

CARLOS ALBERTO ARAÚJO JÚNIOR

**SIMULAÇÃO MULTIAGENTES APLICADA AO PLANEJAMENTO DA
PRODUÇÃO FLORESTAL SUSTENTÁVEL**

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

VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2012

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

A663s
2012

Araújo Júnior, Carlos Alberto, 1987-
Simulação multiagentes aplicada ao planejamento da
produção florestal sustentável / Carlos Alberto Araújo Júnior.
– Viçosa, MG, 2012.
x, 75f. : il. ; 29cm.

Orientador: Helio Garcia Leite.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.
Inclui bibliografia.

1. Florestas - Administração. 2. Florestas - Aspectos
econômicos. 3. Inteligência artificial. 4. Florestas - Medição.
5. Eucalipto. I. Universidade Federal de Viçosa. II. Título.

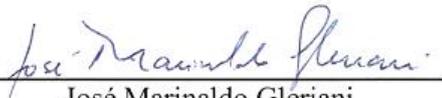
CDO adapt. CDD. 634.961

CARLOS ALBERTO ARAÚJO JÚNIOR

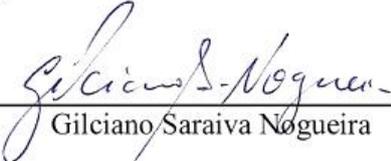
**SIMULAÇÃO MULTIAGENTES APLICADA AO PLANEJAMENTO DA
PRODUÇÃO FLORESTAL SUSTENTÁVEL**

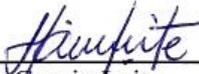
Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 13 de fevereiro de 2012.


José Marinaldo Gleriani
(Coorientador)


Carlos Antônio Álvares Soares Ribeiro


Gilciano Saraiva Nogueira


Helio Garcia Leite
(Orientador)

À Deus,

A meus pais, Carlos e Cibele,

A minhas irmãs, Samantha, Letícia e Ana Clara,

Aos meus familiares e amigos,

Ao mestres.

DEDICO

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pela oportunidade da vida e pelo conforto nos momentos de dificuldades.

Aos meus pais, Carlos e Cibele, e minhas irmãs, Ana Clara, Letícia e Samantha, agradeço pelo companheirismo, pelos conselhos e pelo patrocínio.

À Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, nas pessoas dos professores Giciano Saraiva Nogueira, Marcio Leles Romarco Oliveira e Israel Marinho Pereira, pela base de conhecimento e orientações proferidas.

À Universidade Federal de Viçosa, pelo acolhimento e oportunidade de desenvolvimento do mestrado.

Ao CNPq, pelo financiamento do estudo.

Ao professor Helio Garcia Leite, um agradecimento especial pela oportunidade, pelos desafios, pela confiança no trabalho e pelos conselhos, mesmo que implícitos, acerca da vida pessoal e profissional.

À ArcelorMittal BioFlorestas, pelo reconhecimento dos trabalhos realizados e pelas oportunidades de aprendizado.

Ao Daniel Binoti pelo incentivo e desafios da simulação multiagente e ao Renato Castro pelo auxílio e pelos debates acerca de mensuração e modelagem florestal.

Aos amigos do mestrado, do manejo e da república, pelo companheirismo.

BIOGRAFIA

Carlos Alberto Araújo Júnior, filho de Carlos Alberto Araújo e Cibele de Lourdes Oliveira Araújo, nasceu em 4 de janeiro de 1987 no município de Diamantina, Minas Gerais.

Viveu por 10 anos em Senador Modestino Gonçalves, Minas Gerais, e por mais 8 anos em Mucuri, Bahia.

Em março de 2005 ingressou no curso de Engenharia Florestal na Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, vindo a colar grau em julho de 2009.

Em janeiro de 2010 ingressou no Programa de Mestrado em Ciência Florestal na Universidade Federal de Viçosa, submetendo-se à defesa da dissertação em 14 de fevereiro de 2012.

SUMÁRIO

RESUMO	vii
ABSTRACT	ix
INTRODUÇÃO	1
CAPÍTULO I.....	3
SISTEMAS MULTIAGENTES E POSSIBILIDADES DE APLICAÇÕES EM PLANEJAMENTO FLORESTAL E OUTRAS ÁREAS DA CIÊNCIA FLORESTAL	3
INTRODUÇÃO.....	3
PLANEJAMENTO FLORESTAL.....	5
SISTEMAS MULTIAGENTES	10
Arquitetura de Agentes	11
Ambiente de Tarefas	14
Comunicação entre agentes	15
APLICAÇÕES DE SMA NO ÂMBITO FLORESTAL	16
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	19
CAPÍTULO II	24
UM SISTEMA MULTIAGENTES PARA SIMULAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE LONGO PRAZO DE UMA EMPRESA FLORESTAL	24
INTRODUÇÃO.....	24
MATERIAL E MÉTODOS.....	27
Dados	27
Problema de planejamento florestal.....	35
RESULTADOS	36
DISCUSSÃO E CONCLUSÕES	45
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	48
CAPÍTULO III.....	52

UM SISTEMA MULTIAGENTES PARA O PLANEJAMENTO ANUAL DA COLHEITA FLORESTAL	52
INTRODUÇÃO.....	52
Dados	54
Sistema Multiagentes	55
DISCUSSÃO E CONCLUSOES	71
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	73
CONCLUSÕES GERAIS	75

RESUMO

ARAÚJO JÚNIOR, Carlos Alberto, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2012. **Simulação multiagentes aplicada ao planejamento da produção florestal sustentável.** Orientador: Helio Garcia Leite. Coorientador: José Marinaldo Gleriani.

O presente trabalho objetivou avaliar a aplicação do paradigma da Inteligência Artificial Distribuída em problemas de manejo florestal. Para isso, foram desenvolvidos dois Sistemas Multiagentes: um para o planejamento de longo prazo de um empreendimento florestal (i) e outro para seqüenciamento da colheita no intervalo de um ano (ii). Para o SMA i, foram modelados três tipos de agentes: agente de colheita, agente de inventário e agente de controladoria. O ambiente considerado foi uma empresa florestal com 120 talhões em área igual a 4.269,29 ha. Os agentes atuaram de maneira sincronizada no ambiente buscando atingir o objetivo global do sistema que foi determinar a seqüência de colheita anual que retornasse maior valor presente líquido. Foram consideradas restrições de integridade dos talhões, demandas mínima e máxima, áreas mínima e máxima manejadas anualmente e colheita com prioridade para florestas mais velhas. O SMA foi capaz de gerar cenários viáveis e avaliar qual destes era a melhor solução. O SMA ii considerou a modelagem de três tipos de agentes: agente de cadastro, agente de colheita e agente de controle. O foco do SMA ii foi gerar planos que indicassem os talhões a serem colhidos em cada mês no horizonte de planejamento de um ano. Foram consideradas as restrições de variação na produção mensal menor que 10% e variação na densidade média da madeira entregue na unidade de processamento inferior a 5%. Para este SMA avaliou-se o comportamento do mesmo em duas situações. Na primeira situação o agente de colheita possuía um direcionamento para

seqüenciamento de fazendas a serem manejadas e na segunda situação esse conhecimento foi-lhe retirado. O SMA ii foi capaz de gerar cenários de corte que atendessem às restrições estabelecidas. O aumento do grau de conhecimento do agente de colheita em relação à seqüência de fazendas para deslocamento da frente de colheita melhorou o desempenho do sistema. Concluiu-se que Sistemas Multiagentes podem ser utilizados como ferramenta para o ordenamento da produção florestal de longo e curto prazos.

ABSTRACT

ARAÚJO JÚNIOR, Carlos Alberto, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2012. **Multi-agent simulation applied to the planning of the sustainable forest production.** Adviser: Helio Garcia Leite. Co-Adviser: José Marinaldo Gleriani.

This study aimed to evaluate the application of the paradigm of Distributed Artificial Intelligence in forest management problems. For this, we developed two Multi-Agent Systems: one for the long-term planning of a forest schedule (i) and other for the harvester planning in one year (ii). For the MAS (i) were modeled three types of agents: harvest agent, inventory agent and control agent. The environment was a forest company with 120 stands in area equal to 4.269,29 ha. The agents acted in synchrony in the environment trying to achieve the overall goal of the system, that was to determine the sequence of annual harvest to return higher net present value. We considered constraints about integrity of stands, minimum and maximum wood's demands, minimum and maximum areas managed and harvested annually with priority given to older forests. The MAS was able to generate feasible scenarios and evaluate which of these was the best solution. The MAS (ii) considered the modeling of three kinds of agents: registration agent, harvest agent and control agent. The focus of MAS (ii) was to generate plans that indicate the stands to be harvested in each month in the planning horizon of one year. Were consider the restrictions of variation in monthly production that were less than 10% and variation in the average density of the wood delivered to the processing unit less than 5%. For this MAS was assessed the behavior of the same in both situations. In the first case the agent had a collection drive for sequencing of farms to be managed and in the second situation this knowledge was stripped. The MAS was able to generate cutting scenarios that met the restrictions. Increasing the degree of knowledge of the agent in relation to

farms sequence for moving the harvest module increased the system performance. It was concluded that Multiagent Systems can be used as a tool to plan the production of forest in long and medium term.

INTRODUÇÃO

Este estudo compreende a investigação e proposição de uma nova abordagem para o problema de ordenamento da produção madeireira em um empreendimento florestal.

As pesquisas envolvendo o seqüenciamento de plantio, colheita e transporte florestal para abastecimento de uma indústria, seja ela de celulose, chapas, carvão ou processamento de toras, se assemelham bastante ao que a administração entende como controle da cadeia de suprimento. Nestas cadeias, o objetivo é fazer com que os recursos, geralmente escassos, sejam alocados de maneira dinâmica e otimizada. Também compreende a entrada de insumos na indústria, o processamento dos mesmos e a entrega aos mercados consumidores.

O setor florestal, não funciona de maneira distinta: as fábricas funcionam como os centros consumidores, as florestas como centros fornecedores e os insumos aplicados nos povoamentos tem a função de formação do produto final. Para fazer com que toda a produção seja escoada, tornam-se necessárias as informações oriundas de diferentes setores, tais como as coordenações de silvicultura, inventário, colheita, transporte, controladoria e administração.

Em cada uma dessas áreas, pode-se identificar diferentes profissionais, cada um com seus objetivos e metas, interagindo em um ambiente social de maneira a conduzir o negócio florestal para um objetivo comum que é o de fornecimento de madeira a custo baixo e com elevada qualidade.

Considerando a complexidade do sistema produtivo florestal, tem-se que ferramentas robustas são necessárias para melhor gerenciamento do mesmo. Nesse sentido, ganha força a utilização de técnicas e desenvolvimentos oriundos de outras

áreas do conhecimento, tais como administração, engenharia de produção e ciência da computação, com destaque para a inteligência artificial.

Uma área da inteligência artificial, denominada Inteligência Artificial Distribuída (IAD), é a que se dedica a solução de problemas complexos, os quais podem ser tratados a partir da subdivisão dos mesmos em sub-problemas, de maneira a encontrar a melhor resolução possível para cada um deles.

Assim, o foco deste trabalho é tratar o problema de regulação florestal sob a ótica da IAD, por meio de um Sistema Multiagentes (SMA). A dissertação é dividida em três capítulos. O primeiro é uma revisão de literatura acerca de planejamento florestal e sistemas multiagentes. O capítulo 2 demonstra o SMA desenvolvido para solucionar um problema de ordenamento florestal com foco no planejamento de longo prazo. O capítulo 3 utiliza um SMA para solucionar o problema de sequenciamento da colheita florestal no horizonte de um ano de planejamento.

CAPÍTULO I

SISTEMAS MULTIAGENTES E POSSIBILIDADES DE APLICAÇÕES EM PLANEJAMENTO FLORESTAL E OUTRAS ÁREAS DA CIÊNCIA FLORESTAL

INTRODUÇÃO

A crescente demanda por produtos florestais associada à escassez dos mesmos faz com que o manejador procure planejar a produção florestal de forma mais eficaz. A regulação florestal é então almejada de maneira a proporcionar um fluxo contínuo de matéria prima das florestas para as indústrias e, ou, centros consumidores. No entanto, uma floresta regulada está sujeita a diversas restrições de manejo, tais como: fornecer produtos que atendam às especificações de mercado e em quantidades que oscilem dentro de um limite determinado; ser compatível com a disponibilidade de capital financeiro e intelectual; garantir um emprego regular da mão-de-obra; e apresentar um custo mínimo ou um retorno máximo dentro de um horizonte de planejamento (RODRIGUES, 1996). Ainda, o gerenciamento deve preocupar-se com restrições de cunho ambiental, tal como a imposição de que os cortes não sejam efetuados em extensas áreas contínuas em um mesmo período (restrição de adjacência), o que beneficia a fauna local, a produção de água e minimiza os impactos visuais causados pela atividade de colheita e também com questões de ordem social.

Cada vez mais se torna necessário utilizar ferramentas para auxiliar no direcionamento das decisões para que o empreendimento florestal seja sustentável. As técnicas mais utilizadas para suporte à decisão em problemas de gerenciamento florestal são: programação linear (PL) e programação inteira (PI), programação de múltiplos objetivos (PMO), programação dinâmica (PD) e simulação. No entanto, tais ferramentas se mostram limitadas à medida que as restrições impostas tornam-se mais complexas, principalmente diante das preocupações com o uso mais adequado dos recursos florestais (RODRIGUES, 2001). Um exemplo é a introdução da restrição de singularidade, que impõem a condição de que mais de um regime de manejo não seja aplicado em uma mesma unidade de manejo, que resulta em problemas de natureza combinatória cuja resolução é mais trabalhosa, exigindo elevado custo computacional, como sugerem Baskent (2001) e Fernandes et al. (2009).

Novas abordagens para solucionar problemas clássicos de manejo florestal têm sido apresentadas, principalmente, pela utilização de técnicas e algoritmos denominados de heurísticos ou aproximativos, destacando-se Algoritmos Genéticos (Rodrigues et al. (2004a) e Gomide et al. (2009)), Redes Neurais Artificiais (Gorgens et al. (2009) e Silva et al. (2009)), Lógica Nebulosa (Stolle (2008)), Autômatos Celulares (Lanzer (2004)), Busca Tabu (Rodrigues et al. (2003)) e Simulated Annealing (Rodrigues et al., (2004b)), dentre outros. Os mesmos fazem parte de um ramo da computação matemática denominado Inteligência Artificial (IA).

Um campo da IA com destaque nos últimos anos é a Inteligência Artificial Distribuída (IAD), a qual se preocupa com a divisão do problema em partes (agentes) capazes de interagir e buscar soluções individuais que concorram para uma melhor solução do todo. A base filosófica da IAD é o comportamento social, ou seja, os vários agentes atuando em um determinado ambiente, seguindo regras e metas e interagindo entre si. A Inteligência Artificial Distribuída vem sendo utilizada em diversos trabalhos de gerenciamento e ordenação da produção por meio de Sistemas Multi-Agentes (SMA) (Fiorilli (2007), Viegas (1998), Bastos (1998) e Ogliari et al. (2005)), principalmente pelo fato de que cada processo de uma cadeia de suprimento pode ser modelado como um agente, cada um com suas regras de decisão (FERREIRA, 2009).

Em ciências florestais, o uso de ferramentas de Inteligência Artificial Distribuída é ainda bastante incipiente, havendo possibilidade de desenvolvimento de estudos para aplicação nos mais variados tipos de problemas de manejo florestal, como: prognose da produção, modelagem em nível de árvore individual, definição exata das unidades de manejo em função de atributos do povoamento, quantificação de volume individual por meio de métodos não destrutivos e planejamento da produção florestal.

PLANEJAMENTO FLORESTAL

O planejamento de um empreendimento de base florestal possui princípios semelhantes aos que compõem qualquer outro investimento, no entanto com a marcante diferença em função do horizonte de atuação para o qual as decisões são tomadas. Por se tratar de um setor cuja matéria prima tem um período de maturação relativamente longo, as ações planejadas nem sempre são aquelas posteriormente executadas.

Apesar de ter evoluído consideravelmente com o advento da informática, o planejamento florestal ainda engloba uma série de questionamentos que vem desde sua origem, dentre os quais destacam-se: quanto, quando, como e onde plantar, colher, conduzir e/ou transportar, sempre buscando a maximização das receitas geradas ou minimização dos custos em determinado horizonte de produção.

Segundo Jennings (1996), de maneira geral, as empresas são identificadas pelos seguintes aspectos: gastam esforços de maneira a maximizar o lucro do empreendimento; possuem atividades descentralizadas, com grupos de gestão com certa autonomia; há um paralelismo (em temporalidade) natural entre as atividades; existem objetivos globais cujos grupos devem seguir; e o planejamento das atividades é sensível à alterações que ocorram durante o horizonte adotado.

Todas essas constatações podem ser aplicadas ao empreendimento florestal, uma vez que a grande maioria dos trabalhos encontrados na literatura foca na busca de uma solução ótima com objetivo de maximização de alguma medida de viabilidade econômica do projeto. Pode-se, também, distinguir distintos grupos

dentro da organização, representando diferentes áreas do processo de produção de madeira (silvicultura, inventário, planejamento, colheita e transporte), cada um com suas próprias metas, mas com o objetivo de atender a premissa da viabilidade econômica. O paralelismo entre as atividades pode ser representado pela própria estrutura de idades de um povoamento florestal, no qual se espera encontrar desde áreas sem plantio até áreas com idade acima da ideal para colheita, cada uma com suas respectivas atividades, referentes a cada grupo dentro da organização.

De acordo com Bastos (1998), as decisões envolvidas no planejamento são tomadas de modo descentralizado e distribuídas entre as entidades executoras, tornando o sistema susceptível a dificuldades em relação à aplicação das metas estipuladas. Analogamente ao caso florestal, o chamado chão de fábrica é conhecido pela grande ocorrência de eventos aleatórios, o que requer um planejamento que trate de tais situações. Assim, o ordenamento da produção florestal requer a avaliação de diferentes cursos de ação que compõem o horizonte de planejamento (RODRIGUES, 2001)

O planejamento pode ser visto sob três enfoques, em função do horizonte determinado: planejamento de longo prazo (estratégico), planejamento de médio prazo (tático) e planejamento de curto prazo (operacional). O que varia entre os mesmos é o período considerado para análise e o grau de detalhamento dos mesmos (BASTOS, 1998).

Em cada um destes, é preciso que a tomada de decisão seja facilitada e que os impactos possam ser percebidos nas diferentes esferas do planejamento. Também, é preciso que as decisões sejam definidas a partir do conhecimento das repostas para questionamentos gerais, tais como (FERREIRA, 2009):

- qual a quantidade a ser produzida?
- qual a quantidade de produtos deve permanecer como estoque?
- qual a localização das unidades produtivas?
- como será organizado o transporte de materiais?

Doumeingts (1992) citado por Bastos (1998) mencionou que a qualidade do planejamento está associada à sincronização dos produtos oferecidos, à

disponibilidade dos recursos utilizados e que os materiais utilizados no processo estejam disponíveis sempre que necessários.

Bastos (1998) destacou ainda que recursos ociosos imobilizam capital e geram custos desnecessários em uma empresa. Dessa maneira, e em correspondência ao setor florestal, não faz sentido que um esquema de planejamento permita uma variação grande na produção anual, de maneira que caldeiras de cozimento de cavacos, serras para laminação ou fornos para produção de carvão, fiquem inutilizados por certo período, o que acarretaria elevação dos custos de produção.

Dessa forma, de nada adiantará que as unidades de processamento de madeira (carvoarias, fábricas de celulose ou serrarias) tenham excelência em termos operacionais se o fornecimento de madeira se tornar insuficiente ou inadequado. Assim, diante do consumidor final, o produto será penalizado pela ineficiência da cadeia produtiva (FERREIRA, 2009).

De acordo com Beamon (1999), uma cadeia de suprimento pode ser avaliada por medidas de desempenho, com três tipos mais importantes: medidas relacionadas a recursos (equipamentos, mão de obra e estoque de materiais disponíveis), medidas relacionadas a saídas (qualidade e quantidade do produto final a ser produzido) e medidas de flexibilidade (habilidade da cadeia em se adequar a flutuações da demanda).

Em planejamento florestal, há uma excessiva quantidade de variáveis envolvidas, o que demanda um modelo de planejamento no mínimo confiável (RODRIGUES, 1996). No entanto, o processo de tomada de decisão tem caminhos repetitivos e previsíveis, tornando os mesmos passíveis de serem registrados e mantidos em uma base de conhecimento (BASTOS, 1998), o que proporciona uma possibilidade de utilização de diferentes ferramentas que auxiliem o manejador a tomar sua decisão da forma mais consciente.

Tais ferramentas foram evoluindo com o passar do tempo e com o surgimento de novas teorias, as quais refinaram as técnicas tradicionais de ordenamento da produção florestal. Apesar dos refinamentos, os problemas também ganharam novas dimensões, com maior quantidade de restrições e variáveis a serem trabalhadas, necessitando de ferramentas mais flexíveis.

O ramo da ciência que mais tem contribuído para melhorias no processo de tomada de decisão é a Ciência da Computação, principalmente pelo advento dos computadores pessoais e desenvolvimento dos paradigmas da inteligência artificial.

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

O termo Inteligência Artificial (IA) foi cunhado em 1956, no entanto as pesquisas relacionadas ao tema surgiram antes mesmo do desenvolvimento dos computadores (ARTERO, 2009). O primeiro trabalho reconhecido como IA ocorreu em 1943, com a proposição de um modelo de neurônios artificiais por Warren McCulloch e Walter Pitts (RUSSEL e NORVING, 2004).

De acordo com Konar (1999), a IA pode ser definida como a *“simulação da inteligência humana em uma máquina, tornando-a eficiente para identificar e usar a parte correta do conhecimento em um dado momento para solucionar um problema”*.

Tonimoto (1995) trata a Inteligência Artificial como um campo de estudo que incorpora técnicas computacionais para realizar tarefas que aparentemente requerem inteligência quando realizadas por humanos.

Os principais campos de estudo da IA são a robótica, o processamento da linguagem natural, o reconhecimento de padrões, a visão por computador, a mineração de dados, a prova de teoremas, a simulação e os sistemas especialistas (ARTERO, 2009). Os últimos são destacados como os com maior número de aplicações em IA, uma vez que são utilizados para auxiliar a tomada de decisão em variadas áreas do conhecimento (medicina, engenharia, matemática e administração, dentre outras), exigindo um conhecimento especializado por parte do sistema desenvolvido. A Figura 1.1 mostra as diferentes áreas que se envolvem com a IA.

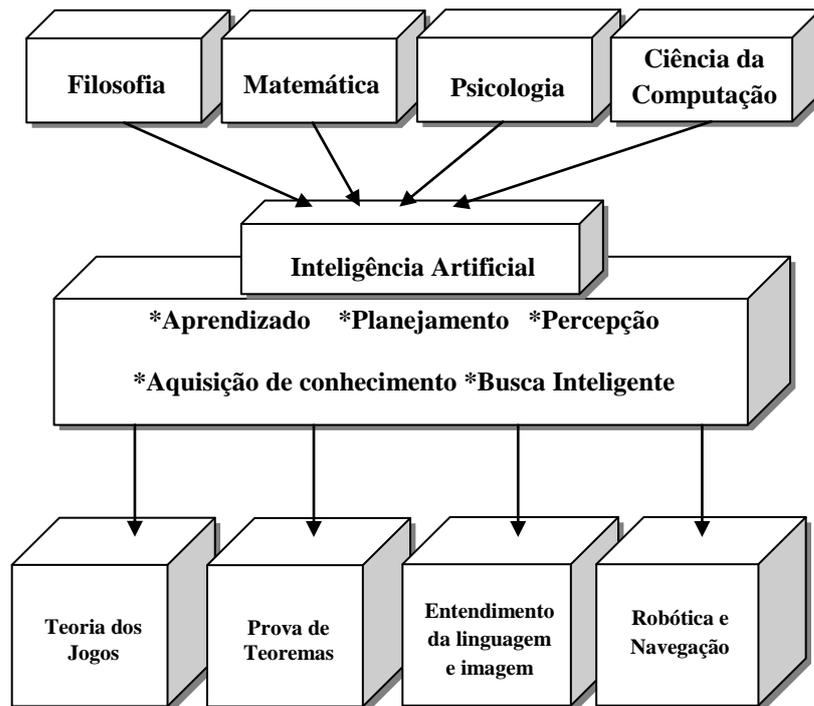


Figura 1.1. Interação entre a Inteligência Artificial e outros campos da ciência.

Adaptado de Konar (1999)

Apesar de os métodos exatos de solução de problemas de planejamento florestal apresentarem resultados consistentes e confiáveis (BINOTI, 2010), para uma série de problemas de maior complexidade, torna-se necessário que outras ferramentas, mais flexíveis, sejam utilizadas. Isso pelo fato de que os problemas considerados NP-difíceis podem apresentar grande dificuldade com relação à busca por uma solução ótima (BASKENT, 2001). Para tais situações, a busca por uma excelente solução viável pode se tornar menos onerosa para o sistema que a busca pela solução ótima. Os métodos de busca de soluções viáveis pela utilização de algoritmos iterativos são conhecidos como métodos heurísticos (BINOTI, 2010). Exemplos de meta-heurísticas utilizadas em planejamento florestal são: busca-tabu, algoritmos genéticos, simulated annealing, redes neurais artificiais.

Em um novo contexto, no qual a busca pela solução de problemas complexos passa pelo entendimento do funcionamento das partes do processo, a Inteligência Artificial Distribuída (IAD) ganha destaque. A IAD surgiu na década de 80 como um subcampo da Inteligência Artificial Clássica (SÁ, 1997) e tem como foco o estudo do comportamento social de agentes de software, promovendo interação entre os mesmos, de modo a tornar a busca pela solução menos onerosa ao sistema. O

conceito de múltiplos agentes interagindo em um ambiente é objeto de estudo de um domínio da IAD conhecido como Sistemas Multiagentes (SMA).

SISTEMAS MULTIAGENTES

Um Sistema Multiagentes (SMA) é uma comunidade de entidades autônomas que percebem, decidem e agem de acordo com seus interesses individuais, podendo também cooperar com os outros para atingir objetivos em comum (SUN, 2005).

De acordo com Purnomo et al (2005), SMA é uma disciplina emergente que é envolvida por generalidades de sistemas de suporte à decisão, teoria dos jogos e inteligência artificial. Ainda, como o próprio nome implica, SMA é uma abordagem geral que leva em conta a presença de múltiplos agentes, cada um com suas distintas visões, perspectivas e comportamentos. O estudo dos SMAs tem origem com o estudo de componentes dotados de alguma inteligência. Seus principais elementos são o agente e o ambiente (VLASSIS, 2003). Na maioria dos trabalhos encontrados na literatura, o foco da modelagem multiagentes é o próprio agente. Isso porque é nele que se encontra a decisão acerca do comportamento do sistema, sendo o ambiente apenas suporte para o funcionamento do SMA.

Agente Inteligente

Apesar de sua importância, a definição exata de um agente torna-se complexa em função de suas variadas aplicações. Não há um censo comum entre os pesquisadores, uma vez que para cada situação (classe de problemas) pode-se determinar uma nova definição para o mesmo. Apesar disso, a mais citada definição é aquela descrita por Wooldridge (2002), na qual um agente é um sistema computacional situado em algum ambiente sendo capaz de agir de modo autônomo nesse ambiente, de maneira a atingir seus objetivos propostos.

Bordini (2007) complementa mencionando que os agentes devem possuir capacidade para perceber o ambiente (via sensores), e ter um repertório de possíveis ações que eles podem realizar (via atuadores), de maneira a modificar o ambiente.

Essa concepção é a mesma compartilhada por Russel e Norving (2004), enfatizando o fato de que o agente pode perceber sua ação, mas nem sempre o seu efeito.

Segundo Bousquet e Le Page (2004), um agente não é necessariamente a representação de um indivíduo, podendo também simular algum nível dentro de uma organização. De fato, no trabalho de Purnomo et al. (2005), os agentes representam instituições governamentais, uma indústria de processamento de madeira e comunidades locais. Já no trabalho de Almeida et al. (2010) um grupo de agentes é formado pela representação de mosquitos transmissores de malária e outro grupo é formado por mamíferos susceptíveis à doença. Ainda, no trabalho de Sosa (2007), os agentes são unidades de software responsáveis pelo controle de uma caldeira de recuperação em uma indústria de celulose.

Apesar da diversidade de agentes desenvolvidos ao longo das pesquisas em SMA, os mesmos possuem características que os distinguem de simples programas ou objetos (WOOLDRIDGE, 2002), que são:

Reatividade: Agentes inteligentes são capazes de perceber seu ambiente, e responder à mudanças que ocorrem nele de maneira a satisfazer seus objetivos. O ambiente nem sempre é completamente observável, o que torna a tomada de decisão do agente ainda mais complexa (VLASSIS, 2003).

Proatividade: Agentes inteligentes são capazes de demonstrar comportamento direcionado ao objetivo pela tomada de iniciativa, de maneira a satisfazer seus objetivos.

Habilidade Social: Agentes inteligentes são capazes de interagir com outros agentes (e possivelmente humanos) de maneira a satisfazer seus objetivos.

Tais características acabam por nortear os trabalhos que envolvem o desenvolvimento do campo dos SMA. No entanto, alguns pesquisadores tem focado no agente e na sua autonomia, enquanto outros tem focado mais na organização das interações entre os múltiplos agentes (BOUSQUET e LE PAGE, 2004).

Arquitetura de Agentes

Segundo Artero (2009), os agentes são dotados de uma arquitetura e de um programa de controle. A arquitetura é a forma como o agente está implementado,

seja fisicamente ou em um dispositivo de hardware, sendo representada pelos sensores e atuadores. O programa de agente (RUSSEL e NORVING, 2004) é responsável pelo processamento das percepções de um agente, ou seja, o programa recebe as entradas a partir dos sensores e retorna ações para os atuadores. Um esquema de agente inteligente pode ser visto na Figura 1.2.

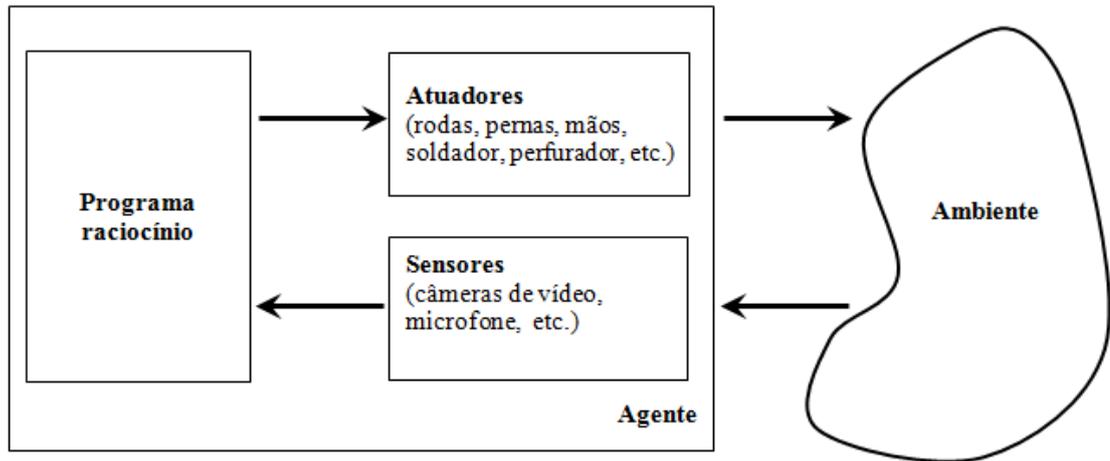


Figura 1.2. Esquema de um agente inteligente. Adaptado de Artero (2009).

O modo como o agente é modelado ocorre em função das expectativas do pesquisador em relação ao comportamento do mesmo. Assim, existem diferentes arquiteturas de agentes, com destaque para as seguintes:

Agente Reativo Simples: é o tipo mais simples de agente. Selecionam sua ação com base na percepção atual, ignorando o histórico de percepções. Seu comportamento é do tipo condição-ação, ou seja, o agente possui um conjunto de regras que o tornam capaz de fazer a conexão entre percepção e ação (RUSSEL e NORVING, 2004). Bellifemine (2007) destacou que a vantagem dessa abordagem é que ela tem um bom desempenho em ambientes dinâmicos. Conforme Sá (1997), a motivação para os agentes reativos é seu comportamento emergente, apresentando contínua interação com o ambiente e promovendo respostas rápidas aos estímulos e percepções. A Figura 1.3 representa um agente reativo simples;

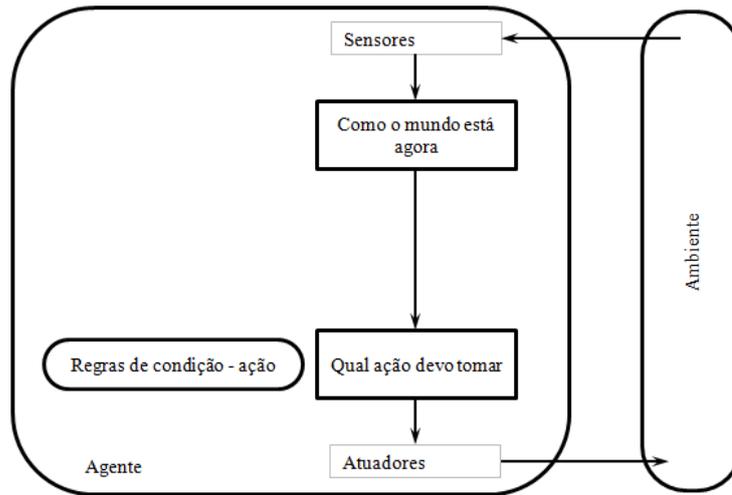


Figura 1.3. Arquitetura de um agente reativo simples. Adaptado de Russel e Norving (2004).

Agente Cognitivo: esta arquitetura inclui informações acerca dos objetivos a ser atingidos, permitindo que o agente tome ações que o leve de maneira mais rápida a alcançar sua metas (ARTERO, 2009). O programa de agente pode combinar o conhecimento sobre o objetivo com informações dos resultados de ações possíveis (RUSSEL e NORVING, 2004). Ainda, segundo estes autores, a tomada de decisão ficará complexa nos casos em que uma longa sequência de avaliações seja necessária. A Figura 1.4 representa a arquitetura de um agente cognitivo.

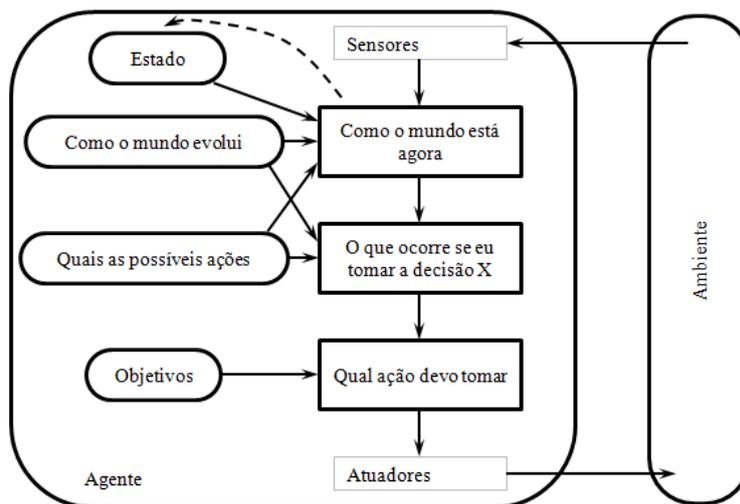


Figura 1.4. Arquitetura de um agente cognitivo. Adaptado de Russel e Norving (2004).

Ambiente de Tarefas

Para que os agentes tenham condição de executar suas tarefas é necessário que haja um meio no qual os mesmos possam atuar, interagir com outros agentes e receber estímulos. Esse meio é conhecido como Ambiente de Tarefas (RUSSEL e NORVING, 2004).

Conforme Bordini (2007), em Sistemas Multiagente, o ambiente é compartilhado por vários agentes, assim sendo, as ações de um agente irão afetar as ações dos demais agentes. Isso porque cada ação terá um impacto no ambiente e nas percepções dos outros agentes. De acordo com esse autor, o ambiente pode ser o mundo real (quando se trata de robôs) ou ser um modelo computacional do mundo real. Segundo Russel e Norving (2004), os ambientes diferem entre si em função de características bem definidas:

Quanto à acessibilidade: o ambiente por ser completamente observável, nos casos em que o agente tem condições de perceber todos os aspectos do ambiente; ou parcialmente observável, quando os sensores do agente são capazes de perceber apenas parte do ambiente.

Quanto à evolução: se o próximo estado do ambiente depende estritamente do estado atual e das ações dos agentes, diz-se que o ambiente é determinístico. Nos casos em que há uma incerteza quanto ao próximo estado do ambiente, o mesmo é considerado como estocástico.

Quanto à temporalidade: um ambiente episódico é aquele no qual as ações em um determinado estado não interferem no estado seguinte e nem nas ações que serão tomadas. Já em um ambiente sequencial, as decisões atuais podem afetar as escolhas futuras.

Quanto ao comportamento: se o ambiente muda enquanto um agente toma determinada ação, diz-se que o ambiente é **dinâmico**, caso contrário, o ambiente é conhecido como **estático**.

No Quadro 1.1 são descritos alguns exemplos de ambientes de tarefas, diferenciando-os quanto às características mencionadas anteriormente.

Quadro 1.1. Exemplos de ambientes e suas características. Adaptado de Russel e Norving (2004)

Ambiente de Tarefas	Observável	Determinístico	Episódico	Estático	Discreto	Agentes
Palavras cruzadas	Completamente	Determinístico	Sequencial	Estático	Discreto	Único
Xadrez com relógio	Completamente	Estratégico	Sequencial	Semi	Discreto	Multi
Pocker	Parcialmente	Estocástico	Sequencial	Estático	Discreto	Multi
Gamão	Completamente	Estocástico	Sequencial	Estático	Discreto	Multi
Táxi	Parcialmente	Estocástico	Sequencial	Dinâmico	Contínuo	Multi
Diagnóstico médico	Parcialmente	Estocástico	Sequencial	Dinâmico	Contínuo	Único
Análise de imagem	Completamente	Determinístico	Episódico	Semi	Contínuo	Único
Robô processador	Parcialmente	Estocástico	Episódico	Dinâmico	Contínuo	Único
Controlador de refinaria	Parcialmente	Estocástico	Sequencial	Dinâmico	Contínuo	Único
Tutor Interativo	Parcialmente	Estocástico	Sequencial	Dinâmico	Discreto	Multi

Comunicação entre agentes

A interação entre os agentes é associada com alguma forma de comunicação (VLASSIS, 2003). Em um mundo parcialmente observável, essa comunicação é importante para que os agentes tenham conhecimento mais apurado acerca do comportamento dos outros agentes (RUSSEL e NORVING, 2004), de maneira que a solução do problema em questão torne-se facilitada. Ainda, por meio da comunicação é possível que haja sincronismo entre os agentes em um SMA (WOOLDRIDGE, 2002).

A habilidade de comunicação nada mais é do que uma capacidade de comunicação com repositórios de informações. É fundamental uma constante troca de informações, seja apenas com um repositório de dados, outro agente ou com o próprio ambiente

APLICAÇÕES DE SMA NO ÂMBITO FLORESTAL

Apesar de pouco difundida no Brasil, a modelagem de Sistemas Multiagentes já vem sendo largamente aplicada em outros países com foco em questões ambientais. Principalmente pelo fato de que SMAs possuem habilidade para representar sistemas complexos, com interações entre entidades autônomas e dinâmicas (BARRETEAU et al., 2004).

O desenvolvimento de sistemas multiagentes considerando um ambiente georreferenciado é comum, principalmente em função de que um dos campos mais pesquisados em SMA é o da robótica. Dessa forma, Pessin et al (2007) desenvolveram um ambiente de simulação baseado em SMA para controle de incêndios florestais. Nesse trabalho, os autores trataram robôs de combate como agentes e modelaram cada um deles de maneira que os mesmos se organizassem em uma frente de extinção do incêndio.

Gonçalves (2003) trabalhou no desenvolvimento de um SMA integrado a um sistema de informação geográfica, com intuito de simular o comportamento de um grupo de empresas em relação ao depósito de seus resíduos em aterros comuns ou em aterros locais. O comportamento dos agentes foi baseado na distância da indústria aos aterros e na probabilidade de ocorrência de multas pela utilização de aterros locais.

A capacidade de modelar agentes distintos, com objetivos e comportamentos próprios, torna o SMA capaz de tratar problemas que consistem na interação entre inúmeros envolvidos, tal como na exploração de recursos em um ambiente comum. A utilização desses recursos escassos por diferentes grupos serviu de base para o desenvolvimento de pesquisas em SMA que tratassem da interação entre tais grupos. Assim, Barreteau et al. (2004) utilizou SMA para simular o comportamento de grupos interessados em um sistema de irrigação no Vale do Rio Senegal. Cada agente representou um agricultor interessado no abastecimento de água de sua propriedade. O sistema virtual de irrigação apresentou o comportamento de um sistema complexo com diversas possibilidades de evolução, assim como sistemas reais de irrigação.

Com foco semelhante (utilização de recursos escassos), Purnomo et al (2005) trataram do manejo florestal comunitário em uma abordagem multiagente. Os autores buscaram identificar os atores envolvidos, definir o papel de cada um deles, entender o comportamento de cada um frente à evolução do sistema e permitir que houvesse comunicação entre os agentes. Tais agentes representaram três diferentes grupos (comunidades locais, governo e indústrias) os quais interagiram para de maneira a promover o uso florestal visando menor impacto. Esse trabalho pode ser considerado como base para o desenvolvimento de pesquisas semelhantes com vistas ao manejo de florestas nativas no Brasil. Uma leitura mais detalhada mostra que os autores utilizaram os conceitos de modelagem do crescimento florestal (projeção por classe diamétrica, diâmetro mínimo para corte e número de árvores remanescentes) e utilização de produtos florestais não madeireiros, o que condiz com a realidade do manejo brasileiro.

Pensando no processo industrial, um trabalho importante foi desenvolvido por Sosa (2007), no qual o autor desenvolveu um SMA capaz de controlar uma caldeira de recuperação em uma indústria de celulose. Os agentes atuam de maneira a analisar constantemente as variáveis envolvidas no sistema, entrando em processo de reconfiguração assim que uma dessas variáveis entra em falha. A partir daí ocorre a negociação entre os agentes de modo que as ações de reparo sejam tomadas sem que haja maiores prejuízos ao sistema.

Apesar de ainda recente, as pesquisas em SMA tem evoluído continuamente, principalmente em função do desenvolvimento de sistemas computacionais cada vez mais poderosos. Sendo assim, e fazendo um paralelo com a Ciência Florestal, pode-se prever que a utilização desse paradigma torne-se cada vez mais intenso, com destaque para as seguintes áreas:

Transporte florestal: o controle de tráfego por meio de SMA já é objeto de pesquisa (Silva (2005)) e poderá ser aplicado ao controle do fluxo de caminhões para transporte de madeira, insumos e máquinas. Nesse contexto, os conhecimentos em sistemas de informação geográficas são imprescindíveis.

Entomologia: a avaliação do comportamento emergente de pragas florestais, visto o trabalho de Almeida et al. (2010) que simulou o comportamento de mosquitos.

Tecnologia de produtos florestais: o controle de processos industriais também poderá ser estudado, como em uma usina de tratamento de madeira, unidade de processamento de toras, unidade de produção de carvão vegetal e unidade de fabricação de cavacos. Os agentes podem controlar o processo produtivo, realizado ajustes necessários e indicando gargalos.

Modelagem do crescimento: a modelagem ecofisiológica também pode ser estudada considerando o foco multiagentes. Podendo cada agente representar um fator que interfira no crescimento das árvores e simular diferentes interações entre os mesmos.

Diante do que foi exposto, pode-se concluir que a utilização de Sistemas Multiagentes como ferramenta para formulação de cenários e simulação de diferentes problemas é bastante promissora no setor florestal.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, S. J.; FERREIRA, R. P. M.; EIRAS, A. E.; OBEMAYR, R. P. Multi-agent modeling and simulation of an *Aedes aegypti* mosquito population. **Environmental Modelling & Software**, v.25, p.1490-1507, 2010.

ARTERO, A. O. **Inteligência Artificial: teoria e prática**. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2009. 230p.

BASKENT, E. Z. Combinatorial optimization in forest ecosystem management modeling. **Turkish Journal of Agriculture and Forestry**, v. 25, p. 187-194, 2001.

BARRETEAU, O.; BOUSQUET, F.; MILLIER, C.; WEBER, J. Suitability of Multi-Agent Simulations to study irrigated system viability: application to case studies in the Senegal River Valley. **Agricultural Systems**, v.80, p.255-275, 2004.

BASTOS, R. M. **O planejamento da alocação de recursos baseado em sistemas multiagentes**. 1998. 266f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1998.

BEAMON, B. M. Measuring supply chain performance. **International Journal of Operations & Production Management**, v.19, n.3, p.275-292, 1999.

BELLIFEMINE, F.; CAIRE, G.; GREENWOOD, D. **Developing Multi-Agent Systems with JADE**. John Wiley & Sons, 2007. 286p.

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

BORDINI, R. H.; HUBNER, J. F.; WOOLDRIDGE, M. **Programming multi-agent systems in AgentSpeak using Jason**. Jonh Willey & Sons, 2007. 273p.

BOUSQUET, F.; LE PAGE, C. Multi-agent simulations and ecosystem management: a review. **Ecological Modelling**, v.176, p.313-332, 2004.

DOUMEINGTS, G.; CHEN, D.; MARCOTTE, F. Concepts, models and methods for the design of Production Management Systems. **Computers in Industry**, v.19, n.1, p.89-111, 1992.

FERNANDES, F. C.; SOUZA, S. R.; BORGES, H. E.; SILVA, M. A. L. Uma arquitetura multiagentes para solução de problemas de otimização combinatória: aplicação ao problema de roteamento de veículos com janela de tempo. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, 41. 2009, Porto Seguro, BA. **Anais... XLI SBPO 2009 - Pesquisa Operacional na Gestão do Conhecimento**, 2009. p. 2181-2192.

FERREIRA, L. **Um modelo de simulação baseado em agentes para análise de cadeias de suprimento**. 2009. 180f. Tese (Doutorado em Administração). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

FIORIOILLI, J. C. **Modelagem matemática do Efeito Chicote em cadeias de abastecimento**. 2007. Tese (Doutorado em Engenharia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre - RS.

GOMIDE, L. R.; ARCE, J. E.; SILVA, A. C. L. Uso do algoritmo genético no planejamento florestal. **Cerne**, Lavras, v. 15, n. 4, p. 460-467. 2009.

GONÇALVES, A. **Multi-Agentes para Simulação em Sistemas de Informação Geográfica**. 100f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Informática). Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2003.

GORGENS, E. B.; LEITE, H. G.; SANTOS, H. N.; GLERIANI, J. M.. Estimação do volume de árvores utilizando redes neurais artificiais. **Revista Árvore**. v.33, n.6, pp. 1141-1147. 2009.

JENNINGS, N. R. **Coordination techniques for distributed artificial intelligence. Foundations of distributed artificial intelligence.** New York: John Wiley & Sons, 1996, p.187-210.

KONAR, A. **Artificial intelligence and soft computing: behavioral and cognitive modeling of the human brain.** CRC Press, New York, 1999, 780p.

LANZER, A. T. S. **Um modelo de simulação de autômatos celulares para avaliação de condições de biodiversidade e resiliência na exploração de florestas naturais.** Tese (Doutorado em Engenharia de Produção e Sistemas). 2004. 252 f. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis – SC.

OGLIARI, I.; BAGATINI, D. D. S.; FROZZA, R. Processo de alocação de recursos utilizando sistema multiagente. In: CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE COMPUTAÇÃO. 25., 2005, São Leopoldo, RS. **Anais eletrônicos: A universalidade da computação: um agente de inovação e conhecimento.** Disponível em:

<<http://www.unisinos.br/diversos/congresso/sbc2005/dados/anais/pdf/arc0141.pdf>>. Acesso em: 07/01/2012.

PESSIN, G.; OSÓRIO, F.; MUSSE, S.; NONNEMACHER, V.; FERREIRA, S. S. Evoluindo Estratégias de Posicionamento em um Sistema Multi-Robótico Aplicado ao Combate de Incêndios Florestais. **Revista Hífen**, Uruguaiana, v.31, n.59/60, 2007.

PURNOMO, H.; MENDOZAC, G. A.; PRABHUD, R.; YASMIB, Y. Developing multi-stakeholder forest management scenarios: a multi-agent system simulation approach applied in Indonesia. **Forest Policy and Economics**, v.7, p.475-491, 2005.

RODRIGUES, F. L. **Regulação de florestas equiâneas utilizando programação linear.** 1997. 109f. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1996.

RODRIGUES, F. L. **Metaheurística e Sistema de Suporte à Decisão no Gerenciamento de Recursos Florestais.** 2001. 225p. Tese (Doutorado em Ciência Florestal). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2001.

RODRIGUES, F. L.; LEITE, H. G.; SANTOS, H. N.; SOUZA, A. L. Solução de problemas de planejamento florestal com Restrições de inteireza utilizando busca tabu **Revista Árvore**, v.27, n.5, p.701-713, 2003

RODRIGUES, F. L.; LEITE, H. G.; SANTOS, H. N.; SOUZA, A. L.; SILVA, G. S. Metaheurística algoritmo genético para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Revista Árvore**, v.28, n.2, pp. 233-245. 2004.

RODRIGUES, F. L.; LEITE, H. G.; SANTOS, H. N.; SOUZA, A. L.; RIBEIRO, C. A. A. S. Metaheurística Simulated Annealing para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Revista Árvore**, v.28, n.2, pp. 247-256. 2004.

RUSSEL, S.; NORVING, P. **Inteligência Articial**. 2. Ed. Rio de Janeiro: Campos, 2004. 1021p.

SÁ, C. C. de **Uma arquitetura para agentes autônomos móveis sob a visão da inteligência artificial distribuída**. 1997. Tese (Doutorado em Ciências) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 1997.

SILVA, M. B. **Sistema Multiagente para o gerenciamento de tráfego urbano**. 83f. 2005. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Eletricidade). Universidade Federal do Maranhão, 2005.

SILVA, M. L. M.; BINOTI, D. H. B.; GLERIANI, J. M.; LEITE, H. G. Ajuste do modelo de Schumacher e Hall e aplicação de redes neurais artificiais para estimar volume de árvores de eucalipto **Revista Árvore**, v.33, n.6, p.1133-1139. 2009.

SOSA, I. R. H. **Sistemas multiagentes para controle inteligente da caldeira de recuperação**. 2007. 176f. Dissertação (Mestrado em Engenharia). Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

STOLLE, L. **Simulação e espacialização da fragilidade ambiental em relação às atividades florestais**. 2008. 78 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba - PR. 2008.

SUN, R. **Cognition and Multi-Agent Interactions : From Cognitive Modeling to Social Simulation**. Cambridge University Press, 2005.

TONIMOTO, S. L. **The elements of artificial intelligence: an introduction using LISP**. Computer Science Press, Sattle, 1987, 529p.

VIEGAS, F. **Planejamento distribuído em um sistema multi-agente para pcp**. Dissertação (Mestrado em Informática). 1998. 95f. Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul. Porto Alegre - RS.

VLASSIS, N. A concise introduction to mul-tiagent systems and distributed AI. Informatics Institute, University of Amsterdam, September. 2003. Disponível em: <http://www.science.uva.nl/~vlassis/cimasdai>. Acesso em 07/01/2012.

WOOLDRIDGE, M. **An Introduction to Multiagent Systems**. John Wiley & Sons, Chichester, 2002. 348p.

CAPÍTULO II

UM SISTEMA MULTIAGENTES PARA SIMULAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE LONGO PRAZO DE UMA EMPRESA FLORESTAL

INTRODUÇÃO

A crescente demanda por produtos de origem florestal, aliada à homologação de leis cada vez mais restritivas em relação às florestas inequidêneas, tem colaborado para o aumento da área reflorestada em todo o Brasil. Segundo ABRAF (2011) a área ocupada por plantios de *Eucalyptus* e *Pinus* no país totalizou 6.510.693 ha em 2010, com um crescimento acumulado de 23,0% desde o ano de 2005. No entanto, a área reflorestada não é suficiente para atendimento de um mercado cada vez mais crescente.

Conforme Valverde et al (2004), os empreendimentos florestais caracterizam-se por possuir elevados riscos técnicos (escolha do material genético, manejo inadequado e adubação insuficiente), ambientais (pragas, doenças e incêndios) e econômicos (taxas de juros e valor de mercado) que, associados à natureza de longo prazo do mesmo, contribuem para incertezas em termos da produção de madeira.

Para o sucesso de um empreendimento florestal, além dos conhecimentos silviculturais, é necessário utilizar técnicas e ferramentas de planejamento, para

subsidiar a tomada de decisão, proporcionando uma maior garantia de rentabilidade. Assim, muitos pesquisadores se propuseram a estudar técnicas de ordenamento florestal, desde Reckagel (1917), citado por Rodrigues (1996), com métodos de regulação florestal por área, até Binoti (2010), com utilização de algoritmos genéticos. Observa-se que o objetivo principal do planejamento da produção florestal continua sendo a busca por uma sequência de plantios e de cortes de maneira a conferir sustentabilidade ao empreendimento florestal.

Mais recentemente, com advento dos sistemas computacionais, as ferramentas para tomada de decisão tornaram-se mais refinadas, proporcionando maior realismo em termos de visão de futuro. Assim, saiu-se da solução fechada e objetiva para soluções mais abrangentes e flexíveis, tornando a tomada de decisão mais adequada, uma vez que há um maior número de soluções a serem trabalhadas. Apesar disso, nem sempre a solução ótima para um problema de planejamento florestal é aquela que será implementada. Em muitos casos, o que se espera é que alternativas sejam fundamentadas em um conhecimento teórico acerca do assunto tratado. Isso resulta na possibilidade de trabalhar o planejamento florestal através de simulação.

Simulação é importante para subsidiar a tomada de decisão em um ambiente cujas definições do mercado estão ainda obscuras. É possível antecipar as variações do cenário externo, traçar objetivos para cada situação e, ainda, avaliar um grande número de variáveis simultaneamente (FERREIRA, 2009). Não obstante, em um mundo cujas variações econômicas ocorrem a todo instante, visto as recentes crises mundiais, os empreendimentos de longo prazo sofrem por terem seus rumos alterados a todo instante. São variações que vão desde a ausência de plantios até o aumento da produção de madeira, com o foco sendo alterado em questão de poucos meses. Dessa maneira, o planejamento florestal é reavaliado constantemente nas empresas, sendo necessárias ferramentas que facilitem essas ações.

Dentre as ferramentas utilizadas para o planejamento florestal, pode-se destacar programação matemática linear (PL), inteira (PI), de múltiplos objetivos (PMO) e dinâmica (PD). No campo da Inteligência Artificial (IA), os Algoritmos Genéticos (Rodrigues (2004a) e Gomide (2009)), Redes Neurais Artificiais (Gorgens et al. (2009) e Silva et al. (2009)), Lógica Nebulosa (STOLLE, 2008), Autômatos

Celulares (LANZER, 2004) e Busca Tabu (RODRIGUES et al., 2003), além do *Simulated Annealing* (RODRIGUES et al., 2004b).

As chamadas heurísticas e meta-heurísticas são utilizadas principalmente para encontrar soluções de problemas considerados NP-difíceis, onde esforço computacional necessário para a sua resolução cresce exponencialmente com o tamanho do problema, inviabilizando a procura pela solução ótima através de algoritmos exatos (PASSOS e FONSECA, 2005).

Um campo promissor é o da Inteligência Artificial Distribuída (IAD), mais especificamente Sistemas Multiagentes (SMA), onde parte-se da premissa de que existem situações nas quais é possível que vários sistemas interajam para solucionar um problema comum (BASTOS, 1998). Ainda pouco explorado em termos de planejamento florestal, os SMA tem sido bastante utilizados em trabalhos de seqüenciamento da produção fabril (PASSOS e FONSECA, 2005), simulação do comportamento de populações de mosquitos (ALMEIDA et al, 2010) e manejo florestal comunitário (PURNOMO, 2005).

As vantagens da utilização de Sistemas Multiagentes estão associadas à possibilidade de representação de sistemas complexos, com interação entre entidades dinâmicas e autônomas (BARRETEAU et al, 2004). É considerada também uma ferramenta capaz de representar o conhecimento, as crenças, o comportamento e a comunicação dos indivíduos (PURNOMO, 2006). Permite ainda a combinação de diferentes técnicas de otimização e obtenção de soluções potencialmente melhores do que aquelas obtidas por algumas destas técnicas individualmente (PASSOS e FONSECA, 2005).

O objetivo do presente estudo foi implementar um Sistema Multiagentes para tratar do ordenamento da produção de madeira de um empreendimento florestal, visando garantir sustentabilidade, suprimento das demandas e retorno econômico.

MATERIAL E MÉTODOS

Dados

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos de uma empresa florestal localizada no extremo sul do Estado da Bahia, Brasil. A área utilizada para as simulações foi de 4.269,29 ha, distribuída em 120 talhões com área média de 35 há, com uma distribuição irregular de classes de idade (Figura 2.1).

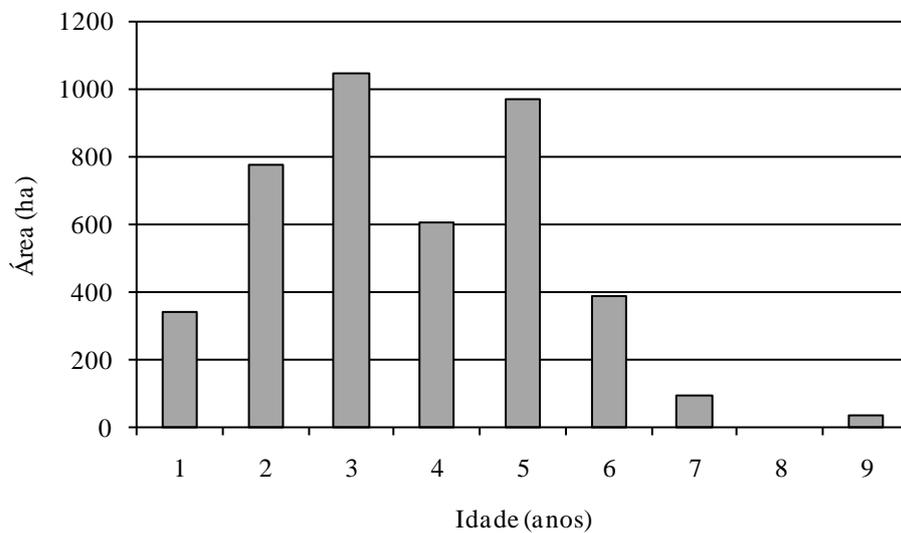


Figura 2.1. Distribuição de áreas por classe de idade em uma floresta de eucalipto de 4.269,29 ha de área, localizada no estado da Bahia.

Foram utilizados dados de medições anuais de parcelas de inventário florestal contínuo conduzido na floresta, para ajuste de uma curva de produção, empregando o modelo $Y = e^{\beta_0 + \frac{\beta_1}{IS}} + \varepsilon$, em que Y é a produção em m^3ha^{-1} , I a idade, em meses, e S

o índice de local, em metros, para uma idade índice de 72 meses. Os índices de local foram obtidos empregando o método da curva guia, conforme Campos e Leite (2009).

A distância média entre os talhões existentes na floresta e a unidade de processamento da madeira era de 41,1 km, estando o talhão mais distante localizado a cerca de 80,0 km.

Para a análise econômica do empreendimento foi calculado, para cada cenário, o valor presente líquido (VPL), por:

$$VPL = \sum \frac{(receitas) - (custos)}{(1+i)^n}$$

em que i é a taxa de juros adotada (15% a.a.) e n o número de anos até a incidência do custo ou receita.

Os valores de custo utilizados encontram-se na Tabela 2.1, que é um resumo da tabela de custos apresentada por Binoti (2010). O custo de colheita foi de R\$ 37,59/m³ e a receita obtida após o processamento da madeira foi de R\$ 80,00/m³. A taxa de inflação foi considerada como zero.

Tabela 2.1. Custos empregados para avaliação econômica dos cenários obtidos em cada simulação

Idade	Custo R\$/ha
1	R\$ 4.059,05
2	R\$ 1.627,81
3	R\$ 836,68
4	R\$ 88,12
5	R\$ 88,12
6	R\$ 88,12
7	R\$ 88,12

Adaptado de Binoti (2010).

Sistema Multiagentes

Sistemas Multiagentes (SMA) são sistemas compostos por múltiplos agentes, os quais exibem comportamento autônomo, mas interagindo com os outros agentes presentes no sistema (REIS, 2003). Tais agentes podem ser considerados como unidades de hardware ou software que possuem capacidade de perceber seu ambiente

por meio de sensores e de agir sobre esse mesmo ambiente por meio de atuadores (RUSSEL e NORVING, 2004).

Os agentes são modelados com base em diferentes estruturas, sendo o tipo mais simples de agente conhecido como Agente Reativo Simples (RUSSEL e NORVING, 2004). Para essa classe de agentes, a tomada de decisão é baseada em regras do tipo condição-ação (ARTERO, 2009). Na Figura 2.2 é apresentado um diagrama para este modelo de agente.

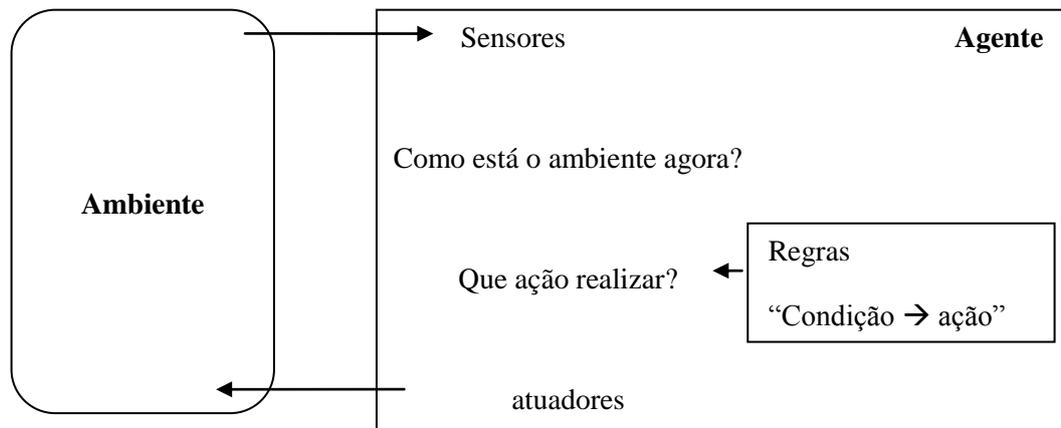


Figura 2.2. Agente reativo simples. Adaptado de Artero (2009).

O ambiente mostrado na Figura 2.2 representa o maciço florestal onde estão os talhões disponíveis para manejo. Os agentes atuam neste ambiente de modo a acompanhar o crescimento florestal e verificar como suas ações interferem no ambiente.

Segundo Purnomo et al (2005), os agentes que compõem um SMA podem compartilhar um objetivo comum e, ou, possuir seus próprios interesses. Sendo assim, para este estudo, foi definido um objetivo para cada agente, sem que isto concorresse com o objetivo global do sistema.

Para simular o ordenamento da produção de madeira de uma empresa de base florestal, um Sistema Multiagentes (SMA) foi desenvolvido e implementado em ambiente *Visual Basic for Applications*, utilizando o Microsoft Excel®. As simulações foram realizadas em um microcomputador com processador Core 2 Duo, 2.1 GHz e memória RAM de 3.00 GB.

Flores-Mendes (1999) menciona que os agentes em um SMA tem capacidade para receber informações, refletir e agir. Dessa maneira, os agentes desenvolvidos dentro do SMA foram modelados para interagir entre si, recebendo e gerando informações, raciocinando em função do que acontece com os outros agentes e com o ambiente, e atuando de modo a encontrar cenários viáveis para atender às restrições impostas pelo planejamento de longo prazo do empreendimento.

O SMA teve como objetivo geral a maximização do VPL global no horizonte de planejamento. E os objetivos dos agentes de Inventário, Colheita e Controladoria foram, respectivamente, indicar os possíveis talhões para corte, indicar quais talhões deveriam ser colhidos e indicar a solução global do sistema.

Em cada cenário são indicados os talhões a serem colhidos, seus respectivos volumes e localização temporal dos cortes a serem realizados. Para encontrar a melhor solução, cada vez que um cenário é produzido, o VPL gerado é comparado com o VPL gerado pela simulação anterior. Assim, se a solução atual (S_i) for maior que a melhor solução encontrada anteriormente (S), S é descartada e S_i será considerada para comparação como uma nova S .

Agente de inventário

O agente de inventário é aquele que calcula a idade dos talhões, verifica quais talhões podem ser colhidos e indica o volume disponível em cada um deles. Ele atua uma vez em cada ano do horizonte de planejamento e sua atividade é dependente da informação gerada pelo agente de colheita em relação ao ano anterior e pelo ambiente, de maneira a determinar a idade atual dos talhões e, conseqüentemente, o volume de madeira disponível.

As regras que norteiam o comportamento do agente de inventário estão associadas às atividades que o mesmo desempenha, sendo o seu comportamento ilustrado pelo fluxograma contido na Figura 2.3.

O primeiro passo é o agente de inventário definir o talhão no qual ele está, sendo a quantidade de talhões existentes uma informação oriunda do ambiente. Assim, ele verifica junto ao agente de colheita se o talhão em questão foi colhido no ano anterior. Em caso positivo a idade atual para o talhão colhido passa a ser igual a 1 (para esta avaliação, foi considerada a reforma imediata das áreas colhidas), em

caso negativo, a idade do talhão é a idade anterior acrescida de 1 ano. Com isso, o agente de inventário verifica quais talhões atendem à premissa que determina as possíveis idades para corte e então calcula o volume disponível para os talhões que atendem tal premissa. As informações geradas pelo agente de inventário são então repassadas para o chamado Agente de Colheita.

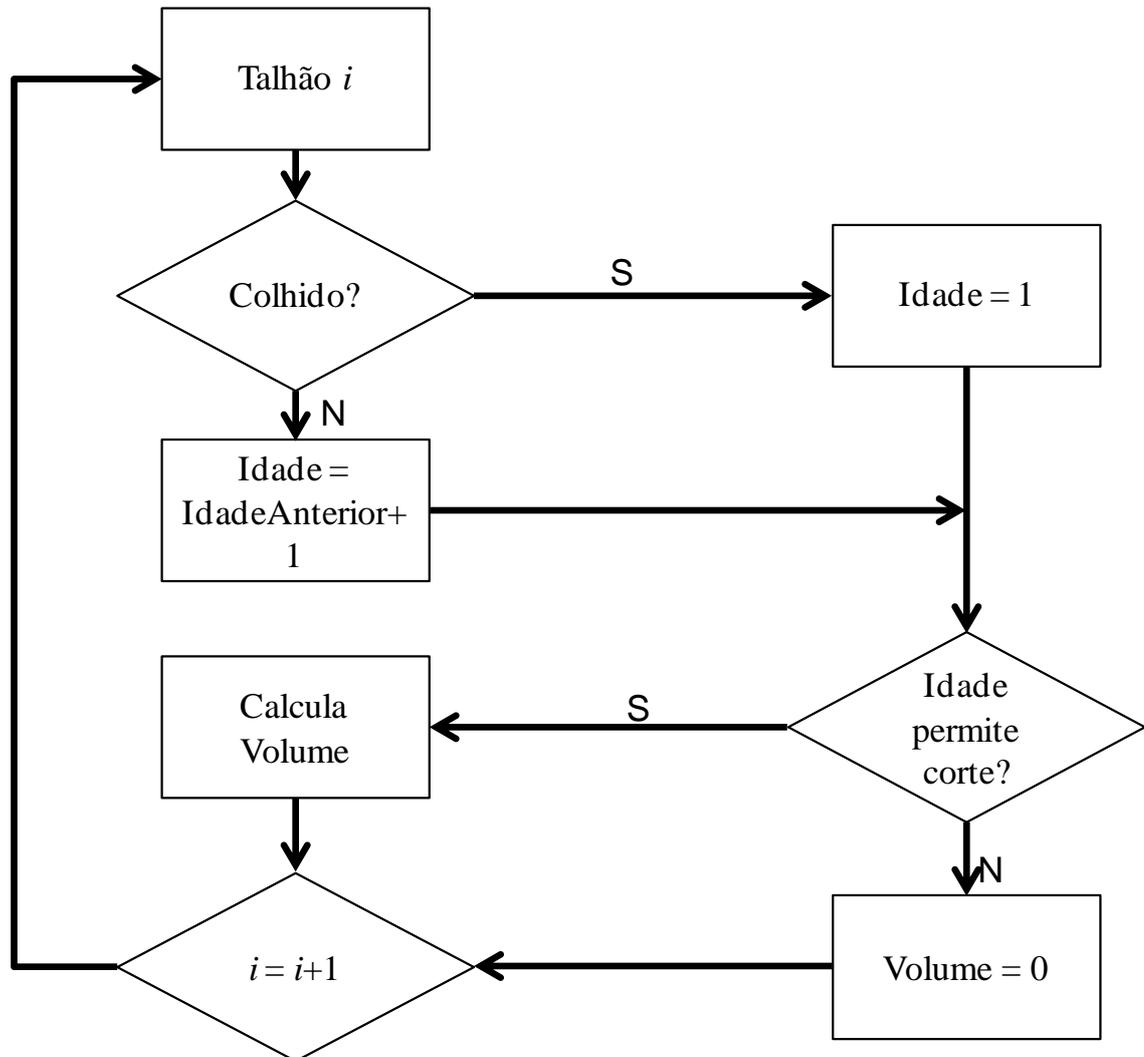


Figura 2.3. Fluxograma para o comportamento do agente de inventário. i é o i -ésimo talhão.

Agente de colheita

O agente de colheita é aquele que recebe as informações do agente de inventário (relação de talhões disponíveis para corte e volume correspondente), do ambiente (número de talhões) e do agente de controladoria (quantidade de madeira já

armazenada) e determina quais talhões serão colhidos. Ele fornece as informações relativas ao talhão colhido para o agente de controladoria (em termos de volume) e para o agente de inventário (talhões que foram colhidos).

O fluxograma de tomada de decisões do agente de colheita é apresentado na Figura 1.4. O agente de colheita verifica quais talhões possuem idade permitida para corte, reunindo-os em uma matriz, deixando assinalado como prioridade para corte os talhões com idade acima da idade máxima pretendida, então o agente de colheita os trata distintamente, colocando-os como prioridade para corte. Novas matrizes são geradas para cada idade acima da máxima permitida, e em cada uma delas os talhões recebem um valor aleatório (de 0,001 a 1,000) que representará a probabilidade de corte de cada talhão. Com isso, os talhões são colhidos e, para cada talhão selecionado, seu volume é informado ao agente de controladoria para verificar ocorrerá colheita superior à necessária. Assim, o agente de colheita vai então determinando quais talhões com idade acima do permitido serão colhidos. Caso se esgote a madeira dos talhões mais velhos e a demanda ainda não tenha sido atingida, o agente de colheita passa a atuar na matriz de talhões que possuem idade dentro da faixa requerida para corte, gerando uma probabilidade de colheita para cada talhão e cortando a partir do talhão de maior valor probabilístico. No momento em que o volume do próximo talhão disponível para colheita ultrapassa a demanda para determinado ano no horizonte de planejamento, então a colheita para esse ano é encerrada.

Caso não haja uma solução viável depois da décima tentativa consecutiva, o agente de colheita tem permissão para alterar o valor de demanda anual em cerca de 1.000 m³ de madeira. Esse acerto pode ser para baixo ou para cima, dependendo de como o sistema está reagindo à restrição. O valor da demanda aumenta se houver, no último ano do horizonte de planejamento, talhões com idade maior que a idade regulatória. Se todos os talhões possuírem idade menor que a idade regulatória, para o mesmo período citado, permite-se que a demanda anual de madeira seja diminuída.

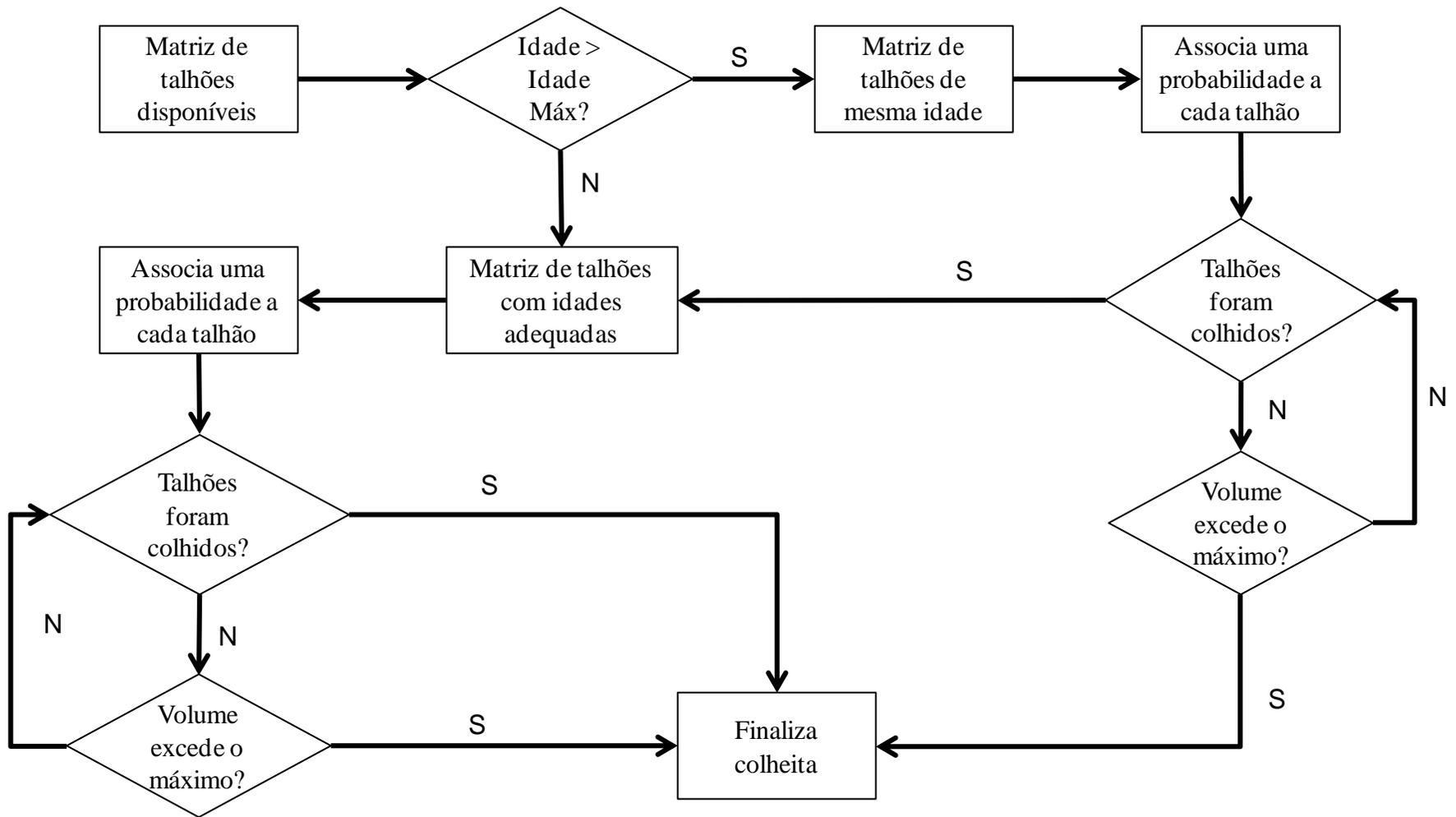


Figura 2.4. Fluxograma para o comportamento do agente de colheita.

Agente de Controladoria

O agente de controladoria é aquele que controla a demanda anual de madeira, indicando para o agente de colheita qual o volume de madeira já colhido. Ainda, esse Agente gera um boletim indicando o volume total de madeira que um cenário em específico gerou e verifica se este mesmo cenário possui uma solução melhor que a última solução gerada. Após calcular o VPL para a simulação atual, o agente compara o resultado obtido com o melhor valor encontrado anteriormente. A solução atual é considerada como melhor solução se seu valor for superior ao valor da última solução considerada como melhor (Figura 2.5).

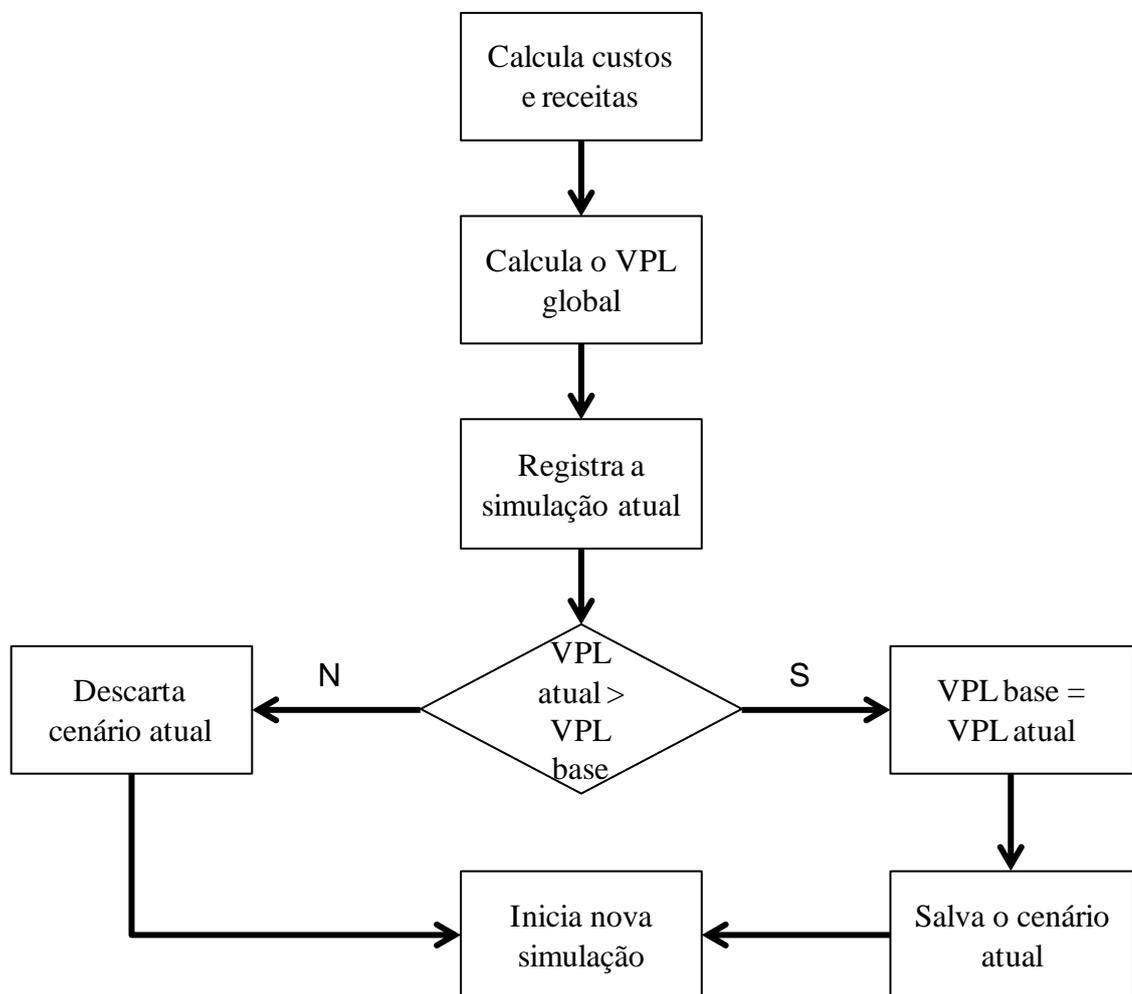


Figura 2.5. Fluxograma para o comportamento do agente de controladoria.

Problema de planejamento florestal

Foi estabelecida uma demanda anual mínima de 160.000 m³ e máxima de 180.000 m³ de madeira. O manejo florestal preconizou um ciclo de apenas uma rotação com imediata reforma das áreas colhidas. Permitiu-se o corte de florestas com idade maior ou igual a 5 anos, buscando-se limitar, ao final do horizonte de planejamento, essa idade para o intervalo entre 5 e 6 anos. Buscou-se ainda atender a restrição de integridade dos talhões, ou seja, não foi permitido que o *agente de colheita* obtivesse volume de apenas uma parte do talhão em cada período de colheita. Esse problema foi resolvido e analisado empregando o Sistema Multiagente desenvolvido.

RESULTADOS

O SMA encerrou o processamento após 1,5 horas de trabalho, atingindo 500 cenários viáveis. Os valores para o VPL calculado em cada cenário variaram de R\$ 17.865.220,73 a R\$ 18.012.345,18.

O melhor cenário obtido pode ser visto detalhadamente na Tabela 2.2. Essa tabela contém as informações referentes ao volume a ser colhido em cada talhão e o ano no qual a atividade deverá ser executada. O volume de madeira produzido em todo o horizonte de planejamento, para melhor solução encontrada, foi de 2.699.469 m³.

A Figura 2.6 mostra a evolução das soluções viáveis encontradas, destacando-se o valor correspondente à melhor solução verificada. Tal solução de maior valor foi encontrada na 182ª simulação realizada. A menor diferença entre duas soluções foi de R\$ 0,63 e a maior foi de R\$ 25.408,14.

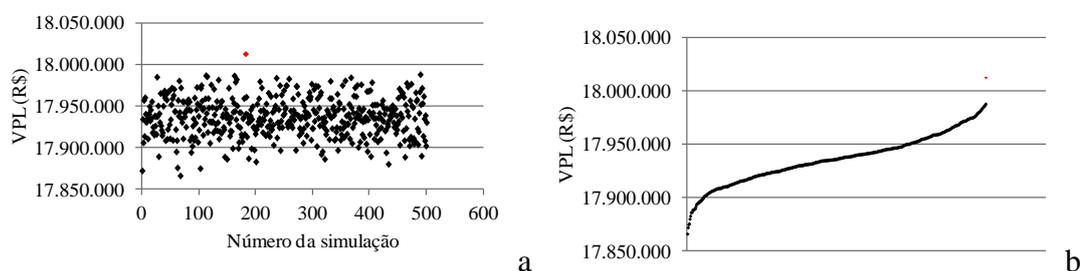


Figura 2.6. Evolução dos valores de VPL encontrados em cada simulação.

Os valores da produção anual de madeira e a amplitude de variação permitida para produção de madeira no horizonte de planejamento para a floresta em questão

podem ser observados na Figura 2.7. A evolução da área manejada em cada ano do horizonte de planejamento pode ser observada na Figura 2.8.

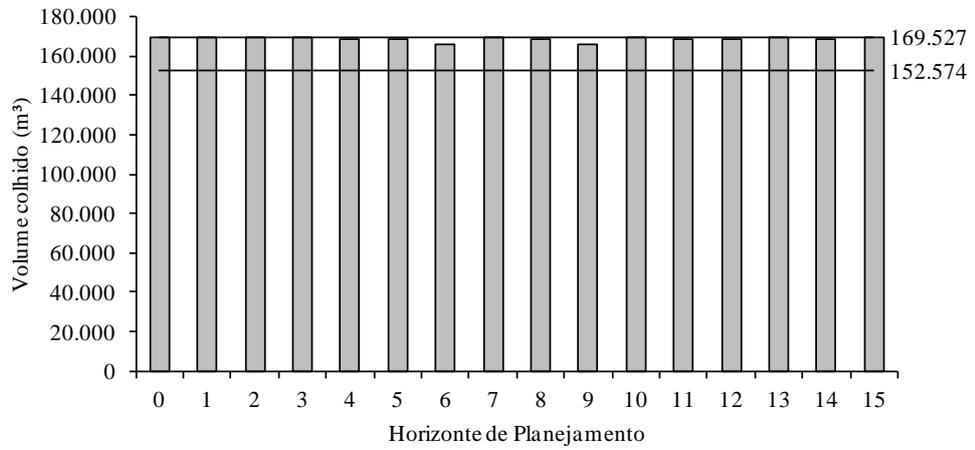
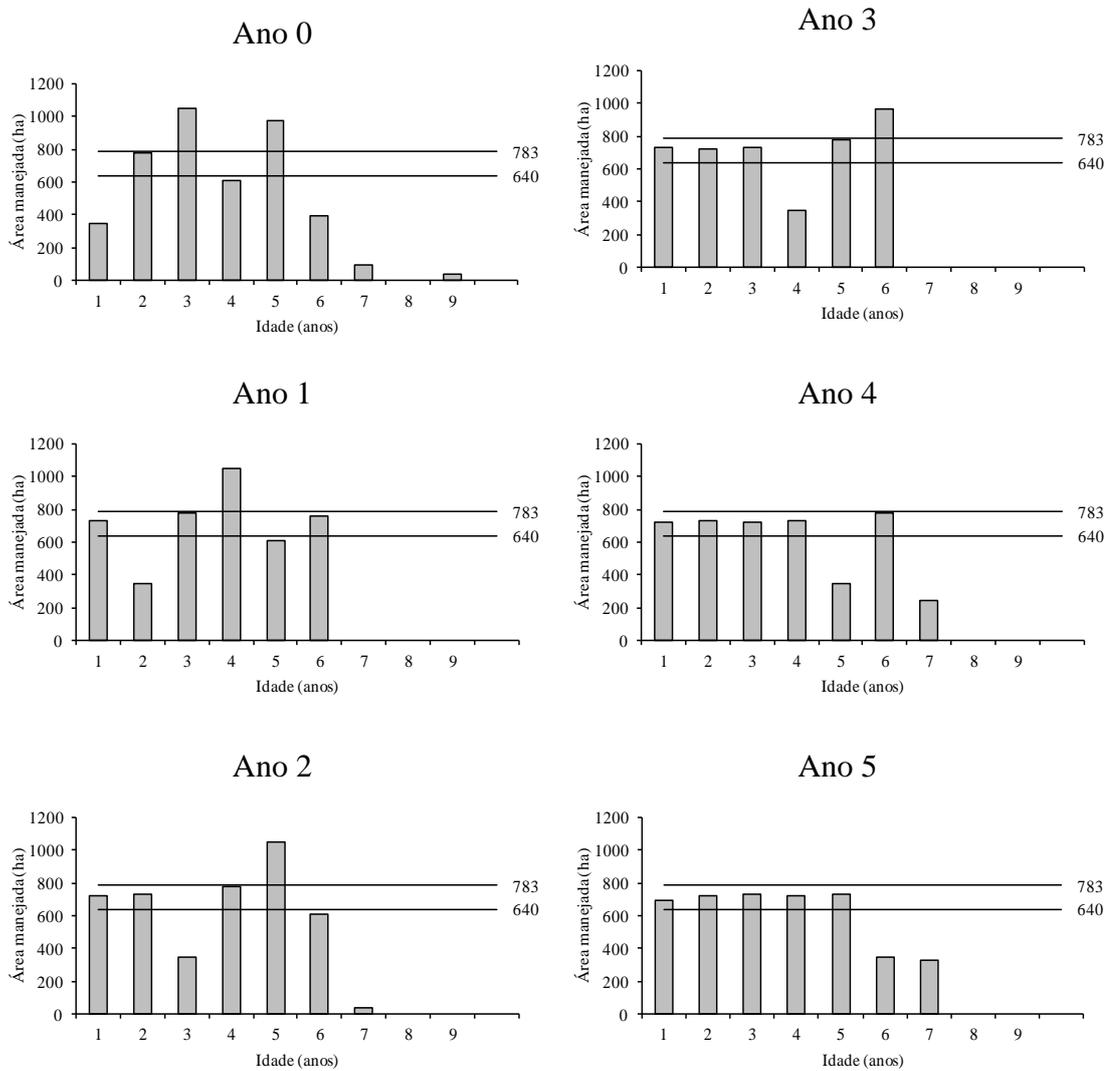


Figura 2.7. Variação do volume colhido anualmente.



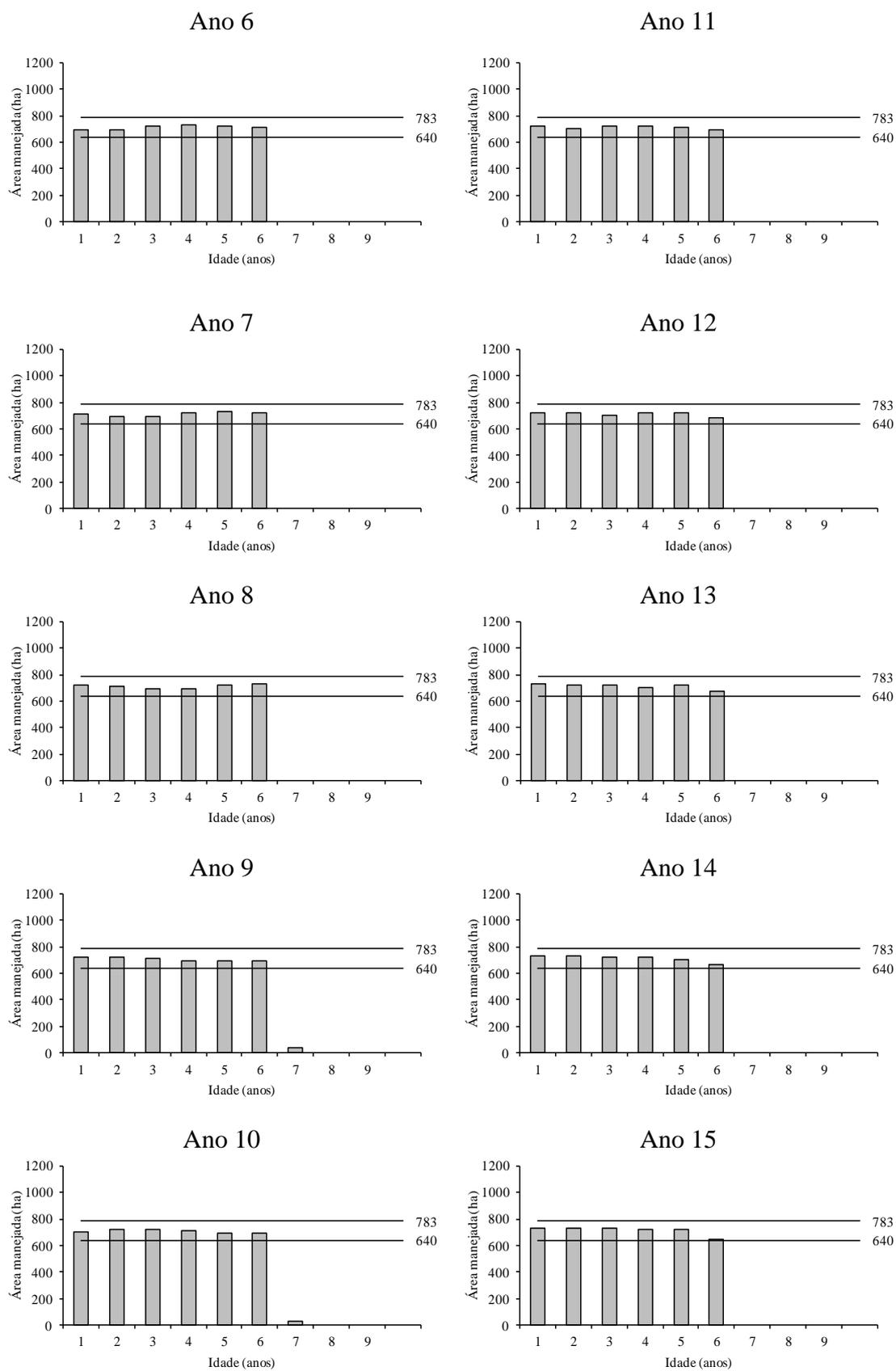


Figura 2.8. Área manejada por classe de idade em cada período do horizonte de planejamento, correspondente ao melhor cenário obtido.

Tabela 2.2. Esquema detalhado de corte do talhões considerados no estudo, correspondente ao melhor cenário obtido. Os valores indicam o volume (m³) de madeira a ser colhido.

UM	Horizonte de Planejamento															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1						5.162						5.162				
2						7.977						7.977				
3						8.681						8.681				
4						7.977						7.977				
5						9.620						9.620				
6						6.335						6.335				
7						6.335						6.335				
8						6.335						6.335				
9						4.927						4.927				
10						5.162						5.162				
11						7.274						7.274				
12						5.162						5.162				
13						8.988						8.212				
14					12.670						12.670					
15					9.620						9.620					
16					7.274						7.274					6.410
17						8.218						7.508				
18						10.272						9.385				
19					6.570						6.570					
20						5.650						5.162				
21						11.813						10.793				

Continua

Tabela 2.2. Continuação...

UM	Horizonte de Planejamento															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
22					5.162						5.162					
23					7.508						7.508					
24					9.854						9.854					
25					4.693						4.693					
26					9.854						9.854					
27						10.015						9.151				
28					6.804						6.804					
29					11.262						11.262					
30					7.274						7.274					6.410
31						6.677						6.100				
32						10.015						9.151				
33					8.447						8.447					
34						11.813						10.793				
35				9.151						9.151						9.151
36				10.324						10.324						10.324
37				7.508						7.508						7.508
38					9.758						8.916					
39					10.786						9.854					
40			6.410						7.274						7.274	
41				6.335						6.335						6.335
42				10.558						10.558						10.558
43				5.631						5.631						5.631

Continua

Tabela 2.2. Continuação...

Talhão	Horizonte de Planejamento															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
44				8.681						8.681						8.681
45			4.135						4.693						4.693	
46					7.190						6.570					
47					5.906						5.397					4.756
48			6.823						7.743						7.743	
49				9.385						9.385						9.385
50				10.324						10.324						10.324
51				4.927						4.927						4.927
52				5.397						5.397					4.756	
53				9.385						9.385						9.385
54				9.385						9.385						9.385
55				5.631							6.163					
56				7.274						7.274						7.274
57				8.916						8.916						8.916
58				5.397						5.397						5.397
59					12.326						11.262					
60				5.866						5.866						5.866
61					7.190						6.570					
62				8.212						8.212					7.237	
63					8.474						7.743					
64				5.162						5.162						5.162
65				9.620						9.620						9.620

Continua

Tabela 2.2. Continuação...

UM	Horizonte de Planejamento															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
66				6.100					5.376							6.100
67			9.620						9.620							9.620
68			7.508						7.508							7.508
69			11.966						11.966							11.966
70			7.274						7.274							7.274
71			12.201						12.201							12.201
72			7.743						7.743							7.743
73			12.435						12.435							12.435
74			6.804						6.804							6.804
75			8.447						8.447							8.447
76			9.151						9.151							9.151
77			6.570						6.570					5.790		
78			11.966						11.966							11.966
79			10.558						10.558							10.558
80			7.039						7.039							7.039
81			7.977							8.731						7.977
82			5.866						5.866					5.169		
83		10.324							10.324					10.324		
84		6.570							6.570					6.570		
85		11.497							11.497					11.497		
86		8.916							8.916					8.916		
87		5.866							5.866					5.866		

Continua

Tabela 2.2. Continuação...

UM	Horizonte de Planejamento															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
88		12.201						12.201						12.201		
89		11.732						11.732						11.732		
90	10.339						11.732						11.732			
91		11.732						11.732						11.732		
92	10.752						12.201						12.201			
93		11.966						11.966						11.966		
94		8.212						8.212						8.212		
95		7.743						7.743						7.743		
96		9.151						9.151						9.151		
97		6.570						6.570						6.570		
98	6.410						7.274						7.274			
99	5.790						6.570						6.570			
100		6.335						6.335						6.335		
101		8.212						8.212						8.212		
102		14.078						14.078						14.078		
103		7.274						7.274						7.274		
104	10.339						11.732						11.732			
105			8.988						8.212						8.212	
106		11.028						11.028					9.718			
107	9.620						9.620						9.620			
108	12.435						12.435						12.435			
109	8.447						8.447						8.447			

Continua

Tabela 2.2. Continuação...

UM	Horizonte de Planejamento															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
110	8.916						8.916						8.916			
111	9.620						9.620						9.620			
112	12.201						12.201						12.201			
113	6.100						6.100						6.100			
114	7.977						7.977						7.977			
115	7.508						7.508						7.508			
116	8.681						8.681						8.681			
117	7.961						7.274					6.410				
118	10.786						9.854						9.854			
119	5.393					4.342						4.927				
120	10.138						8.212						8.212			
Total	169.413	169.407	169.481	169.169	168.622	168.750	166.354	169.407	168.446	166.169	169.467	168.539	168.798	169.338	168.727	169.382

DISCUSSÃO E CONCLUSÕES

Segundo Russel e Norving (2004) e Wooldridge (2002), Agentes Reativos Simples tem a vantagem de apresentarem simplicidade, economia e robustez, no entanto caracterizam-se por necessitar de um conhecimento mais seguro acerca do ambiente já que a decisão é tomada com base na percepção atual. Apesar dessa limitação, o agente de inventário desenvolvido neste estudo comportou-se conforme esperado, sendo que o sistema final não apresentou inconsistências em relação às tomadas de decisão por parte do mesmo. Apesar da adequação do agente para a situação trabalhada, espera-se que a utilização de agentes mais sofisticados melhore significativamente os resultados encontrados, principalmente com relação ao tempo necessário para encontrar soluções com resultado global mais elevado.

A tomada de decisão realizada pelo agente de colheita quando da escolha por quais talhões colher, ocorreu de maneira aleatória dentro de um conjunto de unidades de manejo de mesma idade. Apesar da aleatoriedade ser um dos componentes de busca mais simples, pode-se atribuir a ela a capacidade de o sistema explorar qualquer região do espaço de busca das soluções (MEDEIROS, 2006). Apesar do fato de não se verificar soluções idênticas, o método de busca pela solução do problema tende a ser melhorado com inserção de operadores determinísticos.

O *agente de colheita* foi tratado sob a arquitetura de Agente Cognitivo, no qual o conhecimento acerca do objetivo interfere na tomada de decisão do mesmo (RUSSEL e NORVING, 2004). De fato, ao tomar a decisão de cortar determinado talhão, o agente avaliou se o volume a ser colhido ultrapassaria sua meta. A melhor solução encontrada pelo sistema foi aquela que apresentou maior diferença com

relação à solução de valor imediatamente menor, o que demonstra a qualidade da solução encontrada.

O SMA, por meio do Agente de Controladoria, foi capaz de ajustar a restrição de demanda anual de madeira para uma faixa mais adequada. Assim, a premissa inicial de variação de produção entre 162.000 m³ e 180.000 m³ foi alterada para o intervalo de 152.574 m³ a 169.527 m³. Isso porque, como o *agente de colheita* realiza sua atividade até atingir o teto de produção permitida, em determinado momento do horizonte de planejamento a colheita não conseguiria alcançar a produção mínima permitida em função do elevado volume de madeira colhido nos anos anteriores.

Essa inteligência embutida no *agente de controladoria* proporciona autonomia ao mesmo e é fator determinante para que o usuário do sistema economize tempo com verificações que o próprio SMA é capaz de realizar. Artero (2009) destaca a autonomia como uma das mais importantes propriedades idealizadas para um agente inteligente.

A evolução da área manejada anualmente mostra como as restrições impostas ao modelo e a atuação dos agentes foram determinantes para que o empreendimento alcançasse a sustentabilidade requerida em longo prazo. O SMA foi capaz de direcionar as atividades de maneira a proporcionar uma distribuição uniforme de área por classe de idade, a qual é, segundo Leuschner (1984) e Buongiorno e Gilles (2003), uma das bases para a regulação florestal.

O SMA encontrou soluções que viabilizassem a manutenção de um único regime de manejo para cada talhão considerado. Segundo Rodrigues et al (2006), o fracionamento de determinado talhão é indesejável operacionalmente, já que tais unidades são consideradas indivisíveis em termos de manejo. Soluções que já contemplem a integridade das unidades de manejo trazem maiores vantagens se comparado às soluções com variáveis fracionadas e posteriormente arredondadas (SILVA et al, 2003). O problema de manejo de uma floresta com várias unidades, cada uma delas sujeita a diferentes regimes ao longo do horizonte de planejamento, é, segundo Baskent et al (2001), um problema de ordem combinatorial. Assim, a solução de um problema dessa natureza torna a utilização de SMA ainda mais promissora.

Rodrigues (1996) mencionou que, para alcançar a regulação da produção florestal, o manejador deve seguir à risca o que foi determinado na solução ótima, em termos de estrutura de corte da floresta. No entanto, a utilização do SMA desenvolvido, com restrições mais flexíveis, permite que o gerente florestal tenha em mãos uma série de alternativas para conduzir o empreendimento a um estado de sustentabilidade.

A flexibilidade com a qual os agentes trabalham é importante do ponto de vista da gestão do empreendimento, uma vez que a constante variação dos cenários econômicos no mercado mundial tem tornado a manutenção de uma única solução ótima uma decisão mais arriscada. Simular diferentes alternativas de manejo e adequar aquela que mais se aproxima da visão estratégica do empreendimento é o desafio dos gerentes florestais. Nesse sentido, o SMA desenvolvido corrobora para a possibilidade de aumentar o nível de conhecimento do manejador em relação às alternativas de manejo que podem ser empregadas, principalmente pela possibilidade de alteração das premissas e simulação de diferentes cenários com relativa simplicidade.

Assim, pode-se concluir que um Sistema Multiagentes é capaz de auxiliar o manejador florestal em termos da tomada de decisão relativa ao planejamento da produção de madeira em longo prazo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRAF, Anuário estatístico da ABRAF 2011 ano base 2010. ABRAF: Brasília, 2011. 130p.

ALMEIDA, S. J.; FERREIRA, R. P. M.; EIRAS, A. E.; OBERMAYR, R. P.; GEIER, M. Multi-agent modeling and simulation of an *Aedes aegypti* mosquito population. **Environmental Modelling & Software**, v.25, p.1490-1507, 2010.

ARTERO, A. O. **Inteligência Artificial: teoria e prática**. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2009. 230p.

BARRETEAU, O.; BOUSQUET, F.; MILLIER, C.; WEBER, J. Suitability of Multi-Agent Simulations to study irrigated system viability: application to case studies in the Senegal River Valley. **Agricultural Systems**, v.80, p.255-275, 2004.

BASKENT, E. Z. Combinatorial Optimization in Forest Ecosystem Management Modeling. **Turkish Journal of Agriculture and Forestry**, Amsterdam, v.25, p.187-194, 2001.

BASTOS, R. M. **O planejamento da alocação de recursos baseado em sistemas multiagentes**. 1998. 266f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1998.

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

BUONGIORNO, J.; GILLESS, L. K. **Decision Methods for Forest Resource Management**. 2003. 439p.

CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. **Mensuração florestal: Perguntas e respostas**. 3.ed. Viçosa, MG: Universidade Federal de Viçosa, 2009. 548p.

FERREIRA, L. **Um modelo de simulação baseado em agentes para análise de cadeias de suprimento**. 2009. 180f. Tese (Doutorado em Administração). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

FLORES-MENDEZ, R.A., 1999. Towards a Standardization of Multi-Agent System Frameworks. *ACM Crossroads Student Magazine*. **ACM Crossroads Student Magazine**, v.5, n.9, p.18-24, 1999.

GOMIDE, L. R.; Arce, J. E.; Silva, A. C. L. Uso do algoritmo genético no planejamento florestal. **Cerne**, Lavras, v. 15, n. 4, p. 460-467. 2009.

GORGENS, E. B.; Leite, H. G.; Santos, H. N.; Gleriani, J. M.. Estimação do volume de árvores utilizando redes neurais artificiais. **Revista Árvore**. v.33, n.6, pp. 1141-1147. 2009.

LANZER, A. T. S. **Um modelo de simulação de autômatos celulares para avaliação de condições de biodiversidade e resiliência na exploração de florestas naturais**. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção e Sistemas). 2004. 252 f. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis – SC.

LEUSCHNER, W. A. **Forest regulation, harvest scheduling, and planning techniques**. New York: John Willey & Sons, 1990. 281p.

MEDEIROS, F. L. L. **Algoritmo genético híbrido como método de busca de estados estacionários de sistemas dinâmicos**. 2002. 191f. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2002.

PASSOS, C. A. S.; FONSECA, S. L. A. Uma arquitetura multiagente para solução de problemas de seqüenciamento da produção. **Journal of Computer Science**, v.4, n.2, p.38-45, 2005.

PURNOMO, H.; GUIZOL, P. Simulating forest plantation co-management with a multi-agent system. **Mathematical and Computer Modelling**, n.44, p.535-552, 2006.

PURNOMO,H.; MENDOZA, G. A.; PRABHU, R. YASMI, Y. Developing multi-stakeholder forest management scenarios: a multi-agent system simulation approach applied in Indonesia. **Forest Policy and Economics**, v.7, p.475-491, 2005.

REIS, L. P., **Coordenação em sistemas multiagente:aplicações na gestão universitária e futebol robótico**. Tese de Doutorado, Universidade do Porto, 2003.

RODRIGUES, F. L. **Regulação de florestas equiâneas utilizando programação linear**. 1997. 109f. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1996.

RODRIGUES, F. L.; LEITE, H. G.; SANTOS, H. N.; SOUZA, A. L. Soluções de problemas de planejamento florestal com restrições de inteireza utilizando busca tabu. **Revista Árvore**, Viçosa-MG, v.27, n.5, p.701-713, 2003.

RODRIGUES, F. L.; LEITE, H. G.; SANTOS, H. N.; SOUZA, A. L.; SILVA, G. S. Metaheurística algoritmo genético para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Revista Árvore**, v.28, n.2, pp. 233-245. 2004a.

RODRIGUES, F. L.; LEITE, H. G.; SANTOS, H. N.; SOUZA, A. L.; SILVA, G. F. Metaheurística algoritmo genético para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Revista Árvore**, Viçosa-MG, v.22, n.2, p.233-245, 2004b.

RODRIGUES, F. L.; SILVA, G. F.; LEITE, H. G.; XAVIER, A. C.; PEZZOPANE, J. E. M. Um modelo de regulação florestal e suas implicações na formulação e resolução de problemas com restrições de recobrimento. **Revista Árvore**, v.30, n.5, p.769-778, 2006.

RUSSEL, S.; NORVING, P. **Inteligência Artificial**. 2. Ed. Rio de Janeiro: Campos, 2004. 1021p.

SILVA, G. F.; LEITE, H. G.; SILVA, M. L.; RODRIGUES, F. L.; SANTOS, H. N. Problemas com o uso de programação linear com posterior arredondamento da solução ótima, em regulação florestal. **Revista Árvore**, v.27, n.5, p.677-688, 2003.

SILVA, M. L. M.; BINOTI, D. H. B.; GLERIANI, J. M.; LEITE, H. G. Ajuste do modelo de Schumacher e Hall e aplicação de redes neurais artificiais para estimar volume de árvores de eucalipto **Revista Árvore**, v.33, n.6, p.1133-1139. 2009.

STOLLE, L. **Simulação e espacialização da fragilidade ambiental em relação às atividades florestais**. 2008. 78 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba - PR. 2008.

VALVERDE, S. R.; SOARES, N. S.; SILVA, M. L.; JACOVINE, L. A.; NEIVA, S. A. O comportamento do mercado da madeira de eucalipto no Brasil. **Revista Biomassa e Energia**, v.1, n.4, p.393-403, 2004.

WOOLDRIDGE, M. **An Introduction to Multiagent Systems**. John Wiley & Sons, Chichester, 2002. 348p.

CAPÍTULO III

UM SISTEMA MULTIAGENTES PARA O PLANEJAMENTO ANUAL DA COLHEITA FLORESTAL

INTRODUÇÃO

A maioria dos estudos em planejamento florestal contemplam um horizonte de planejamento relativamente longo, com indicação de áreas, volumes e unidades de manejo (BINOTI, 2010; RODRIGUES, 2004) que devem ser colhidos anualmente para que as restrições impostas pelo “modus operandi” de determinada empresa sejam atendidas.

Apesar da importância do planejamento de longo prazo, o que de fato é executado nas empresas é o planejamento curto prazo. Principalmente porque em um mercado no qual as variações nas taxas cambiais, nas taxas de juros e na própria demanda ocorrem com frequência, o planejamento de longo prazo é revisado e modificado anualmente, aumentando a importância da otimização das operações que ocorrerão no ano corrente. Ainda, as estimativas de gastos e solicitações de orçamentos são realizados em referência a toda a atividade que será executada no próximo ano. Dessa maneira, o conhecimento acerca de uma sequência de colheita que minimize o custo anual é primordial para a sustentabilidade econômica do empreendimento.

Mesmo com o surgimento das heurísticas, a ferramenta mais utilizada em termos de otimização da tomada de decisão ainda é a Programação Linear (PL). Embora a PL consiga gerar resultados ótimos, as restrições impostas ao modelo podem tornar a solução do problema inviável em termos de aplicação real (BANHARA et al, 2010). Silva et al (2001) destacaram que a solução ótima gerada pela PL pode acabar sendo degenerada quando sua operacionalização é aproximativa.

Uma ferramenta pouco utilizada em Ciência Florestal, mas que tem sido campo de estudos em diversas áreas, é a teoria dos Sistemas Multiagentes (SMA). De acordo com Russel e Norving (2004), um SMA é um sistema no qual agentes inteligentes são capazes de perceber o ambiente por meio de sensores, raciocinar e então agir por meio de atuadores de maneira a modificar o ambiente. São ferramentas de simulação da realidade, possuindo grande capacidade de se adaptar e resolver problemas complexos, tais como controle de tráfego urbano (SILVA, 2005), modelagem do uso e ocupação do solo (PURNOMO et al, 2005), controle de caldeira de recuperação em uma indústria de celulose (SOSA, 2007) e simulação e análise de cadeias de suprimento (FERREIRA, 2009).

Pelo fato de que os agentes são capazes de perceber o ambiente e atuar em conjunto de maneira a modificá-lo, espera-se que agentes específicos para o planejamento da colheita florestal possam interagir de forma a encontrar uma solução que minimize os custos relacionados ao corte e à entrega da madeira em um centro consumidor, mantendo a qualidade do produto homogênea (principalmente em termos de densidade da madeira). Neste estudo é apresentada uma solução multiagentes para o problema de planejamento anual da colheita de madeira.

MATERIAL E MÉTODOS

Dados

Este estudo se baseou no ordenamento da colheita do ano corrente de uma empresa florestal, cujo estoque total disponível para corte (florestas com idade superior a 6 anos) era cerca de 933.157 m³ distribuídos em quatro fazendas conforme Tabela 3.1. Essa tabela contém as distâncias entre os centróides das fazendas até a unidade de processamento da madeira. As distâncias médias entre as fazendas podem ser verificadas no Quadro 3.1.

Tabela 3.1. Informações cadastrais das fazendas avaliadas

Fazenda	N ° Talhões	Volume (m ³)	Área (ha)	Distância Média* (km)
A	17	168.990	606,50	15
B	49	505.894	1.797,20	30
C	12	121.786	410,40	45
D	23	136.487	484,40	60
Total	101	933.157	3.2990,00	

* distância até o centro de consumo.

Quadro 3.1. Distância média, em km, entre as fazendas

Fazenda	A	B	C	D
A	0	15	30	45
B	15	0	15	30
C	30	15	0	15
D	45	30	15	0

A densidade básica da madeira variou de 509 a 596 kg/m³ e o custo de transporte foi calculado utilizando a expressão (SILVA et al, 2007):

$$CT = \frac{Pf}{Cap} * 2D * P$$

em que:

CT é o custo total do transporte (R\$);

Pf é o preço médio do frete (4,05 R\$ / km);

Cap é a capacidade de carga dos caminhões (30 m³ / caminhão);

D a distância entre o talhão e a unidade de processamento de madeira (km); e

P é a produção de madeira (m³).

Para cada deslocamento entre fazendas, foi considerado um custo de R\$ 8.000, correspondente ao custo de transporte das máquinas necessárias para compor uma frente de colheita (feller, skidder e garra traçadora).

Para estimar o custo de colheita, foi utilizada a expressão (BINOTI, 2010):

$$Custo(R\$/m^3) = 37,59 * Produtividade^{-0,035}$$

Sistema Multiagentes

Para determinar a sequência ideal de colheita que retorne a maior lucratividade para o ano em questão foi desenvolvido um Sistema Multiagentes composto por três agentes: agente de cadastro, agente de colheita e agente de controle. O primeiro é responsável pelas informações de quantidade de madeira disponível no talhão, densidade da madeira, distância do talhão à UPM, e custos associados à colheita e transporte da madeira. A modelagem desse agente seguiu o conceito de agente reativo, no qual as decisões são tomadas a partir de um sistema de percepção ação (WOOLDRIDGE, 2004). Assim, o agente percebe o ambiente, verifica os resultados de inventário e avaliação de densidade e repassa ao agente de colheita sempre que solicitado.

O agente de colheita foi responsável por determinar a sequência atual de colheita. Primeiro ele define, por probabilidades, a sequência de fazendas a serem

manejadas. Assim, o agente escolhe aleatoriamente a primeira fazenda, as demais são dadas em função da proximidade com a primeira. As possíveis combinações consideradas foram:

A → B → C → D

B → A → C → D

B → C → D → A

C → B → A → D

C → D → B → A

D → C → B → A

Dentro de cada fazenda, o agente de colheita seleciona ao acaso os talhões para gerar uma sequência de análise, então a colheita é iniciada e termina quando o volume do próximo talhão a ser avaliado somado ao volume já colhido no mês é maior que o valor estabelecido pelo agente de controle.

O agente de colheita tem comportamento mais refinado em comparação ao agente de cadastro, uma vez que sua tomada de decisão se baseia nas informações oriundas do ambiente e na avaliação acerca do que sua ação poderá ocasionar. Assim, o agente de colheita é considerado como cognitivo (ARTERO, 2009).

Adicionalmente, foi avaliado o comportamento do SMA quando da retirada do conhecimento acerca da sequência de fazendas a serem trabalhadas, permitindo que o mesmo executasse a colheita de talhões independente da região na qual os mesmos estavam inseridos.

O agente de controle foi aquele que analisou a sequência estabelecida pelo agente de colheita em determinado cenário. A primeira avaliação foi quanto ao atendimento da premissa de manutenção de uma densidade média da madeira não variando mais que 5% em relação à densidade média do mês anterior. Caso isso ocorresse, o cenário era imediatamente descartado, não passando pela análise posterior.

O agente de controle também não permitiu que o volume colhido no mês seguinte possuísse uma diferença maior que 10% em relação ao mês anterior, tomando a mesma decisão anterior nos casos em que essa diferença fosse maior que

o estabelecido. O volume máximo de corte mensal considerado foi de 78 mil m³ de madeira.

Avaliada a densidade média mensal e o volume colhido mensalmente, o agente de controle comparou o valor do custo do cenário atual com o custo do último melhor cenário. Se o valor atual fosse menor que o melhor valor, então ele passava a ser considerado como valor de referencia.

Após definição do agente de controle, o processo era novamente iniciado, e, por conta de processos aleatórios, novas sequencias foram geradas. O sistema gera o número de cenários que o manejador determinar. Para este trabalho foi definido que o SMA terminaria seu trabalho após 1.000 rodadas de simulação.

O ambiente considerado neste estudo é uma floresta de eucalipto, subdividida em unidades de manejo (talhões), todos com idade superior à determinada para colheita.

RESULTADOS

O SMA que considera o agente de colheita como conhecedor de sequências pré-estabelecidas para escolha das fazendas (Situação 1), executou 42.292 tentativas de simulação, encontrando 1.000 cenários viáveis (que atendiam todas as restrições estabelecidas).

A melhor solução encontrada apresentou valor de lucro igual a R\$ 30.536.773. Valor esse que foi 0,06 % maior que a segunda melhor solução, 3,22 % maior que o lucro médio de todos os cenários e 9,26 % maior que o cenário de menor lucro. O coeficiente de variação das soluções foi igual a 1,35 %. O conjunto de soluções pode ser observado nas Figuras 3.1 (a) e (b), sendo esta a representação do comportamento crescente das soluções encontradas.

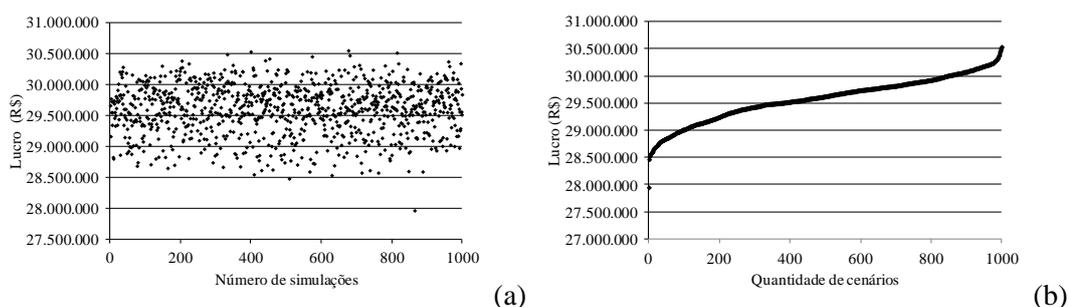


Figura 3.1. Soluções encontradas para a Situação 1. (a) representa o universo de soluções encontradas e (b) representa as soluções em ordem crescente.

Para as simulações considerando que o agente de colheita poderia realizar a colheita com ausência de regras para direcioná-lo a uma ou outra fazenda (Situação 2), foi observado uma quantidade de 22.885 tentativas, as quais geraram 1.000 cenários viáveis.

O melhor cenário apresentou lucro igual a R\$ 30.038.457, sendo este 0,59% maior que a segunda melhor solução, 4,39% maior que a média dos valores de todas os cenários e 10,14% maior que a menor solução. O coeficiente de variação foi de 1,54%. A Figura 3.2 mostra o comportamento das soluções obtidas.

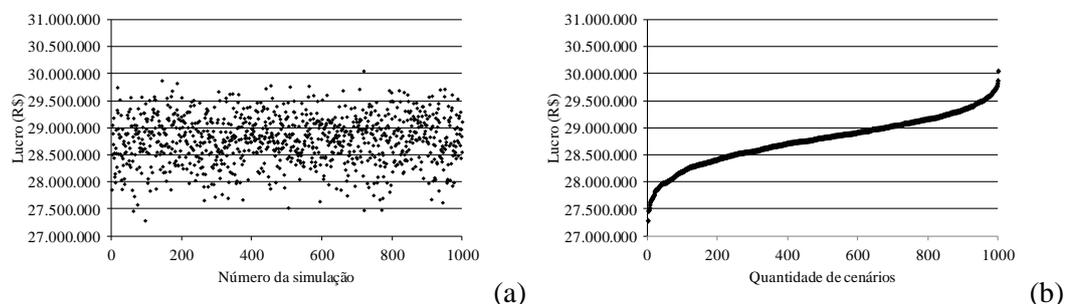


Figura 3.2. Soluções encontradas para a Situação 2. (a) representa o universo de soluções encontradas e (b) representa as soluções em ordem crescente.

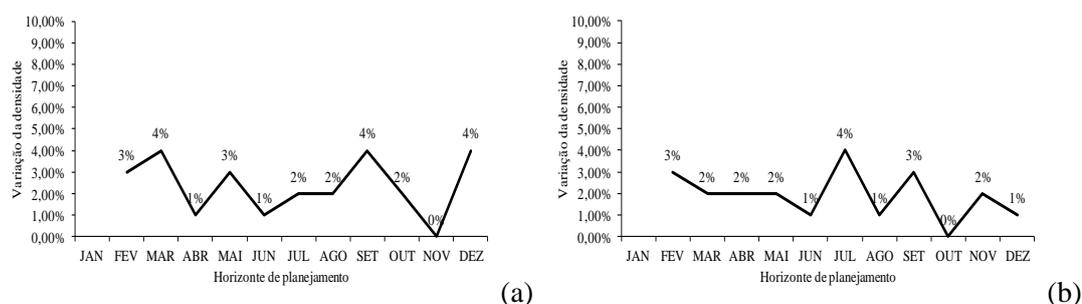


Figura 3.3. Evolução da variação da densidade em relação ao mês anterior para a Situação 1 (a) e para a Situação 2 (b).

Pode-se observar na Figura 3.3 que para as duas situações a variação mensal da densidade ficou dentro do estabelecido previamente. Para a melhor alternativa encontrada na Situação 1, o volume total colhido no ano foi de 908.323 m³ de madeira, variando não mais que 10% entre dois meses consecutivos, conforme Figura 3.3 (a). Para a Situação 2, o melhor cenário apresentou o corte de 911.616 m³ de madeira, também atendendo à restrição de variação mensal da densidade da madeira abaixo de 10 % (Figura 3.3.(b)).

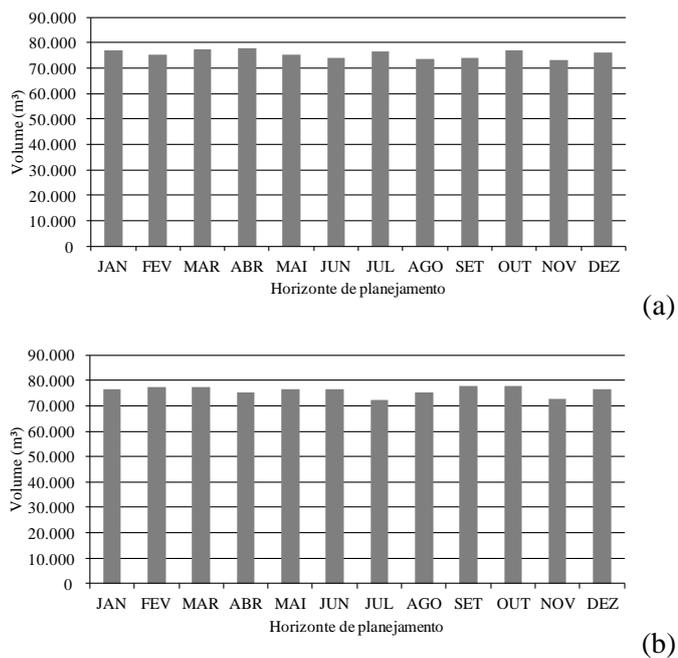


Figura 3.4. Produção volumétrica mensal para a Situação 1 (a) e Situação 2 (b).

A sequência de cortes correspondente à melhor alternativa encontrada na Situação 1 pode ser observada na Tabela 3.2 e o planejamento de colheita considerando a Situação 2 encontra-se na Tabela 3.3.

Tabela 3.2. Sequência de cortes determinados pela melhor solução da Situação 1, na qual o agente de colheita obedece regras para movimentação do módulo de colheita entre as fazendas

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
C	420	4.605											
C	400	6.556											
C	416	8.809											
C	424	10.769											
C	409	9.540											
C	395	14.736											
C	399	15.400											
C	398	6.682											
C	415		13.286										
C	421		13.591										
C	426		9.376										
C	404		8.436										
B	099		10.733										
B	232		13.224										
B	136		6.869										
B	084			3.252									
B	111			9.338									
B	086			9.042									
B	235			10.764									
B	229			14.350									
B	146			8.382									

Continua

Tabela 3.2. Continuação...

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
B	105			10.338									
B	121			12.090									
B	088				12.211								
B	118				14.450								
B	095				9.569								
B	079				3.443								
B	126				15.700								
B	081				2.815								
B	074				9.113								
B	125				10.430								
B	076					13.019							
B	230					12.267							
B	132					12.947							
B	091					7.747							
B	231					12.897							
B	128					8.326							
B	073					8.020							
B	087						9.312						
B	149						9.035						
B	083						11.043						
B	124						2.718						
B	234						12.110						
B	134						8.316						

Continua

Tabela 3.2. Continuação...

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
B	142						13.583						
B	090						7.998						
B	129							13.159					
B	145							13.181					
B	228							12.381					
B	075							7.699					
B	127							6.423					
B	078							11.551					
B	080							12.284					
B	141								15.050				
B	082								13.229				
B	233								13.392				
B	085								12.054				
B	140								7.788				
B	137								12.169				
B	120									6.765			
B	077									13.320			
A	281									13.650			
A	268									3.827			
A	267									12.700			
A	259									2.807			
A	263									13.262			
A	280									7.812			

Continua

Tabela 3.2. Continuação...

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
A	345										9.701		
A	262										12.599		
A	258										13.104		
A	273										6.400		
A	278										14.950		
A	264										12.144		
A	332										5.940		
A	257										2.279		
A	285											12.550	
A	330											14.076	
A	272											11.189	
D	558											5.417	
D	556											6.037	
D	566											3.659	
D	552											9.547	
D	561											5.180	
D	548											2.846	
D	564											2.700	
D	556												6.037
D	566												3.659
D	554												6.043
D	564												2.700
D	555												13.160

Continua

Tabela 3.2. Continuação...

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
D	561												5.180
D	563												13.456
D	553												3.515
D	550												7.085
D	551												2.550
D	547												4.756
D	549												8.128
Total		77.097	75.515	77.556	77.731	75.223	74.115	76.678	73.682	74.143	77.117	73.201	76.269

Tabela 3.3. Sequência de cortes determinados pela melhor solução da Situação 2, na qual o agente de colheita poderia realizar a cortes desconsiderando as regras para direcioná-lo a uma ou outra fazenda

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
D	556	6.037											
C	426	9.376											
B	075	7.699											
B	142	13.583											
B	080	12.284											
D	549	8.128											
A	268	3.827											
B	126	15.700											
B	232		13.224										
B	111		9.338										
C	395		14.736										
A	263		13.262										
C	421		13.591										
C	404		8.436										
D	547		4.756										
D	563			13.456									
A	267			12.700									
B	088			12.211									
B	134			8.316									
B	105			10.338									
B	081			2.815									
A	264			12.144									

Continua

Tabela 3.3. Continuação...

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
D	564			2.700									
D	548			2.846									
B	141				15.050								
B	087				9.312								
A	345				9.701								
C	399				15.400								
B	118				14.450								
D	554				6.043								
D	561				5.180								
A	259					2.807							
B	129					13.159							
B	231					12.897							
B	125					10.430							
B	120					6.765							
A	278					14.950							
A	332					5.940							
B	095					9.569							
D	569						10.205						
B	127						6.423						
B	090						7.998						
B	228						12.381						
B	132						12.947						
C	415						13.286						

Continua

Tabela 3.3. Continuação...

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
B	099						10.733						
D	564						2.700						
B	083							11.043					
A	273							6.400					
B	233							13.392					
C	400							6.556					
B	077							13.320					
C	398							6.682					
B	085							12.054					
B	124							2.718					
A	280								7.812				
D	556								6.037				
B	078								11.551				
B	076								13.019				
B	086								9.042				
A	258								13.104				
A	257								2.279				
B	230								12.267				
B	234									12.110			
D	552									9.547			
D	558									5.417			
D	553									3.515			
B	145									13.181			

Continua

Tabela 3.3. Continuação...

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
D	566									3.659			
B	091									7.747			
B	084									3.252			
A	330									14.076			
D	561									5.180			
D	562										7.403		
C	420										4.605		
A	272										11.189		
D	559										7.084		
A	281										13.650		
B	121										12.090		
B	082										13.229		
B	128										8.326		
C	409											9.540	
D	555											13.160	
B	074											9.113	
A	262											12.599	
B	079											3.443	
B	149											9.035	
B	140											7.788	
B	073											8.020	
C	424												10.769
B	146												8.382

Continua

Tabela 3.3. Continuação...

Fazenda	Talhão	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
D	551												2.550
B	136												6.869
D	558												5.417
A	285												12.550
D	550												7.085
B	235												10.764
B	137												12.169
Total		76.634	77.343	77.526	75.136	76.517	76.673	72.165	75.111	77.684	77.576	72.698	76.555

DISCUSSÃO E CONCLUSÕES

A diferença observada neste estudo, entre o número de tentativas de simulação e o número de cenários viáveis, é explicada pelas restrições impostas ao sistema. Quanto mais rígidas são as restrições, maior é o número de simulações necessárias para cada solução viável encontrada. Apenas a inserção de sequências pré-estabelecidas de colheita fez com que a proporção de tentativas para cada solução viável passasse de 22,3 para 42,3.

A diferença entre as melhores soluções encontradas para as Situações 1 e 2 pode ser explicada pela possibilidade, na Situação 2, de deslocamento do módulo de colheita entre as fazendas mais que 4 vezes (Situação 1). Assim, para a Situação 2, houve 39 deslocamentos, os quais geraram um custo adicional de R\$ 312.000. Esse custo corresponde à 62,6% da diferença entre as melhores soluções nas duas situações. Assim, a modelagem do Agente de Colheita, considerando a sequência de manejo das fazendas, torna o SMA mais robusto, apresentando melhores resultados.

O fato de o *agente de colheita* ter o conhecimento acerca de como o ambiente irá evoluir a partir de sua decisão caracteriza-o como sendo um Agente Cognitivo. Segundo Artero (2009), isso permite melhorar a tomada de decisão, pois o agente pode escolher qual a ação que o levará mais rapidamente ao seu objetivo.

Por se tratar de um estudo inicial acerca da utilização da teoria de Sistemas Multiagentes em um problema de ordenamento da colheita florestal, não foi dada ênfase ao desempenho computacional do SMA. Isso também pelo fato de o mesmo ter sido desenvolvido em ambiente *Visual Basic for Applications* do Excel®, o que já trás desvantagens em relação a outras linguagens de programação, tal como o

JAVA®, mais apropriado para modelagem de agentes inteligentes (BELLIFEMINE, 2007).

A utilização de ferramentas de simulação é importante para que o modelo de gestão da empresa florestal seja tratado matematicamente, podendo-se observar possíveis gargalos nos métodos aplicados e propor novas maneiras de organizar o trabalho de planejamento. Conforme Hosokawa (1979), por meio de simulação o manejador pode avaliar previamente os efeitos de diferentes alternativas de manejo.

Os agentes não apresentaram inconsistências ou falhas durante a execução dos testes no SMA construído, além de proporcionarem resultados condizentes com o objetivo e com as restrições impostas ao sistema. Assim, conclui-se que SMA podem ser utilizados com eficiência para análise e solução de problemas de planejamento da colheita de madeira nas empresas florestais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARTERO, A. O. **Inteligência Artificial: teoria e prática**. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2009. 230p.

BANHARA, J. R.; RODRIGUEZ, L. C. E.; SEIXAS, F.; MOREIRA, J. M. M. A. P.; SILVA, L. M. S.; NOBRES, S. R.; COGSWELL, A. Agendamento otimizado da colheita de madeira de eucaliptos sob restrições operacionais, espaciais e climáticas. **Scientia Forestalis**, v.38, n.85, p.85-95, 2010.

BASTOS, R. M. **O planejamento da alocação de recursos baseado em sistemas multiagentes**. 1998. 266f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1998.

BELLIFEMINE, F.; CAIRE, G.; GREENWOOD, D. **Developing Multi-Agent Systems with JADE**. John Wiley & Sons, 2007.

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

FERREIRA, L. **Um modelo de simulação baseado em agentes para análise de cadeias de suprimento**. 2009. 180f. Tese (Doutorado em Administração). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

HOSOKAWA, R. T. A simulação como instrumento de planejamento florestal. **Floresta**, v.9, n.1, p.24-26, 1978.

PURNOMO, H.; MENDOZAC, G. A.; PRABHUD, R.; YASMIB, Y. Developing multi-stakeholder forest management scenarios: a multi-agent system simulation approach applied in Indonesia. **Forest Policy and Economics**, v.7, p.475-491, 2005.

PURNOMO, H.; GUIZOL, P. Simulating forest plantation co-management with a multi-agent system. **Mathematical and Computer Modelling**, n.44, p.535-552, 2006.

RODRIGUES, F. L.; LEITE, H. G.; SANTOS, H. N.; SOUZA, A. L.; SILVA, G. S. Metaheurística algoritmo genético para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Revista Árvore**, v.28, n.2, pp. 233-245. 2004.

RUSSEL, S.; NORVING, P. **Inteligência Articial**. 2. Ed. Rio de Janeiro: Campos, 2004. 1021p.

SILVA, G. F.; LEITE, H. G.; SILVA, M. L.; RODRIGUES, F. L.; SANTOS, H. N. Problemas com o uso de programação linear com posterior arredondamento da solução ótima, em regulação florestal. **Revista Árvore**, v.27, n.5, p.677-688, 2003.

SILVA, M. L.; OLIVEIRA, R. J.; VALVERDE, S. R.; MACHADO, C. C.; PIRES, V. A. V. Análise do custo e do raio econômico de transporte de madeira de reflorestamentos para diferentes tipos de veículos. **Revista Árvore**, v.31, n.6, p.1073-1079, 2007.

SOSA, I. R. H. **Sistemas multiagentes para controle inteligente da caldeira de recuperação**. 2007. 176f. Dissertação (Mestrado em Engenharia). Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

WOOLDRIDGE, M. **An Introduction to Multiagent Systems**. John Wiley & Sons, Chichester, 2002. 348p.

CONCLUSÕES GERAIS

Diante do que foi exposto nos capítulos deste estudo, pode-se concluir que a utilização de ferramentas que melhorem o processo de tomada de decisão é importante para a sustentabilidade dos empreendimentos florestais.

A automatização na escolha dos cenários de seqüenciamento da colheita florestal permite ao manejador trabalhar aqueles que mais se adequam ao interesse do empreendimento, permitindo que as variações sejam analisadas em um tempo relativamente curto.

A modelagem dos agentes é crucial para que o sistema opere com sincronismo e sem ocorrência de falhas. Quanto maior o conhecimento dos agentes acerca do ambiente no qual os mesmos estão inseridos, melhores são os resultados apresentados pelo sistema.

Assim, Sistemas Multiagentes podem ser aplicados para solucionar problemas complexos de ordenamento florestal.