* 47, 198–208. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2015.04.010>
- 739 Kallio, A.M.I., 2010. Accounting for uncertainty in a forest sector model using Monte
740 Carlo simulation. *For. Policy Econ.* 12, 9–16.
741 <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2009.09.014>
- 742 Keramati, A., Lu, P., Sobhani, A., Haji Esmaeili, S.A., 2020. Impact of Forest Road
743 Maintenance Policies on Log Transportation Cost, Routing, and Carbon-Emission
744 Trade-Offs: Oregon Case Study. *J. Transp. Eng. Part A Syst.* 146, 04020028.
745 <https://doi.org/10.1061/jtepbs.0000335>
- 746 Kroese, D.P., Brereton, T., Taimre, T., Botev, Z.I., 2014. Why the Monte Carlo method
747 is so important today. *Wiley Interdiscip. Rev. Comput. Stat.* 6, 386–392.
748 <https://doi.org/10.1002/wics.1314>
- 749 Lp_solve, Konis, K., Schwendinger, F., 2020. lpSolveAPI: R Interface to “lp_solve”
750 Version 5.5.2.0.
- 751 Mahmood, H., Siddique, M.R.H., Islam, S.M.Z., Abdullah, S.M.R., Matieu, H., Iqbal,
752 M.Z., Akhter, M., 2020. Applicability of semi-destructive method to derive
753 allometric model for estimating aboveground biomass and carbon stock in the Hill
754 zone of Bangladesh. *J. For. Res.* 31, 1235–1245. <https://doi.org/10.1007/s11676->

- 755 019-00881-5
- 756 Marques, A.F., De Sousa, J.P., Rönnqvist, M., Jafe, R., 2014. Combining optimization
757 and simulation tools for short-term planning of forest operations. *Scand. J. For.*
758 *Res.* 29, 166–177. <https://doi.org/10.1080/02827581.2013.856937>
- 759 Meneguzzi, C.C., Silva, G.F. da, Regis Mauri, G., Mendonça, A.R. de, Barros Junior,
760 A.A. de, 2020. Routing model applied to forest inventory vehicles planning.
761 *Comput. Electron. Agric.* 175, 105544.
762 <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105544>
- 763 Meyer, D., Dimitriadou, E., Hornik, K., Weingessel, A., Leisch, F., 2019. e1071: Misc
764 Functions of the Department of Statistics, Probability Theory Group (Formerly:
765 E1071), TU Wien.
- 766 Midgley, S.J., Stevens, P.R., Arnold, R.J., 2017. Hidden assets: Asia's smallholder
767 wood resources and their contribution to supply chains of commercial wood. *Aust.*
768 *For.* 80, 10–25. <https://doi.org/10.1080/00049158.2017.1280750>
- 769 Monti, C.A.U., Gomide, L.R., Oliveira, R.M., França, L.C.J., 2020. Optimization of
770 Wood Supply: The Forestry Routing Optimization Model. *An. Acad. Bras. Cienc.*
771 92. <https://doi.org/10.1590/0001-3765202020200263>
- 772 Naderializadeh, N., Crowe, K.A., 2018. Formulating the integrated forest harvest-
773 scheduling model to reduce the cost of the road-networks. *Oper. Res.* 1–24.
774 <https://doi.org/10.1007/s12351-018-0410-5>
- 775 Najafi, A., Richards, E.W., 2013. Designing a forest road network using mixed integer
776 programming. *Croat. J. For. Eng.* 34, 17–30.
- 777 Ng, M.W., Zhang, Z., Waller, S.T., 2011. The price of uncertainty in pavement
778 infrastructure management planning: An integer programming approach. *Transp.*
779 *Res. Part C Emerg. Technol.* 19, 1326–1338.
780 <https://doi.org/10.1016/j.trc.2011.03.003>
- 781 Öhman, K., Eriksson, L.O., 2010. Aggregating harvest activities in long term forest
782 planning by minimizing harvest area perimeters. *Silva Fenn.* 44, 77–89.
783 <https://doi.org/10.14214/sf.457>
- 784 Okok, M.A., Saha, P., Ksaibati, K., 2019. Developing performance models for treated
785 gravel roads to evaluate the cost-effectiveness of using dust chemical treatments.
786 *Int. J. Pavement Eng.* 20, 393–401.
787 <https://doi.org/10.1080/10298436.2017.1298105>
- 788 Olsson, L., 2007. Optimal upgrading of forest road networks: Scenario analysis vs.

- 789 stochastic modelling. *For. Policy Econ.* 9, 1071–1078.
790 <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2006.10.005>
- 791 Ouhimmou, M., Nourelfath, M., Bouchard, M., Bricha, N., 2019. Design of robust
792 distribution network under demand uncertainty: A case study in the pulp and paper.
793 *Int. J. Prod. Econ.* 218, 96–105. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.04.026>
- 794 Palma, C.D., Nelson, J.D., 2014. A Robust Model for Protecting Road-Building and
795 Harvest-Scheduling Decisions from Timber Estimate Errors. *For. Sci.* 60, 137–
796 148. <https://doi.org/10.5849/forsci.12-090>
- 797 Platon, V., Constantinescu, A., 2014. Monte Carlo Method in Risk Analysis for
798 Investment Projects. *Procedia Econ. Financ.* 15, 393–400.
799 [https://doi.org/10.1016/s2212-5671\(14\)00463-8](https://doi.org/10.1016/s2212-5671(14)00463-8)
- 800 Prabatha, T., Karunathilake, H., Shotorbani, A.M., Sadiq, R., Hewage, K., 2020.
801 Community-level decentralized energy system planning under uncertainty: A
802 comparison of mathematical models for strategy development. *Appl. Energy* 283,
803 116304. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116304>
- 804 R CORE TEAM, 2020. R: a language and environment for statistical computing.
- 805 Rahimi, A., Rönnqvist, M., LeBel, L., Audy, J.F., 2020. Selecting wood supply
806 contracts under uncertainty using stochastic programming. *INFOR Inf. Syst. Oper.*
807 *Res.* 0, 1–21. <https://doi.org/10.1080/03155986.2020.1800975>
- 808 Robinson, A.P., McLarin, M., Moss, I., 2016. A simple way to incorporate uncertainty
809 and risk into forest harvest scheduling. *For. Ecol. Manage.* 359, 11–18.
810 <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.09.027>
- 811 Roise, J.P., Harnish, K., Mohan, M., Scolforo, H., Chung, J., Kanieski, B., Catts, G.P.,
812 McCarter, J.B., Posse, J., Shen, T., 2016. Valuation and production possibilities on
813 a working forest using multi-objective programming, Woodstock, timber NPV, and
814 carbon storage and sequestration. *Scand. J. For. Res.* 31, 674–680.
815 <https://doi.org/10.1080/02827581.2016.1220617>
- 816 Rönnqvist, M., Amours, S.D., Weintraub, A., Jofre, A., Gunn, E., Haight, R.G., Martell,
817 D., Murray, A.T., Romero, C., 2015. Operations Research challenges in forestry :
818 33 open problems Operations Research challenges in forestry : 33 open. *Ann.*
819 *Oper. Res.* 232, 11–40. <https://doi.org/10.1007/s10479-015-1907-4>
- 820 Salles, T.T., Alves Nogueira, D., Beijo, A., Fernandes Da Silva, L., 2019. Bayesian
821 approach and extreme value theory in economic analysis of forestry projects. *For.*
822 *Policy Econ.* 105, 64–71. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2019.05.021>

- 823 Santos, P.A.V.H. dos, da Silva, A.C.L., Arce, J.E., Augustynczyk, A.L.D., 2019. A
824 mathematical model for the integrated optimization of harvest and transport
825 scheduling of forest products. *Forests* 10, 1110. <https://doi.org/10.3390/F10121110>
- 826 Schröder, T., Costa, E.A., Valério, A.F., Lisboa, G. dos S., 2015. Taper Equations for
827 *Pinus elliottii* Engelm. in Southern Paraná, Brazil. *For. Sci.* 61, 311–319.
828 <https://doi.org/10.5849/forsci.14-054>
- 829 Shabani, N., Akhtari, S., Sowlati, T., 2013. Value chain optimization of forest biomass
830 for bioenergy production: A review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 23, 299–311.
831 <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.005>
- 832 Shabani, N., Sowlati, T., 2016. Evaluating the impact of uncertainty and variability on
833 the value chain optimization of a forest biomass power plant using Monte Carlo
834 Simulation. *Int. J. Green Energy* 13, 631–641.
835 <https://doi.org/10.1080/15435075.2014.993764>
- 836 Shabani, N., Sowlati, T., Ouhimmou, M., Rönnqvist, M., 2014. Tactical supply chain
837 planning for a forest biomass power plant under supply uncertainty. *Energy* 78,
838 346–355. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.10.019>
- 839 Silva, P.H. da B.M., Arce, J.E., Loch, G.V., David, H.C., Fiorentin, L.D., 2016.
840 FOREST HARVEST SCHEDULING PLAN INTEGRATED TO THE ROAD
841 NETWORK. *Cerne* 22, 69–76. <https://doi.org/10.1590/01047760201622012096>
- 842 Simonenkova, A., Simonenkov, M., Bacherikov, I., 2020. Optimization of forest road
843 network layout problem. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* 817, 012032.
844 <https://doi.org/10.1088/1757-899X/817/1/012032>
- 845 Smaltschinski, T., Seeling, U., Becker, G., 2012. Clustering forest harvest stands on
846 spatial networks for optimised harvest scheduling. *Ann. For. Sci.* 69, 651–657.
847 <https://doi.org/10.1007/s13595-012-0182-7>
- 848 Stefanović, B., Stojnić, D., Danilović, M., 2016. Multi-criteria forest road network
849 planning in fire-prone environment: a case study in Serbia. *J. Environ. Plan.*
850 *Manag.* 59, 911–926. <https://doi.org/10.1080/09640568.2015.1045971>
- 851 Tavares Júnior, I. da S., Rocha, J.E.C. da, Ebling, Â.A., Chaves, A. de S., Zanuncio,
852 J.C., Farias, A.A., Leite, H.G., 2019. Artificial Neural Networks and Linear
853 Regression Reduce Sample Intensity to Predict the Commercial Volume of
854 *Eucalyptus* Clones. *Forests* 10, 268. <https://doi.org/10.3390/f10030268>
- 855 Tesfaye, M.A., Bravo-Oviedo, A., Bravo, F., Ruiz-Peinado, R., 2016. Aboveground
856 biomass equations for sustainable production of fuelwood in a native dry tropical

- 857 afro-montane forest of Ethiopia. *Ann. For. Sci.* 73, 411–423.
858 <https://doi.org/10.1007/s13595-015-0533-2>
- 859 Thompson, M., Sessions, J., Boston, K., Skaugset, A., Tomberlin, D., 2010. Forest
860 Road Erosion Control Using Multiobjective Optimization . *JAWRA J. Am. Water*
861 *Resour. Assoc.* 46, 712–723. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.2010.00443.x>
- 862 Toth, D., Maitah, M., Maitah, K., Jarolínová, V., 2020. The impacts of calamity logging
863 on the development of spruce wood prices in czech forestry. *Forests* 11, 1–13.
864 <https://doi.org/10.3390/f11030283>
- 865 Veliz, F.B., Watson, J.P., Weintraub, A., Wets, R.J.B., Woodruff, D.L., 2015.
866 Stochastic optimization models in forest planning: a progressive hedging solution
867 approach. *Ann. Oper. Res.* 232, 259–274. [https://doi.org/10.1007/s10479-014-](https://doi.org/10.1007/s10479-014-1608-4)
868 [1608-4](https://doi.org/10.1007/s10479-014-1608-4)
- 869 Verderame, P.M., Elia, J.A., Li, J., Floudas, C.A., 2010. Planning and scheduling under
870 uncertainty: A review across multiple sectors. *Ind. Eng. Chem. Res.* 49, 3993–
871 4017. <https://doi.org/10.1021/ie902009k>
- 872 Vopěnka, P., Kašpar, J., Marušák, R., 2015. Application note GIS tool for optimization
873 of forest harvest-scheduling. *Comput. Electron. Agric.* 113, 254–259.
874 <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.03.001>
- 875 White, R.A., Dietterick, B.C., Mastin, T., Strohmman, R., 2010. Forest roads mapped
876 using LiDAR in steep forested terrain. *Remote Sens.* 2, 1120–1141.
877 <https://doi.org/10.3390/rs2041120>
- 878 Zeileis, A., Hothorn, T., 2002. Diagnostic Checking in Regression Relationships.
879 *R News* 2(3), 7-10. <https://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>