



BRUNO ROGÉRIO CRUZ

**REGULAÇÃO SILVICULTURAL DAS
ATIVIDADES OPERACIONAIS NA
PROGRAMAÇÃO DE PROJETOS FLORESTAIS
VIA *SIMULATED ANNEALING***

LAVRAS – MG

2015

BRUNO ROGÉRIO CRUZ

**REGULAÇÃO SILVICULTURAL DAS ATIVIDADES OPERACIONAIS
NA PROGRAMAÇÃO DE PROJETOS FLORESTAIS VIA *SIMULATED
ANNEALING***

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.

Orientador

Dr. Lucas Rezende Gomide

LAVRAS – MG

2015

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

Cruz, Bruno Rogério.

Regulação silvicultural das atividades operacionais na
programação de projetos florestais via *simulated annealing* / Bruno
Rogério Cruz. – Lavras : UFLA, 2015.

84 p. : il.

Dissertação (mestrado acadêmico)–Universidade Federal de
Lavras, 2015.

Orientador(a): Lucas Rezende Gomide.

Bibliografia.

1. Otimização. 2. Metaheurística. 3. Pesquisa operacional. I.
Universidade Federal de Lavras. II. Título.

BRUNO ROGÉRIO CRUZ

**REGULAÇÃO SILVICULTURAL DAS ATIVIDADES OPERACIONAIS
NA PROGRAMAÇÃO DE PROJETOS FLORESTAIS VIA *SIMULATED
ANNEALING***

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 27 de fevereiro de 2015.

Dr. Júlio Eduardo Arce UFPR

Dr. Lucas Amaral de Melo UFLA

Dr. Lucas Rezende Gomide
Orientador

LAVRAS – MG

2015

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pelo dom da vida, saúde e sabedoria, sem as quais não poderia ter sido realizada a presente pesquisa.

Agradeço aos meus amados pais, Clair e Roselita, acima de tudo, pela vida, força, amor e honestidade, valores importantes para a minha formação. Sou grato, pois mesmo distantes, sempre estiveram por perto, prontos a todo o momento, a me apoiar e me incentivar a seguir em frente na minha formação acadêmica e pessoal. Ao meu irmão Thiago, pela amizade e companheirismo de sempre.

Ao Professor Lucas Rezende Gomide pela paciência na orientação, e incentivo, que tornaram possível a conclusão desta dissertação.

Aos amigos Moreira, Kalill e Mônica, pela amizade e apoio dispensados em toda trajetória.

Ao LEMAF – UFLA e toda a equipe, pela grande oportunidade de crescimento e aprendizado.

À CAPES, pela concessão da bolsa de estudo, tão importante para os estudantes de Pós-Graduação.

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, por ter concedido o conhecimento necessário para a realização deste trabalho.

A todos que contribuíram para a conclusão deste trabalho.

Aos meus pais, Clair e Roselita, pelo apoio nessa jornada e na vida.

DEDICO

RESUMO GERAL

Uma grande dificuldade encontrada pelas empresas está relacionada à realização de um planejamento silvicultural, capaz de atender a demanda de plantio, respeitando sempre as determinações técnicas, assim como as limitações operacionais. Essa busca por equilíbrio entre demanda de plantio e capacidade de execução de todas as atividades silviculturais, pode ser entendida como “regulação silvicultural”. Devido a complexidade do problema silvicultural, a utilização de métodos exatos, na maioria das vezes, não gera soluções em tempo de processamento viáveis, sendo a utilização das metaheurísticas uma opção para esses casos. Assim, este trabalho buscou desenvolver e avaliar as soluções obtidas por meio da metaheurística *simulated annealing*, quanto a qualidade das soluções obtidas, para o planejamento das atividades silviculturais. O capítulo dois tem como objetivo geral estudar as diferentes opções de configurações para a parametrização da metaheurística *simulated annealing*, como número de iterações, percentual de busca e funções de redução de temperatura, testando seus efeitos na qualidade das soluções obtidas, buscando assim, um aumento na eficiência e eficácia no processo. Após isso, no capítulo três, foi aplicada a metaheurística, com os parâmetros definidos como ideais, na resolução de problemas de regulação silvicultural, e comparada com o método exato de programação linear inteira (PLI), verificando a capacidade da metaheurística em gerar o planejamento das atividades silviculturais, tanto na tentativa de redução dos custos totais, quanto na antecipação do tempo final do projeto (*Makespan*).

Palavras-chave: Planejamento florestal. Otimização. Metaheurística.

GENERAL ABSTRACT

A major difficulty faced by companies is related to the execution of a silvicultural planning capable of meeting planting demand, always respecting the technical determinations as well as operational limitations. This search for balance between planting demand and the capacity of executing all silvicultural activities can be understood as "silvicultural regulation". Due to the complexity of the silvicultural issue, the use of exact methods, most often does not generate solution in viable processing time, with the use of metaheuristics as an option for these cases. Therefore, this work sought to develop and evaluate the solutions obtained by means of the simulated annealing metaheuristics regarding the quality of the obtained solutions for planning silvicultural activities. Chapter two had the main objective of studying the different configuration options for the parametrization of simulated annealing metaheuristics, such as the number of iterations, search percentage and temperature reduction functions, testing their effects over the quality of the obtained solutions, thus seeking an increase in the efficiency and efficacy in the process. Subsequently, in chapter three, we applied the metaheuristics, with the parameters defined as ideal, on the resolution of silvicultural regulation issues, and compared with the exact method of integer linear programming (ILP), verifying the capacity of metaheuristic in generating silvicultural activity planning, both in the attempt to reduce total costs and in anticipating the final time of the project (*Makespan*).

Keywords: Forest planning. Optimization. Metaheuristics.

LISTA DE FIGURAS

PRIMEIRA PARTE

- Figura 1 Fluxograma representando a estrutura hierárquica de funcionamento do planejamento florestal..... 14
- Figura 2 Representação de um projeto descrito pela rede PERT/COM 19
- Figura 3 Processo de construção do modelo adaptado de Goldbarg e Luna (2000) 21
- Figura 4 Estrutura Geral da metaheurística *simulated annealing* 29

SEGUNDA PARTE - ARTIGOS

ARTIGO 1

- Figura 1 Cronograma hierárquico das atividades silviculturais propostas 47
- Figura 2 Resumo do teste de *ranking* para energia 57

ARTIGO 2

- Figura 1 Gráfico com a comparação entre *Makespan* (F2) e redução de custos (F1) na PLI..... 75
- Figura 2 Área realizada na atividade de plantio pelos dois métodos testados 77
- Figura 3 Gráficos representando a distribuição de área executada por unidade de tempo e hora empregada do recurso mão de obra para o problema com solução (cenário 1) 79

LISTA DE TABELAS

SEGUNDA PARTE - ARTIGOS

ARTIGO 1

Tabela 1	Tipos de equipes com rendimentos e custos operacionais.....	48
Tabela 2	Resumo dos parâmetros utilizados para gerar as combinações testadas	52
Tabela 3	Síntese dos resultados das configurações testadas após o processamento para a variável $E(x)$	54
Tabela 4	Resumo das três melhores configurações por instância.....	59

ARTIGO 2

Tabela 1	Resumo das atividades silviculturais aplicadas com a relação entre as mesmas	69
Tabela 2	Atividades silviculturais com suas diferentes formações de equipes e rendimentos	70
Tabela 3	Tabela comparativa entre programação linear inteira e <i>simulated annealing</i>	78

SUMÁRIO

	PRIMEIRA PARTE	
1	INTRODUÇÃO	11
2	REFERENCIAL TEÓRICO	13
2.1	Gestão e Planejamento	13
2.1.1	Programação de projetos	16
2.1.2	Programação matemática	20
2.1.3	Metaheurísticas	24
2.1.3.1	<i>Simulated annealing</i>	27
3	CONSIDERAÇÕES GERAIS	33
	REFERÊNCIAS	34
	SEGUNDA PARTE - ARTIGOS	41
	ARTIGO 1 Efeito da parametrização da metaheurística <i>simulated annealing</i> em problemas de planejamento silvicultural	41
1	INTRODUÇÃO	43
2	MATERIAL E MÉTODOS	46
2.1	Projeto Florestal	46
2.2	Modelo matemático	48
2.3	<i>Simulated annealing</i>	50
2.4	Análise dos resultados	52
3	RESULTADOS E DISCUSSÃO	54
4	CONCLUSÕES	60
	REFERÊNCIAS	62
	ARTIGO 2 Análise comparativa entre a metaheurística <i>simulated annealing</i> e a programação linear inteira na programação de projetos silviculturais	64
1	INTRODUÇÃO	66
2	MATERIAL E MÉTODOS	68
2.1	Área de estudos e problema abordado	68
2.2	Modelo matemático	70
2.3	Métodos de resolução	72
2.3.1	Programação linear inteira	72
2.3.2	<i>Simulated annealing</i>	73
2.4	Cenários testados	74
3	RESULTADOS E DISCUSSÃO	75
4	CONCLUSÕES	81
	REFERÊNCIAS	83

PRIMEIRA PARTE

1 INTRODUÇÃO

A silvicultura é o setor responsável pela implantação e a condução de plantios florestais, possibilitando atender a demanda do mercado de madeiras. No entanto, é necessário adotar práticas que visem a redução de custos de implantação, visando a sustentabilidade dos empreendimentos florestais. Sendo assim, a utilização de técnicas silviculturais avançadas, aliada ao planejamento, são caminhos fundamentais para garantir uma alta competitividade no setor florestal e resiliência temporal.

O planejamento das atividades florestais pode ser feito de forma intuitiva, pelo gestor florestal, o que não é recomendado, pois assim, não há garantia de que o processo seja realmente otimizado, já que os recursos são escassos. Com isso, a utilização da programação matemática assume um papel importante, pois, permite o uso de modelos capazes de auxiliar a tomada de decisão e o fluxo do processo.

Do ponto de vista operacional, a programação linear inteira é a mais indicada, pois permite com sucesso, um grau de detalhamento máximo exigido na confecção de cronogramas de trabalho. Esse método exato e determinístico geralmente demanda um elevado tempo computacional, pois, estão atrelados a problemas combinatórios complexos, mas por outro lado, garantem a exatidão da solução. Alternativamente, há um caminho paralelo capaz de gerar soluções aproximadas para problemas dessa natureza, esses algoritmos empregam o uso da inteligência artificial, e lógicas de programação sumarizadas nas metaheurísticas. Existem diferentes metaheurísticas que podem ser utilizadas para resolução dos mais diversos problemas, dentre elas, pode-se citar a busca tabu (BT), *Simulated Annealing* (SA) e Algoritmo Genéticos (AG), como sendo

capazes de buscar soluções de maneira inteligente, pelo espaço de soluções do problema.

Gomide, Arce e Silva (2013) descrevem que o *Simulated Annealing* (SA) pode ser uma excelente opção para a otimização, principalmente com relação a redução significativa do tempo gasto para encontrar soluções viáveis, quando comparado com os métodos exatos, dentro do conjunto de soluções possíveis. Os autores afirmam ainda, que o SA pode ser utilizado para a resolução de problemas de otimização combinatória, e que no setor florestal grande parte dos problemas de otimização são de natureza combinatorial.

Por outro lado, as metaheurísticas não garantem a otimalidade do resultado encontrado, por serem probabilísticas e aproximativas, o que na maioria dos casos se apresenta como uma grande desvantagem. Contudo, em problemas de grande dimensão e alta complexidade, o simples fato da existência de soluções aproximadas que atendam todas as restrições impostas, em um tempo aceitável, já se torna mais vantajoso ao planejamento das atividades.

Dentro desse panorama, o objetivo geral do presente estudo foi testar a eficácia e eficiência da metaheurística *simulated annealing* na resolução de um problema de programação de projetos com custo de disponibilidade de recursos e múltiplos modos de execução (PCDRMM) no planejamento de projetos silviculturais, gerando soluções viáveis que definam o momento em que as atividades devem ser realizadas, e o tipo de equipe utilizado de maneira a minimizar o custo de execução das mesmas, ou ainda, antecipar o término da atividade (*Makespan*).

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Gestão e Planejamento

A gestão em uma empresa envolve especificar os objetivos, projetar e construir as estruturas organizacionais, providenciar e alocar os recursos necessários para atingi-los. Por fim, a organização e a direção que tem como finalidade ordenar e treinar as pessoas para a busca dos melhores resultados possíveis (PINHEIRO, 1996).

Rodriguez, Couto e Batista (1996) definem o processo de gestão florestal como o estudo, desenvolvimento e aplicação de técnicas que dão embasamento técnico, para que seja possível legitimar a escolha de um determinado plano gerencial. Assim, a gestão florestal é um processo que se baseia nas tomadas de decisões, no que diz respeito a organização e ao uso sustentável dos recursos florestais, seja em curto ou longo prazo (NOBRE, 1999).

A gestão e o planejamento caminham juntos dentro das empresas e se diferenciam em alguns aspectos. Enquanto o planejamento é relacionado à seleção de objetivos para sua execução, a gestão trabalha de maneira a acrescentar novos elementos de reflexão, a fim de avaliar a situação, elaborar mudanças estratégicas e acompanhar e gerenciar os passos da implantação.

Segundo Terence (2002), o planejamento é um tema muito utilizado e discutido em todos os tipos de organizações. O responsável pelo planejamento tem como função definir os objetivos, avaliar todos os caminhos alternativos, e decidir o rumo e a maneira a cumprir os objetivos traçados.

Amer e Bain (1990) afirmam que durante o planejamento, as empresas são levadas a olhar para o futuro de todas as suas atividades, sendo possível se antecipar a possíveis obstáculos durante o processo, e desenvolver soluções para os mesmos. Os autores afirmam que um planejamento bem elaborado, com

objetivos claros, bem executados e com um alto nível de controle por parte da empresa, tem grandes chances de obter sucesso.

Para Robbins e Coulter (1998) os objetivos são a base do planejamento e têm a função de indicar quais são os resultados esperados pela organização, além de ser fundamental para a tomada de decisão. Assim, os objetivos assumem um papel essencial no planejamento, pois são as metas a serem cumpridas que definem quais atividades devem ser realizadas e qual a quantidade de recursos necessária para cada uma delas (CERTO, 2003).

Um bom planejamento das atividades a serem realizadas é de grande importância para a obtenção de resultados satisfatórios, seja qual for o tipo de empreendimento econômico (FATURETO, 1997). De acordo com Terence (2002), o planejamento pode ser classificado em estratégico, tático e operacional, sendo estruturado de forma hierárquica, conforme representado na Figura 1.

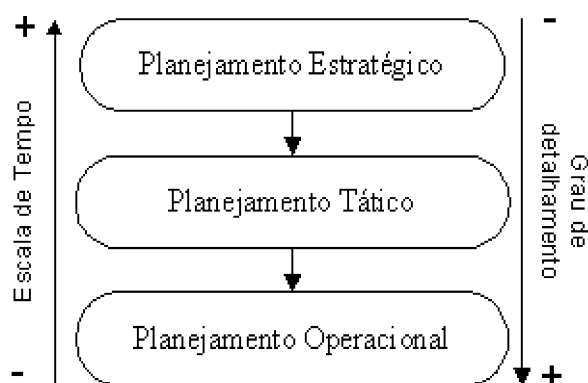


Figura 1 Fluxograma representando a estrutura hierárquica de funcionamento do planejamento florestal

Fonte: Adaptado de MITCHELL (2004).

Oliveira (2007) é categórico ao afirmar que o planejamento estratégico gerado em longo prazo resulta em muitas incertezas, e essas incertezas se devem ao fato de não existir ações imediatas que operacionalizem o planejamento estratégico. Assim, as implantações do planejamento tático e operacional suprem essa necessidade, tornando o processo completo.

Segundo Mitchell (2004) dentre os três tipos de planejamentos, o estratégico é aquele que apresenta o maior horizonte de planejamento, que pode variar de duas a quatro rotações quando se pensa em empreendimentos florestais. Segundo o mesmo autor, nesse nível de planejamento é considerada a sustentabilidade em longo prazo da floresta, questões de uso da terra e análises de regime silvicultural, além de contribuir para a tomada de decisão. O planejamento estratégico também pode auxiliar a empresa a se antecipar e ou se preparar para as mudanças de mercado. Com isso, esse nível de planejamento deve possuir uma flexibilidade, de maneira a permitir reajustes durante o processo, devido as oscilações do mercado (TERENCE, 2002).

De acordo com Ferreira, Reis e Pereira (1997), esse nível de planejamento por ser hierarquicamente o primeiro, e é fundamental para orientar as atividades de planejamento nos demais níveis hierárquicos subsequentes.

O planejamento tático hierarquicamente está localizado no horizonte de médio prazo, e as informações possuem um nível maior de detalhes para definição de ações macro, quando comparado com ao estratégico. Este nível, por sua vez, apresenta um horizonte de planejamento que varia de dois a cinco anos e se baseia muito nas informações obtidas no planejamento estratégico. Nesse nível de planejamento podem ser incluídas restrições ambientais e custos de construção de estradas (MITCHELL, 2004).

A partir do planejamento tático é que se torna possível a inclusão de restrições espaciais, que impõem limitações no procedimento de colheita ou questões ambientais. Com isso, para o corte de um talhão, é levada em

consideração a estrutura e distribuição dos talhões ao seu redor, para a definição de quando cortar (SESSIONS; BETTINGER, 2001).

O planejamento em nível operacional está relacionado diretamente com as atividades que ocorrem no período de semanas, ou até mesmo diariamente, e levam em consideração as informações oriundas dos níveis anteriores de planejamento (GOMIDE, 2009). As decisões mais significativas desse nível de planejamento estão associadas à alocação de equipes e recursos, para que as atividades possam ser realizadas, além de determinar a época ideal para realização das mesmas (CHURCH; MURRAY; WEINTRAUB, 1998).

Dijkstra (1984) afirma que a nível operacional, a complexidade é tão grande, que soluções baseadas em processos empíricos, sem levar em conta os diferentes cenários, não são capazes, na grande maioria das vezes, de gerar informações capazes de auxiliar no processo da tomada da melhor solução.

Como os três níveis de planejamento não apresentam duração, nem intervalo fixo, há uma dificuldade de definição concreta de onde acaba um nível e inicia o outro. É importante reforçar que cada nível tem sua importância e responsabilidade, e que todos os três contribuem para a conclusão e sucesso do projeto (ALMEIDA JUNIOR, 2009).

2.1.1 Programação de projetos

A Programação de projetos tem atraído cada vez mais a atenção das empresas e universidades nos últimos anos. Ela trabalha com problemas que envolvem programação, ao longo do tempo, de atividades que necessitam de certa quantidade de recursos para serem concluídas. Muitas vezes, estes recursos utilizados durante a realização das atividades podem ser escassos, ou não se apresentarem disponíveis durante todo o cronograma de trabalho, aumentando assim, a complexidade do problema. Alguns exemplos de recursos consumidos

durante a execução de projetos podem ser, por exemplo, máquinas, mão de obra, insumos etc (YAMASHITA; MORABITO, 2007).

As atividades realizadas no decorrer do projeto têm uma duração prevista para serem executadas e estão sujeitas às relações de precedência. Isto é, algumas delas só podem ser realizadas após outras terem sido completadas.

Segundo Valenzuela, Balci e McDonald (2002), a programação de projetos (*project scheduling*) tem como princípio básico a criação de um cronograma de todas as atividades a serem realizadas no decorrer do projeto, de maneira a otimizar o processo, levando em conta as relações de sucessão das atividades e a quantidade de recursos disponíveis.

A princípio, para a criação de um cronograma de atividades de um projeto é necessário estabelecer quais tarefas serão realizadas, quanto tempo será despendido para cada uma delas, as datas referentes ao início e fim de cada etapa, e em seguida, listar as relações de precedência entre as tarefas. Um exemplo de aplicação pode ser visto em Gemmill e Edwards (1999) que estudaram uma solução para manutenção de aeronaves em uma base aérea da força americana, utilizando a programação de projetos. A realização da manutenção das aeronaves envolve uma grande quantidade de atividades, como desmontar e examinar quase todos os sistemas, o problema é buscar a melhor sequência para que as atividades possam ser realizadas, com o objetivo de acelerar a manutenção das aeronaves.

As primeiras pesquisas com abordagens nos problemas de programação de projetos iniciaram no final da década de 50 e início de 60, com o desenvolvimento de dois métodos clássicos: o de caminho crítico CPM (*critical path method*) e o PERT (*project evaluation and review technique*) (MODER; PHILLIPS; DAVIS, 1983). Os dois métodos pressupõem que todos os projetos podem ser divididos em etapas com uma sequência lógica de atividades

preestabelecidas, que ao serem cumpridas, atingem o objetivo da conclusão do projeto.

Stoner (1985), em seu trabalho, mostra que a utilização dos métodos PERT e CPM se espalhou rapidamente e direcionou a melhorias significativas no planejamento e controle de projetos.

O caminho crítico (CPM) descreve a ordem de todas as atividades que devem ser concluídas conforme o planejamento inicial, para que o prazo de conclusão do projeto seja respeitado. Caso o projeto atrase, isso significa que alguma das atividades dentro do processo não atingiu o prazo estipulado para sua conclusão. É importante entender a sequência do caminho crítico para saber onde existe uma flexibilidade. Em outras palavras, isso significa que mesmo se algumas das atividades no decorrer do processo estiverem atrasadas, o projeto como um todo, pode ser concluído no prazo, mas isso só ocorrerá, caso as atividades atrasadas não se encontrem no caminho crítico.

Já o (PERT) é uma ferramenta com caráter estatístico, utilizada também em gerenciamento de projetos, que tem a função de analisar e descrever todas as tarefas envolvidas na execução de um determinado projeto. Usualmente é aplicado em conjunção com o método do caminho crítico (CPM). A grande semelhança entre os dois métodos fez com que o termo PERT/CPM fosse utilizado como apenas uma técnica, por muitos autores.

Segundo Valenzuela, Balci e McDonald (2002), o método mais simples de programação é o Método do Caminho Crítico (CPM). Neste método, todas as tarefas são apresentadas na forma de um fluxograma representando todas as relações entre precedência das tarefas. Ainda segundo os autores, o objetivo do CPM é estabelecer o menor tempo possível para a realização do projeto, sem que assim sejam violadas as restrições de precedência das tarefas.

Segundo Couri (2010), para elaborar a rede PERT/CPM, inicialmente, deve se elaborar uma lista das atividades que irão compor o seu projeto e

determinar quais as interrelações entre elas. Tomado conhecimento das atividades componentes do projeto e de como elas se sucedem, o traçado da rede não oferece, em princípio, grandes dificuldades. A Figura 2 representa um projeto descrito pela rede PERT/CPM.

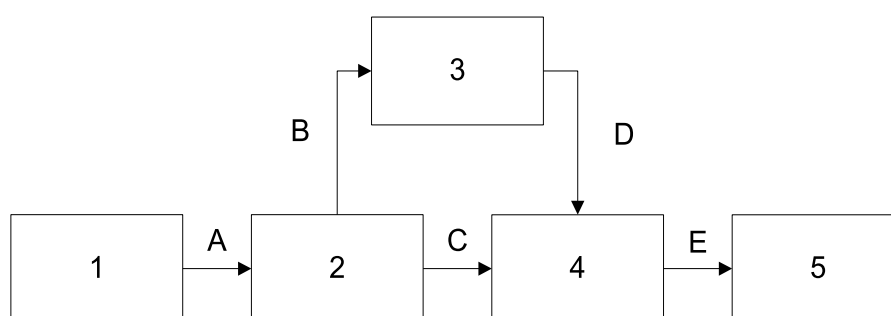


Figura 2 Representação de um projeto descrito pela rede PERT/COM

Fonte: Adaptado de Couri (2010).

A rede deste projeto é formada por 5 atividades: 1, 2, 3, 4 e 5, realizadas nos tempos: A, B, C, D e E, aos quais as atividades 2 e 3 só poderão ser iniciadas após o término da atividade 1. A atividade 4 apresenta uma dupla dependência: atividades 2 e 3, e a atividade 5 tem seu início condicionado a conclusão da atividade 4.

O método do caminho crítico possui uma grande importância no planejamento de projetos, mas segundo Dimande (2011), este método possui limitações, pois, o mesmo considera que todos os recursos são ilimitados, o que não corresponde à realidade.

Uma variação mais realista do Método do Caminho Crítico (CPM) que leva em consideração que os recursos são limitados é o *Resource-Constrained Project Scheduling Problem (RCPSP)*. Porém, mesmo o RCPSP mais realista, ainda possui limitações, a principal delas é que o modelo assume a existência de disponibilidade constante dos recursos aplicados durante o horizonte de

planejamento, o que na prática e na maioria das vezes, não acontece. Esse fato pode ser comprovado, como por exemplo: máquinas em manutenção ou exigidas para outros projetos, mudanças imprevisíveis no clima, dentre outros. (VALENZUELA; BALCI; MCDONALD, 2002).

Blazewicz et al. (1983) em seu trabalho, descrevem que o problema RCPSP pertence a classe de problemas classificados do tipo NP-hard (*Non-deterministic Polynomial-time hard*), o que demonstra a necessidade da utilização de procedimentos baseados em processos heurísticos, na busca de soluções viáveis de problemas reais, em um tempo aceitável.

Já segundo Yamashita e Morabito (2007), esse mesmo problema RCPSP é chamado de problema de programação de projetos com custo de disponibilidade de recursos (PCDR). No entanto, quando se adiciona cenários que levam em consideração diferentes formações de equipes, durante a execução do projeto, o problema se torna um problema de programação de projetos com custo de disponibilidade de recursos, e múltiplos modos de execução (PCDRMM).

Moura (2013) afirma que devido a natureza da silvicultura, a mesma apresenta uma disponibilidade de recursos limitados, havendo ainda uma necessidade de respeitar as relações de dependências entre as atividades. Logo, problemas de programação de projetos com custo de disponibilidade de recursos e múltiplos modos, e execução (PCDRMM) podem ser aplicados na geração de planos otimizados de atividades silviculturais.

2.1.2 Programação matemática

A pesquisa operacional é definida como um conjunto de técnicas matemáticas com a finalidade de resolver os mais diversos problemas, sendo muito utilizada como ferramenta de auxílio na tomada de decisão (MENON,

2005). Dentro da pesquisa operacional existe a programação matemática, sendo um método para a otimização de problemas, por meio de uma função objetiva sujeita a um número finito de variáveis de decisão e diferentes restrições, impostas ao problema (BARBOZA, 2005). Em outras palavras, a programação matemática é capaz de descrever um problema real na forma matemática, com objetivo de alocar de maneira otimizada, recursos escassos (BRADLEY; HAX; MAGNANTI, 1977).

Para a construção do modelo de programação matemática, os autores Goldberg e Luna (2000) propõem uma sequência de etapas, conforme o fluxograma representado na Figura 3.

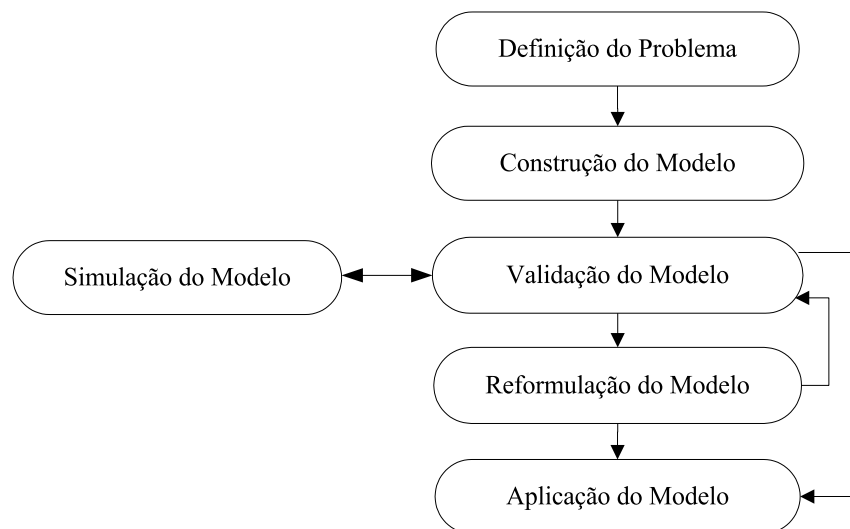


Figura 3 Processo de construção do modelo adaptado de Goldberg e Luna (2000)

Inicialmente, é necessária a definição do problema base, e caracterização da base de dados. Após isso, já é possível a construção do modelo, definindo a função objetivo, com suas devidas variáveis de decisão, assim como quais a

restrições são impostas ao problema. O próximo passo é a validação do modelo, nessa fase é importante verificar se o modelo construído representa de maneira fiel o problema real. Caso não esteja condizente com a realidade, as distorções são corrigidas na fase de reformulação, e assim, retorna-se para uma nova validação. Essas fases de reformulação e validação devem ser realizadas até que o modelo se apresente satisfatório. Após isso, vem a última fase, que é a aplicação do modelo (BARBOZA, 2005).

Segundo Menon (2005), o termo programação não deve ser confundido com programação de computadores, pois, se refere, nesse caso, ao planejamento ou alocação de recursos de maneira otimizada. Hillier e Lieberman (2005) afirmam que o termo programação, no contexto, indica apenas um sinônimo da palavra planejamento, e o adjetivo linear especifica que as funções referentes ao modelo são obrigatoriamente funções lineares.

Existem diferentes técnicas na programação matemática para resolução de problemas de otimização, das quais se destacam a Programação Linear, a Programação Inteira, a Programação Não-Linear, a Programação em Redes, a Programação Dinâmica, etc. (MENON, 2005).

A programação linear (PL) é uma excelente ferramenta para a resolução de problemas de otimização, possibilitando a distribuição dos recursos inerentes ao problema da melhor forma possível entre as diferentes tarefas a serem realizadas (ANDRADE, 2000). Colin (2007) descreve a PL dizendo que seu objetivo é alocar de forma ótima os recursos finitos.

A PL é um dos métodos mais utilizados e teve seu primeiro relato de utilização na área ambiental, no ano de 1962 (BETTINGER et al., 2009). Silva et al. (2010), afirmam que os primeiros estudos de programação linear especificamente no setor florestal, se deram a partir da década de 70, sendo primordial no manejo florestal.

A programação linear é uma técnica abrangente a todas as áreas, que pode ser aplicada nos mais diversos problemas, alguns totalmente diferentes da área silvicultural (BUONGIORNO; GILLESS, 1987). O que é justificado pelo fato da PL ser uma das primeiras ferramentas desenvolvidas com o intuito de resolução de problemas de difícil resolução comuns a diferentes áreas, como agricultura, indústria e governo.

A grande vantagem da PL se deve em parte à eficiência do seu método de resolução, que é o simplex, em que é possível encontrar solução ótima para problemas de grande porte, com milhares de variáveis de decisão, em questão de segundos, utilizando computadores pessoais (BETTINGER et al., 2009). George Dantzing foi o idealizador do método simplex no ano de 1947, sendo considerado o primeiro algoritmo eficiente para a realização de problemas de programação linear (MAROS, 2003).

Goldbarg e Luna (2000) ressaltam que o algoritmo simplex utiliza de técnicas de álgebra linear para determinar a solução ótima do problema em questão, e destacam que esse método contribuiu para o desenvolvimento da programação matemática nesse século.

Para a modelagem via PL é necessário que todas as variáveis de decisão assumam valores reais contínuos. Mas existem casos onde esse pressuposto não é válido, sendo necessário que as variáveis assumam somente valores inteiros e até mesmo binários. Nesses casos, o modelo assume a característica de programação linear inteira (PLI). Caso somente algumas variáveis do problema sejam discretas, o modelo se torna programação inteira mista (BINOTI, 2010).

A programação linear inteira iniciou-se próximo do final da década de 40 e início de 50, com caráter puramente matemático, mas, com aplicações em pesquisa operacional. Suas aplicações eram complicadas e somente em 1958 Gomory desenvolveu uma técnica capaz de solucionar problemas de programação linear inteira finita (THARA, 1975).

Apesar das semelhanças entre os modelos, a solução de problemas via programação linear inteira é mais complexa. Moore e Weatherford (2005) citam que muitos problemas com soluções por meio da PL, podem se tornar infactíveis quando convertidos para PLI ou inviáveis, devido ao alto tempo computacional para o processamento.

Caixeta-Filho (2001) afirma que alguns autores adotam a estratégia de arredondamento do resultado obtido pela PL, para solucionar um PLI. O mesmo autor descreve que o risco dessa estratégia é alto, pois, uma solução arredondada, pode não corresponder a uma solução ótima, ou mesmo se tornar infactível, ou seja, não atender a todas as restrições.

Em problemas de grande dimensão, a resolução via PLI pode apresentar tempo computacional longo, o que em geral não é desejável. Assim, em alguns casos são utilizadas estratégias durante a formulação do modelo ou nos algoritmos de resolução, que são capazes de reduzir o tempo computacional que são algoritmos híbridos e as relaxações, como por exemplo de *Branch and Cut*, e *Branch and Bound*, dentre outros (TOLENTINO, 2007).

Já quando se trabalha com problemas conhecidos como NP-hard, mesmo com essas estratégias, pode não se obter solução em tempo computacional hábil, sendo necessário a utilização de método heurístico na resolução dos mesmos (COLIN, 2007).

2.1.3 Metaheurísticas

Existem problemas aparentemente simples, que durante a busca de soluções, utilizando os métodos exatos, requerem alto esforço computacional. Esse esforço é proporcional a quantidade de dados do problema, à complexidade do algoritmo ou a capacidade dos recursos computacionais existentes (MENON, 2005).

Os algoritmos Simplex, *Branch and Bound*, *Branch and Cut*, dentre outros, são considerados exatos e tradicionais na programação matemática. Eles são capazes de gerar soluções ótimas para diversos problemas de planejamento florestal. No entanto, esses algoritmos nem sempre encontram soluções em tempo computacional esperado, devido a complexidade e a quantidade de informações. Uma boa solução para esses casos pode ser obtida por meio da aplicação de técnicas heurísticas (HILLIER; LIBERMAN, 2005).

As heurísticas são técnicas com grande potencial para a busca de soluções em substituição à programação linear e à programação linear inteira, em muitos casos. À medida que os algoritmos exatos têm a garantia de obter soluções ótimas para esses tipos de problemas, os métodos heurísticos não podem garantir que a solução encontrada seja a solução ótima para o problema em questão, mas oferece soluções aceitáveis para problemas de grandes dimensões e com baixo custo computacional (IGNÍZIO; CAVALIER, 1994).

Segundo Viana (1998), as heurísticas são consideradas métodos aproximativos, em muitos casos, sendo desenvolvida com a finalidade de solucionar um determinado problema. Já as metaheurísticas são heurísticas que podem ser aplicadas a uma grande gama de problemas, são chamadas de heurística das heurísticas.

Reeves (1993) afirma que a metaheurísticas surgiram como um novo tipo de algoritmo aproximado, com o objetivo de combinar métodos heurísticos básicos, nos mais diversos tipos de problemas, visando eficiência e eficácia durante a exploração das possíveis soluções em um espaço de busca.

A origem da palavra metaheurísticas surgiu da composição de duas outras palavras gregas, heurística que deriva do verbo *heuriskein*, e significa encontrar, enquanto o sufixo meta significa em um nível superior. Antes de o termo ser totalmente aceito, as metaheurísticas eram chamadas, por muitos autores em seus trabalhos, de heurísticas modernas (REEVES, 1993).

Blum, Roli e Alba (2005) descrevem que as metaheurísticas se diferenciam das heurísticas por serem técnicas mais robustas, podendo ser aplicadas às mais diferentes classes de problemas de natureza combinatória. Assim, as metaheurísticas são definidas como um conjunto de técnicas utilizadas para a busca de soluções aproximadas, que podem ou não ser ótimas, com o objetivo de gerar soluções viáveis, que atendam as necessidades do problema em um tempo computacional considerável. Os algoritmos metaheurísticos são aproximativos e usualmente não determinísticos, que devem incorporar mecanismos de fuga de ótimos locais em sua essência, a fim de melhorar a qualidade do resultado final (BLUM; ROLI; ALBA, 2005).

As metaheurísticas são consideradas algoritmos que funcionam de forma dinâmica dentro do processo, onde a cada iteração, há uma busca de uma solução melhor do que a solução já existente. Algumas das grandes vantagens dessas metaheurísticas são: a incorporação de relações que não são facilmente traduzidas em relações lineares ou não-lineares e a obtenção de soluções de problemas considerados complexos de forma rápida, quando comparado com algoritmos exatos (BINOTI, 2010).

Reeves (1993) afirma que as metaheurísticas vêm sendo utilizadas de maneira satisfatória na busca de soluções ótimas para problemas classificados como NP- Hard. O autor destaca também, que essas metaheurísticas se apresentam, na maioria dos casos, capazes de buscar boas soluções em problema de grandes dimensões, onde existem inúmeras soluções viáveis e não viáveis, sendo que cada classe de metaheurística apresenta em seu algoritmo a estratégia de busca que é independente das propriedades dos problemas.

Em outras palavras, Blum e Roli (2003) resumem a metaheurística como um processo que utiliza a heurística de maneira inteligente, em que se baseia em diferentes conceitos para examinar o espaço de busca de maneira inteligente, e

armazenar informações que podem ser úteis na busca de soluções viáveis, que estejam o mais próximo possível do ótimo global.

Por outro lado, segundo Bettinger et al. (2009), uma das grandes desvantagens das metaheurísticas é o tempo gasto para implementar a técnica, a dificuldade de obter softwares disponíveis no mercado, e a complexidade de adaptar a técnica ao problema em questão.

Baskent (2001) afirma que exemplos de metaheurísticas encontradas na literatura são: *simulated annealing*, Busca tabu, Colônia de formigas e Algoritmos Genéticos. O mesmo autor afirma ainda, que a grande vantagem das metaheurísticas é encontrar as soluções próximas do ótimo global, com um tempo computacional muito menor. Essa característica pode ser muito importante, levando em conta problemas complexos, com caráter combinatório.

2.1.3.1 *Simulated annealing*

A metaheurística *simulated annealing* (SA) é baseada no entendimento de vizinhança de uma solução, por apresentar como estratégia principal, a busca de possíveis soluções no espaço de vizinhança das soluções (NAPIERALA, 2010).

Um dos fundamentos dessa heurística foi desenvolvido por Metropolis, juntamente com outros pesquisadores, quando propuseram um algoritmo capaz de simular o desenvolvimento de equilíbrio térmico dos sólidos metálicos. Aproximadamente 30 anos depois, Kirkpatrick, Gelatt e Vecchi (1983) observaram a grande analogia entre o algoritmo proposto por Metropolis et al. (1953) e minimização de função de custo em problemas de otimização, percebendo que o algoritmo poderia ser útil para esse fim (LAARHOVEN; AARTS, 1987). Assim, seria possível a busca de solução de forma probabilística, para problemas de otimização, usando fatores da termodinâmica,

quando se refere ao resfriamento da matéria após ser aquecida (METROPOLIS et al., 1953).

Busetti (2001) sintetiza teoricamente o *simulated annealing* (SA) como um processo ou técnica que busca resultados para o problema, de maneira homóloga ao processo de esfriamento do metal, até uma estrutura cristalina com o mínimo de energia, chamado de processo de recozimento. Gomide (2009) afirma que é comum na literatura brasileira existir uma variação de nomes para a AS, como têmpera simulada, recozimento simulado e esfriamento estático. Essa variação se deve ao processo de tradução.

A metaheurística SA pertence a classe de algoritmos de busca local, ao qual parte de uma solução inicial procura obter uma solução melhor do que a atual, dentre as suas soluções vizinhas. A diferença fundamental entre esta técnica e as demais técnicas heurísticas de busca em vizinhança, é que, de maneira probabilística, a solução atual pode ser substituída por outra com desempenho inferior quanto à função objetivo adotada, permitindo-lhe escapar de ótimos locais (MENON, 2005).

Durante o processamento, cada iteração tende a um valor referente a temperatura de um material sólido, partindo de uma dada temperatura inicial, onde é criada uma perturbação no material e calculada a nova energia do sistema. Caso a nova energia seja menor que a anterior, o sistema desloca para o novo estado, caso contrário, o estado só é aceito após análise de uma dada função de probabilidade (KIRKPATRICK; GELLATT; VECCHI, 1983).

Segundo Reeves (1993), quanto maior a energia ou temperatura do sistema em um dado momento, maior a probabilidade de se aceitar uma solução pior do que a já existente no sistema, também chamada de solução corrente. No início do sistema, tem-se uma alta probabilidade em aceitar uma solução vizinha, inferior. No entanto, a medida que a temperatura diminui, a probabilidade de aceitação reduz-se até atingir valores próximos do zero, ocorrendo então, a

estabilização (estado de solidificação), ou seja, a solução apresentada é a melhor de todas as soluções visitadas (MENON, 2005).

Viana (1998) afirma que esse tipo de estratégia, ao aceitar soluções que não melhoram a função, é conhecida como critério de Metropolis, que emprega o fator de Boltzman sendo $\text{Exp}(-\Delta E/T)$, ao qual ΔE é a variação de energia do sistema e T é a temperatura do sistema no momento, e indica a probabilidade de aceitar uma solução pior ao problema (LAARHOVEN,1987). A Figura 4 apresenta um fluxograma de funcionamento do SA.

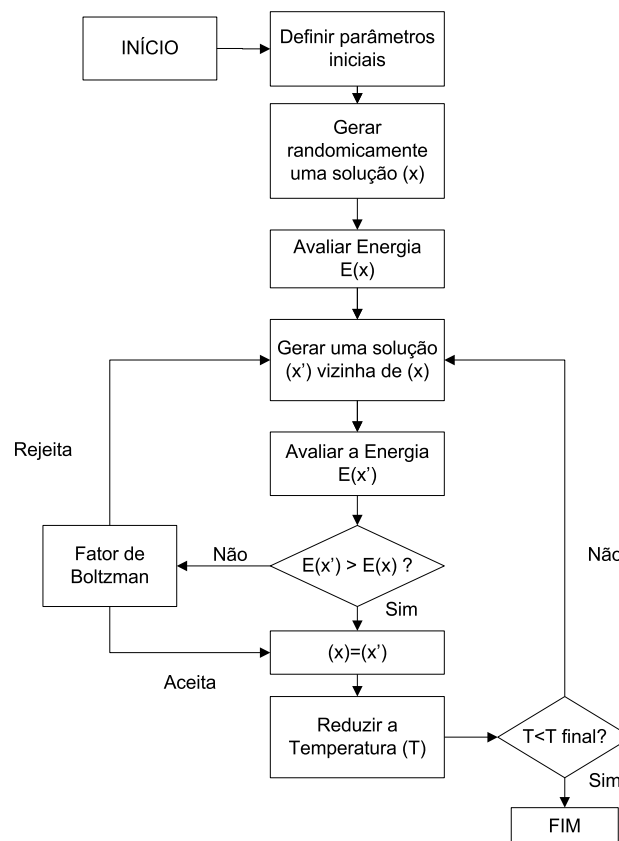


Figura 4 Estrutura Geral da metaheurística *simulated annealing*

Fonte: (Adaptado de BUCKHAM; LAMBERT, 1999)

O algoritmo SA apresenta dois componentes no decorrer do processo, sendo a intensificação e a diversificação. No início, devido a maior probabilidade de aceitar soluções piores, que a solução corrente, há uma maior diversificação do que intensificação. No decorrer do resfriamento do processo ocorre o inverso, onde a intensificação passa a ser maior que a diversificação (GOMES, 2003).

O valor da temperatura inicial é fundamental e está relacionado diretamente com o número de soluções visitadas durante o processo de busca. Assim, altos valores de temperaturas iniciais proporcionam um aumento das iterações (SUMAR; KUMAR, 2006). Por outro lado, temperaturas iniciais muito altas, podem promover perda de tempo de processamento, devido a buscas redundantes de soluções. Assim, a performance do SA pode ser explicada pela diferença entre temperatura inicial e temperatura final.

A finalização do processo de busca, conforme Sumar e Kumar (2006), segue uma série de opções, sendo as principais: o número determinado de iterações definido pelo usuário, quando o valor da temperatura final é maior que a temperatura atual do sistema, e quando a temperatura presente ao sistema atingir valor igual a zero, nesse caso, assume que a temperatura atingiu o ponto de congelamento.

A metaheurística SA é um método robusto, pois requer menor espaço de memória durante o processamento, mantendo na memória somente o estado atual. A cada nova iteração espera-se encontrar uma solução melhor, mas sem garantia de uma solução ótima (NAPIERALA, 2010). Aarts, Korst e Laarhoven (2003) afirmam que a SA apresenta duas grandes vantagens em sua estratégia, que são a flexibilidade para aplicação nos mais diversos problemas de natureza combinatorial, e o seu componente estocástico, que reduz a probabilidade que o algoritmo fique preso em ótimos locais.

Boston e Bettinger (1999) compararam três técnicas de heurísticas Monte Carlo, Busca Tabu e SA para a resolução de problemas de agendamento da colheita. A *simulated annealing* foi a técnica que encontrou os melhores resultados, distanciando em até 1% do valor ótimo da função objetivo, para três dos quatro problemas estudados.

Betting et al. (2002) testaram oito metaheurísticas para o planejamento da colheita de uma floresta, levando em consideração a relação espacial, e obtiveram resultado final indicando que o *simulated annealing* obteve ótimos resultados.

Falcão e Borges (2003) testaram as metaheurísticas algoritmo genético, *simulated annealing*, pesquisa tabu e *sequential tempering and quenching*, na busca de informações para planejamento operacional e estratégico de problemas de grande dimensão. A conclusão que obtiveram foi que o uso de heurísticas pode resolver problemas florestais de grande dimensão, estando os seus resultados, próximos dos valores do ótimo global, com menor tempo computacional. Além disso, verificaram uma superioridade em eficiência computacional do *simulated annealing*.

Rodrigues et al. (2004) testaram a SA para resolução de problemas de gerenciamento florestal com restrições de integridade, e a melhor solução ficou distante 5% do valor ótimo matemático, com uma redução do tempo computacional em cerca de dez vezes, quando comparado com o método exato, mostrando a habilidade da técnica na resolução de problemas combinatórios.

Vivian (2010) utilizou o SA para um problema real de programação e sequenciamento da produção de componentes para manufatura de seringas e agulhas descartáveis, e concluiu que o algoritmo *simulated annealing* foi eficiente e eficaz, podendo ser utilizado no problema de sequenciamento de ordem e outros similares, oferecendo soluções com menor esforço computacional quando comparado com métodos tradicionais.

Gomide, Arce e Silva (2013) avaliaram a capacidade da metaheurística SA para o agendamento da colheita florestal com restrições de adjacências do tipo URM, além de analisar o comportamento dos resultados gerados pela SA a medida que aumentava a complexidade do problema. Os resultados indicaram que a metaheurística foi capaz de resolver o problema de agendamento da colheita florestal com restrição espacial, com um tempo computacional inferior ao método exato PLI. Além disso, comprovaram que o aumento da complexidade do problema não atrapalha a obtenção de soluções viáveis ao problema, porém, ao aumentá-la há uma tendência de distanciamento da solução ótima.

Gomide, Arce e Silva (2013) utilizaram a metaheurística *simulated annealing* multicritério com o objetivo de seleção das árvores, de um povoamento de *Eucalyptus grandis*, a serem removidas no desbaste seletivo, considerando as características da estrutura diamétrica do povoamento, altura, ocupação do dossel, área de copa e qualidade da árvore. Os resultados indicaram que a metaheurística SA é capaz de selecionar indivíduos para o desbaste seletivo, indicando a mesma como um método que pode auxiliar a tomada de decisão.

3 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Neste capítulo, foram apresentados conceitos essenciais, relacionados ao trabalho em questão, sobre planejamento e programação de projetos, assim como definições de métodos exatos e métodos heurísticos. Essa base teórica é fundamental para o bom entendimento dos capítulos subsequentes.

REFERÊNCIAS

- AARTS, E. H. L.; KORST, J. H. M.; LAARHOVEN, P. J. M. Simulated annealing. In: AARTS, E. H. L.; LENSTRA, J. K. (Ed.). **Local search in combinatorial optimization**. Princeton: Princeton University Press, 2003. p. 91-120.
- ALMEIDA JUNIOR, A. R. de. **Gerenciamento de restrições no planejamento da produção em uma indústria siderúrgica**. 2009. 114 p. Dissertação (Mestrado em Administração) -Faculdade de Ciências Empresariais, Universidade FUMEC, Belo Horizonte, 2009.
- AMER, T.; BAIN, C. E. Making small business planning easier: microcomputers facilitate the process. *Journal of Accountancy*, New York, v. 170, n. 1, p. 53-60, July 1990.
- ANDRADE, E. L. de. **Introdução a pesquisa operacional: métodos e modelos para a análise de decisão**. 2. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2000.
- ASCARZA, B. F. **Planejamento de lavra estratégico e tático de morro da mina Conselheiro Lafaiete-MG**. 2008. 132 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mineral) - Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2008.
- BARBOZA, A. O. **Simulação e técnicas da computação evolucionária aplicadas a problemas de programação linear inteira mista**. 2005. 217 p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica e Informática Industrial) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2005.
- BASKENT, E. Z. Combinatorial optimization in forest ecosystem management modeling. *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, Amsterdam, v. 25, n. 3, p. 187-194, 2001.
- BETTINGER, P. et al. Eight heuristic planning techniques applied to three increasingly difficult wildlife planning problems. *Silva Fennica*, Finland, v. 36, n. 2, p. 561-584, 2002.
- BETTINGER, P. et al. **Forest management and planning**. Amsterdam: Elsevier, 2009.

BINOTI, D. H. B. **Estratégias de regulação de florestas equiâneas com vistas ao manejo da paisagem**. 2010. 145 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2010.

BLAZEWICZ, J. et al. Scheduling subject to resource constraints: classification and complexity. **Discrete Applied Mathematics**, Amsterdam, v. 5, n. 1, p. 11-24, Jan. 1983.

BLUM, C.; ROLI, A. Metaheuristics in combinatorial optimisation: overview and conceptual comparison. **ACM Computing Survey**, New York, v. 35, n. 3, p. 268-308, Sept. 2003.

BLUM, C.; ROLI, A.; ALBA, E. An introduction to metaheuristic techniques. In: ALBA, E. **Parallel metaheuristics: a new class of Algorithms**. New York: John Wiley & Sons, 2005. Chap. 1, p. 1-42.

BOSTON, K.; BETTINGER, P. An analysis of Monte Carlo integer programming, *simulated annealing*, and tabu search heuristics for solving spatial harvest scheduling problems. **Forest Science**, Bethesda, v. 45, n. 2, p. 292-301, 1999.

BRADLEY, S. P.; HAX, A. C.; MAGNANTI, T. L. **Applied mathematical programming**. Addison: Wesley Publishing Company, 1977.

BRUCKER, P. et al. Resource constrained project scheduling: notation, classification, models, and methods. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 112, n. 1, p. 3-4, Jan. 1999.

BUCKHAM, B. J.; LAMBERT, C. **Simulated annealing applications**. [S.l.: s.n.], 1999. Disponível em: <<http://waset.org/Publication/combined-simulated-annealing-and-genetic-algorithm-to-solve-optimization-problems/2679>>. Acesso em: 10 jan. 2015.

BUONGIORNO, J.; GILLESS, J. K. **Forest management and economics: a primer in quantitative methods**. New York: Macmillan, 1987.

BUSETTI, F. **Simulated annealing overview**. [S.l.: n.n.], 2001. Disponível em: <<http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:Dbcb7WJ6w9QJ:www.aiinfiance.com/saweb.pdf+&cd=1&hl=pt-BR&ct=clnk&gl=BR>>. Acesso em: 15 mar. 2014.

CAIXETA-FILHO, J. V. **Pesquisa operacional: técnicas de otimização aplicada a sistemas agroindustriais**. São Paulo: Atlas, 2001.

CERTO, S. C. **Administração moderna**. 9. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2003.

CHURCH, R. L.; MURRAY, A. T.; WEINTRAUB, A. Location issues in forest management. **Location Science**, Oxford, v. 6, n. 1-4, p. 137-153, Dec. 1998.

COLIN, E. C. **Pesquisa operacional: 170 aplicações em estratégia, finanças, logística, produção, marketing e vendas**. Rio de Janeiro: LTC, 2007.

COURI, C. A. **O método da corrente crítica gestão do tempo nos projetos**. 2010. 101 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) - Universidade Federal Fluminense, Rio de Janeiro, 2010.

DIMANDE, C. D. **Aceleração de projeto com recursos restritos mediante interrupção de atividades**. 2011. 118 p. Tese (Doutorado em Engenharia Oceânica) - Instituto Alberto Luiz de Coimbra, Rio de Janeiro, 2011.

DYKSTRA, D. P. **Mathematical programming for natural resource management**. New York: McGraw Hill Book, 1984.

FALCÃO, A. O.; BORGES, J. G. Heurística para a integração de níveis estratégico e operacional da gestão florestal em problemas de grande dimensão. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, n. 63, p. 94-102, jun. 2003.

FATURETO, C. R. da C. **Otimização sob critérios múltiplos: metodologias e uma aplicação para o planejamento agrícola**. Vicosa: Editora da UFV, 1997.

FERREIRA, A. A.; REIS, A. C. F.; PEREIRA, M. I. **Gestão empresarial de Taylor aos nossos dias: evolução e tendências da moderna administração de empresas**. São Paulo: Pioneira, 1997.

GEMMILL, D. D.; EDWARDS, M. L. Improving resource constrained project scheduling with look-ahead techniques. **Project Management Journal**, Drexel Hill, v. 30, n. 3, p. 44-55, 1999.

GOLDBARG, M. C.; LUNA, H. P. L. **Otimização combinatória e programação linear: modelos e algoritmos**. Rio de Janeiro: Campus, 2000.

GOMES, H. A. S. **Utilização da metaheurística *Simulated Annealing* no problema de alocação de pessoal em empresas de transporte coletivo por ônibus**. 2003. 137 p. Dissertação (Mestrado em engenharia de transportes) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2003.

GOMIDE, L. R. **Planejamento florestal espacial**. 2009. 256 p. Tese (Doutorado em Manejo Florestal) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2009.

GOMIDE, L. R.; ARCE, J. E.; SILVA, A. C. L. da. Comparação entre a metaheurística *simulated annealing* e a programação linear inteira no agendamento da colheita florestal com restrição de adjacência. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 23, n. 2, p. 449-460, abr./jun. 2013.

GOMORY, R. E. Outline of an algorithm for integer solutions to linear programs. **Bulletin of the American Mathematical Society**, New York, v. 64, n. 5, p. 275-278, 1958.

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. **Introduction to operations research**. 8. ed. New York: McGraw-Hill, 2005.

IGNÍZIO, J. P.; CAVALIER, T. M. **Linear programming**. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1994.

KIRKPATRICK, S.; GELLATT, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by *simulated annealing*. **Science**, The Hague, v. 220, n. 4598, p. 671-680, 1983.

LAARHOVEN, P. J. M. **Simulated annealing: theory and applications**. Dordrecht: Springer Science & Business Media, 1987.

LAARHOVEN, P. J. V.; AARTS, E. H. **Simulates annealing: theory and applications**. Dordrecht: Springer Science & Business Media, 1987.

MAROS, I. **Computacional techniques of the simplex method**. Oxford: Kluwer Academic Publishers, 2003.

MENON, M. U. **Meta-heurísticas na otimização do sortimento florestal**. 2005. 119 p. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2005.

METROPOLIS, N. et al. Equation of state calculations by fast computing machines. **Journal of Chemical Physics**, New York, v. 21, p. 1087-1092, 1953.

MITCHELL, S. A. **Operational forest harvest scheduling optimization: a mathematical model and solution strategy.** 2004. 252 p. Thesis (PhD-- Engineering Science) – University of Auckland, Auckland, 2004.

MODER, J. J.; PHILLIPS, C. R.; DAVIS, E. W. **Project management with CPM, PERT and precedence diagramming.** 3rd. ed. New York: Van Nostrand Reinhold, 1983.

MOORE, J.; WEATHERFORD, L. R. **Tomada de decisão em administração com planilhas eletrônicas.** 6. ed. São Paulo: Bookman, 2005.

MOURA, A. L. de M. **Planejamento anual otimizado de atividades silviculturais com restrição de recursos e múltiplos modos de execução.** 2013. 115 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2013.

NAPIERALA, H. Otimização do arranjo físico do sistema produtivo por processo através do *simulated annealing*. **Ciências Sociais Aplicadas em Revistas**, Paraná, v. 10, n. 18, p. 59 a 69, jun. 2010.

NOBRE, S. R. **A heurística da Razão-R aplicada a problemas de gestão florestal.** 1999. 129 p. Dissertação (Mestrado em Administração Rural) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 1999.

NOGUEIRA, F. **Pesquisa Operacional – PERT/CPM.** [S.l.: s.n], 2010. (Notas de Aula).

OLIVEIRA, D. P. R. **Planejamento estratégico: conceitos, metodologia e práticas.** 23. ed. São Paulo: Atlas, 2007.

PINHEIRO, M. **Gestão e desempenho das empresas de pequeno porte.** 1996. Tese (Doutorado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1996.

REEVES, C. R. **Modern heuristic techniques for combinatorial problems.** Oxford: Backwell Scientific, 1993.

ROBBINS, S.; COULTER, M. **Administração.** 5. ed. Rio de Janeiro: Prentice Hall, 1998.

RODRIGUES, F. L. et al. Metaheurística *simulated annealing* para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Árvore**, Viçosa, v. 28, n. 2, p. 233-245, mar./abr. 2004.

RODRIGUEZ, L. C. E.; COUTO, H. T. Z.; BATISTA, J. L. F. **Técnicas e modelos quantitativos de suporte à decisão florestal**: programa de reciclagem em métodos quantitativos. Piracicaba: ESALQ, 1996. 1 Apostila.

SESSIONS, J.; BETTINGER, P. Hierarchical planning: pathway to the future? In: INTERNATIONAL PRECISION FORESTRY COOPERATIVE SYMPOSIUM, 1., 2001, Seattle. **Proceeding...** Seattle: USDA Forest Service, 2001. p. 185-190.

SILVA, G. F. et al. Técnicas em pesquisa operacional aplicadas à Engenharia Florestal. In: CHICHORRO, J. F. et al. **Tópicos em ciências florestais**. Porto Alegre: Suprema, 2010. Cap. 10, p. 261-294.

STONER, J. A. F. **Administração**. São Paulo: Prentice Hall do Brasil, 1985.

SUMAN, B.; KUMAR, P. A survey of *simulated annealing* as a tool for single and multiobjective optimization. **Journal of the Operational Research Society**, Oxford, v. 57, n. 10, p. 1143-1160, Oct. 2006.

TERENCE, A. C. F. **Planejamento estratégico como ferramenta de competitividade na pequena empresa**: desenvolvimento e avaliação de um roteiro prático para o processo de elaboração do planejamento. 2002. 211 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2002.

THARA, H. A. **Integer programming**: theory, applications and computations. New York: Academic Press, 1975.

TOLENTINO, G. **Programação linear inteira aplicada ao aproveitamento do palhço da cana de açúcar**. 2007. 70 p. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Universidade Estadual de São Paulo, Botucatu, 2007.

VALENZUELA, J.; BALCI, H.; MCDONALD, T. A simulation-based optimization model for planning forest operations. In: ANNUAL COFE MEETING, FOREST ENGINEERING CHALLENGES: A GLOBAL PERSPECTIVE, 2., 2002, Portland. **Proceedings...** Auburn: COFE, 2002. p. 16-20.

VIANA, G. V. R. **Meta-heurísticas e programação paralela em otimização combinatória**. Fortaleza: Editora da UFC, 1998.

VIVIAN, C. J. **Aplicação do método *simulated annealing* em um problema real de sequenciamento da produção**. 2010. 128 p. Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2010.

YAMASHITA, D. S.; MORABITO, R. Um algoritmo *branch-and-bound* para o problema de programação de projetos com custo de disponibilidade de recursos e múltiplos modos. **Gestão e Produção**, São Carlos, v. 14, n. 3, p. 545-555, set./dez. 2007.

SEGUNDA PARTE - ARTIGOS

ARTIGO 1 Efeito da parametrização da metaheurística *simulated annealing* em problemas de planejamento silvicultural

Bruno Rogério Cruz¹

Lucas Rezende Gomide²

Henrique Moreira Dabien Haddad³

José Marcio de Mello⁴

Artigo formatado de acordo com a NBR 6022 (ABNT, 2003), conforme exigido pela UFLA.

¹ (Engenheiro Florestal, Mestrado em Engenharia Florestal)

² (Engenheiro Florestal, Doutor em Engenharia Florestal, Professor – UFLA)

³ (Engenheiro Florestal, Mestrado em Engenharia Florestal)

⁴ (Engenheiro Florestal, Doutor em Engenharia Florestal, Professor – UFLA)

RESUMO

A utilização de metaheurísticas é uma excelente opção para a resolução de problemas complexos, em substituição a métodos exatos, que nesses casos demandam alto custo computacional, o que muitas vezes inviabiliza sua utilização. Assim, o objetivo deste trabalho foi desenvolver e avaliar os efeitos de diferentes configurações na parametrização da metaheurística *simulated annealing* (SA), na resolução de um problema de planejamento na execução de atividades silviculturais. O estudo foi conduzido buscando minimizar o custo de realização das atividades silviculturais. Foram considerados três níveis de instâncias (6, 30, e 60 talhões), sendo que a cada talhão, foram aplicadas três atividades silviculturais. Após isso, para a metaheurística foram geradas e testadas diferentes combinações de parâmetros iniciais, com duas funções de redução de temperatura, cinco níveis percentuais de busca de vizinhança (10, 30, 50, 70 e 90) e números de iteração (1.000, 5.000, 10.000, 30.000, 50.000). Para análise dos resultados foram efetuados testes de *Ranking* individuais para cada parâmetro testado e suas combinações, realizando também o teste de Kruskal Wallis ($\alpha=0,05$), para verificar se havia diferença significativa entre os resultados obtidos nas três melhores configurações. Os resultados indicaram não existir diferenças significativas entre as duas funções de redução de temperatura testadas, tanto para redução da energia média do sistema, quanto para redução do tempo de processamento, em nenhuma das instâncias testadas. Já para o percentual de buscas, as configurações com menor percentual de busca, obtiveram os melhores resultados de redução da energia e tempo de processamento em todas as instâncias. Com relação ao número de iterações, as combinações com maiores valores obtiveram melhores resultados para a redução de energia, enquanto que para redução do tempo de processamento, menores valores de iterações obtiveram melhores. Concluiu-se que a melhor configuração foi a função de redução de temperatura um percentual de busca 10% e número de iterações 50.000.

Palavras-chave: Planejamento florestal. Pesquisa operacional. Otimização.

1 INTRODUÇÃO

O setor florestal brasileiro contribui diretamente para o desenvolvimento socioeconômico do país. Além disso, devido as suas características como grandes extensões de terra, clima e solo favoráveis ao desenvolvimento de plantações florestais, aliadas ao avanço nas diversas áreas como silvicultura, manejo florestal e planejamento, o mesmo ainda possui potencial de expansão, se devidamente gerenciado (SOARES, 2006).

A silvicultura é um dos pilares essenciais dentro do processo produtivo, e se caracteriza por possuir um conjunto elevado de atividades, que necessita de pressupostos técnicos, financeiros e temporais de sua execução, sendo realizadas de forma sequencial, com caráter de interdependência entre as mesmas. A realização dessas atividades depende da disponibilidade de recursos, renováveis ou não, como por exemplo, insumos, capital, mão de obra e maquinário, sendo estes, indispensáveis para a correta manutenção ou implantação de um plantio comercial (FERREIRA; SILVA, 2008). No âmbito econômico e gerencial, o controle das ações planejadas remete uma melhor qualidade final do trabalho executado, permitindo ainda, a redução dos custos e falhas no processo. Assim, o planejamento é importante para uma boa condução das atividades, reduzindo desperdícios inerentes ao processo.

Um importante pressuposto do planejamento é sempre considerar que os recursos são escassos, para então otimizá-los. A alocação desses recursos entre as atividades em um período de tempo, visando otimizar o

processo, é conhecido como *scheduling project problem* (VALENZUELA; BALCI; MCDONALD, 2002).

Na programação de projetos existem duas maneiras usuais de retratar o problema, a primeira visa a minimizar o tempo de execução do projeto (*Makespan*), já a segunda, a redução do custo total do projeto. Porém, ambas buscam atender as premissas iniciais do problema. Logo, considerando as atividades silviculturais, não basta apenas respeitar as relações de dependência entre as mesmas, já que fatores estocásticos como o clima, tornam o seu planejamento complexo.

Uma maneira de auxiliar a tomada de decisão neste caso é o uso da programação matemática, empregando métodos como a programação linear (PL). Porém, usualmente no planejamento tático, aplicam-se variáveis inteiras (binárias) e com isso, esse método pode apresentar longo tempo de processamento, o que não é desejável. Nestes casos, uma estratégia viável pode ser a utilização de métodos heurísticos na resolução dos mesmos (COLIN, 2007). Vários autores como Falcão e Borges (2003), Rodrigues et al. (2004), Gomide, Arce e Silva (2013), Gomide (2009), dentre outros, demonstram que a metaheurística *simulated annealing* (SA) pode ser aplicada na resolução de problemas relacionados a otimização florestal.

A metaheurística SA é baseada no entendimento de vizinhança de uma solução, por apresentar como estratégia principal, a busca de possíveis soluções no espaço de vizinhança das soluções (NAPIERALA, 2010). Porém, para sua aplicação, a configuração inicial de seus parâmetros é essencial. Middleton (2004) destaca a importância de conhecer qual a influência das diferentes configurações dos parâmetros no

valor da energia, no decorrer do processo, levando em conta as suas diferentes combinações. Esse conhecimento pode levar a descoberta de possíveis falhas, assim como detectar possíveis dificuldades de adaptação da SA ao problema abordado, possibilitando melhorias.

A partir do exposto, informações iniciais sobre a parametrização ótima da metaheurística são cruciais para a sua aplicação adequada. Assim, o objetivo deste trabalho foi desenvolver e avaliar os efeitos de diferentes configurações na parametrização da metaheurística *simulated annealing*, na resolução de um problema de planejamento na execução de atividades silviculturais.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Projeto Florestal

A área de estudo compreende um hipotético projeto florestal simulado, sendo desenvolvido para os testes de parametrização da metaheurística, ao qual possuíam talhões que variam de 15 a 60 hectares, sendo a área dividida em três níveis de complexidade de problema (I - 6 talhões; II – 30 talhões; III – 60 talhões), Além disso, foram consideradas apenas três atividades silviculturais a serem realizadas em todos os talhões, conforme descritas: A - 1º Combate Manual às Formigas (Localizado): o controle de formigas cortadeiras é uma técnica utilizada visando a minimizar os danos causados nas florestas, ocasionados pela desfolha das árvores; B - 2º Combate Manual às Formigas (Sistemático): apresenta as mesmas características da atividade A, porém, a aplicação do produto é realizada sistematicamente na área, seguindo uma distância específica, independentemente da identificação de formigueiros; C- Subsolação Mecanizada com Adubação: esta forma de preparo de solo consiste no revolvimento mecanizado do solo na linha de plantio, visando garantir a qualidade da operação de plantio, e o bom estabelecimento e desenvolvimento da planta.

Entre as atividades, existe uma relação de interdependência, ao qual se a atividade A for realizada em um talhão qualquer, todas as subsequentes devem ser realizadas segundo a sua ordem hierárquica predefinida. Além disso, se fez necessário respeitar um tempo de intervalo entre o término de uma atividade e o início da atividade

subsequente, esse intervalo foi de duas e três semanas entre as atividades A-B e B-C, respectivamente. A Figura 1 representa o cronograma hierárquico das três atividades, considerado um horizonte de planejamento de 19 semanas. As semanas preenchidas em cinza representam períodos viáveis de ocorrência de cada uma das atividades, respeitando as relações de dependência impostas e os intervalos recomendados entre as atividades.

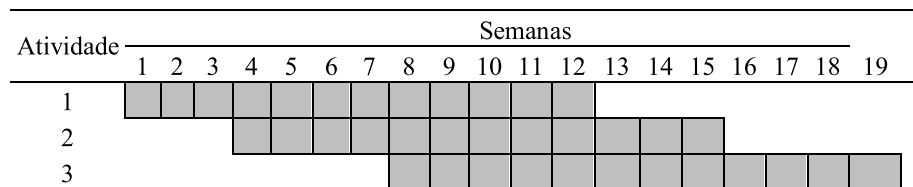


Figura 1 Cronograma hierárquico das atividades silviculturais propostas

Para a realização das atividades, simulou-se diferentes tipos de equipes, com diferente número de ajudantes e rendimentos, na qual o modelo define ao final do processamento, qual a melhor opção para redução dos custos do projeto. A Tabela 1 representa os diferentes tipos de equipes possíveis com o número de ajudantes, rendimentos e custos por atividade.

Tabela 1 Tipos de equipes com rendimentos e custos operacionais

ATIVIDADE	QUANTIDADE		MÁQUINAS	RENDIMENTO (ha/semana)	CUSTO (R\$/ha)
	EQUIPE	MDO			
1	1	26	0	70,9	200,2
1	2	30	0	81,8	231
1	3	36	0	98,2	277,2
2	1	26	0	141,8	100,1
2	2	30	0	163,6	115,5
2	3	36	0	196,3	138,6
3	1	6	2	42,3	87,12
3	2	8	2	45,5	92,12

Fonte: empresa florestal com modificações

2.2 Modelo matemático

O problema abordado foi caracterizado pela necessidade de minimizar o custo (R\$) na função Z , resultante da utilização de diferentes formações de equipes (k), para a realização das atividades silviculturais (j), nos diferentes talhões (i), ao longo do período viável (l) de realização de cada atividade. As restrições aplicadas ao modelo foram a de recurso renovável (2) evitando-se utilizar mais recursos que os disponíveis para cada atividade; dependência entre as atividades (3), assegurando que quando aplicada a primeira atividade ao talhão, todas as outras devem ser aplicadas respeitando as relações de interdependência entre as mesmas e tempo de intervalo entre as atividades, considerando a semana de término de uma certa atividade, e a semana de início da próxima atividade; A restrição de integridade (4) evita que mais de uma equipe realize a mesma atividade em um certo talhão, e por fim, a binária(5) que ativa ou desativa um certa variável de decisão.

Função objetivo: Minimizar

$$Z = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N \in i} \sum_{k=1}^{O \in j} \sum_{l=1}^{P \in j} c_{ijkl} x_{ijkl} \quad (1)$$

Sujeito a

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N \in i} \sum_{k=1}^{O \in j} t_{ijkl} x_{ijkl} \leq RD_l ; \forall_{l \in i} ; \forall v \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{O \in j} x_{ij_a k l} = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{O \in j} x_{ij_a k (l+t)} ; \forall_{l \in g} ; t \in j ; \forall_j \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N \in i} \sum_{k=1}^{O \in j} \sum_{l=1}^{P \in j} x_{ijkl} = 1 \quad (4)$$

$$x_{ijkl} \in \{0,1\} \quad (5)$$

No qual, M – número total de talhões disponíveis no projeto florestal; N – número total de atividades silviculturais; O – número total de equipes disponíveis para a realização das atividades; P – número total de períodos viáveis de ocorrência das atividades; x_{ijkl} – variável de decisão binária, identificando qual talhão i, a ser realizado da atividade j pela equipe k durante o período t; c_{ijkl} – valor do custo, em reais por hectare, da atividade j quando realizada pela equipe k no talhão i durante o período l;

g - tempo previsto para o término da atividade antecessora ja; v - tipo de recurso renovável (mão de obra e maquina); RD – Recursos disponíveis para a realização das diferentes atividades.

2.3 *Simulated annealing*

A metaheurística *simulated annealing*, seguiu a programação proposta e desenvolvida por Kirkpatrick, Gellatt e Vecchi (1983), sendo implementada na linguagem de programação Visual Basic, versão 6.0 da Microsoft, e adaptada para resolver o modelo matemático descrito anteriormente. Devido a natureza do modelo matemático, empregou-se a estratégia de penalizar a função de avaliação, ao qual soluções que violam as restrições impostas ao problema sofrem um acréscimo no valor da sua função, na ordem de 100 vezes o desvio, desencorajando a escolha dessas soluções, conforme representado em (6).

$$custo = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N \in i} \sum_{k=1}^{O \in j} \sum_{l=1}^{P \in j} c_{ijkl} x_{ijkl} + w \sum_{l=1}^P d_{Rl} \quad (6)$$

As funções de resfriamento (7) e (8) foram testadas, sendo (7) conhecida como função de resfriamento geométrico, e talvez a mais empregada na literatura, cujo valor de α pode variar geralmente de 0,90 a 0,99. Já a função (8) também utilizada por Pedamallu e Ozdamar (2008) com valor da constante θ de 0,005. Neste trabalho, optou-se por utilizar o valor de alfa 0,99 para a função 7 e teta 0,005 para a função 8. Sendo: T_i - Temperatura do sistema na interação i ; T_{i-1} - Temperatura do sistema na

interação $i-1$; θ - Valor da constante (0,005); α - Valor da constante (0,99);
 i - Iteração atual do processo. A temperatura inicial foi fixada para todos os cenários testados em 1 000 000, conforme testes prévios realizados.

$$\text{a) } T_i = T_{i-1} \alpha^i \quad (7)$$

$$\text{b) } T_i = \frac{T_{i-1}}{(1+\theta)} \quad (8)$$

O percentual de trocas, indica o grau de perturbação na solução avaliada $E(x)$, para gerar uma nova solução $E(x')$, em que os valores testados foram 10%, 30%, 50%, 70% e 90%. Além disso, como critério de parada, adotou-se as seguintes estratégias 1.000, 5.000, 10.000, 30.000 e 50.000 iterações, testando seu efeito na obtenção da solução.

Esses parâmetros, quando combinados entre si, originaram 50 opções de configurações iniciais para cada nível de instância, cujo número de repetições adotadas foi de 50 por configuração formada. No final do experimento foram processadas cerca de 7.500 vezes a Metaheurística SA, em um microcomputador com processador Intel Core i5 2,53GHz, com 6,00 GB de memória RAM e 450 GB de HD.

A fim de garantir um melhor entendimento do processo, em diferentes níveis de complexidade do problema, empregou-se os três projetos (instâncias), com 6, 30 e 60 talhões cada. O objetivo foi simular diferentes dificuldades de problema e observar o comportamento do valor da função objetivo e o tempo de processamento, a medida que há um

aumento na dificuldade do problema. O experimento base pode ser melhor compreendido na Tabela 2.

Tabela 2 Resumo dos parâmetros utilizados para gerar as combinações testadas

(Instância) Número de Talhões	Tipo de Função	Número de Iterações	Busca (%)
6		1.000	10
	$T_i = T_{i-1} \alpha i$ (A)	5.000	30
30		10.000	50
	$T_i = \frac{T_{i-1}}{(1+\theta)}$ (B)	30.000	70
60		50.000	90

2.4 Análise dos resultados

Os resultados foram analisados utilizando-se as médias de energia obtidas e tempo de processamento das 50 repetições, para cada configuração. Todas as análises dos resultados foram feitas por instância, analisando um parâmetro por vez, fixando os demais.

Um teste de *ranking* por instância foi realizado, em que os resultados foram ranqueados de forma crescente por energia ou tempo de processamento médios, sendo que o menor valor recebeu nota 1 e o maior, nota 50. Essas notas representam uma forma de classificar quais combinações ou cenários tiveram melhores resultados, sendo analisadas por parâmetro. O resultado com menor soma de notas representava o conjunto de parâmetros com melhor resultado para a SA. As notas foram transformadas em percentuais para facilitar as comparações. De forma

complementar, já que os dados não apresentaram normalidade, e por isso impediu uma análise clássica paramétrica do experimento, aplicou-se então o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis ($\alpha = 0,05$), com a finalidade de verificar se há diferença significativa entre as três melhores configurações ranqueadas por instância, em outras palavras, refinar o resultado final.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

As diferentes configurações testadas apresentaram uma grande variação nos resultados obtidos, devido a grande heterogeneidade entre elas, o que justifica a realização deste trabalho. Os resultados se baseiam em que, quanto menor o valor de $f(x)$, maior a qualidade do resultado obtido, já que o problema relaciona-se a redução dos custos. O tempo de processamento, por sua vez, também segue o mesmo comportamento, quanto menor, melhor. No entanto, o tempo é utilizado como uma informação complementar aos resultados e um paradigma formado.

A Tabela 3 apresenta as uma síntese dos resultados para cada uma das instâncias testadas, indicando a melhor, a mediana e a pior configuração segundo a energia média.

Tabela 3 Síntese dos resultados das configurações testadas após o processamento para a variável $E(x)$

Instância	Classe	Configuração			Estatística	
		Função	Busca	Iteração	Média	CV (%)
6	Melhor	A	10%	5.0000	0,83	0,00
	Mediana	B	70%	50.000	0,84	0,09
	Pior	A	90%	1.0000	0,85	1,10
30	Melhor	A	10%	50.000	4,18	0,07
	Mediana	B	70%	30.000	4,33	0,32
	Pior	A	30%	1.0000	4,45	0,52
60	Melhor	A	10%	50.000	8,53	0,15
	Mediana	B	50%	5.0000	8,96	0,38
	Pior	B	90%	1.0000	9,18	0,26

As melhores configurações, independente da instância do problema, apresentaram um coeficiente de variação próximo de zero, o que demonstra consistência do processo de busca, estabilizando a convergência das soluções próximas do valor médio.

A partir dos resultados, pode-se observar que as melhores configurações, para redução da $f(x)$, em cada uma das três instâncias (30, 60 e 90 talhões) testadas, apresentam um percentual de busca na vizinhança de 10% e o uso da função A. O teste de ranqueamento realizado, conforme representado na Figura 2 confirmou a superioridade das configurações com 10% de busca na vizinhança, obtendo o menor valor de somatório percentual para três instâncias, com valores de 11%, 10% e 10% do valor total do somatório respectivamente. Este resultado comprova que a maioria das soluções, com essa configuração, se apresentava nas primeiras colocações do ranqueamento, em que a escolha desse parâmetro faz real pressão na qualidade das buscas realizadas pela metaheurística.

Com relação ao tempo de processamento, o percentual de busca 10% também esteve presente nas melhores configurações para as 3 instâncias testadas, e o resultado do teste de *ranking* confirmou que o percentual de busca na vizinhança 10% também foi o melhor nesse caso.

Assim, observa-se que pequenas taxas percentuais de alterações na solução base promoveram resultados positivos, garantindo uma maior redução de $f(x)$ para estas configurações, quando comparado com grandes alterações, ou seja, maior aleatoriedade ao processo. Goldstein e Waltermann (1988) chegaram a resultados semelhantes em seus trabalhos, utilizando a *simulated annealing*, onde descreveram que baixas taxas de

busca na vizinhança, promovem um deslocamento mais eficiente no espaço de soluções, enquanto que o contrário deixa o algoritmo mais aleatório, afetando diretamente a solução final.

Em problemas de regulação florestal, Gomide (2009), em seu trabalho, chegou a conclusão que é melhor utilizar 10% de troca, tentando evitar a randomização da busca pelo espaço de soluções, o que prejudica a convergência do modelo em soluções boas.

Para determinar se as funções de redução de temperatura influenciaram na qualidade final do resultado, percebeu-se pelo teste de *ranking* (Figura 2), que ambas as funções testadas ficaram com valores próximos de 50% para cada instância testada, indicando que não há supremacia de uma delas nas melhores soluções. Esse resultado confirma que a escolha da função não influenciou, nesse caso, para a qualidade da função $f(x)$, mesmo com a função A estando presente na melhor solução em todas as instâncias testadas.

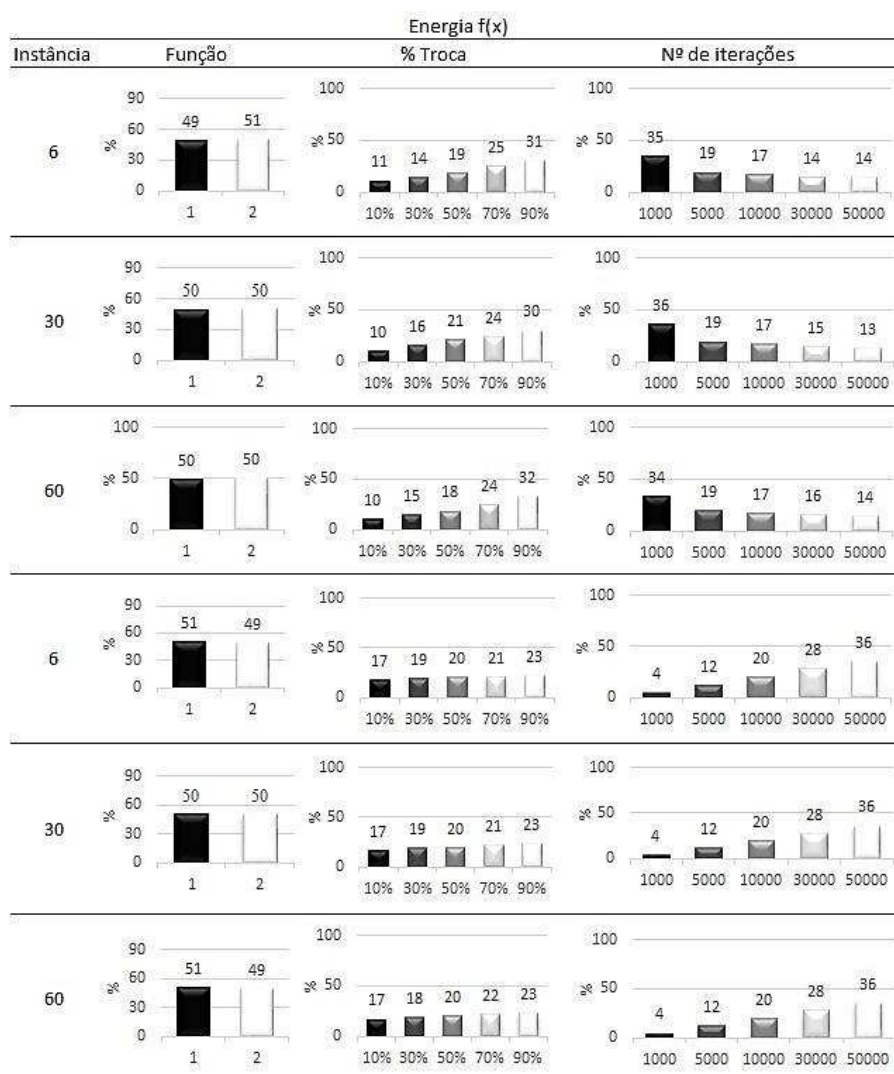


Figura 2 Resumo do teste de *ranking* para energia

Já com relação ao número de iterações, para a redução da função $f(x)$, à medida que aumenta a complexidade do problema, há uma tendência de as melhores configurações possuírem um valor alto de

iterações. Isso pode ser explicado pelo simples fato de que, quanto maior o número de iterações, maior a probabilidade do refinamento das soluções. O teste de ranking comprovou que as configurações com maior número de iterações estavam nas primeiras colocações, apresentando um baixo percentual de somatório. Considerando a redução do tempo de processamento, as melhores configurações possuem um número baixo de iterações, e isso é de fácil entendimento, pois, à medida que aumenta o mesmo, o processo de busca tende a ser mais demorado.

A partir da correlação entre o valor médio da função $f(x)$ e o tempo de processamento, por configuração e instância, obteve-se -0,26, -0,37, -0,47 para as instâncias 6, 30 e 60 respectivamente, o que ratifica que a medida que os valores da função $f(x)$ diminuem, o tempo de processamento aumenta. Com esse resultado observa-se que só é possível a melhora de um em detrimento da outra, e por isso não se pode obter uma configuração que atenda as duas variáveis.

A Tabela 4 apresenta as três melhores configurações por instância com o valor médio de $f(x)$.

Tabela 4 Resumo das três melhores configurações por instância

Talhões	Posição	$\overline{f(x)}$	Função	Busca (%)	Iteração
6	1	0,832	A	10	5.000
	2	0,832	A	10	10.000
	3	0,832	A	10	30.000
30	1	4,176	A	10	50.000
	2	4,177	B	10	50.000
	3	4,178	A	10	30.000
60	1	8,533	A	10	50.000
	2	8,537	B	10	50.000
	3	8,547	B	10	30.000

O teste de Kruskal-Wallis indicou que não há diferença significativa entre as três melhores configurações, na instância com 6 talhões para redução da energia, o que é justificado por se tratar de um exemplo pequeno, o que facilita a obtenção de boas soluções. Já para o problema com 30 talhões, as duas melhores configurações são estatisticamente iguais, apontando que o uso da segunda configuração não influencia diretamente na resposta. Por outro lado, a terceira melhor classificada se difere da primeira, tornando o seu uso inviável para a otimização. Para a instância com 60 talhões, não houve diferença significativa para as duas primeiras melhores configurações, mas as mesmas diferem da terceira, indicando novamente, que a terceira configuração não é viável estatisticamente.

4 CONCLUSÕES

- a) As duas funções de resfriamento testadas se mostraram similares indicando que a escolha entre elas não influencia no resultado final.
- b) À medida que a dificuldade do problema aumenta, há uma tendência das configurações que possuem percentual de busca de vizinhança 10% e 50.000 iterações obterem melhores resultados para redução da função. Já para a redução do tempo de processamento, a configuração com percentual de busca de vizinhança 10% e 1.000 iterações, tende a obter melhores resultados, como esperado.
- c) O parâmetro vizinhança de busca, responsável pela distância a ser explorada na vizinhança, pode ser considerado uns dos principais itens na qualidade das soluções finais obtidas.
- d) Deve-se escolher previamente se o objetivo é diminuição da energia do sistema ou redução do tempo de processamento, pois, a relação destes fatores é inversamente proporcional, indicando que a melhora de um deles depende da piora do outro.
- e) A configuração ideal para o problema abordado de redução da função $f(x)$ é função de redução de temperatura $T_i = T_{i-1}\alpha_i$, percentual de busca 10% e número de iterações 50.000.

Effect of simulated annealing metaheuristics parametrization in silviculture planning issues

ABSTRACT

The use of metaheuristics is an excellent option for resolving complex issues, replacing exact methods that, in these cases, require high computational cost, which often prevents its use. Therefore, with this work, we aimed at developing and evaluating the effects of different configurations for *simulated annealing* (SA) metaheuristic parametrization in the resolving silviculture activity execution planning issues. The study was conducted with the aim of minimizing the cost of conducting silvicultural activities. Three instance levels were considered (6, 30 and 60 plots), applying three silvicultural activities in each plot. Subsequently, for the metaheuristics, we generated and tested different combinations of initial parameters, with two temperature reduction functions, five neighborhood search percentage levels (10, 30, 50, 70, 90%) and iteration numbers (1000, 5000, 10,000, 30,000, 50,000). For the result analyses, we performed individual ranking tests for each tested parameter and its combinations, also performing the Kruskal Wallis test at 95% confidence, in order to verify if there was significant difference between the results obtained in the top 3 configurations. The results indicated that there was no significant difference between the two temperature reduction functions tested, both for the reduction of average energy of the system and for the reduction of processing time, in any of the instances tested. For the percentage of searches, the configurations with lower search percentage obtained the best results for energy and processing time reduction in all instances. Regarding the number of iterations, the combinations with the highest values obtained the best results for energy reduction, while for the reduction of processing time, lower iteration values obtained better results. We concluded that the best configuration was the temperature reduction function, a search percentage of 10% and number of iterations of 50,000.

Keywords: Forest planning. Operational research. Optimization.

REFERÊNCIAS

- COLIN, E. C. **Pesquisa operacional: 170 aplicações em estratégia, finanças, logística, produção, marketing e vendas.** Rio de Janeiro: LTC, 2007.
- FALCÃO, A. O.; BORGES, J. G. Heurística para a integração de níveis estratégico e operacional da gestão florestal em problemas de grande dimensão. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, n. 63, p. 94-102, jun. 2003.
- FERREIRA, C. A.; SILVA, H. D. Silvicultura do eucalipto. In: FERREIRA, C. A.; SILVA, H. D. **Formação de povamentos florestais.** Colombo: Embrapa Florestas, 2008. p. 51-54.
- GOLDESTSTEIN, L.; WALTERMAN, M. Neighborhood size in the *simulated annealing* algoritmo. **American Journal of Mathematical and Management Sciences**, Columbus, v. 8, n. 3, p. 4009- 423, 1988.
- GOMIDE, L. R. **Planejamento florestal espacial.** 2009. 256 p. Tese (Doutorado em Manejo Florestal) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2009.
- GOMIDE, L. R.; ARCE, J. E.; SILVA, A. C. L. da. Comparação entre a meta-heurística *simulated annealing* e a programação linear inteira no agendamento da colheita florestal com restrição de adjacência. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 23, n. 2, p. 449-460, abr./jun. 2013.
- KIRKPATRICK, S.; GELLATT, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by *simulated annealing*. **Science**, The Hague, v. 220, n. 4598, p. 671-680, 1983.
- MIDDLETON, A. A. Counting states and counting operations. In: HARTMANN, A. K.; RIEGER, H. **New optimization algorithms in physics.** New York: Wiley-VCH, 2004. p. 71-100.
- NAPIERALA, H. Otimização do arranjo físico do sistema produtivo por processo através do *simulated annealing*. **Ciências Sociais Aplicadas em Revistas**, Paraná, v. 10, n. 18, p. 59 a 69, jun. 2010.

PEDAMALLU, C. S.; OZDAMAR, L. Comparison of *simulated annealing*, interval partitioning and hybrid algorithms in constrained global optimization. In: SIARRY, P.; MICHALEWICZ, Z. (Ed.). **Advances in metaheuristic hard optimization**. The Netherlands: Springer, 2008. p. 1-22.

RODRIGUES, F. L. et al. Metaheurística *simulated annealing* para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Árvore**, Viçosa, v. 28, n. 2, p. 233-245, mar./abr. 2004.

SOARES, N. S. **Potencial de implantação de um contrato futuro da madeira de reflorestamento**. 2006. 121 p. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2006.

VALENZUELA, J.; BALCI, H.; MCDONALD, T. A simulation-based optimization model for planning forest operations. In: ANNUAL COFE MEETING, FOREST ENGINEERING CHALLENGES: A GLOBAL PERSPECTIVE, 2., 2002, Portland. **Proceedings...** Auburn: COFE, 2002. p. 16-20.

ARTIGO 2 Análise comparativa entre a metaheurística *simulated annealing* e a programação linear inteira na programação de projetos silviculturais

Bruno Rogério Cruz¹

Lucas Rezende Gomide²

André Lara de Miranda Moura³

José Marcio de Mello⁴

Antônio Carlos Ferraz Filho⁵

Artigo formatado de acordo com a NBR 6022 (ABNT, 2003), conforme exigido pela UFLA.

¹ (Engenheiro Florestal, Mestrado em Engenharia Florestal)

² (Engenheiro Florestal, Doutor em Engenharia Florestal, Professor – UFLA)

³ (Engenheiro Florestal, Mestrado em Engenharia Florestal)

⁴ (Engenheiro Florestal, Doutor em Engenharia Florestal, Professor – UFLA)

⁵ (Engenheiro Florestal, Doutor em Engenharia Florestal, Professor – UFLA)

RESUMO

A silvicultura é a ciência responsável pelas atividades de implantação e regeneração de povoamentos florestais, no qual possibilitam atender a demanda do mercado de madeiras. No entanto, para se obter sucesso, é importante o planejamento adequado nas várias fases do processo. Sendo assim, a utilização de técnicas matemáticas avançadas, tanto durante as atividades, quanto durante o planejamento, é fundamental para que haja uma redução de custos, tornando a empresa competitiva dentro do setor florestal. O objetivo desse trabalho foi avaliar a programação linear inteira (PLI) na resolução do planejamento das atividades silviculturais, utilizando-se as estratégias de redução de custo das atividades silviculturais e redução do tempo final do projeto (*Makespan*), avaliando ainda, o desempenho da metaheurística *simulated annealing* (SA) comparada com esse método exato. A área de estudos foi simulada com 25 talhões nos quais devem ser realizadas sete atividades silviculturais programadas. Foram considerados 2 cenários diferentes: cenário 1 (metas mais fáceis de se obter) e cenário 2 (metas mais complexas de se obter), para processamento da PLI e SA. Os resultados obtidos pela PLI, utilizando a estratégia *Makespan*, indicaram uma redução de 5 semanas no tempo final do projeto, quando comparado com a função contendo apenas a redução de custos, porém, com um aumento de 7,6% no custo total do projeto. A metaheurística ficou a 0,3 % acima do valor ótimo, considerando a função de custo no cenário 1 para a redução dos custos das atividades. Já para o cenário 2, a metaheurística foi eficiente na resolução do problema, no qual a programação linear inteira não obteve solução em tempo computacional viável, consumindo apenas 42 segundos de processamento por repetição.

Palavras-chave: *Makespan*. Custo. Otimização de recurso.

1 INTRODUÇÃO

O planejamento florestal, devido ao alto número de variáveis envolvidas, como variações no clima e mercado, é complexo, o que inviabiliza a sua utilização de maneira empírica por parte do gestor florestal. Assim, a utilização de técnicas buscando facilitar a tomada de decisão, é fundamental para que se possa alocar recurso de maneira otimizada, visando a sustentabilidade do empreendimento (NASCIMENTO, 2010).

Dykstra (1984) afirma que o planejamento em nível operacional é tão complexo, que soluções baseadas em processos empíricos, sem levar em conta os diferentes cenários, não são capazes, na grande maioria das vezes, de gerar informações que possam auxiliar no processo da tomada da melhor solução. Logo, torna-se importante a utilização de soluções obtidas por processos matemáticos, como programação linear inteira (PLI), em casos onde é necessário que as variáveis de decisão assumam valores inteiros. Mas, quando o problema florestal apresenta característica combinatorial, com elevado número de variáveis de decisão, o tempo computacional exigido por esses métodos é elevado, o que os tornam inviáveis na maioria das vezes.

Segundo Golbard e Luna (2000), uma alternativa para resolução desses problemas é a utilização de técnicas conhecidas como metaheurísticas, no qual é possível encontrar boas soluções utilizando um razoável esforço computacional.

O ponto negativo é que os métodos heurísticos não podem garantir que a solução encontrada seja a solução ótima para o problema em

questão, porém, oferece soluções boas, para problemas de grandes dimensões e com baixo custo computacional (IGNÍZIO; CAVALIER, 1994).

Por volta das décadas de 80 e 90, diversas heurísticas e metaheurísticas foram desenvolvidas, para obtenção de soluções factíveis aos mais diversos problemas, em tempo computacional viável. Entre elas, é possível citar as técnicas conhecidas como *simulated annealing* (SA), algoritmo genético (AG) dentre outras (HERRMAN, 2006).

A metaheurística *simulated annealing* foi inspirada na têmpera, na qual simula um processo de esfriamento do metal até uma estrutura cristalina, com o mínimo de energia chamado de processo de recozimento, com o propósito de evitar a formação de defeitos no metal. A finalidade é minimizar a energia do sistema durante a redução de temperatura (LAARHOVEN; AARTS, 1987).

Os autores Suman e Kumar (2006) afirmam que essa metaheurística é robusta e compacta, apresentando excelentes soluções para os mais diversos problemas, com tempo computacional viável.

Assim, o objetivo desse trabalho foi testar duas estratégias diferentes de otimização, que foram caracterizadas pela necessidade de minimizar o custo total ou o tempo do término das atividades (*Makespan*) do projeto, e comparar também, a eficácia da metaheurística *simulated annealing* com o método exato de programação linear inteira, para a redução dos custos operacionais das atividades silviculturais.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Área de estudos e problema abordado

A área de estudo compreende um hipotético projeto florestal simulado, com 25 talhões, sendo desenvolvido para os testes da metaheurística. Os talhões simulados possuíam áreas que variam de 15 a 60 hectares, além disso, foram consideradas sete atividades silviculturais a serem realizadas em todos os talhões, conforme descritas: *A* - 1º Combate Manual às Formigas (Localizado); *B* - 2º Combate Manual às Formigas (Sistemático); *C* - Subsolação Mecanizada com Adubação; *D*- Plantio Manual; *E*- Irrigação; *F*- Adubação Manual com NPK; *G*- Controle às Formigas (Manutenção).

Entre essas atividades existe uma relação de interdependência, ao qual se a atividade *A* for realizada em um talhão qualquer, todas as subsequentes devem ser realizadas segundo a sua ordem hierárquica predefinida. Além disso, se fez necessário respeitar um tempo de intervalo entre o término de uma atividade e o início da atividade subsequente. A Tabela 1 representa a relação entre as sete atividades, considerando um horizonte de planejamento de 35 semanas, respeitando as relações de dependência impostas e os intervalos de tempo recomendados entre as atividades.

Tabela 1 Resumo das atividades silviculturais aplicadas com a relação entre as mesmas

ATIVIDADES	INICÍO	FIM	ATIVIDADE POSTERIOR	
			DEPENDÊNCIA	TEMPO
<i>A</i> - Combate Manual às Formigas (Localizado)	1	12	-	-
<i>B</i> - 2º Combate Manual às Formigas (Sistemático)	4	15	<i>A</i>	2
<i>C</i> - Subsolagem Mecanizada com Adubação	8	19	<i>B</i>	3
<i>D</i> - Plantio Manual	11	22	<i>C</i>	2
<i>E</i> - Irrigação	12	23	<i>D</i>	0
<i>F</i> - Adubação Manual com NPK	13	24	<i>E</i>	0
<i>G</i> - Controle às Formigas (Manutenção)	24	35	<i>F</i>	10

Para a realização das atividades programadas, foram simuladas a utilização de diferentes conjuntos de equipes, contando com variações no rendimento e número de ajudantes. A Tabela 2 representa os diferentes tipos de equipes possíveis com o número de ajudantes, rendimentos e custos por atividade. Foram consideradas seis horas efetivas de trabalho por dia, e cinco dias úteis de trabalho na semana, sem a existência de feriados durante as 35 semanas do HP.

Tabela 2 Atividades silviculturais com suas diferentes formações de equipes e rendimentos

ATIVIDADE	EQUIPE	MDO (Unidade)	MAQUINA (Unidade)	RENDIMENTO (ha/hora)	CUSTO (R\$/ha)
A	1	13	0	2,36	200
A	2	15	0	2,73	230
A	3	18	0	3,27	276
B	1	13	0	4,73	100
B	2	15	0	5,45	115
B	3	18	0	6,54	138
C	1	3	1	1,52	87
C	2	4	1	2,02	116
D	1	11	0	1,43	237
D	2	12	0	1,56	258
E	1	6	0	1,36	92
F	1	19	0	4,32	237
G	1	13	0	8,12	58
G	2	15	0	9,38	67

2.2 Modelo matemático

O problema abordado foi caracterizado pela necessidade de minimizar o custo total de execução da atividade (R\$) – equação (1) ou o tempo do término das atividades (*Makespan*) pela equação 2, representando assim, duas funções objetivos distintas e exclusivas no processamento. A função objetivo e restrições são resultantes da utilização de diferentes formações de equipes (k), para a realização das atividades silviculturais (j), nos diferentes talhões (i), ao longo do período viável (l) de realização de cada atividade. As restrições aplicadas ao modelo foram a de recurso renovável (11), evitando utilizar mais recursos

que os disponíveis para cada atividade, a de dependência entre as atividades (12), assegurando que quando aplicada a primeira atividade ao talhão, todas as outras devem ser aplicadas respeitando as relações de interdependência entre as mesmas, e o tempo de intervalo entre as atividades, considerando a semana de término de uma certa atividade e semana de início da próxima atividade integridade (13), que evita que mais de uma equipe realize a mesma atividade em um certo talhão, e pôr fim, a binária (14) que ativa ou desativa uma certa variável de decisão.

$$\text{F1: Minimizar custo} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_{ei}} \sum_{k=1}^{O_{ej}} \sum_{l=1}^{P_{ej}} c_{ijkl} x_{ijkl} \quad (1)$$

$$\text{F2: Minimizar makespan} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_{ej}} \sum_{k=1}^{O_{ej}} \sum_{l=1}^{P_{ej}} c_{ijkl} x_{ijkl} \quad (2)$$

Sujeito a

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_{ei}} \sum_{k=1}^{O_{ej}} t_{ijkl} x_{ijkl} \leq RD_l ; \forall_{l \in i} ; \forall v \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{O_{ej}} x_{ij_a k l} = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{O_{ej}} x_{ij_s k (l+t)} ; \forall_{l \in g} ; t \in j ; d_s \in j_a ; \forall_j \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_{ei}} \sum_{k=1}^{O_{ej}} \sum_{l=1}^{P_{ej}} x_{ijkl} = 1 \quad (5)$$

$$x_{ijkl} \in \{0,1\} \quad (6)$$

Sendo: M – número total de talhões disponíveis no projeto florestal; N – número total de atividades silviculturais; O – número total de equipes disponíveis para a realização das atividades; P – número total de períodos viáveis de ocorrência das atividades; x_{ijkl} – variável de decisão contínua identificando qual talhão i, a ser realizada a atividade j pela equipe k durante o período t; c_{ijkl} – valor do custo, em reais por hectare, da atividade j quando realizada pela equipe k no talhão i durante o período l; g - tempo previsto para o término da atividade antecessora j_a; v - tipo de recurso renovável, mão de obra e máquina; RD – Recursos disponíveis.

2.3 Métodos de resolução

Para a resolução do problema, foram utilizadas duas estratégias, a programação linear inteira, onde é possível obter o ótimo para o problema e a metaheurística *simulated annealing*.

2.4 Programação linear inteira

Para a formulação e solução do problema de programação linear inteira aplicada ao planejamento silvicultural, foi utilizado o software LINGO[®] (LINDO Systems Inc), versão 13.0.2.18 de licença educacional.

2.4.1 *Simulated annealing*

A programação da metaheurística *simulated annealing*, seguiu a proposta desenvolvida por Kirkpatrick, Gellatt e Vecchi (1983), sendo implementada na linguagem de programação Visual Basic, versão 6.0 da Microsoft, e adaptada para resolver o modelo matemático descrito anteriormente.

A parametrização utilizada foi: temperatura inicial 1.000.000, percentual de busca de 10%, número de iterações 50.000, função de redução de temperatura conforme equação (7). Para cada conjunto de parâmetros foram utilizadas 50 repetições.

$$T_i = T_{i-1} \alpha^i \quad (7)$$

Devido a natureza do modelo matemático, empregou-se a estratégia de penalizar a função de avaliação, ao qual soluções que violam as restrições impostas ao problema sofrem um acréscimo no valor da sua função, na ordem de 100 vezes o desvio, desencorajando a escolha dessas soluções. As novas funções foram então, transformadas segundo as equações (8) e (7), sendo a função de custo total e *Makespan*, respectivamente.

$$custo = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N \in i} \sum_{k=1}^{O \in j} \sum_{l=1}^{P \in j} c_{ijkl} x_{ijkl} + w \sum_{l=1}^P d_c \quad (8)$$

$$makespan = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N \in i} \sum_{k=1}^{O \in j} \sum_{l=1}^{P \in j} t_{ijkl} \cdot x_{ijkl} + w \sum_{l=1}^P d_{t_f} \quad (9)$$

2.5 Cenários testados

Os dois resultados obtidos pela programação linear inteira para a redução de custo final do projeto e o *Makespan* foram comparados entre si, analisando qual o comportamento de áreas realizadas e mão de obra utilizada no decorrer do horizonte de planejamento, assim como seus valores de custo final. Após isso, os resultados também foram comparados com os obtidos pela *simulated annealing*.

Além disso, foram considerados dois níveis de dificuldades propostas de maneira a testar a metaheurísticas, chamados de cenários 1 e 2. Essas dificuldades foram geradas com a diminuição do valor RHS (*Right hand side*) em 20% da restrição de mão de obra, de maneira a deixar o recurso mão de obra mais escasso, dificultando a busca por soluções no cenário 2.

Os cenários propostos foram processados em um microcomputador com processador Intel Core i5 2,53GHz, com 6,00 GB de memória RAM e 450 GB de HD.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Ao todo foram 4.161 variáveis de decisão com 2.011 restrições. O tempo de processamento da programação linear inteira para o cenário 1 foi de aproximadamente 2 segundos para a F1. Para a F2, o tempo de processamento foi de 24 horas, que é o tempo máximo considerado para o processamento, com obtenção de solução, mas sem garantia do ótimo.

Foi gerado um gráfico comparativo representando o comportamento das mesmas com relação a mão de obra utilizada no decorrer do horizonte de planejamento, conforme representado pela Figura 1.

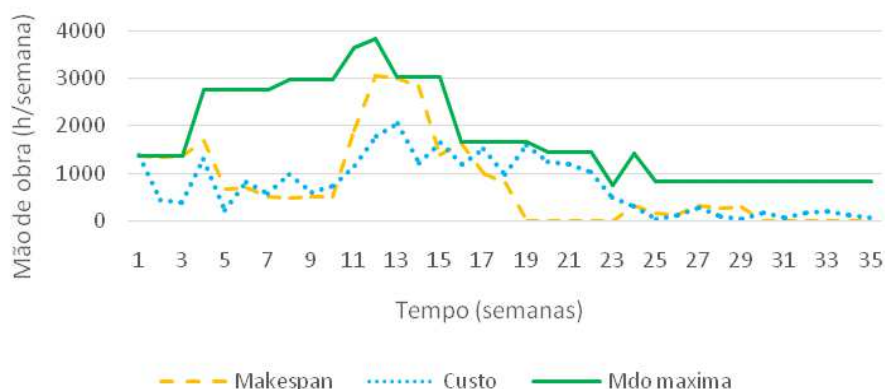


Figura 1 Gráfico com a comparação entre *Makespan* (F2) e redução de custos (F1) na PLI

Analisando o gráfico é possível observar que a F2 paralisou a execução das atividades na semana 19, isso se deve ao fato que a

atividade G (combate às formigas – Manutenção), segundo o cronograma de viabilidade e hierarquias das atividades silviculturais (Tabela 1), só pode ocorrer a partir da semana 24, sendo assim, após a finalização todas as atividades anteriores a essa, as atividades foram suspensas. Na semana 24, retornou-se às atividades e o projeto foi finalizado na semana 30, cinco semanas antes quando comparado ao modelo F1. Esse resultado aponta que o modelo foi eficaz, atingindo o objetivo de redução do tempo final do projeto para o cenário 1, caso haja a antecipação da viabilidade da atividade G, dentro do cronograma hierárquico de atividades, existe a possibilidade de uma redução maior no tempo de finalização do projeto, já que este se mostra como um ponto crítico para redução do tempo final do projeto.

O modelo F2 ocasionou um custo total de R\$ 1.006.955, comparado com o modelo visando a F1, que obteve um valor de R\$ 935.175, um acréscimo de aproximadamente 7,6% nos custos. Assim, é importante uma análise econômica verificando a viabilidade de se antecipar o final do projeto, levando em conta as despesas que essa opção acrescentaria ao preço final do projeto.

O gráfico representado na Figura 2 se trata da comparação entre as áreas realizadas em hectare, pelos métodos de minimização de F1 e F2, considerando somente a atividade de plantio, no decorrer das semanas.

É possível observar que o F2 antecipou a realização da atividade de plantio ao máximo, utilizando como estratégia, equipes com maior rendimento em alguns talhões, ocasionando assim, um custo de R\$ 219.225, aproximadamente 51 % a mais quando comparado ao F1, com um custo R\$ 144.375.

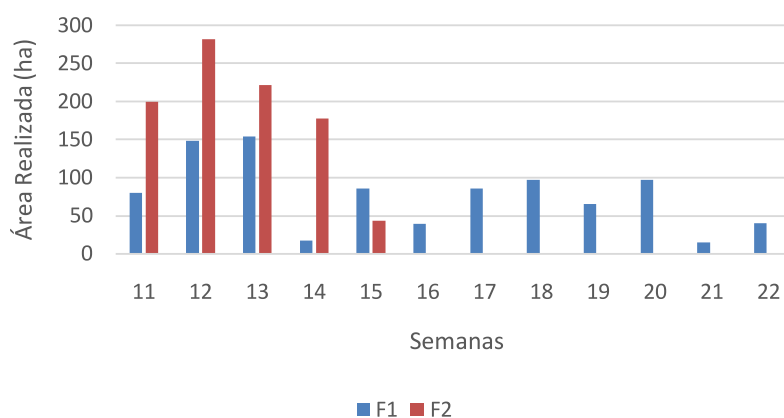


Figura 2 Área realizada na atividade de plantio pelos dois métodos testados

Para o processamento do cenário 2, não foi possível obter solução factível, após 24 horas de processamento, utilizando a programação linear inteira, tanto para F1, quanto para a F2.

Outro ponto comparado foi a utilização da metaheurística *simulated annealing*, com o objetivo de redução do F2 e F1, considerando os dois cenários testados, para posterior comparação com a programação linear inteira. O resumo dos resultados é apresentado na Tabela 3. No cenário 1, a PLI obteve o resultado ótimo em menos de 2 segundos de processamento para a F1, não justificando nesse caso, a utilização da metaheurística. Mesmo assim a metaheurística obteve um resultado de aproximadamente 0,38% acima do valor ótimo obtido pela PLI, com um tempo de processamento de em média 40 segundos para cada repetição testada. Mesmo não havendo a necessidade de utilização da metaheurística nesse caso, o resultado é excelente, e corrobora com o

obtido por Rodrigues et al. (2004) que obteve valores a 5% do valor ótimo, utilizando o SA para resolução de problemas de gerenciamento florestal com restrições de integridade. Com relação ao F2, a metaheurística foi mais eficiente, com um valor médio de 40 segundos por repetição, quando comparado a PLI com 24 horas de processamento sem a garantia do ótimo. O valor da função obtida pela metaheurística foi melhor do que o encontrado pela PLI em 2,7% sem a garantia do ótimo, já que o algoritmo *branch and bound*, ainda continuava a procurar melhores soluções após 24 horas de processamento. O resultado obtido pode ser considerado um avanço, mostrando o poder dos métodos alternativos na busca de soluções para problemas complexos.

Tabela 3 Tabela comparativa entre programação linear inteira e *simulated annealing*

Cenários	Métodos	Função objetivo 1 (Custo)		Função objetivo 2 (<i>Makespan</i>)	
		Custo (R\$)	Tempo (s)	Custo (R\$)	Tempo (s)
1	PLI	935.175	1	1.006.955	86400*
	SA	938.770 ^A	40	979.690 ^A	40
2	PLI	**	**	**	**
	SA	939.100 ^A	42	963.685 ^A	50

** não obtenção de solução factível no tempo de 24 horas de processamento; * O valor representa uma solução factível, que pode ou não ser o valor da melhor solução. O valor de tempo de processamento da SA indica um valor médio por repetição.

A – valor obtido desconsiderando as penalidades no valor da função.

Os gráficos na Figura 3 representam a distribuição de área e mão de obra ao longo do horizonte de planejamento comparando a

metaheurística com a programação linear inteira. Por meio dos Gráficos A e B, é possível observar que para a redução de F1, a realização das áreas no decorrer das semanas, foi semelhante com o obtido pela PLI.

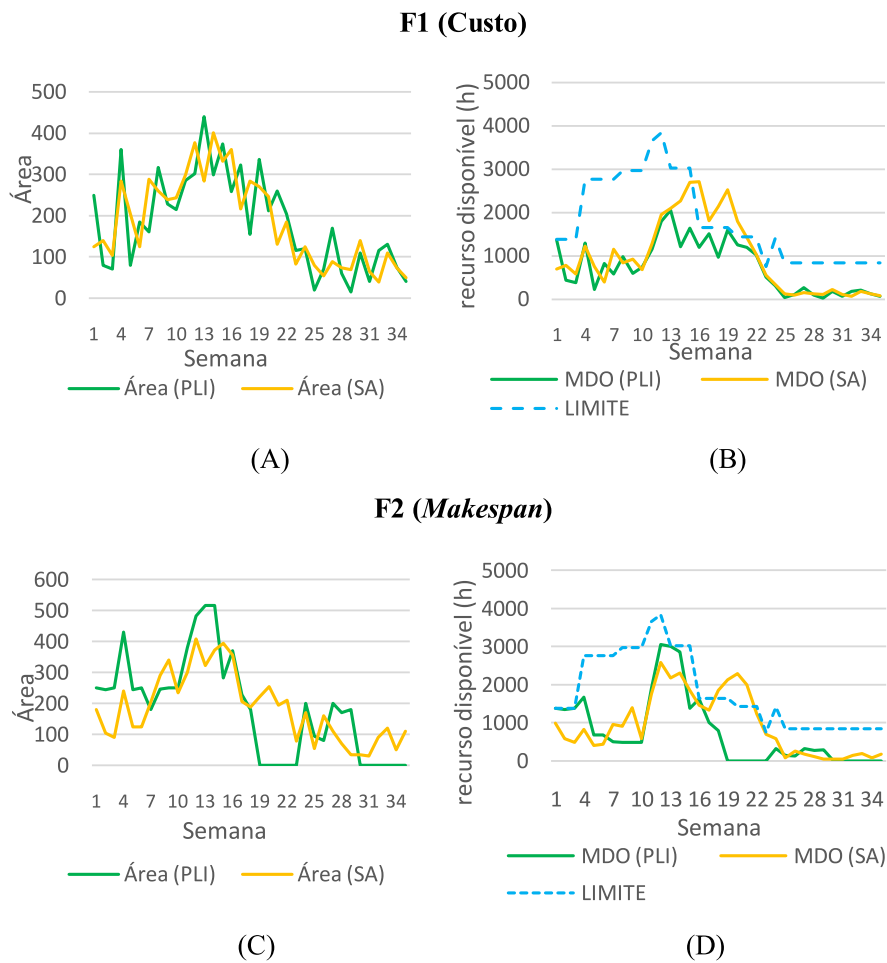


Figura 3 Gráficos representando a distribuição de área executada por unidade de tempo e hora empregada do recurso mão de obra para o problema com solução (cenário 1)

Já para redução da F2 (Figura 3 C e D), houve uma diferença significativa na forma das curvas quando comparado com PLI. Com relação a mão de obra, fica claro nas Figuras 3 B e D, tanto para o F2 quanto para a F1, que a metaheurística em alguns pontos, superou a mão de obra máxima permitida, indicando a importância de um estudo para determinação de valores ideais de penalidades na função objetivo, buscando eliminar esse problema.

Utilizando o cenário 2, a programação linear inteira não obteve resultados, considerando o tempo de processamento máximo de 24 horas. Assim, para esses casos justifica-se a utilização da metaheurística que obteve resultado factível, com em média 42 segundos por repetição, para a redução dos custos (F1) e 50 segundos para o (F2).

Logo, não foi possível a comparação da qualidade da solução da metaheurística em relação ao método exato PLI. Esses resultados vão ao encontro com as afirmativas descritas por Suman e Kumar (2006) que essa metaheurística é robusta apresentando boas soluções para os mais diversos problemas, com tempo computacional viável.

Gomide, Arce e Silva (2013) em seu trabalho comparando a SA com a programação linear inteira para o agendamento da colheita com restrição de adjacência, afirma que a complexidade do problema afeta diretamente na qualidade da solução obtida, em comparação ao modelo de programação linear PLI.

4 CONCLUSÕES

- a) A função que representa a F2 foi capaz de reduzir em 5 semanas o término do projeto, porém, aumentando o custo em 7,6%, quando comparado com a função de custo.
- b) A metaheurística SA ficou a 0,38% do valor ótimo encontrado pela PLI no cenário 1.
- c) A metaheurística foi eficiente para resolução do problema com o cenário 2, onde a programação linear inteira não obteve solução.
- d) Estudos sobre o valor da penalidade e seus efeitos, definindo seus valores ideais, podem contribuir para a qualidade da solução final.

**Comparative analysis between simulated annealing metaheuristics
and integer linear programming in silviculture project programming**

ABSTRACT

Silviculture is the science responsible for the implementation and regeneration of forest plantations, in which it allows the meeting of wood market demands. However, in order to obtain success, the adequate planning in the many phases of the process is important. Thus, the use of advanced mathematical techniques, both during the activities and during planning, is essential to reduce costs, becoming a competitive company within the forestry sector. In this work, we aimed at evaluating the integer linear programming in resolving silviculture activity planning, using cost reduction strategies of silvicultural activities and the reduction of final time of the project (*Makespan*), also evaluating the performance of *simulated annealing* (SA) metaheuristics compared to the exact method. The study area was simulated with 25 plots in which 7 programmed silvicultural activities must be performed. We considered two different scenarios, scenario 1 (targets easier to obtain) and scenario 2 (targets more complex to obtain), to process the ILP and SA. The results obtained by ILP using *Makespan* strategy showed a reduction of 5 weeks in the project final time when compared to the function containing only costs reduction, however, with an increase of 7.6% in project total costs. The metaheuristic was 0.3% above the optimum value, considering the cost function in scenario 1 for the reduction of activity costs. For scenario 2, the metaheuristic was efficient in solving the issue, in which the integer linear programming showed no viable solution in computational time, consuming only 42 seconds of processing by replicate.

Keywords: *Makespan*. Cost. Resource optimization.

REFERÊNCIAS

DYKSTRA, D. P. **Mathematical programming for natural resource management**. New York: McGraw Hill Book, 1984.

GOLDBARG, M. C.; LUNA, H. P. L. **Otimização combinatória e programação linear: modelos e algoritmos**. Rio de Janeiro: Campus, 2000.

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

HERRMAN, J. W. A history of production scheduling. In: HERRMAN, J. W. (Ed.). **Handbook of production scheduling**. New York: Springer, 2006. p. 1-22.

IGNÍZIO, J. P.; CAVALIER, T. M. **Linear programming**. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1994.

KIRKPATRICK, S.; GELLATT, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by *simulated annealing*. **Science**, The Hague, v. 220, n. 4598, p. 671-680, 1983.

LAARHOVEN, P. J. V.; AARTS, E. H. **Simulates annealing: theory and applications**. Dordrecht: Springer Science & Business Media, 1987.

NASCIMENTO, F. A. F. **Modelagem biométrica e planejamento florestal otimizado utilizando a meta-heurística enxame de partículas**. 2010. 99 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Estadual do Centro-Oeste, Riozinho, 2010.

RODRIGUES, F. L. et al. Metaheurística *simulated annealing* para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Árvore**, Viçosa, v. 28, n. 2, p. 233-245, mar./abr. 2004.

SUMAN, B.; KUMAR, P. A survey of *simulated annealing* as a tool for single and multiobjective optimization. **Journal of the Operational Research Society**, Oxford, v. 57, n. 10, p. 1143-1160, Oct. 2006.