UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA POLITÉCNICA

FERNANDO JOSÉ DE MOURA MARCELLINO

**Planejamento Integrado da Cadeia de
Suprimentos da Indústria do Petróleo Baseado
em Agentes Holônicos**

São Paulo

2013

FERNANDO JOSÉ DE MOURA MARCELLINO

**Planejamento Integrado da Cadeia de
Suprimentos da Indústria do Petróleo Baseado
em Agentes Holônicos**

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção
do título de Doutor em Ciências.

São Paulo

2013

FERNANDO JOSÉ DE MOURA MARCELLINO

**Planejamento Integrado da Cadeia de
Suprimentos da Indústria do Petróleo Baseado
em Agentes Holônicos**

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção
do título de Doutor em Ciências.

Programa: Engenharia Elétrica
Área de Concentração: Sistemas Digitais

Orientador:

Prof. Dr. Jaime Simão Sichman

São Paulo

2013

Este exemplar foi revisado e alterado em relação a versão original, sob responsabilidade única do autor com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 18 de julho de 2013

Fernando José de Moura Marcellino

Jaime Simão Sichman

FICHA CATALOGRÁFICA

Marcellino, Fernando Jose de Moura

Planejamento integrado da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo baseado em agentes holônicos / F.J.M. Marcellino. -- versão corr. -- São Paulo, 2013.

270 p.

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais.

1. Programação por restrições 2. Cadeia de suprimentos 3. Petróleo 4. Planejamento integrado 5. Holons I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais II. t.

Agradecimentos

À minha família pela paciência e incentivo em todos os momentos. Em especial à minha filha Camilla pela ajuda na revisão do texto.

Ao meu orientador pelo apoio e paciência ao longo de todo o trabalho.

À PETROBRAS pelo patrocínio e por todo o suporte oferecido, que tornaram este trabalho possível.

À toda minha equipe de pesquisa operacional da área de TIC da PETROBRAS em São Paulo pelas discussões e críticas. Em especial, aos analistas Tiago Montagner e Daniel Ferber pela contribuição na implementação do protótipo utilizado nos experimentos.

Ao engenheiro de processamento Marcel Joly da área de refino da PETROBRAS e a toda a equipe do sistema SIPP pelo subsídio de informações relativas à programação de produção das refinarias.

À analista de sistemas Wanda Teixeira e à equipe da área de planejamento de logística da PETROBRAS pelo fornecimento do histórico de informações do sistema PLANAB para o caso de estudo utilizado neste trabalho.

Ao engenheiro de petróleo Ricardo Accioly da área de exploração e produção da PETROBRAS pelas conversas e recomendações relacionadas a reservatórios e extração de petróleo, que fazem parte deste trabalho.

A Thomas Leaute, um dos criadores do FRODO, pelas sugestões e suporte para os ajustes e modificações necessários para o uso da versão 2.10.4 do FRODO neste trabalho.

A todos que, de alguma forma, contribuíram para que este trabalho fosse realizado.

Resumo

A área do petróleo é uma das que mais podem se beneficiar da melhoria de eficiência da gestão da cadeia de suprimentos. Entretanto, o comportamento dinâmico de tais cadeias é muito complexo para ser modelado de forma analítica. Por outro lado, estas cadeias mostram várias características intrínsecas em comum com sistemas multiagentes, que oferecem a flexibilidade necessária para modelar as complexidades e a dinâmica das cadeias de suprimentos reais sem a necessidade de premissas muito simplificadoras. Como o problema de gerenciamento da cadeia de suprimentos apresenta uma estrutura recursiva, torna-se ainda mais conveniente usar um modelo baseado em agentes holônicos, que mostram uma estrutura do tipo fractal. Além disso, o tipo de relacionamento entre as entidades da cadeia e a necessidade de uma otimização global sugerem modelar suas interações na forma de restrições. Por esta razão, esta tese propõe um modelo distribuído de otimização através da definição de um novo problema denominado *Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização* (HCOP), que é baseado nos conceitos do *Problema de Satisfação de Restrições Distribuído com Otimização* (DCOP) e agentes holônicos. Além disso foi desenvolvido um meta-algoritmo baseado no algoritmo DTREE para solucionar este tipo de problema, onde vários algoritmos disponíveis de otimização centralizados podem ser embutidos e integrados de tal forma a obter a configuração mais adequada para cada caso. Assim, uma típica cadeia de suprimentos da indústria do petróleo foi modelada como um HCOP, e foi desenvolvido um protótipo que implementa o meta-algoritmo proposto em um ambiente que integra sistemas de otimização de produção e logística, que são representativos em relação a situações reais. Finalmente foram realizados experimentos sobre um estudo de caso da empresa PETROBRAS, que permitiram a verificação da viabilidade deste modelo e a comprovação de suas vantagens em relação às abordagens convencionais.

Abstract

The oil area is one of those that may most benefit from the improved efficiency of supply chain management. However, the dynamic behavior of such chains is too complex to be modeled analytically. Moreover, these chains show several intrinsic characteristics in common with multiagent systems, which offer the required flexibility to model the complexities and dynamics of real supply chains without rather simplifying assumptions. As the problem of managing the supply chain has a recursive structure, it becomes more convenient to use a model based on holonic agents, which show a fractal-type structure. Furthermore, the type of relationship between entities in the chain and the need for global optimization suggest to model their interactions in the form of constraints. For this reason, this thesis proposes an optimization distributed model by defining a new problem called *Holonic Constraint Optimization Problem* (HCOP), which is based on concepts from Distributed Constraint Satisfaction Optimization Problem (DCOP) and holonic agents. In addition we developed a meta-algorithm based on DTREE algorithm for solving this type of problem, where several algorithms available for centralized optimization algorithms can be embedded and integrated so as to obtain the most suitable configuration for each case. Thus, a typical supply chain of the petroleum industry was modeled as a HCOP, and we developed a prototype that implements the meta-algorithm in an environment that integrates the optimization systems for production and logistics, which are representative in relation to actual situations. Finally experiments were performed on a case study of the company PETROBRAS, which allowed the verification of the feasibility of this model and the proof of their advantages over conventional approaches.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Acrônimos

1	Introdução	p. 15
1.1	Motivação	p. 15
1.2	Objetivos	p. 17
1.3	Metodologia	p. 18
1.4	Contribuições	p. 19
1.5	Organização do Texto	p. 20
I	Planejamento da Cadeia de Suprimentos	22
2	Cadeias de Suprimentos	p. 23
2.1	Introdução	p. 23
2.2	Definições Básicas	p. 24
2.2.1	Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos	p. 24
2.2.2	Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimentos	p. 26
2.2.3	Logística	p. 27
2.2.4	Gestão e Políticas de Estoque	p. 27
2.2.5	Previsão de Demanda	p. 28

2.2.6	Gestão da Produção	p. 28
2.2.7	Métricas de Desempenho	p. 28
2.3	Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo	p. 30
2.3.1	Introdução	p. 30
2.3.2	Extração de Petróleo	p. 33
2.3.3	Refino de Petróleo	p. 36
2.3.4	Gestão de Estoques de Petróleo e seus Derivados	p. 37
2.3.5	Distribuição de Derivados de Petróleo	p. 40
2.4	Conclusão	p. 42
3	Modelos do Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimentos	p. 43
3.1	Introdução	p. 43
3.2	Abordagens de Simulação	p. 44
3.3	Abordagens Analíticas	p. 45
3.4	Desafios para o Planejamento Integrado com Otimização	p. 49
3.4.1	Modelagem	p. 50
3.4.2	Multi-Escala (Espaço e Tempo)	p. 51
3.4.3	Esforço Computacional	p. 55
3.5	Problema de Otimização	p. 56
3.5.1	Programação Linear (LP) e Programação Linear Inteira Mista (MILP)	p. 58
3.5.2	Programação Não-linear (NLP)	p. 59
3.5.3	Programação de Restrições	p. 61
3.6	Estratégia de Solução	p. 63
3.6.1	Métodos Hierárquicos	p. 64
3.6.2	Métodos Iterativos	p. 65
3.6.3	Métodos <i>Full-space</i>	p. 65
3.7	Conclusão	p. 67

II Abordagem Distribuída

69

4 Agentes Holônicos	p. 70
4.1 Introdução	p. 70
4.2 Agentes em Cadeias de Suprimentos	p. 71
4.3 Paradigma Holônico	p. 73
4.3.1 Holons e Agentes	p. 75
4.3.2 Modelos de Agentes Holônicos	p. 75
4.3.3 Organização Holônica	p. 78
4.4 Trabalhos Relacionados	p. 79
4.4.1 Sistema Holônico de Manufatura (HMS)	p. 79
4.4.2 TELETRUCK	p. 80
4.4.3 Sistema de Transporte Automático Global (GATS)	p. 82
4.4.4 Sistemas Multiagentes Holônicos	p. 83
4.5 Conclusão	p. 84
5 Problema de Satisfação de Restrições Distribuídas com Otimização (DCOP)	p. 86
5.1 Introdução	p. 86
5.2 Formalização do Problema de Satisfação de Restrições Distribuído com Otimização (DCOP)	p. 87
5.3 Generalização do DCOP para Problemas Locais Complexos	p. 88
5.4 Algoritmos para DCOP	p. 90
5.5 Protocolo de Mensagens	p. 96
5.6 Ferramentas para DCOP	p. 99
5.7 Representação XML de Instâncias de DCOP	p. 100
5.8 Trabalhos Relacionados	p. 100
5.9 Conclusão	p. 104

6 Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização (HCOP)	p. 106
6.1 Introdução	p. 106
6.2 Descrição do HCOP	p. 107
6.3 Formalização do HCOP	p. 110
6.4 Relação entre DCOP e HCOP	p. 115
6.4.1 Decomposição	p. 117
6.4.2 Compilação	p. 117
6.5 Meta-Algoritmos para a Solução do HCOP	p. 119
6.5.1 Adaptação de um Algoritmo DCOP para o HCOMA	p. 121
6.5.2 HCOMA Baseado no ADOPT	p. 128
6.5.3 HCOMA Baseado no DPOP	p. 129
6.6 Representação XML de Instâncias de HCOP	p. 135
6.7 Conclusão	p. 138
7 Modelagem do Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo como um HCOP	p. 140
7.1 Introdução	p. 140
7.2 Definição do Problema	p. 141
7.3 Modelo de Referência	p. 142
7.3.1 Modelo Multi-Período	p. 142
7.3.2 Variáveis do Modelo	p. 144
7.3.3 Modelo Holônico	p. 150
7.3.4 Modelo de Organização	p. 155
7.3.5 Submodelos	p. 156
7.3.6 Função de Emergência	p. 165
7.3.7 Métricas de Desempenho e Função Objetivo	p. 168

7.4	Modelo Formal do Planejamento Integrado	p. 171
7.5	Representação XML de Instâncias de HCOPs Complexos	p. 175
7.6	Conclusão	p. 176
8	Experimentos	p. 181
8.1	Introdução	p. 181
8.2	Ferramenta FRODO	p. 181
8.3	Fase I: HCOP Genérico	p. 183
8.3.1	Introdução	p. 183
8.3.2	Descrição dos Experimentos	p. 183
8.3.3	Análise dos Resultados	p. 187
8.3.4	Resumo dos Resultados	p. 190
8.4	Fase II: Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimento do Petróleo como HCOP	p. 191
8.4.1	Introdução	p. 191
8.4.2	Descrição do Caso de Estudo	p. 191
8.4.3	Formalização da Instância do Caso de Estudo	p. 193
8.4.4	Caso Padrão	p. 199
8.4.5	Apresentação Resumida do Processo de Solução do Caso Padrão . . .	p. 200
8.4.6	Análise do Caso Padrão	p. 206
8.4.7	Análise de Cenários com Contingência	p. 209
8.5	Conclusão	p. 216
9	Conclusões	p. 219
	Referências	p. 223
	Anexo A - Prova do Algoritmo ADOPT	p. 236

Anexo B - Prova do Algoritmo DPOP	p. 240
Anexo C - Representação de Instâncias de Problemas de Restrições com XML	p. 241
Anexo D - Solução Completa do Caso Padrão no Caso de Estudo do Capítulo 8	p. 246

Lista de Figuras

1	Esquema Resumido da Tese	p. 19
2	Processos de uma Típica Cadeia de Suprimentos	p. 25
3	Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo	p. 31
4	Curva de Produção Teórica de um Campo de Petróleo	p. 34
5	Fluxograma de uma Refinaria Genérica	p. 38
6	Ligação entre Tancagem de Petróleo e Unidade de Destilação em uma Refinaria	p. 40
7	Diagrama de Distribuição por Oleodutos	p. 41
8	Visão Hierárquica da Otimização da Cadeia (baseada em (Shapiro, 2006)) . .	p. 50
9	Classes de Problemas de Otimização (baseada em (Papadimitriou e Steiglitz, 1998))	p. 58
10	(a) Hierárquico (b) Iterativo (c) Full-space (baseada em (Maravelias e Sung, 2009))	p. 64
11	(a) Federação (b) Grupo Moderado (c) Fusão	p. 77
12	Organização Holônica	p. 79
13	Exemplo de um Problema com 4 Agentes, cada um com 4 Variáveis	p. 89
14	Fluxo de Mensagens de um Algoritmo Genérico p/ DCOP	p. 99
15	Restrições do HCOP	p. 108
16	Diagrama Básico do HCOP	p. 109
17	Exemplo de Modelagem Holônica	p. 110
18	(a) Decomposição (b) Compilação	p. 116
19	Transformação de HCOP para DCOP	p. 120
20	Relação entre HCOMA e o Algoritmo de DCOP Base	p. 128

21	Ilustração do HCOMA ADOPT	p. 129
22	Ilustração do HCOMA DPOP	p. 135
23	Ilustração do Escopo do Problema Tratado	p. 143
24	Modelo Holônico do Problema	p. 151
25	Exemplo de Agregação Temporal	p. 152
26	Ilustração de uma Agregação Genérica	p. 153
27	Ilustração da Organização Holônica da Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo	p. 157
28	Modelo Organizacional do Problema	p. 157
29	Conjunto Completo das Restrições do HCOP Complexo	p. 176
30	Diagrama do Processo Holônico	p. 180
31	Fluxo do Processo de Solução	p. 184
32	Gráfico do Tempo pelo Número de Holons	p. 187
33	Gráfico do Tempo pelo Tamanho do Domínio	p. 188
34	Gráfico do Tempo pelo Número de Variáveis Locais	p. 188
35	Gráfico do Tempo pelo Número de Camadas	p. 189
36	Visão Geral do Escopo e Topologia do Caso de Estudo	p. 195
37	Gráfico de Tempo de Processamento	p. 207
38	Gráfico da Função Objetivo	p. 208
39	Gráficos da Solução Vetorial	p. 210
40	Submodelo Simplificado Linear de uma Refinaria	p. 214
41	Submodelo Simplificado Realista de uma Refinaria	p. 214
42	Gargalo na Distribuição de Petróleo entre a Refinaria2 e a Refinaria3	p. 215
43	Exemplo de um Arquivo XCSP do FRODO p/ DCOP	p. 242
44	Representação da Instância da Fig. 36 em XCSP	p. 245

Lista de Tabelas

1	Resumo das Unidades de uma Refinaria	p. 37
2	Algoritmos para DCOP	p. 91
3	Parâmetros de Entrada do Submodelo Logístico	p. 161
4	Variáveis de Decisão do Submodelo Logístico	p. 162
5	Comparação entre a Fase I e a Fase II	p. 190
6	Tabela de Petróleos	p. 192
7	Tabela de Plataformas de Petróleos	p. 192
8	Preços de Venda dos Derivados	p. 192
9	Relação de Contratos para Derivados	p. 193
10	Relação de Contratos para Petróleos	p. 194
11	Limitações e Preços de Venda e Compra do SpotMarket para Derivados	p. 194
12	Limitações e Preços de Venda e Compra do SpotMarket para Petróleos	p. 194
13	Solução de Venda e Compra do SpotMarket	p. 203

Lista de Acrônimos

ADOPT	Asynchronous Distributed Optimization
API	American Petroleum Institute
CSOP	Constraint Satisfaction Optimization Problem
CSP	Constraint Satisfaction Problem
DCOP	Distributed Constraint Optimization Problem
DisCSP	Distributed Constraint Satisfaction Problem
DPOP	Distributed Pseudotree Optimization Procedure
DTREE	Distributed Tree-Optimization
FRODO	FRamework for Open/Distributed constraint Optimization
HCOMA	Holonic Constraint Optimization Meta-Algorithm
HCOP	Holonic Constraint Optimization Problem
HMS	Holonic Manufacturing System
JaCoP	Java Constraint Programming solver
LP	Linear Programming
MILP	Mixed Integer Linear Programming
MINLP	Mixed Integer Nonlinear Programming
NLP	Nonlinear Programming
XCSP	XML Representation of Constraint Networks
XML	Extensible Markup Language

1 Introdução

1.1 Motivação

Cadeias de suprimentos são redes de entidades autônomas de negócio que coletivamente intermedeiam, produzem, e distribuem produtos. A gestão da cadeia de suprimentos pode ser definida como a configuração, coordenação e melhoria contínua de um conjunto sequencialmente organizado de operações. Seu objetivo é prover o melhor nível de serviço ao cliente ao mais baixo custo possível (CHIMA; HILLS, 2007). O gerenciamento da cadeia de suprimentos exige coordenação tanto com clientes quanto com fornecedores. A dinâmica do mercado torna isto difícil: são necessárias respostas rápidas a suas alterações, que ao mesmo tempo minimizem tanto o tempo de espera do cliente como os estoques (FOX; CHIONGLO; BARBUCEANU, 1993). Desta forma, não é suficiente que as cadeias de suprimentos sejam apenas adequadamente planejadas: elas também devem ser gerenciadas de forma flexível e robusta, pois suas operações freqüentemente são postas em risco por muitos fatores externos de influência, tais como mudanças de taxas do mercado financeiro, atrasos nas entregas dos fornecedores, e falhas de produção e transporte. Por este motivo, tem sido defendido que a cadeia de suprimentos seja gerenciada como um sistema integrado e coordenado (FORRESTER, 1958).

Curiosamente, o principal desafio da indústria de petróleo e gás não é a disponibilidade de suas reservas, mas sim a colocação destas reservas em produção e a entrega dos produtos finais aos consumidores com o mínimo custo possível. O produto é exatamente o mesmo para todas as empresas competidoras: derivados de petróleo com diferenciação muito pequena. Conseqüentemente, muitas destas empresas não podem se diferenciar umas das outras através de novos produtos, mas somente através de uma operação mais eficiente que a de seus competidores, o que resulta de um bom gerenciamento da cadeia de suprimentos (CHIMA; HILLS, 2007). Entretanto, a cadeia de suprimentos da indústria de petróleo apresenta vários problemas desafiadores. A partir da matéria-prima, que é o petróleo, são produzidos uma ampla gama de produtos, que vão do asfalto e óleo combustível, até o querosene de aviação e a nafta petroquímica, passando pela gasolina e o diesel. O grande número de diferentes produtos finais

demandados pelos consumidores exige um planejamento prudente e flexível, além de uma coordenação cuidadosa do processo de produção. As etapas dentro da cadeia de suprimentos devem satisfazer restrições tecnológicas complexas e diversas. Finalmente, as grandes empresas de petróleo atuam de forma complexa e possuem relacionamentos produtor–consumidor entre suas próprias unidades, que podem atravessar as fronteiras nacionais. Isto requer que as operações de planejamento logístico e de produção das diferentes unidades de produção sejam adequadamente sincronizadas e intimamente acopladas.

Por outro lado, sabe-se que o comportamento dinâmico de uma complexa cadeia de suprimentos é difícil de ser modelado de forma analítica. Recentemente, observa-se na literatura o uso da técnica de sistemas multagentes para modelar tais cadeias. Basicamente, consistem de uma coleção de entidades autônomas que coexistem em um mesmo ambiente e que eventualmente podem se coordenar para realizar tarefas conjuntas (YUAN; LIANG; ZHANG, 2003). Assim, cadeias de suprimentos e sistemas multiagentes mostram numerosas características intrínsecas em comum. Indo mais além, como o problema de gerenciamento da cadeia de suprimentos apresenta uma estrutura recursiva onde seus diversos componentes podem ser desmembrados em subcomponentes integrados, torna-se conveniente que o sistema de agentes que modela tal problema tenha uma estrutura recursiva semelhante. Para isso, a abordagem de agentes holônicos se mostra bastante adequada, e este será o paradigma específico de agentes a ser utilizado neste trabalho.

Em princípio, o termo gestão da cadeia de suprimentos (SHAPIRO, 2006) pode ser considerado equivalente ao planejamento integrado da cadeia de suprimentos adotado neste trabalho. Entretanto, o primeiro enfatiza mais as áreas de logística e distribuição, enquanto o último focaliza também o processo de produção. O desafio maior que está envolvido com a cadeia de suprimentos de uma indústria de transformação, como a do petróleo, é a tomada de decisão integrada e coordenada através de várias áreas funcionais de uma grande empresa, através de entidades distribuídas geograficamente, e através de vários níveis de decisão (estratégico, tático e operacional). A tomada de decisão envolvendo tanto áreas funcionais, quanto entidades separadas geograficamente basicamente lida com a integração espacial no que diz respeito a coordenar atividades de vários subsistemas de uma empresa. Já a decisão que engloba vários níveis hierárquicos lida com a integração temporal naquilo que envolve decisões coordenadas através de diferentes escalas de tempo. O tratamento destes problemas de integração espacial e temporal é fundamental para otimizar a tomada de decisão ao longo de toda a cadeia.

1.2 Objetivos

O objetivo desta tese é propor um modelo distribuído de otimização, baseado em satisfação de restrições e utilizando um sistema multiagentes holônico, que sirva para solucionar uma classe de problemas como a mencionada na Seção 6.3. Tal modelo, genérico, será aplicado para solucionar o problema de planejamento integrado da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo, utilizando os submodelos de otimização já disponíveis e com a maximização do lucro e o atendimento aos clientes.

Até o momento não existem soluções disponíveis para enfrentar os grandes desafios desta classe de problemas em termos de modelagem, escalabilidade, algoritmos e computação. Assim, esta tese representa um novo passo nesta direção.

A aplicação do modelo desenvolvido ao domínio do petróleo deverá ser capaz de cumprir as seguintes metas:

1. Analisar o impacto de mudanças imprevisíveis do ambiente, tais como problemas operacionais como indisponibilidades de recursos, tanto na extração de petróleo quanto na produção de seus derivados, ou de transporte, sobre o desempenho da cadeia;
2. Analisar o impacto do escalonamento no nível operacional sobre o desempenho da cadeia;
3. Comparar o uso de um submodelo não-linear no nível operacional com um modelo geral linear;
4. Permite através do seu uso a comparação dos seus resultados com aqueles obtidos a partir da otimização centralizada simplificada, nos moldes do que é utilizado da forma convencional pela indústria do petróleo, utilizando cenários representativos.

A aplicação do modelo permitirá tratar o planejamento integrado desta cadeia de suprimentos da indústria do petróleo, que abrange desde a extração do petróleo a partir dos poços produtores, até o transporte dos derivados de petróleo para os terminais de distribuição, de onde serão entregues aos clientes, que, neste trabalho, são as companhias distribuidoras. Este processo engloba os principais componentes da cadeia de suprimentos, i.e., extração do petróleo, seu refino para a produção de derivados, armazenagem tanto do petróleo quanto dos seus derivados, e as atividades de transporte de ambos através dos meios (ou modais, como são chamados na área de logística) mais importantes neste tipo de cadeia, ou seja, oleodutos e navios. Entretanto, não são consideradas as atividades anteriores à entrada de um poço de petróleo em produção, como aquelas de exploração e perfuração, nem aquelas posteriores à entrega de derivados nos

terminais, como as de distribuição para os postos de venda no varejo. O modelo proposto não é estocástico, mas sim determinístico. Entretanto, sua natureza distribuída permitirá uma reação rápida por parte de uma possível ferramenta baseada neste modelo, de modo a tratar as mudanças imprevistas.

1.3 Metodologia

As atividades principais deste trabalho podem ser divididas em cinco etapas, que são descritas a seguir:

- A primeira etapa consistiu, essencialmente, em uma revisão bibliográfica sobre o estado da arte das pesquisas sobre modelagem de cadeia de suprimentos de maneira geral, e da indústria do petróleo em particular, mais especificamente considerando otimização integrada, e principalmente dentro do paradigma de agentes. Foram pesquisados aspectos do problema propriamente dito, trabalhos pré-existentes visando sua modelagem, arquiteturas e algoritmos disponíveis para implementação dos modelos. Portanto, o resultado esperado desta primeira etapa era o conhecimento mais profundo do problema, com a identificação de seus principais aspectos, a avaliação das alternativas existentes para modelá-lo e para implementar um protótipo;
- Na segunda etapa, as diferentes abordagens para a modelagem do problema, que foram pesquisadas na etapa anterior, foram comparadas de forma qualitativa em busca da melhor alternativa. Foram apresentadas as vantagens da modelagem baseada em agentes, particularmente dentro do paradigma holônico, levando em conta as características do problema de planejamento integrado da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo;
- Na terceira etapa, o modelo distribuído baseado em agentes holônicos foi formalmente descrito, resultando no problema denominado HCOP (Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização);
- Na quarta etapa, foi desenvolvido o meta-algoritmo denominado HCOMA (Meta-Algoritmo para o Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização), que possibilitou a obtenção de uma solução para o HCOP de forma computacional;
- Finalmente, na quinta etapa, um caso de estudo da empresa PETROBRAS foi modelado utilizando o formalismo do HCOP e implementado através do HCOMA. Assim, foram realizados experimentos utilizando esta implementação, e seus resultados foram analisa-

MODELO		Problema de Otimização	Problema Real
CENTRALIZADO		Programação Matemática	Tratamento Convencional
ETAPA 1		CSOP	
DISTRIBUÍDO	Agentes	DCOP	Características de Agentes
	Holons		Estrutura Recursiva

IDEIA		Contribuição		Problema Real
DCOP		Problema de Otimização	HCOP ETAPA 3	
+ ETAPA 2	⇒	+	+	Experimentos
Holons		Meta-Algoritmo	HCOMA ETAPA 4	ETAPA 5

Figura 1: Esquema Resumido da Tese

dos e comparados usando os diferentes cenários pertencentes a este caso de estudo, de modo a permitir a avaliação da eficácia e da eficiência do modelo proposto.

A sequência destas atividades encontra-se representada na Fig. 1, que apresenta um esquema resumido das ideias e contribuições deste trabalho.

1.4 Contribuições

A principal contribuição deste trabalho foi a definição do Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização (HCOP), baseado tanto no Problema de Satisfação de Restrições Distribuído com Otimização (DCOP) como no modelo de agentes holônicos. Além da sua formulação, especificou-se uma arquitetura distribuída para a solução de um HCOP utilizando otimizadores locais, e o desenvolvimento de um meta-algoritmo, denominado HCOMA, para possibilitar o processamento de soluções para este problema utilizando a arquitetura proposta.

Para ilustrar o interesse no modelo, uma contribuição secundária foi a sua aplicação em um caso de estudo da empresa PETROBRAS, utilizando submodelos de otimização de produção e logístico, já disponíveis em empresas de petróleo. Isto ocorreu tanto no nível formal como na sua efetiva implementação, que possibilitou a realização de experimentos como uma prova de

conceito. Seus resultados justificaram o interesse nesta aplicação do modelo.

1.5 Organização do Texto

Este trabalho foi dividido em 3 partes: Planejamento da Cadeia de Suprimentos, Abordagem Distribuída e Contribuições. A parte I é constituída de 2 capítulos, onde o Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica de temas relativos a cadeias de suprimentos em geral e a cadeias de suprimentos da indústria do petróleo em particular. Assim, são introduzidos os conceitos associados à gerência de cadeia de suprimentos e suas peculiaridades para a cadeia do petróleo. O Capítulo 3 faz um resumo das tentativas de abordagem para modelar o problema de planejamento integrado da cadeia de suprimentos do ponto de vista centralizado. Além disso, ele apresenta um resumo do estado da arte dos modelos de planejamento recentes, suas vantagens e limitações, e os desafios para futuros modelos.

A parte II possui 2 capítulos. No Capítulo 4 são analisados os modelos de agentes, e suas vantagens em relação à abordagem centralizada. Particularmente o paradigma de agentes holônicos é introduzido, além de mostrar a conveniência da escolha deste tipo de organização específica para o problema em foco. O Capítulo 5 define o problema de satisfação de restrições distribuídas com otimização (DCOP), discutindo sua importância para se alcançar uma otimização global em problemas complexos. Além disso, são apresentados os algoritmos disponíveis para sua solução.

A parte III, que apresenta as principais contribuições do trabalho, consiste de 4 capítulos. O Capítulo 6 define o Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização (HCOP), indicando como este foi formulado através de uma composição das idéias de DCOP e agentes holônicos. O problema é descrito informalmente e, então, convenientemente formalizado. Em seguida é apresentado o meta-algoritmo desenvolvido, denominado HCOMA, cujo objetivo é a solução do HCOP através da possibilidade de integrar de forma distribuída outros algoritmos de otimização existentes, mesmo que de natureza centralizada. A modelagem do problema de Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimentos da Indústria de Petróleo como um Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização (HCOP) é detalhada no Capítulo 7, utilizando o formalismo apresentado no Capítulo 6. O Capítulo 8 descreve então os experimentos realizados, que foram divididos em duas fases. A primeira fase compara o meta-algoritmo com um algoritmo centralizado, utilizando um HCOP genérico. Já a segunda fase modela um caso de estudo da empresa PETROBRAS relativo ao planejamento integrado como um HCOP complexo, que foi implementado através do HCOMA. Em seguida os resultados destes experimen-

tos são apresentados e analisados, a fim de avaliar o modelo proposto. Finalmente, o Capítulo 9 apresenta as conclusões do trabalho, bem como uma perspectiva sobre possíveis extensões em trabalhos futuros.

O texto contém ainda 4 anexos. Nos Anexos A e B apresentam-se respectivamente as provas de corretude e completude dos algoritmos ADOPT e DPOP, utilizados como base do HCOMA. Uma representação típica em XML de uma instância de HCOP é ilustrada no Anexo C. Finalmente, o Anexo D descreve a solução completa obtida pelo HCOMA para o caso padrão apresentado no Capítulo 8.

Parte I

Planejamento da Cadeia de Suprimentos

2 *Cadeias de Suprimentos*

2.1 Introdução

De acordo com Muckstadt e seus colegas (MUCKSTADT et al., 2001) existem muitas definições e interpretações para o termo “cadeia de suprimentos”. Estes autores definiram uma cadeia de suprimentos como o conjunto de empresas atuando para projetar, engendrar, comercializar, manufaturar e distribuir produtos e serviços para consumidores finais. Por outro lado, Simchi-levi e seus colegas (SIMCHI-LEVI; KAMINSKY; SIMCHI-LEVI, 2000) definiram este termo como um conjunto de abordagens utilizadas para integrar fornecedores, fabricantes, depósitos e lojas eficientemente, de forma que mercadorias sejam produzidas e distribuídas nas quantidades certas, para os locais certos, e no tempo certo, a fim de minimizar custos globais, e ao mesmo tempo satisfazer requisitos de qualidade de serviço. Poirier e Reiter (POIRIER; REITER, 1996) perceberam que o conceito de cadeia de suprimentos melhora a posição competitiva de empresas que colaboram, porque ele leva à criação de sinergias entre estas empresas. Em particular, tais sinergias são devido ao fato que uma cadeia de suprimentos é um sistema, e como consequência, este sistema é superior à soma das empresas constituintes. Desta forma, podemos definir cadeia de suprimentos como um processo integrado onde um certo número de entidades de negócio (i.e., fornecedores, produtores, distribuidores e revendedores) trabalham em conjunto em um esforço para: (1) adquirir matérias-primas, (2) converter estas matérias-primas em produtos finais específicos, e (3) entregar estes produtos finais aos revendedores. Esta cadeia é tradicionalmente caracterizada por um fluxo de materiais para frente e um fluxo de informações para trás (BEAMON, 1998). Diferentes entidades em uma cadeia de suprimentos operam sujeitas a diferentes conjuntos de restrições e objetivos. Entretanto, estas entidades são altamente interdependentes quando se deseja melhorar o desempenho da cadeia de suprimentos em termos de objetivos tais como entrega no prazo, garantia de qualidade e minimização do custo. Como resultado, o desempenho de qualquer entidade em uma cadeia de suprimentos depende do desempenho das outras, e a disposição e habilidade delas para coordenar atividades dentro da cadeia de suprimentos. Uma economia global e o aumento nas expectativas dos

clientes com relação a custo e serviço tem influenciado os produtores a se empenharem na melhoria dos processos dentro de suas cadeias de suprimentos, o que frequentemente se denomina reengenharia da cadeia de suprimentos (SWAMINATHAN, 1996). Durante anos, pesquisadores e tecnólogos tem investigado os vários processos da cadeia de suprimentos principalmente de forma individual. Recentemente, entretanto, tem havido uma atenção crescente com relação ao desempenho, projeto e análise da cadeia de suprimentos como um todo.

2.2 Definições Básicas

2.2.1 Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos

Em seu mais alto nível uma cadeia de suprimentos é constituída de dois processos básicos integrados: (1) o Planejamento de Produção e o Controle de Estoque, e (2) o Processo de Distribuição e Logística (BEAMON, 1998). O Planejamento de Produção e o Processo de Controle de Estoque incluem os subprocessos de produção e armazenagem, e suas interfaces. Mais especificamente, o planejamento de produção descreve o gerenciamento completo do processo de produção, incluindo aquisição e escalonamento de matéria-prima, escalonamento do processo de produção, e controle da manipulação de material. O controle de estoque descreve o gerenciamento das Políticas de Estoque e procedimentos para estoque de matérias-primas, de produtos intermediários e de produtos finais. O Processo de Distribuição e Logística determina como os produtos são retirados e transportados do depósito para os revendedores. Estes produtos podem ser transportados para os revendedores diretamente ou podem primeiro ser transferidos para instalações de distribuição, que, por sua vez, transportam os produtos para os revendedores. Este processo inclui o gerenciamento da retirada do estoque, transporte e a entrega do produto final. A Logística é a parte mais crítica da cadeia de suprimentos, pois de nada adianta produzir ou disponibilizar a mercadoria ou serviço que o cliente deseja, sem entregar este produto ou serviço na quantidade e no prazo desejados pelo cliente. Assim, não é possível a melhoria da cadeia de suprimentos sem a adaptação da rede de logística. Estes processos interagem uns com os outros para produzir uma cadeia de suprimentos integrada. O projeto e gerenciamento destes processos determinam a extensão na qual a cadeia de suprimentos funciona como uma unidade para satisfazer os objetivos de desempenho exigidos (BEAMON, 1998). A Fig. 2 representa estes processos (elipses) juntamente com os atores (retângulos) em uma típica cadeia de suprimentos de 4 níveis.

A cadeia de suprimentos de uma empresa é composta por instalações geograficamente dispersas, onde as matérias-primas, produtos intermediários ou produtos acabados são adquiridos,

Figura 2: Processos de uma Típica Cadeia de Suprimentos

transformados, armazenados ou vendidos, e ligações de transporte que conectam instalações ao longo das quais os produtos fluem.

Este fluxo de produtos pode ser no sentido *downstream* de fornecedores para as fábricas, delas para os centros de distribuição e, finalmente, destes para os mercados. Em geral, uma rede de fornecimento de corrente pode ser constituída por um número arbitrário de níveis. Por outro lado, o fluxo de produtos pode ir no sentido *upstream* quando produtos intermediários são devolvidos às fábricas para reciclagem ou produtos reusáveis são retornados dos mercados para os centros de distribuição para reciclagem.

A meta da empresa é agregar valor aos seus produtos à medida que passam através de sua cadeia de suprimentos e transportá-los para mercados geograficamente dispersos nas quantidades corretas, com as especificações corretas, no momento certo, e com um custo competitivo. Podemos distinguir entre plantas, que são instalações de fabricação de produtos onde transformações físicas ocorrem e centros de distribuição, que são instalações onde os produtos são recebidos, classificados, guardados em estoque, colhidos de volta e despachados, mas não fisicamente transformados. O foco principal e requerido no estudo de cadeias de suprimentos apresenta, em sua grande maioria, uma visão global do sistema, buscando avaliar as conjunções e interferências entre os processos envolvidos. O sistema a ser estudado envolve uma rede de atividades, cada uma com sua funcionalidade específica, eficiência e desempenho.

Outras dificuldades também podem surgir quando diferentes empresas ou departamentos de uma mesma empresa tomam decisões tecnológicas independentes ao longo da cadeia de suprimentos. Desta forma, seus sistemas de informação não são nem coordenados, nem compatíveis e, conseqüentemente, as informações não são prontamente compartilhadas para trás e para frente ao longo da cadeia de suprimentos. À medida que as empresas passam por um

processo contínuo e acelerado de consolidação, a necessidade de um sistema de informações flexível, extensível, escalável e adaptável se torna cada vez maior. Como resultado, ferramentas de suporte a decisão que permitam a análise de várias alternativas podem ser úteis para a quantificação imparcial de ganhos e para ajudar a organização a tomar a decisão certa (FEIGIN et al., 1996).

As funções de gerenciamento das cadeias de suprimentos em geral operam em 3 níveis: estratégico, tático e operacional (FOX; CHIONGLO; BARBUCEANU, 1993). Cada nível se caracteriza pelo período de tempo no qual as decisões são tomadas e pela granularidade das decisões durante aquele período.

2.2.2 Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimentos

A gestão da cadeia de suprimentos refere-se ao planejamento integrado. Primeiramente ele está relacionado com **integração funcional**, tal como compra, fabricação, transporte e atividades de armazenagem. Por outro lado, ele se refere à **integração espacial** destas atividades através de mercados e instalações dispersas geograficamente. Finalmente, ele se refere à **integração intertemporal** destas atividades sobre horizontes de planejamento estratégicos, táticos e operacionais. Integração intertemporal, que também é chamada **planejamento hierárquico**, requer consistência e coerência entre decisões da cadeia de suprimentos sobrepostas em vários níveis de planejamento. De forma aproximada, planejamento estratégico envolve as decisões de aquisição de recursos sobre horizontes de planejamento longos, planejamento tático envolve as decisões de alocação de recursos ao longo de horizonte de planejamento médios, e planejamento operacional envolve decisões afetando a execução do curto prazo dos negócios da companhia (SHAPIRO, 2006).

O Planejamento Integrado ou Agregado é o processo pelo qual a empresa determina os níveis de capacidade de produção, subcontratação e estoque, sobre um horizonte de tempo específico. Seu objetivo é atender à demanda de modo a maximizar os lucros da empresa. Assim, ele pode ser definido da seguinte maneira: dada uma previsão de demanda para cada período ao longo do horizonte de planejamento, determinar os níveis de produção, estoque e capacidade para cada período, maximizando o lucro da empresa ao longo de todo o horizonte de planejamento (CHOPRA; MEINDL, 2001). Para criar um plano agregado são necessárias as seguintes informações:

- Previsão de Demanda
- Custos de Produção

- Capacidades de Produção,
- Tempos de Produção
- Custos de Manutenção de Estoques
- Custos de Atrasos
- Restrições Operacionais e Organizacionais

A qualidade de um planejamento integrado exerce um impacto significativo sobre a lucratividade da empresa. Assim, um planejamento deficiente pode resultar em perda de vendas e perda de lucros, caso o estoque e a capacidade disponíveis forem insuficientes para atender à demanda. Além disso, um planejamento deficiente pode resultar também em um nível de estoque excessivo, elevando os custos.

2.2.3 Logística

Pela definição do *Council of Supply Chain Management Professionals* (CSCMP, 2000), "Logística é a parte do gerenciamento da cadeia de suprimentos que planeja, implementa e controla o fluxo e armazenamento eficiente e econômico de matérias-primas, materiais semi-acabados e produtos acabados, bem como as informações a eles relativas, desde o ponto de origem até o ponto de consumo, com o propósito de atender às exigências dos clientes".

A área de logística está preocupada em gerenciar o transporte, armazenagem e estocagem de materiais e produtos. Planejamento de transporte é um campo vasto por si mesmo que envolve decisões complexas sobre os modos de transporte, transportadores, agendamento de veículos e roteamento, e muitas outras atividades que servem para movimentar os produtos através da cadeia de suprimentos da empresa. Modelos de otimização e sistemas de modelagem têm sido aplicados com sucesso na solução destes problemas de decisão, e certas linhas de pesquisa aplicada continuam a procurar métodos mais rápidos e mais poderosos (CHOPRA; MEINDL, 2001).

2.2.4 Gestão e Políticas de Estoque

Se por um lado baixos níveis de estoque podem levar a perdas de economias de escala e a altos custos por falta de produto, por outro lado o excesso de estoques representa custos operacionais e de oportunidade do capital empatado. Encontrar o ponto ótimo não é em geral uma tarefa simples. Este é o objetivo do processo de gestão de estoques em uma cadeia de suprimentos. Para lidar com as incertezas associadas tanto à previsão de demanda de produtos

finais, quanto ao plano de produção e fornecimento destes produtos e da matéria-prima, torna-se necessário utilizar estoques de segurança. Se por um lado o excesso de produtos resulta em custos extras de manutenção de estoques, por outro lado a falta de estoques de segurança leva a perdas de venda, com consequente prejuízo e além de deterioração do nível de serviço ao cliente (GARCIA et al., 2006). Assim, um ponto chave dentro da logística de uma organização é a não utilização de regras simplistas e generalistas para calcular os estoques de segurança, que devem ser estimados para cada situação específica através de modelos analíticos ou de simulação.

2.2.5 Previsão de Demanda

A previsão de demanda refere-se a métodos quantitativos para a previsão de demanda futura pelos produtos vendidos pela empresa, sendo, obviamente, essenciais para a construção de um modelo de gestão da cadeia de suprimentos. Técnicas de previsão de demanda são principalmente métodos estatísticos, e são aplicados para projetar padrões futuros de vendas a partir de dados históricos sobre vendas passadas e, possivelmente, outros dados sobre a empresa, a economia global, etc. A análise de séries temporais é uma grande classe de métodos para o desenvolvimento de previsões simplesmente a partir de bases de dados históricos. Na construção de um modelo de série de tempo, se tenta encontrar padrões nestes dados históricos, tais como os efeitos sazonais ou tendências (SHAPIRO, 2006).

2.2.6 Gestão da Produção

O planejamento de produção varia significativamente entre as indústrias. Assim, no nível operacional, os modelos de otimização e sistemas de modelagem para escalonamento de produção devem ser personalizados para as peculiaridades do ambiente de produção. Nos níveis do planejamento tático e estratégico, onde detalhes de tempo são menos importantes, as várias classes de problemas de planejamento de produção muitas vezes podem ser modeladas com precisão por modelos de uso geral e sistemas de modelagem que lidam com decisões de planejamento multi-período. Ainda assim, a coordenação inter-temporal dos planos de produção estratégico, tático e operacional é muito importante, pois permite ligar coerentemente modelos operacionais detalhados com modelos táticos agregados (SHAPIRO, 2006).

2.2.7 Métricas de Desempenho

Um componente importante no projeto e análise de cadeias de suprimentos é a determinação de medidas de desempenho apropriadas. Medidas de desempenho são utilizadas para

determinar a eficiência e/ou efetividade de um sistema existente ou comparar sistemas alternativos concorrentes. A literatura disponível sobre o assunto classifica as medidas de desempenho como qualitativas ou quantitativas. As medidas de desempenho qualitativas são aquelas para as quais não existe nenhuma medida numérica direta, embora alguns aspectos delas possam ser quantificados. São apontadas medidas de desempenho deste tipo, como por exemplo, satisfação de clientes, fluxo da informação, desempenho dos fornecedores e gerenciamento de risco, mas sendo qualitativas, se tornam mais difíceis de serem incorporadas em modelos quantitativos.

Um indicador único é normalmente inadequado, em função de sua dificuldade em abranger todos os aspectos importantes que devem ser mensurados (BEAMON, 1999). Beamon se reportou a trabalhos de outros pesquisadores para afirmar que os sistemas de avaliação de desempenho de cadeias de suprimentos predominantemente têm utilizado duas medidas de desempenho:

1. Custo
2. Combinação de custo e atendimento aos clientes

As medidas de desempenho quantitativas são aquelas que podem ser diretamente descritas através de valores numéricos. Estas medidas podem ser divididas em duas categorias:

1. Medidas baseadas diretamente em custos ou lucro, como p. ex.:
 - Custo total: total dos custos, que envolve, p. ex., os seguintes componentes:
 - (a) Custos de distribuição: total dos custos de distribuição, incluindo transporte e manuseio.
 - (b) Custos de produção: total dos custos de produção, incluindo processamento, manutenção e custos relacionados ao retrabalho.
 - (c) Custos de estoque: total de custos em estoques, que incluem custos de produtos e de estocagem.
 - Faturamento: valor monetário das vendas ou o volume total vendido;
 - Lucro: valor da receita menos os custos;
2. Medidas baseadas no atendimento aos clientes, como p. ex.:
 - Índice de pontualidade das entregas: fração dos pedidos dos clientes atendidos no prazo;
 - Atraso nas entregas: intervalo de tempo entre a data prometida para a entrega de um produto e a data real de entrega deste produto;

- Tempo de resposta para o cliente: intervalo de tempo exigido desde o momento em que um pedido é feito por um cliente até o momento em que a entrega correspondente é realizada;
- Tempo de fabricação: intervalo de tempo exigido desde o momento em que começa a fabricação de um produto até o momento em que este produto está completamente pronto.

2.3 Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo

2.3.1 Introdução

Segundo Eichmann (EICHMAN, 2000), a gestão da cadeia de suprimentos do petróleo tem sido um dos mais difíceis desafios encontrados por pesquisadores desta área no mundo. Esta cadeia de suprimentos é ilustrada na Fig. 3, cobrindo desde o estágio da extração de petróleo até o de distribuição de produtos derivados incluindo uma complexa rede logística e vários processos de transformação que ocorrem nas refinarias. As atividades que constituem a cadeia de suprimentos do petróleo são divididas em três grandes segmentos: *upstream*, *midstream* e *downstream*. O segmento *upstream* inclui a exploração e a extração de petróleo. A exploração inclui atividades sísmicas, geofísicas e geológicas, enquanto a extração inclui perfuração, completação, ligação de linhas e a efetiva entrada em produção dos poços. O *midstream* é um segmento intermediário e consiste na atividade de transporte do local de extração até as refinarias, e na atividade de refino. O transporte do petróleo envolve o bombeamento através de oleodutos e a carga e descarga de navios. O refino, por sua vez, é a fase de manufatura da cadeia e sua saída são os produtos finais que são a entrada para a comercialização, onde produtos derivados do petróleo como a gasolina e o óleo diesel são vendidos para as empresas de revenda. Finalmente, as tarefas de logística necessárias para levar os produtos refinados da refinaria para os pontos de consumo estão no segmento *downstream*. Para que estes produtos cheguem a seu destino, representado pelas empresas, que são os clientes da cadeia, eles devem ser transportados através de diferentes modais de transporte, como oleodutos, ferrovias ou rodovias, e em geral passam antes por terminais de distribuição.

Cada estágio da cadeia pode ser uma empresa independente ou uma unidade de uma empresa integrada, e se comporta como cliente e produtor ao mesmo tempo, dependendo do sentido considerado ao longo da cadeia. Assim, a fase de refino pode ser vista como cliente do estágio de extração de petróleo, e ao mesmo tempo como produtor em relação ao processo de distribuição. As companhias distribuidoras se localizam em um dos extremos da cadeia e representam o cliente final de uma empresa de petróleo que possua o segmento de refino. Para estas compa-

Figura 3: Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo

nhas, por outro lado, o cliente final é o posto de gasolina, para o qual, por sua vez, o cliente é aquele que abastece seu veículo com combustível.

Devido à natureza dinâmica do negócio do petróleo, as empresas petrolíferas estão cada vez mais interessadas em melhorar o planejamento de suas operações. Aplicativos de planejamento são de particular interesse devido à sua natureza inerentemente incerta, altos incentivos econômicos e importância estratégica. Como já foi dito, o planejamento pode ser classificado nos seguintes níveis: estratégico (longo prazo), tático (médio prazo), e operacional (curto prazo). O planejamento de longo prazo cobre o horizonte de tempo de um a vários anos, o de médio prazo de alguns meses a um ano, e o de curto prazo cobre de uma semana a três meses (GROSSMAN; HEEVER; HARJUNKOSKI, 2001). Decisões são tomadas em diferentes estágios da cadeia de suprimentos e em diferentes níveis da hierarquia de planejamento. Estas decisões diferem principalmente com relação ao escopo do negócio, horizonte de tempo e detalhe do processo (agregação de dados) (LASSCHUIT; THIJSEN, 2004).

Na indústria do petróleo o planejamento estratégico determina a estrutura da cadeia de suprimentos (e.g., localização da refinaria, expansão da sua capacidade, etc). O planejamento tático afeta decisões tais como a atribuição de metas de produção às refinarias e o transporte das refinarias aos centros de distribuição. Uma decisão tática poderia ser a escolha de que tipo de petróleo comprar em cada período de tempo, que produtos derivados comercializar e em

que quantidades serão produzidos, comprados, armazenados, transferidos e vendidos. Por outro lado, o planejamento operacional determina a atribuição de tarefas às diferentes unidades de produção de cada refinaria e aos modais de transporte de petróleo e produtos, considerando restrições de recursos e de tempo. Neste nível são escolhidos os modos de operação, os níveis de estoque, as quantidades produzidas em cada unidade para atender as demandas do mercado e a forma do escalonamento do transporte de produtos. Além disso, o escalonamento diz respeito às informações detalhadas sobre decisões tais como sequenciamento e alocação de tarefas a recursos de forma a atender as metas estabelecidas pelo planejamento. O escalonamento considera períodos de tempo tais como dias ou semanas (MAGALHAES et al., 1998). A combinação destas variáveis de decisão é que dará subsídios suficientes para um bom acompanhamento e gestão da cadeia do petróleo. Assim, uma ferramenta de planejamento capaz de integrar os dados adequadamente e fornecer soluções para estas variáveis se torna um grande trunfo para a gestão da cadeia de suprimentos do petróleo.

O petróleo é uma mercadoria (*commodity*) com características extremamente dependentes da conjuntura global. O preço do barril do petróleo varia e oscila de acordo com o comportamento dos fatores sócio-econômicos do mundo, o que faz com que pequenas turbulências no mercado possam causar enormes danos ao longo dessa cadeia. Portanto, é importante um bom planejamento logístico, que mantenha a dinâmica e a rapidez no tempo de resposta, de forma a minimizar os efeitos nocivos à cadeia. Além disso, existem diferentes tipos de petróleo, com diferentes qualidades, variando de petróleos mais leves e caros como o Árabe Leve, até os pesados como o venezuelano ou o Marlim produzido na Bacia de Campos, Brasil. A cada tipo de petróleo está associado um diferente perfil de produção, com diferentes proporções de produtos refinados. Assim, um petróleo leve é responsável pelo refino de uma maior quantidade de produtos nobres (denominados “claros”), como gasolina e nafta, enquanto um petróleo pesado gera uma maior proporção de produtos de maior densidade (“escuras”) e mais baratos, como óleo combustível e asfalto. A sincronia do planejamento e da produção pressupõe que o sistema esteja inserido em uma condição ambiental conhecida e previsível. À medida que fatores exógenos interferem nesse sistema, o sincronismo existente pode sofrer perturbações que muitas vezes o abalam e o desestruturam. Nestes casos, todas as estimativas e previsões, incluindo projetos de investimentos, níveis de oferta e demanda, podem sofrer graves impactos. Dessa maneira, pode-se concluir que a cadeia de suprimentos do petróleo é extremamente sensível às condições do mercado em geral. Nos últimos anos, a indústria do petróleo tem verificado que as empresas têm reduzido ou eliminado significativamente as margens operacionais no sentido de reduzir níveis de estoque e ociosidades, tornando o sistema ainda mais suscetível e vulnerável às oscilações da oferta e da demanda. Além disso, normas e regulamentos de preservação do meio

ambiente se intensificaram e tornaram-se uma causa dramática para o aumento de restrições operacionais, agravando ainda mais a produtividade das operações.

Nas próximas seções, o escopo da cadeia de suprimentos do petróleo é descrito, bem como um breve resumo de seus subsistemas.

2.3.2 Extração de Petróleo

Todos os campos de petróleo representam uma estrutura geológica limitada e conseqüentemente, possuem um limite superior em relação à quantidade de hidrocarbonetos que podem conter. O tamanho do reservatório, que pode ser definido por métodos geológicos e geofísicos, dá uma estimativa do volume potencial de óleo no campo, antes que a perfuração tenha início. À medida que os dados de perfuração e produção ficam disponíveis, a estimativa da reserva tende para uma acurácia cada vez maior (DAKE, 2004). O volume total de óleo em um campo é normalmente denominado *oil initially in place* (OIIP) ou *oil originally in place* (OOIP), ou algumas vezes apenas *oil in place* (OIP). Isto é equivalente à quantidade total de petróleo existente nos poros das rochas de um ou mais reservatórios que compõem um campo (ROBELIUS, 2007). É relativamente direto calcular o OIIP se a extensão em área e a espessura do reservatório são conhecidas, juntamente com a porosidade média e os níveis de saturação (ROBELIUS, 2007). Na prática, as estimativas do OIIP ficam mais complicadas porque tanto a porosidade quanto a saturação variam por todo o reservatório. Campos de petróleo convencionais capturam somente uma pequena quantidade de todo o petróleo contido nas rochas-fonte do sistema petrolífero, ou seja, a quantidade total de petróleo que pode ser extraída de um dado reservatório é bem menor que seu OIP, sendo esta quantidade recuperável do OIIP classificada como a reserva do campo (vide Eq. 2.1). O fator de recuperação FR é um valor dinâmico, representando a percentagem estimada do OIIP total que pode ser recuperado. O FR depende de numerosos parâmetros, tais como propriedades de rochas e fluidos, tecnologia de produção, localização dos poços, e sequência de perfuração e de entrada em produção dos poços.

$$TotalReservaPetroleo = FR * OIP \quad (2.1)$$

A percentagem recuperável do OIIP pode variar de menos de 10% até mais de 80%, dependendo das propriedades individuais do reservatório e dos métodos de recuperação, mas a média global é baixa e em torno de 20% (MILLER, 1995). Uma vez que um reservatório é localizado, o processo de extração de petróleo pode começar. Este processo de extração é normalmente denominado produção, embora se possa concluir que extração é um termo mais adequado, pois o

Figura 4: Curva de Produção Teórica de um Campo de Petróleo

petróleo é simplesmente removido do reservatório. A produção de um campo de petróleo tende a passar por diversos estágios, que podem ser descritos por uma curva de produção idealizada. Uma versão desta curva está representada na Fig. 4, que ilustra uma curva de produção teórica descrevendo os vários estágios de maturidade dentro do ciclo de vida de um campo de petróleo (ROBELIUS, 2007). Após a descoberta do poço, um poço piloto é perfurado para determinar o potencial de desenvolvimento do reservatório. O desenvolvimento adicional prossegue e a primeira produção de petróleo marca o início da fase de crescimento da produção do campo. Mais tarde o campo entra na fase de platô, onde a capacidade máxima de produção é alcançada antes de finalmente chegar ao início de seu declínio, que termina com seu abandono, quando o limite econômico é atingido. Para muitos campos, especialmente os menores, a fase platô pode ser muito curta e se assemelhar mais a um pico acentuado, enquanto campos maiores podem permanecer várias décadas no nível de produção do platô. O tempo de vida de um campo e a forma da curva de produção estão em geral relacionados com o tipo de petróleo que é produzido.

Fluxos de fluidos em meios porosos podem ser simulados com grande nível de complexidade ou simplicidade, dependendo em grande parte dos detalhes do modelo de fluxo. Estes tipos de processos de fluxo geralmente levam a comportamentos complicados, e os modelos matemáticos devem incluir análise estatística, fractal e/ou procedimentos estocásticos (RAMIREZ et al., 2008). Muitos modelos de simulação de reservatórios são dependentes de vários modelos numéricos. Um exemplo é o simulador de petróleo ECLIPSE da empresa Schlumberger Information Solutions (ECLIPSE, 2007), que utiliza uma abordagem de diferenças finitas em três dimensões para solucionar equações de balanço energético e de massa em sistemas de fluido multifase com até quatro componentes em um reservatório com geometria complexa. Tradicionalmente os métodos de diferenças finitas dominam, mas elementos finitos e modelos numéricos também são

usados. Recentemente até técnicas computacionais mais avançadas, tais como redes neurais e lógica nebulosa (ZELLOU; OUENES, 2007) ou multigrids algébricos (STUBEN et al., 2007), foram utilizados para modelar fluxos de reservatórios. A combinação de modelos de fluxo de reservatórios com planos de perfuração e desenvolvimento, juntamente com modelos econômicos de investimento para o campo, podem resultar em descrições acuradas da produção real e de como ela mudará ao longo do tempo. Entretanto, a predição precisa dos fluxos de fluido normalmente exige dados detalhados e conhecimento de muitas propriedades importantes do reservatório, além de parâmetros, tais como permeabilidade, pressão e similares. Em casos práticos, muitos dos dados necessários para esta modelagem acurada raramente estão disponíveis para pessoas externas à empresa petrolífera, já que estas empresas não os liberam. Conseqüentemente, modelos simplificados têm de ser desenvolvidos por vários pesquisadores e engenheiros para mitigar esta deficiência. Alguns exemplos de modelos simplificados para previsão de produção são a análise da taxa de depleção, que é o esgotamento provocado pela extração contínua do petróleo do reservatório, e a utilização de curvas de declínio, que são aplicáveis a campos individuais. A análise da curva de declínio tem uma longa história e tem sido usada por mais de 50 anos pela indústria do petróleo. De forma similar, a depleção é fortemente ligada às relações fundamentais do fluxo de reservatórios e, por este motivo, a análise da taxa de depleção é uma abordagem confiável. A taxa de declínio se refere ao decréscimo da extração de petróleo ao longo do tempo. Em muitos casos a taxa de declínio é calculada em termos anuais, revelando a mudança no volume produzido de um ano para outro. A Eq. 2.2 mostra uma definição geral para a taxa de declínio.

$$TaxaDeclinio = \frac{produção_t - produção_{t-1}}{produção_{t-1}} \quad (2.2)$$

O declínio de produção pode ser causado por várias razões, mas principalmente acidentes e depleção. Esta última é a mais comum, consequência das próprias forças da natureza. A depleção das reservas acarreta o declínio da pressão do reservatório, reduzindo a vazão do fluxo de produção. Em campos onde a estratégia de produção é manter a pressão do reservatório, através da injeção de água ou gás, os volumes extraídos de petróleo e água permanecerão relativamente constantes por toda a vida do campo, de acordo com a equação de balanço de massa (SATTER; IQBAL; BUCHWALTER, 2008). Entretanto, a produção de petróleo irá afinal decair, e a produção de água aumentar à medida que mais e mais água injetada começar a se difundir dentro dos poços de produção. Eventualmente o reservatório se esgota, já que seus poços passam a produzir muita água e ele deixa de ser economicamente viável, apesar do fato de que a pressão do reservatório ainda possa ser alta. Em (ARPS, 1945) foram criados os fundamentos da análise

de curva de declínio, propondo curvas matemáticas simples, i.e. exponencial, harmônica ou hiperbólica, como uma ferramenta para gerar uma previsão razoável para a produção de um campo de petróleo uma vez que ele atinja o início de seu declínio. Sua abordagem original foi mais tarde aperfeiçoada, e é ainda usada como uma referência padrão na indústria para análise e interpretação de dados de produção devido a sua simplicidade. Uma curva de declínio exponencial ajustada à fase de declínio dos campos fornece uma taxa de declínio anual de 15.3%. Analisando as curvas de declínio associadas a vários dos mais importantes campos de petróleo em produção ao redor do mundo, que são mostradas em (HOOK, 2009), é possível constatar que as taxas de declínio não se afastam muito deste valor, o que representa um declínio mensal aproximado de 1 %.

2.3.3 Refino de Petróleo

O principal objetivo de uma refinaria é transformar óleo bruto em produtos de maior valor agregado, além de maximizar o lucro. A refinaria produz frações leves (propeno, gás liquefeito de petróleo, gasolina e nafta), médias (querosene de aviação e óleo diesel) ou pesadas (parafina, lubrificantes, óleo leve, gás, coque e óleo combustível) de acordo com a extensão e complexidade das suas cadeias de carbono. Os produtos refinados têm muitas aplicações, tais como combustível automotivo, combustível de aviação, solventes, lubrificantes, asfaltos, coque e matéria-prima para a indústria petroquímica. O perfil de produção depende da mistura de óleo processada pela refinaria. O American Petroleum Institute classifica o petróleo bruto de acordo com sua densidade, que vai de leve (menos densa) à pesada (mais densa), através de um índice conhecido como API. Quanto mais baixa a densidade do óleo, maior o índice API e maior o valor comercial do óleo e os produtos dele derivados.

Os processos de separação (destilação de petróleo bruto e destilação a vácuo) são concebidos, para separar o óleo nas suas frações básicas, cujo rendimento depende do óleo processado, ou para processar uma fração previamente gerada para produzir um determinado grupo de componentes. Dependendo das metas de produção, diferentes processos de conversões e tratamentos são aplicados para as frações do petróleo. Processos de conversão, tais como craqueamento, craqueamento catalítico, reforma catalítica e hidrocraqueamento, transformam uma fração em uma outra, ou alteram a estrutura molecular de uma fração (por exemplo, produtos pesados podem ser transformados em produtos leves ou médios, que têm maior valor comercial). Os processos de tratamento (hidrodessulfurização e hidrotratamento) proporcionam um melhor corte de produtos semi-acabados, reduzindo contaminantes, como nitrogênio, enxofre e metais, ou removendo-os de sua estrutura. A Tab. 1 descreve a matéria-prima e os produtos derivados

Unidade de processo	Entrada	Produto
Destilação Atmosférica	petróleo	gas comb., glp, nafta leve e pesada, resíduo, qav /querosene, gasóleo leve e pesado
Destilação a Vácuo	resíduo atmosférico	gasóleo, matéria-prima p/ lubrificante, resíduo
Coque	gasóleo, destilado de coque	gasolina, matéria-prima petroquímica
Fluid Catalytic Cracker (FCC)	gasóleo, óleo reciclado, destilado de coque, óleo comb. residual, cru reduzido	gas combustível, propano, butano, nafta, gasóleo leve, gasóleo pesado, óleo decantado
Reforma Catalítica	nafta, coque, nafta hidrocraqueada	mistura de gasolina, gas combustível H2, C3 e C4, aromático
Hidrocraqueamento	gasóleo, óleo reciclado/ óleo craqueado, destilado de coque, resíduo	produtos leves e de alta qualidade (nafta, gas combustível, destilados de C3 e C4)
Hidrosulfurização	resíduo de alto teor de enxofre/ gasóleo	oleofinas desulfurados
Hidrotratamento	faixa de produtos desde nafta até cru reduzido de hidrocarbonos craqueados	matéria-prima p/ craqueamento, destilados, lubrificante

Tabela 1: Resumo das Unidades de uma Refinaria

dos processos descritos por unidades (KHOR; ELKAMEL, 2008). Uma unidade é definida como um elemento de processamento contínuo que transforma correntes de entrada em várias correntes de saída, cada uma associada a um produto. As propriedades físicas / químicas, tais como o teor de enxofre e a viscosidade, e os rendimentos de tais produtos estão relacionados tanto com o fluxo de entrada e com suas propriedades quanto como com as variáveis operacionais (MORO; PINTO, 1998). As unidades de processamento estão sujeitas a condições especiais (variáveis de operação), como temperaturas, altas pressões, e a adição de insumos que participam das reações físicas e químicas necessárias para obter os fluxos de saída.

Além das unidades de processo, as refinarias possuem também tanques para armazenar e misturar produtos finais e correntes intermediárias, de modo a especificar um produto final com diferentes graus de qualidade, que devem satisfazer demandas do mercado. A topologia da refinaria é definida por um conjunto de unidades de processamento, tanques de armazenamento e de mistura, e dutos interligando todos os componentes. A Fig. 5 ilustra um fluxograma detalhado de uma refinaria em que são representadas as unidades de processo, correntes e tanques.

2.3.4 Gestão de Estoques de Petróleo e seus Derivados

Tipicamente uma refinaria de petróleo recebe seu petróleo bruto através de um oleoduto, que, em geral, está ligado a um terminal portuário onde os navios petroleiros descarregam. A programação de descarga destes petroleiros é geralmente definida no nível tático e não pode ser alterada facilmente. Assim, para um determinado horizonte de programação, o número, tipo e tempos de início e fim das parcelas de petróleo são conhecidos a priori. No oleoduto, tipos

Figura 5: Fluxograma de uma Refinaria Genérica

de petróleo adjacentes compartilham uma interface comum, que tem de ser manipulada corretamente. Se estes lotes adjacentes de petróleo (conhecidos como parcelas) têm propriedades significativamente diferentes, torna-se necessário levar em conta a mistura que sempre ocorre dentro do oleoduto, causando degradação de parte do petróleo de maior qualidade. Por isso, é necessário enviar esse óleo misto para o armazenamento, juntamente com o petróleo de qualidade inferior ou para um designado para receber tais misturas. Esta operação é denominada separação de interface, e o volume desta interface é definido com base na experiência anterior. Na refinaria, o petróleo bruto é armazenado em tanques cilíndricos com uma capacidade total da ordem de dezenas de milhares de metros cúbicos, que é geralmente suficiente para alguns dias de operação de uma refinaria. Estes tanques exigem um volume mínimo de produto de cerca de 20% da capacidade total, de modo a evitar um dano no equipamento. O petróleo deve ser armazenado nestes tanques durante um intervalo de tempo específico até que possa ser processado nas unidades de destilação. Existe um intervalo mínimo de tempo para permitir a separação da salmoura que forma uma emulsão com o óleo. Assim, não é possível alimentar as unidades de destilação diretamente a partir do oleoduto, mesmo se um tanque intermediário é utilizado (vide Fig. 6).

É possível transferir petróleo entre tanques, embora estas operações sejam raramente realizadas, uma vez que são longas e geralmente é mais simples misturar tipos de petróleo a partir de dois ou mais tanques durante a alimentação das unidades de destilação. Se a qualidade do óleo em um determinado tanque e as condições de operação da unidade de destilação não são compatíveis, é necessário processar este óleo simultaneamente com o petróleo de um outro tanque. Normalmente estas propriedades são conhecidas a priori pelo refinador e podem ser correlacionadas com a origem do petróleo. É imperativo que estas unidades sejam continuamente alimentadas com petróleo, porque uma parada é uma operação muito onerosa e indesejável.

Questões quantitativas relativas à gestão de estoques são tratadas em uma grande parte da literatura da área conhecida como Teoria de Estoque Estocástica. Por exemplo, o levantamento feito em (PORTEUS, 1990) lista 122 referências sobre investigações desta área. Baseado em trabalhos fundamentais tais como o clássico modelo EOQ (*economic order quantity*), o modelo de Newsvendor, e as políticas de pedidos ótimas, bem como as políticas de estoque básicas (vide Seção 2.2.4), a pesquisa em teoria de estoque tem avançado no sentido de estender estes resultados analíticos para as condições experimentadas na operação do dia-a-dia e no projeto de cadeias de suprimento do petróleo. Os trabalhos de DeCroix e Arreola-Risa (DECROIX; ARREOLA-RISA, 1998), Zipkin (ZIPKIN, 1986) e Graves e Willems (GRAVES; WILLEMS, 2000) fornecem exemplos destas extensões, onde a consideração da produção é incorporada nos problemas de gerenciamento de estoques. Uma limitação séria de todos estes estudos, entretanto,

Figura 6: Ligação entre Tancagem de Petróleo e Unidade de Destilação em uma Refinaria

é que os efeitos do planejamento da produção sobre os estoques não são considerados.

2.3.5 Distribuição de Derivados de Petróleo

Operações de transferência e distribuição de produtos derivados de petróleo podem ser realizadas por via rodoviária, ferroviária, navio e oleoduto. Neste trabalho foram considerados os dois últimos, que são os mais utilizados na cadeia do petróleo. Assim, geralmente o transporte de petróleo bruto dos terminais portuários para as refinarias é feito através dos oleodutos, que é o modo mais confiável e econômico para grandes quantidades de produtos líquidos e gasosos. Ele distingue-se dos modos restantes de transporte, uma vez que pode funcionar continuamente (SASIKUMAR, 1997), e é particularmente importante quando grandes quantidades de produtos têm de ser bombeadas por grandes distâncias. Oleodutos foram inicialmente utilizados pelas empresas petrolíferas para transporte de petróleo a partir de terminais, onde navios tanque descarregam e abastecem refinarias de petróleo, e têm sido utilizados pela indústria do petróleo durante os últimos 40 anos tanto para o transporte de petróleo quanto de seus derivados. Para os grandes mercados consumidores, onde a demanda por petróleo e seus derivados é elevada, as empresas petrolíferas estão dispostas a expandir a utilização do oleoduto levando em conta seu baixo custo de operação. Assim, os oleodutos devem ligar refinarias a centros de distribuição locais, de onde os produtos são enviados aos mercados consumidores. Como no caso do fornecimento de petróleo, oleodutos devem ser operados de maneira eficiente, de forma que a empresa possa melhorar a sua margem operacional (JONES; PADDOCK, 1982). Devido à magnitude e complexidade de um sistema petrolífero, um projeto logístico completo com razoável nível de detalhe torna-se inviável. Muitos autores propõem um modelo unificado para a produção e distribuição de mercadorias, tais como em (VAKHARIA; ERENGUC; SIMPSON, 1999) e (DAS;

Figura 7: Diagrama de Distribuição por Oleodutos

SARIN, 1994) no contexto de plantas situadas em local único, e em (WILKINSON; SHA; PANTELIDES, 1994) para plantas distribuídas em vários locais. Os produtos que são gerados na refinaria devem ser armazenados em tanques dedicados. Segundo Sasikumar (1997), as decisões que são tipicamente envolvidas na refinaria são a escolha do produto a ser enviado para o oleoduto, a sua quantidade e a distribuição entre os diversos terminais. No oleoduto, cada segmento transfere produtos para os terminais, ou então para o próximo segmento. Além disso, a transferência de produto deve satisfazer as restrições de volume constante e vazão máxima no oleoduto. Existem também seqüências de produtos proibidas no oleoduto. A operação de polidutos, i.e., oleodutos que transportam diferentes produtos, apresenta uma característica única que é a contaminação de produtos. Embora os oleodutos proporcionem um modo seguro e confiável de transporte, a contaminação de produtos é inevitável (SASIKUMAR, 1997). Ela ocorre na interface de dois produtos miscíveis. Em (JONES; PADDOCK, 1982) é mencionado que esta interface deve ser recebida em um tanque segregado para reproprocessamento na refinaria. A principal consequência dessa contaminação é o aumento dos custos operacionais. Os custos relacionados são tão elevados que em (TECHO; HOLBROOK, 1974) é dito que o complexo de oleodutos estudado tem como objetivo a minimização dos custos de interface que estão relacionados com a vazão do produto. Um diagrama representando uma rede de oleodutos de distribuição com uma única refinaria e vários terminais de distribuição é mostrada na Fig. 7.

2.4 Conclusão

Na primeira parte deste capítulo foram apresentados as definições básicas relativas a uma cadeia de suprimentos genérica. Assim foi introduzido o problema do planejamento integrado de forma ainda geral, que é focalizado neste trabalho. Além disso, foram mostradas as métricas de desempenho disponíveis, bem como as possíveis variáveis de decisão do problema. Veremos mais adiante que a métrica a ser utilizada será lucro como tipo quantitativo, e satisfação do cliente como qualitativo. Quanto às variáveis de decisão, serão utilizadas todas as categorias mostradas.

Na segunda parte, forneceram-se informações específicas sobre as cadeias de suprimentos da indústria do petróleo. Foi, então, descrito o escopo do problema do planejamento integrado considerado, que abrange desde a extração do petróleo a partir dos poços produtores, até o transporte dos derivados de petróleo para os terminais de distribuição, de onde serão entregues aos clientes, que, neste trabalho, são as companhias distribuidoras. Este processo engloba os principais componentes da cadeia de suprimentos, i.e., extração do petróleo, seu refino para a produção de derivados, armazenagem tanto do petróleo quanto dos seus derivados, e as atividades de transporte de ambos através dos modais mais importantes, ou seja, oleodutos e navios. Desta forma, este trabalho englobará tanto o segmento *upstream* quanto o *downstream*, não considerando, no entanto, as atividades anteriores à entrada de um poço de petróleo em produção, como as de exploração e perfuração, nem aquelas posteriores à entrega de derivados nos terminais, como as de distribuição para os postos de venda no varejo.

No próximo capítulo será apresentada uma revisão da literatura relativa aos modelos e às estratégias de solução associados ao referido problema.

3 *Modelos do Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimentos*

3.1 Introdução

Geralmente modelos para projeto e análise da cadeia de suprimentos podem ser divididos em quatro categorias com relação à abordagem da modelagem. Estas categorias são: (1) modelos analíticos determinísticos, nas quais as variáveis são conhecidas e especificadas, (2) modelos analíticos estocásticos, onde se supõe que pelo menos uma das variáveis siga uma distribuição probabilística particular, (3) modelos econômicos e (4) modelos de simulação (BEAMON, 1998).

A abordagem analítica se apoia em formalizações matemáticas, enquanto a modelagem da cadeia de suprimentos através da simulação foi originalmente baseada em Dinâmica de Sistemas (FORRESTER, 1958).

Nos modelos econômicos, a cadeia de suprimentos é interpretada através de teorias microeconômicas. Microeconomia trata da construção e interpretação de modelos que descrevem em termos matemáticos como as empresas operam, se expandem, se fundem, e contratam de acordo com princípios econômicos. Estes modelos também descrevem porque e como consumidores procuram produtos de uma empresa, e como empresas dentro de um segmento industrial competem entre si. Modelos econômicos são altamente relevantes para os modelos de otimização, mas a maior diferença entre ambos são suas intenções ao invés de seus usos da matemática. Modelos de otimização são empíricos, i.e., processam dados numéricos que descrevem um problema específico da cadeia de suprimentos a fim de identificar estratégias ótimas para aquele problema. Ao contrário, modelos econômicos visam prover um critério qualitativo com relação à economia da empresa e à competição entre as diversas empresas em um mesmo ramo da indústria (BEAMON, 1998).

Este capítulo apresenta informações gerais sobre o planejamento integrado da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo. O objetivo não é uma revisão extensa, mas um resumo do estado da arte dos modelos de planejamento propostos, que permita conhecer suas vanta-

gens e limitações. Inicialmente serão mostradas as abordagens de simulação, e em seguida as analíticas.

3.2 Abordagens de Simulação

A simulação como um veículo para a compreensão de aspectos da tomada de decisão organizacional ganhou considerável atenção e momentum em anos recentes (FEIGIN et al., 1996) (KUMAR; OW; PRIETULA, 1993) (MALONE, 1987). Uma ajuda substancial aos administradores pode ser obtida dos sistemas de apoio à decisão onde técnicas de planejamento e gerenciamento, oriundas dos campos de Pesquisa Operacional e Inteligência Artificial, podem ser acopladas com modelos de simulação e ferramentas estatísticas de análise de dados. Ferramentas de simulação bem projetadas podem ser o ponto intermediário onde tomadores de decisão comparam sua própria experiência com políticas de gerenciamento geradas por ferramentas de otimização e as validam (GRAUDINA; GRUNDSPENKIS, 2005). Para tais problemas foi definida uma arquitetura que consiste de três módulos diferentes, mas estritamente conectados:

1. um modelo de simulação,
2. um conjunto de modelos para análise de dados históricos e predição de eventos futuros, e
3. um sistema de planejamento para otimizar operações e alocação de recursos (RIZZOLI; GAMBARDELLA; BONTEMPI, 1997).

As abordagens de simulação se baseiam em experimentação através de modelos executáveis, se constituem em técnicas para compreender e prever o comportamento de sistemas (SIMON, 1996), e são reconhecidas por permitir uma observação mais realista do comportamento da Cadeia de Suprimentos (PARUNAK; SAVIT; RIOLO, 1998). A simulação permite uma análise da dinâmica da Cadeia de Suprimentos, e leva a uma observação do seu comportamento ao longo do tempo, permitindo ao mesmo tempo compreender os processos decisórios organizacionais (BISWAS; NARAHARI, 2004), analisar as interdependências entre os atores da Cadeia de Suprimentos, e analisar a consistência entre os modos de coordenação e as políticas de decisão. Além disso, a simulação pode ser conjugada com uma abordagem de otimização, que se guia pelos seus resultados, e iterativamente aprimora a qualidade de acordo com o critério escolhido. Towill, Naim e Wikner utilizaram técnicas de simulação para avaliar os efeitos de várias estratégias de cadeia de suprimentos sobre a amplificação da demanda (TOWILL; NAIM; WIKNER, 1992). Swaminathan, Sadeh, e Smith utilizaram simulação para estudar o efeito de compartilhar informação do fornecedor (SWAMINATHAN; SMITH; SADEH, 1998). O uso de simulação

para a modelagem da cadeia de suprimentos se baseou originalmente na Dinâmica de Sistemas (FORRESTER, 1961), motivado pelo fato de que a estrutura da cadeia de suprimentos e o fluxo de controle determinam seu desempenho. A modelagem e simulação da cadeia de suprimentos foram mais tarde investigadas com simulação contínua e simulação por eventos discretos. Atualmente esta última representa o método preferido a ser utilizado na simulação da cadeia de suprimentos (TERZI; CAVALIERI, 2004).

A simulação é uma técnica amplamente utilizada para avaliar o desempenho e capacidade de adaptação de sistemas em ambientes dinâmicos. Para muitos domínios, tais como redes de logística ou comunicação, Simulação por Eventos Discretos (SED) tem sido a técnica de simulação predominante no caso geral (GEHRKE, 2008), ou na simulação da cadeia de suprimentos em particular (TERZI; CAVALIERI, 2004). Entretanto, a simulação não é adequada para o objetivo de alcançar a otimização, particularmente no caso de sistemas da cadeia de suprimentos. Isso foi feito em (LENDERMANN; BOON; MCGINNIS, 2001), onde um *framework* de simulação distribuída foi utilizado visando uma otimização rápida no problema do planejamento. Assim, o resultado se mostrou subótimo, e o tempo de resposta foi preocupante. O problema está na conjunção dos métodos, pois apesar de outras vantagens, a simulação, por sua natureza, não se presta a este fim. Portanto, a maior desvantagem desta abordagem é sua inadequação para a otimização, que é um dos objetivos deste trabalho. Por este motivo, ela foi abandonada, e na próxima seção são analisadas as abordagens analíticas.

3.3 Abordagens Analíticas

As abordagens analíticas se baseiam em formalizações matemáticas das cadeias de suprimentos. Os modelos obtidos necessitam de aproximações simplificadoras, usualmente restritivas, e são limitados por levarem em conta o tempo. Duas abordagens comuns são a Teoria de Controle, baseada em equações diferenciais, e a da Pesquisa Operacional, que se baseia em teorias de otimização (LABARTHE et al., 2007). Neste último caso os modelos analíticos, tanto determinísticos quanto estocásticos, são também chamados de **modelos de programação matemática**, e têm sido estudados por pesquisadores por mais de 50 anos (WINSTON, 1995).

Uma outra forma de classificar os modelos matemáticos é entre **modelos descritivos** e **modelos normativos** (SHAPIRO, 2006). Os primeiros são desenvolvidos para uma melhor compreensão das relações funcionais da cadeia e do mundo exterior. Dentro deste grupo estão incluídos também os modelos de simulação citados na seção anterior.

Em seguida estão os modelos normativos, que são desenvolvidos com a finalidade de ajudar

na tomada das melhores decisões. O termo normativo se refere a processos para identificar as normas que a empresa deveria se empenhar em obter. Segundo alguns autores este tipo de modelo se confunde com os **modelos de otimização**, e esta será a visão deste trabalho. Dentro deste grupo estão os modelos analíticos (determinísticos ou estocásticos) que serão apresentados a seguir.

Dentro dos modelos analíticos, a pesquisa em problemas de estoque multicamadas tem uma longa história (CLARK; SCARF, 1958)(SVORONOS; ZIPKIN, 1991). Um sistema multicamada é aquele que possui várias camadas que interagem entre si, onde cada camada representa um tipo de participante da cadeia de suprimentos (fornecedor, indústria, centro de distribuição, etc.). Esta linha de trabalho supõe um controle centralizado de toda a rede de suprimentos, e desta forma ignora a possibilidade de tomada de decisão descentralizada. Estes modelos são também limitados em lidar com aspectos relacionados à dinâmica da cadeia de suprimentos e focalizam exclusivamente medidas de desempenho globais. É impossível ter modelos analíticos tratáveis para estes problemas sob condições realistas (SWAMINATHAN; SMITH; SADEH, 1998). O comportamento dinâmico de uma cadeia de suprimentos complexa e com muitos estágios é difícil de ser modelado de forma analítica. A natureza errática do comportamento destes sistemas não pode ser facilmente estudada com ferramenta de modelagens analíticas e estáticas.

Aplicações de programação matemática na indústria do petróleo datam dos anos 1950 (CHARNES; COOPER; MELLON, 1952) (SYSMONDS, 1955). Desde então, temos visto um enorme avanço em algoritmos e técnicas de modelagem para solucionar problemas relacionados à indústria do petróleo. Atualmente podemos dizer que a relevância das ferramentas de programação matemática é ponto pacífico entre todas as companhias petrolíferas (FORREST; OETTLI, 2003). Os benefícios potenciais da otimização de operações de processamento em refinarias de petróleo com aplicações de programação linear em mistura de petróleo e agrupamento de produtos, tem sido observados há muito tempo (SYSMONDS, 1955). A gestão da refinaria de petróleo está cada vez mais preocupada em melhorar o planejamento das suas operações. O principal fator, entre outros, é a natureza dinâmica do ambiente econômico. As empresas devem avaliar o potencial impacto de variações nas demandas por especificações de produtos finais, preços e composições de petróleo, ou mesmo serem capazes de explorar oportunidades imediatas de mercado (MAGALHAES et al., 1998). Coxhead identifica várias aplicações de modelos de planejamento na refinaria e na indústria do petróleo, tais como a seleção de petróleo, alocação de petróleo para várias refinarias, modelos de parceria para fornecimento de matérias-primas e planejamento de operações (COXHEAD, 1994). A disponibilidade de softwares comerciais baseados em Programação Linear para planejamento de produção da refinaria, tais como o Aspen PIMS (Process Industry Modeling System) (ASPENTECH, 2011), tem permitido o desenvolvimento de planos de

produção gerais para toda a refinaria, que podem ser interpretadas como tendências gerais. Na literatura existem aplicações específicas baseadas em programação matemática, tais como para a descarga de petróleo bruto e a combinação de gasolinas (BODINGTON, 1992) (RIGBY; LASDON; WARREN, 1995) (SHAH, 1996) (LEE et al., 1996).

Foi demonstrado que os problemas de planejamento / escalonamento podem ser formulados de forma eficiente como modelos MILP (Programação Linear Inteira Mista) de larga escala. Questões importantes e mais gerais, tais como a integração das atividades de logística, planejamento e escalonamento, bem como técnicas de modelagem e solução mais eficientes, persistem como desafios a serem estudados (JOLY; MORO; PINTO, 2002). A maioria das ferramentas se concentram em partes específicas da cadeia de suprimentos de petróleo, o que frequentemente leva a uma falta de integração. Em (PINTO; NEIRO, 2004) foi chamada a atenção para a importância da indústria petrolífera possuir uma visão mais ampla de sua cadeia de suprimentos e ter um *framework* geral para a modelagem de operações nesta cadeia.

Em (AIRES et al., 2004) é feito um modelo simplificado da cadeia de suprimentos da empresa PETROBRAS, que é uma empresa petrolífera integrada verticalmente, e que se ocupa de uma ampla gama de atividades, que vão da exploração até o refino e a distribuição. A atividade de logística na PETROBRAS é dividida em três etapas, com informações sendo trocadas entre os diferentes níveis. A primeira etapa, que trata da estratégia geral de planejamento de suprimento, é realizada através do PLANAB, que é um sistema baseado em um modelo de programação linear multiperíodo, executado a cada dois meses para um horizonte de planejamento de seis meses. Os autores argumentam que não existia, até aquele momento, nenhuma ferramenta disponível para a alocação de petróleo na empresa, de forma a integrar as atividades de logística com as de extração e compra de petróleo por um lado, e as de refino de derivados pelo outro. Além disso, é mencionado que não havia referências na literatura sobre algoritmos capazes de atacar o problema como um todo. Eles concluem que sem um certo nível de simplificação e abstração qualquer instância do mundo real permaneceria fora de alcance em termos práticos.

Tipicamente, na literatura, o problema focalizado é dividido em dois subproblemas: escalonamento de navios (ZABAL, 1984) (MILLER, 1987), e operações de planejamento em refinarias (LEE et al., 1996) (PINTO; JOLY; MORO, 2000). A integração simplificada destes subproblemas foi feita utilizando Programação Matemática, através de uma formulação com Programação Linear Inteira Mista baseada em uma rede discretizada no espaço e no tempo. A conclusão do trabalho foi que embora tenha sido considerado um modelo simplificado do problema completo, ele representou um avanço pela integração dos dois subproblemas. Em (ROCHA; GROSSMANN; ARAGAO, 2009) este problema foi estendido com a consideração da flexibilização dos planos

de produção das refinarias, e o modelo refinado com a inclusão de um algoritmo implementado com base em uma heurística que possibilitava a obtenção de uma solução factível, que era então melhorada por um procedimento de otimização conhecido como *Local Branching*. Os autores afirmaram que enquanto antes instâncias realísticas do problema só eram solucionadas após 15 dias de computação, após a entrada do algoritmo elas passaram a ser resolvidas em menos de 5 horas, e dentro de uma margem de qualidade de 10% em relação ao limitante superior de otimização obtido pela relaxação do problema.

Lasschuit e Thijssen enfatizam a importância de alcançar uma integração completa na cadeia de suprimentos da indústria química e petrolífera, e descrevem o desejo de uma ferramenta com este objetivo (LASSCHUIT; THIJSEN, 2004). O problema tratado considera além dos diferentes estágios da cadeia de suprimentos (fornecimento, manufatura e distribuição), os diferentes níveis da hierarquia de seu gerenciamento (planejamento, escalonamento e operações). Os autores reconhecem as enormes diferenças entre as decisões tomadas ao longo deste espectro de duas dimensões, com relação ao escopo do negócio, horizonte de tempo, tempo de resolução, certeza e acurácia dos dados, detalhamento do processo e mecanismo de otimização. É explicitada a necessidade de ferramentas de suporte a decisão que permitam guiar de forma consistente tanto os aspectos econômicos quanto operacionais da cadeia, levando em conta as informações disponíveis tanto de natureza operacional quanto do mercado. Tal tipo de ferramenta satisfaria uma necessidade fundamental de que as decisões do nível estratégico e tático pudessem levar em conta informações operacionais, tais como, utilização das capacidades de produção, utilização dos modais de transporte e alocação de demanda. Ao mesmo tempo não apenas capacidades já existentes seriam consideradas, mas conjuntamente novas oportunidades seriam avaliadas, o que já era prerrogativa do nível estratégico.

A indústria petroquímica tem uma história de utilização de programação linear (PL) e/ou programação linear inteira mista (MILP) para o planejamento e escalonamento da cadeia de suprimentos. Em (KALLRATH, 2000), é dada uma visão geral dos benefícios em potencial da programação matemática, que tipo de problemas podem ser atacados e um panorama do estado-da-arte sobre boas práticas de modelagem e algoritmos. Entrando em mais detalhes sobre solução de problemas com MINLP, Grossmann faz uma revisão de possíveis algoritmos de solução (GROSSMANN, 2002), enquanto a teoria detalhada e métodos para MINLP e suas aplicações podem ser encontrados em (FLOUDAS, 1995).

Na prática, a demanda e outros parâmetros caracterizados pela incerteza, são acomodados em parte pela utilização de modelos nos modo de horizonte de rolagem (vide a Seção 3.4) (REKLAITIS, 1982). Neste modo o horizonte de operação é dividido em um certo número de

períodos de planejamento, e o modelo de planejamento com previsões de demanda determinísticas é resolvido de forma a fornecer metas de produção específicas para cada período. Ao final do primeiro período, o estado do sistema, incluindo níveis de estoque, é atualizado e o ciclo de planejamento é repetido com o horizonte avançando por um período.

A análise resumida dos trabalhos anteriores leva à conclusão que somente subsistemas relacionados à cadeia de suprimentos do petróleo tem sido estudados em um nível razoável de detalhe. A razão disso é a complexidade resultante quando todas estas partes são colocadas juntas dentro de um mesmo modelo. Apesar disso, existe grande motivação em aumentar o escopo dos modelos da cadeia de suprimentos do petróleo sem reduzir a complexidade do problema real (TURKAY; GROSSMANN, 1996) (HEEVER; GROSSMANN, 1999) (VECCHIETTI; GROSSMANN, 2000).

3.4 Desafios para o Planejamento Integrado com Otimização

Tem ficado cada vez mais claro que existe grande interesse dentro de várias áreas da indústria de processos, tais como petróleo e química, em alcançar a meta da Otimização Integrada de uma Empresa (LASSCHUIT; THIJSEN, 2004) (PINTO; NEIRO, 2004). A área deste problema se localiza na interface entre a engenharia de processos e a pesquisa operacional. Ele envolve a otimização das operações de suprimento, produção e distribuição em uma empresa. As atividades operacionais principais incluem planejamento, escalonamento, otimização em tempo-real, e controle de estoque. A Gestão da Cadeia de Suprimentos poderia ser considerada um termo equivalente para o problema que acabou de ser descrito (SHAPIRO, 2006). Entretanto, apesar da interseção significativa entre os dois termos, uma distinção importante é que a gestão da cadeia de suprimentos focaliza um conjunto mais amplo de aplicações do mundo real com ênfase em logística e distribuição, e geralmente envolve modelos lineares, que pertencem tradicionalmente ao domínio da pesquisa operacional. Por outro lado, na otimização integrada a ênfase está nas instalações produtivas com maior foco no planejamento, escalonamento, e controle, que frequentemente requerem o uso de modelos de processos não-lineares, e, por isso, conhecimento de engenharia de processos. Uma das características chave do último problema é a integração das informações e tomada de decisões entre várias funções que formam a cadeia de suprimentos de uma empresa. Entretanto, as maiores barreiras são a falta de modelos computacionais de otimização e ferramentas que deverão permitir a otimização integrada por toda a empresa. Isto vai exigir uma nova geração de ferramentas que permitam a integração completa e solução em grande escala dos modelos de otimização, bem como a incorporação de modelos acurados para a área de produção (GROSSMANN, 2005).

Figura 8: Visão Hierárquica da Otimização da Cadeia (baseada em (Shapiro, 2006))

Um grande desafio que está envolvido na otimização integrada das indústrias de processos, entre elas a petrolífera, é a tomada de decisão integrada e coordenada entre as diversas funções da sua cadeia de suprimentos (compras, fabricação, distribuição, vendas), através de várias organizações distribuídas geograficamente (fornecedores, instalações e mercados), e através dos vários níveis de tomada de decisão (estratégico, tático e operacional), como visto na Fig. 8 baseada em (SHAPIRO, 2006). Os dois primeiros itens conceitualmente lidam com questões relacionadas com a integração espacial na medida em que envolvem a coordenação das atividades dos diversos subsistemas de uma empresa. O terceiro item trata questões relacionadas com a integração temporal na medida em que envolvem coordenação das decisões através de diferentes escalas de tempo. Enfrentar esses problemas de integração espacial e temporal é fundamental para otimizar a tomada de decisão ao longo de toda a cadeia.

A fim de alcançar este objetivo por toda a organização, estas novas ferramentas computacionais deveram enfrentar os três grandes desafios, que serão discutidos a seguir.

3.4.1 Modelagem

A otimização integrada envolve como atividades operacionais principais planejamento, escalonamento e controle. É imperativo que as instalações produtivas possam responder à demanda mesmo que sua capacidade esteja próxima do limite com um planejamento de produção sujeito a restrições operacionais complexas, e ainda assim alcançar metas de produção viáveis.

Para que isso seja possível, pesquisadores e engenheiros de processo têm proposto métodos de planejamento de produção que incorporem submodelos de escalonamento (BASSETT; PEKNY; REKLAITIS, 1996) (GROSSMANN, 2002).

Enquanto a área de planejamento e escalonamento tem visto o desenvolvimento de muitos modelos em pesquisa operacional (PO) (PINEDO, 2001), durante a última década um número significativo de modelos de planejamento e escalonamento têm sido propostos especificamente para aplicações de processo (SHAH, 1998) (PEKNY; REKLAITIS, 1998). Em contraste com os modelos genéricos de escalonamento de PO, os modelos orientados a processos tendem a exigir o uso de fluxos de materiais, e muitas vezes topologias de rede que são bastante diferentes dos sistemas de escalonamento tradicionais. Assim, as formulações de escalonamento podem ser classificadas principalmente em duas:

1. Baseada em Redes (Orientada a Processos)
2. Baseada em Sequenciamento Tradicional

A primeira é usada para redes de processos complexos e gerais, enquanto a última é usada para processos de fase única, fase múltipla e múltiplo propósito (MARAVELIAS; SUNG, 2009).

Além disso, tais formulações podem requerer o uso de modelos de processos detalhados não-lineares. Por outro lado, há um bom número de modelos de processos específicos de escalonamento que foram desenvolvidos para melhor explorar a estrutura especial de alguns problemas. Outra ocorrência comum é que em longos modelos cíclicos de escalonamento a função objetivo deve ser expressa na forma não-linear (PINTO; GROSSMANN, 1994). Entretanto, apesar do progresso que tem sido feito, a disponibilidade de um modelo de planejamento e de escalonamento de propósito geral para as indústrias de processo ainda é enganosa. Tal fato decorre não apenas por causa da grande variedade de problemas que surgem na prática, mas também por causa de uma série de grandes problemas computacionais, ou seja, dificuldades na resolução de problemas de grande escala de otimização e manipulação de modelos de processos não-lineares.

3.4.2 Multi-Escala (Espaço e Tempo)

Como coordenar a otimização de vários modelos ao longo de um determinado horizonte de tempo (de semanas a anos), e como coordenar as decisões estratégicas de longo prazo (anos) relacionadas com fornecedor e de investimento, com as decisões de médio prazo (meses) relativas a decisões táticas de planejamento da produção e fluxo de materiais, e ainda com as decisões operacionais de curto prazo (semanas, dias) em relação à escalonamento e controle?

As principais questões aqui envolvem as técnicas para lidar com as grandes escalas espaciais e temporais.

Integração do Planejamento da Produção, Escalonamento e Otimização em Tempo Real.

A questão fundamental nesta área é a integração de modelos através de escalas de tempo muito diferentes (SHAH, 1998). Tipicamente, o modelo de planejamento é uma representação linear simplificada que é utilizada para prever as metas de produção e fluxo de material ao longo de vários meses (até um ano). Além disso, neste nível os efeitos de trocas e estoques diários são desprezados, o que tende a produzir estimativas otimistas que não podem ser realizadas no nível de escalonamento. Modelos de escalonamento, por outro lado, tendem a ser mais detalhados por natureza, mas presumem que decisões importantes foram tomadas, por exemplo, metas de produção.

Planejamento e escalonamento simultâneos sobre uma grade de tempo comum. A ideia aqui é efetivamente “subir” o modelo de escalonamento até o nível do planejamento, o que leva a um problema de otimização multiperíodo em escala muito grande, uma vez que é definido sobre horizontes de longo prazo com uma discretização fina no tempo (por exemplo, intervalos de um dia). Para superar o desafio de ter de resolver um problema com escala muito grande, as estratégias baseadas na agregação e decomposição podem ser consideradas (BASSETT; PEKNY; REKLAITIS, 1996) (WILKINSON, 1996). A primeira envolve tipicamente a agregação dos períodos de tempo posteriores, dentro de um horizonte de tempo especificado, a fim de reduzir a dimensão do problema.

Técnicas de decomposição para a integração de planejamento e escalonamento Esta técnica geralmente é baseada em um processo de decomposição em dois níveis, onde o problema de nível superior (problema de planejamento) é uma agregação do problema de nível inferior (escalonamento). O desafio consiste no desenvolvimento de um modelo de planejamento agregado que produz limites apertados para reduzir o número de problemas de nível superior e de nível inferior (PAPAGEORGIOU; PANTELIDES, 1996). Outra abordagem de solução baseia-se em usar uma abordagem de horizonte rolante, onde o problema de planejamento é resolvido através do tratamento dos primeiros períodos em detalhe, enquanto que os períodos posteriores são agregados de forma recursiva (DIMITRIADIS A. D.; PANTELIDES, 1997).

Formulações de escalonamento relaxados e agregados Embora modelos integrados com formulações de escalonamento detalhadas podem, em princípio, fornecer metas de produção

ótimas, eles na maioria das vezes resultam em modelos MILP grandes que não podem ser resolvidos com otimização. Uma maneira de superar essa limitação é através do uso de estratégias de solução avançadas, um tema que será revisto na próxima seção. Uma outra opção é desenvolver uma aproximação do modelo original, que fornece alguma informação a curto prazo, que torne mais fácil sua solução (MARAVELIAS; SUNG, 2009).

O modelo aproximado é obtido pela remoção de algumas das restrições, ou através da agregação de algumas das decisões da formulação de escalonamento original. Uma estratégia comum é manter as restrições e as variáveis associadas à atribuição de atividades, mas descartar restrições e variáveis relativas ao sequenciamento (HARJUNKOSKI; GROSSMANN, 2002) (JAIN; GROSSMANN, 2001). Agregação reduz o número de variáveis e restrições em uma formulação através de sua combinação de maneiras diferentes (BASSETT; PEKNY; REKLAITIS, 1996). Em (WILKINSON; SHA; PANTELIDES, 1994) é proposto um modelo de escalonamento no qual o horizonte de tempo foi originalmente composto de muitos sub-períodos. Os autores propuseram a agregação de sub-períodos em períodos maiores (ou seja, períodos de planejamento) com a restrição de que variáveis e restrições perto dos limites de cada período permaneceram desagregados.

Modelos simplificados podem também ser gerados a partir da análise do modelo de escalonamento no que diz respeito a campanhas de produção. Em (SUKOYO; MATSUOKA; MURAKI, 2004) também foi discutido a enumeração de campanhas de produtos mistos, que foram usadas como unidades de atribuição no problema de planejamento de produção.

Modelos substitutos *off-line* Um método alternativo para a geração de uma descrição acurada, mas computacionalmente tratável das restrições de recursos e os custos de produção de uma unidade é a realização de cálculos *off-line*. O objetivo desta abordagem é gerar restrições que definam a região viável do modelo de escalonamento e os custos de produção em função apenas das metas de produção. A geração destas restrições pode ser intensiva em termos de recursos, mas uma vez que são gerados *off-line* podem ser incorporados na formulação integrada sem computação adicional. Em (SUNG; MARAVELIAS, 2007) foi apresentado um método baseado em projeção que utiliza cálculos *off-line* com base em um modelo de escalonamento detalhado para gerar a casca convexa das metas de produção viáveis e uma subestimação convexa do custo de produção total (vide (GRUNBAUM, 2003)). Estas funções aproximadas são expressas em termos de variáveis de planejamento, ou seja, as variáveis de escalonamento são projetadas como saída, além de fornecer todas as informações necessárias para resolver o problema de planejamento da produção de forma eficaz. Eles também propuseram a manutenção de um repositório de soluções viáveis conhecidas para uso posterior em um algoritmo de horizonte

rolante.

Modelagem híbrida para abordagens de horizonte rolante Um compromisso entre precisão e carga computacional da modelagem é utilizar modelos de escalonamento detalhados para alguns períodos iniciais e uma formulação relaxada, agregada ou substituta para períodos posteriores. Como já explicado, as metas de produção são continuamente atualizadas, o que em alguns casos implica que soluções aproximadas em períodos posteriores não afetam significativamente a qualidade da solução. Assim, esta abordagem híbrida torna-se conveniente para métodos de solução de rolamento horizontal.

De um ponto de vista operacional, as metas de produção obtidas pela resolução do problema de planejamento da produção são usadas como entradas para o escalonamento, levando a um fluxo hierárquico de informações do planejamento de produção para o escalonamento. No entanto, como explicado acima, para obter metas de produção viáveis e (quase) ótimas, a capacidade de processamento e informações de custo têm que ser comunicadas a partir da formulação do escalonamento para a do planejamento da produção através da integração de uma forma do modelo de escalonamento. Em princípio, a ligação entre os dois problemas pode ser conseguida através de restrições que impõem que as metas de produção para cada período de planejamento sejam iguais às ordens previstas para o final do horizonte de escalonamento correspondente.

Além disso, uma vez que tanto o ambiente de mercado quanto o de produção são dinâmicos, as metas de produção devem ser constantemente atualizadas para responder às perturbações, tais como atrasos de entrega de matérias-primas, falhas de equipamentos, atrasos de produção, mudanças de demanda, etc. Assim, uma solução de planejamento de produção é normalmente usada apenas para alguns períodos iniciais, depois do qual os dados do problema são atualizados, e o problema é solucionado de novo ao longo de um novo horizonte de planejamento. Em outras palavras, pela sua própria natureza o planejamento de produção é resolvido na forma de horizonte rolante. É importante notar que, embora esta implementação iterativa não esteja relacionada com a modelagem ou a estratégia de solução, uma solução de planejamento de produção é implementada com forma de horizonte rolante, independentemente da forma como ela é obtida. No entanto, como veremos mais tarde, esta implementação iterativa inspirou abordagens de solução baseadas em horizonte rolante. Neste contexto, a integração do planejamento e do escalonamento é necessária em primeiro lugar, a fim de obter uma solução de planejamento de produção viável e (quase) ótima, ao contrário de obter uma solução de escalonamento que será prontamente implementada.

Otimização das Cadeias de Suprimentos. Quando considerando um nível de decisão específico (estratégico, tático ou operacional), é muitas vezes desejável considerar a cadeia de suprimentos inteira de uma determinada empresa (ERENGUC; SIMPSON; VAKHARIA, 1999) (NEIRO; PINTO, 2004). Aqui, novamente o tamanho do problema pode se tornar uma grande questão já que temos de lidar com modelos em escalas grandes. Duas abordagens principais são: ou considerar um modelo de otimização simultânea em grande escala, ou então a utilização de decomposição tanto na forma espacial quanto na temporal, geralmente usando decomposição Lagrangeana (GRAVES, 1982). No caso da decomposição espacial a ideia é separar as ligações entre subsistemas (por exemplo, produção, distribuição e venda) através da dualização das restrições de interligação correspondentes, que, em seguida, requer a otimização multiperíodo de cada sistema. No caso da decomposição temporal, a ideia é dualizar as restrições de estoque a fim de dissociar o problema por períodos de tempo. A vantagem deste esquema de decomposição é que a consistência da decomposição é mantida durante todo período de tempo (JACKSON; GROSSMANN, 2003).

Abordagens de otimização simultânea para a integração das cadeias de suprimentos inteiras, naturalmente, levam à definição de sistemas centralizados. Na prática, no entanto, o funcionamento tende a acontecer como se a cadeia de suprimentos fosse um sistema descentralizado. São necessários procedimentos de coordenação que possam manter um certo grau de independência de subsistemas, enquanto que, ao mesmo tempo, visando objetivos pretendidos pela otimização integrada do sistema global (PEREA et al., 2001).

3.4.3 Esforço Computacional

As dificuldades e alcance da otimização do problema de integração vai exigir o desenvolvimento de algoritmos avançados e novas arquiteturas computacionais a fim de solucionar os modelos de otimização em grande escala de modo efetivo e confiável. Resolver os modelos de grande escala deste problema vai exigir esforços computacionais significativos. Para alcançar a meta de integrar o planejamento através de toda a empresa, serão necessários avanços não só nos algoritmos e modelos, mas também ferramentas e recursos computacionais. Uma abordagem promissora que tem surgido na última década é disponibilizar os recursos computacionais na forma de uma grade computacional ou cluster, que é uma coleção de processadores heterogêneos de baixo acoplamento e pontencialmente distribuídos geograficamente. O tempo ocioso dos processadores dentro destas coleções é um recurso barato que pode prover poder computacional significativo ao longo de grandes períodos de tempo.

3.5 Problema de Otimização

Muitos problemas tanto de importância teórica quanto prática dizem respeito à escolha da “melhor” configuração ou conjunto de parâmetros de forma a atingir alguma meta. Ao longo das últimas décadas emergiu toda uma hierarquia de tais problemas, juntamente com uma correspondente coleção de técnicas para sua solução (PAPADIMITRIOU; STEIGLITZ, 1998). Uma definição de um problema de otimização suficientemente geral para englobar quase todos estes problemas pode ser a seguinte:

Definição 1 Uma “instância de um problema de otimização” é um par (X, c) ,

onde X é qualquer conjunto domínio de pontos factíveis, e

c é a função de custo $c : X \rightarrow \mathbb{R}$

O problema é encontrar um $x \in X$ para o qual $c(x) \leq c(y), \forall y \in X$.

Tal ponto x é chamado uma solução ótima global para a instância dada do problema, ou simplesmente uma solução ótima.

Em muitos exemplos a função de custo c assume apenas valores inteiros não negativos.

Definição 2 Um problema de otimização é um conjunto I de “instâncias de um problema de otimização” (X, c) .

Informalmente, em uma instância recebemos “dados de entrada” e temos informação suficiente para obter uma solução; um problema é uma coleção de instâncias, normalmente todas geradas de forma similar.

Em uma das extremidades da ampla hierarquia dos problemas de otimização se encontra o genérico “problema de programação não-linear, que pode ser definido da seguinte forma:

Definição 3 Determinar x de forma a

$$\text{maximizar } f(x)$$

$$\text{sujeito a } \begin{cases} g_i(x) \geq 0, i = 1, \dots, m \\ h_j(x) = 0, j = 1, \dots, p \end{cases}$$

onde f , g_i e h_j são funções genéricas do parâmetro $x \in \mathbb{R}^n$.

As técnicas para solucionar tais problemas são quase sempre iterativas, e sua convergência é estudada usando o ramo da matemática conhecido como análise real.

Quando f é convexa, g_i côncava, e h_j linear, temos o que é denominado um “problema de programação convexa” (vide (PAPADIMITRIOU; STEIGLITZ, 1998)). Este problema possui a propriedade bastante conveniente que a otimalidade local implica na otimalidade global.

Quando f , g_i , e h_j são todas lineares, chegamos ao “problema de programação linear”. Várias mudanças importantes podem ser observadas nesta classe de problemas. Primeiro, qualquer problema nesta classe se reduz à seleção de uma solução dentre um conjunto finito de soluções possíveis. Assim, este tipo de problema pertence a uma categoria de problemas denominados combinatórios. O conjunto finito de soluções candidatas é o conjunto de vértices do polítopo ou poliedro convexo definido pelas restrições lineares. Para a solução destes problemas se utiliza amplamente o algoritmo *simplex* criado por G. B. Dantzig (DANTZIG, 1951), que encontra uma solução ótima em um número finito de passos. Este algoritmo se baseia na ideia de melhorar o custo movendo-se de um vértice a outro do polítopo. Muitos anos de refinamento levaram a formas bastante eficientes do algoritmo *simplex*, que resolvem rotineiramente problemas com centenas de variáveis e milhares de restrições entre estas variáveis.

Dentro do conjunto de problemas lineares existe um subconjunto de problemas de otimização que podem ser solucionados de forma muito mais eficiente do que os demais. Por outro lado, estes problemas estão intimamente relacionados com outros problemas que são muito difíceis de serem tratados, como por exemplo o Problema do Caixeiro Viajante, que pertence à classe de problemas NP-completos (vide (PAPADIMITRIOU; STEIGLITZ, 1998)). Estes problemas são casos especiais de “problemas de programação linear inteira”, que ocorrem quando consideramos problemas lineares que exigem que os valores de sua solução sejam inteiros ($x \in \mathbb{Z}$). Tal como os problemas de programação linear, estes problemas possuem um algoritmo finito para solução. Entretanto, a semelhança termina aí, pois o problema geral de programação linear inteira é ele próprio NP-completo. A Fig. 9 ilustra as diferentes categorias de problema de otimização e seu relacionamento.

Além desta classificação, os problemas de otimização se dividem naturalmente em duas categorias: aqueles com variáveis contínuas, e aqueles com variáveis discretas. Nos problemas contínuos, em geral se procura um conjunto de números reais, ou mesmo uma função; na segunda categoria de problemas, denominados “problemas combinatoriais”, se busca um objeto de um conjunto finito, ou infinito mas contável, como por exemplo um número inteiro, um conjunto, uma permutação, ou um grafo. Estes dois tipos de problemas geralmente possuem

Figura 9: Classes de Problemas de Otimização (baseada em (Papadimitriou e Steiglitz, 1998))

características bem distintas, o que resulta em métodos de solução bem divergentes.

Em seguida, cada um destes problemas da programação matemática será discutido com relação a sua importância e uso na modelagem do planejamento integrado da cadeia de suprimentos do petróleo.

3.5.1 Programação Linear (LP) e Programação Linear Inteira Mista (MILP)

A programação linear (LP) é amplamente utilizada para o planejamento integrado com otimização, através da completa segregação entre os diversos elementos da cadeia. O estado-da-arte é usar LP ou a programação linear inteira mista (MILP) para o propósito de planejamento integrado de todas as operações, por exemplo, otimizando petróleo e produtos finais (ZHANG; ZHU, 2006). As técnicas de LP para a otimização de refinarias são relativamente maduras, sendo representada pelo software comercial PIMS (ASPENTECH, 2011). Abordagens de modelagem mais avançada foram desenvolvidas, mas principalmente focada em operações locais, tais como o modelo do planejamento e escalonamento de mistura de produtos (PINTO; JOLY; MORO, 2000). Muitas empresas de petróleo desenvolveram sua própria solução caseira, como é o caso da PETROBRAS com o seu sistema PLANAB (AIRES et al., 2004). Ela não é apenas resultado da velocidade e robustez do LP, mas uma estrutura completa de valor em termos de preço marginal, que pode ser facilmente obtido e prover informação significativa sobre a justificativa da solução e análise de sensibilidade. Entretanto, os modelos LP e MILP são construídos com base em correlações simplificadas, que são apenas aproximações grosseiras de muitos processos com natureza não-linear. Portanto, este tipo de modelo não pode descrever os aspectos não-lineares acuradamente. Em geral, devido à natureza simplificada do LP, suas abordagens são restritas ao

planejamento integrado de longo prazo, não sendo conveniente para as operações do dia a dia.

Quando modelos de processos detalhados não são usados, problemas de planejamento e escalonamento acabam modelados como problemas lineares inteiros mistos (MILPs). Estes problemas de otimização podem ser computacionalmente caros para solucionar, já que no pior caso eles exibem complexidade exponencial com o tamanho do problema (NP-difícil). Por outro lado, nos últimos 10 anos grande progresso foi feito tanto nos algoritmos quanto no hardware, que resultou em uma melhora significativa na capacidade de solucionar MILPs em várias classes de problemas, como as relacionadas a empresas aéreas (BIXBY et al., 2002). Entretanto, para o tipo de problema como o de planejamento integrado da cadeia do petróleo, os softwares baseados em LP não são capazes de resolver modelos MILP em escala industrial.

3.5.2 Programação Não-linear (NLP)

Um modelo de Programação Não-linear (NLP) rigoroso para todas operações da refinaria pode ser formulado através da junção de todos os modelos de processos. Atualmente já existem softwares comerciais ou modelos satisfatórios para a otimização de uma refinaria. Entretanto, segundo Grossmann, mesmo tendo tal modelo NLP disponível, temos ainda enormes dificuldades em termos algorítmicos e computacionais para integrar um problema tão complexo e completo (GROSSMANN; BIEGLER, 1995).

Para otimizações de processos individuais, modelos rigosos são geralmente usados levando em conta as condições operacionais detalhadas. Os resultados destes tipo de otimização são muito mais próximos da realidade. Entretanto, não existe nenhuma coordenação própria entre a otimização LP e as otimizações NLP das diferentes operações. Portanto, não existe nenhum framework que permita chegar na otimização geral a partir das otimizações de processos individuais, o que significa que cada um destes processos é otimizado de modo autônomo e independente. Consequentemente, a sinergia entre aspectos holísticos e operações locais não podem ser propriamente exploradas na realidade atual, o que limita enormemente a contribuição econômica das otimizações de processos (ZHANG; ZHU, 2006).

Refinarias têm tipicamente solucionado o problema de planejamento utilizando métodos LP desde a década de 1950. Entretanto, tanto a mistura de produtos, onde dois ou mais produtos de diferentes unidades são combinados para formar um único produto, quanto o modelo de operação do FCC (vide Seção 2.3.3) são altamente não-lineares. Assim, algumas ferramentas baseadas em LP, tal como o Aspen PIMS, lidam com relações não-lineares utilizando técnicas como a *recursão*, que é uma forma de LP sucessiva, onde o modelo linear executa muitas vezes com diferentes coeficientes para tentar aproximar o comportamento não-linear e as técnicas de

programação não-linear (NLP). A fim de melhorar o modelo LP destinado à unidade FCC, pode ser utilizada outra técnica mais sofisticada para lidar com o comportamento não-linear chamada abordagem *delta-base*. Assim, o rendimento de uma unidade é representado por um vetor base, que é suficiente para modelar a unidade FCC que processa um tipo único de entrada com condições operacionais fixas. Para considerar variações na composição da entrada, o conceito do vetor delta é útil e cada atributo (índice de enxofre, API, etc.) da entrada que pode afetar o rendimento da unidade possui seu próprio vetor delta, que pode ser encarado como um gradiente em relação ao vetor base para cada produto. No FCC os produtos de saída tipicamente são GLP, gasolina, diesel e óleo combustível. Em suma, o modelo FCC não-linear é convertido em um modelo linear. Entretanto, como a unidade FCC é o produtor de gasolina mais significativo dentro da refinaria, o uso da LP pode comprometer a qualidade da otimização (PASHIKANTI; LIU, 2011).

Um objetivo importante no planejamento integrado é a junção de todos estes modelos não-lineares a fim de obter a otimização global. O trabalho desta tese é essencial neste sentido de modo a garantir a viabilidade das decisões de mais alto nível, levando em conta os modelos individuais e envolvendo tanto logística quanto produção. Estes modelos representam mais acuradamente graus de liberdade operacionais e expansões de capacidade no processo de produção. Como resultado, a incorporação destes modelos leva a resultados significativamente superiores em relação às aproximações lineares típicas destes modelos. Vários estudos demonstram a importância de incluir otimizações NLP (BHATIA; BIEGLER, 1996)(JACKSON; GROSSMANN, 2003)(JAIN; GROSSMANN, 1998), e os ganhos significativos que podem ser feitos no planejamento e nas operações de escalonamento. Por outro lado, o desafio é que modelos não-lineares são mais difíceis de ser incorporados em um mesmo modelo maior, porque eles introduzem comportamento não-monotônico, não-convexidades e soluções locais.

Nos métodos atuais não-linearidades são frequentemente modeladas introduzindo um grande número de variáveis binárias auxiliares e restrições adicionais, que tipicamente dobram o número de variáveis e aumentam o número de restrições pela mesma ordem de magnitude. Além disso, com esta abordagem a estrutura combinatorial se torna confusa, e não é possível tirar vantagem da estrutura. No caso do problema do planejamento integrado, onde muitas destas restrições aparecem ao mesmo tempo e os tamanhos das instâncias são consideravelmente maiores, estes aspectos são ainda mais sérios

3.5.3 Programação de Restrições

Programação de restrições é um paradigma que combina descrições declarativas de problemas com algoritmos eficientes e técnicas de solução. Ela tem provado ser particularmente útil para solucionar problemas combinatoriais, tal como aqueles que ocorrem nas áreas de planejamento e escalonamento. Em problemas combinatoriais, existem diversas decisões (variáveis) a que devem ser atribuídas alguma ação (valor). Há também regras (restrições) que impõem uma restrição sobre os valores que 1 variável ou uma combinação de variáveis podem assumir. À medida em que o número de variáveis e valores possíveis aumentam, o número de maneira de se combinar atribuição de valores pode crescer exponencialmente. Desta forma, algoritmos eficientes são frequentemente requisitados para explorar o espaço de busca de atribuições possíveis a fim de encontrar soluções que sejam factíveis e/ou ótimas. Algoritmos de programação de restrições habilitam isso através de técnicas que combinam:

1. inferência (consistência) – removem atribuições não factíveis por raciocínio lógico sobre as restrições do problema
2. busca – explora as atribuições possíveis restantes seguindo um processo algorítmico definido.

Definição 4 Um Problema de Satisfação de Restrições (CSP) é definido pela tripla (X, D, C) , onde

X é um conjunto finito de variáveis $\{x_1, \dots, x_n\}$, onde cada variável x_i pode ser booleana, numérica ou simbólica;

D é um conjunto finito $\{D_1, \dots, D_n\}$, formado pelos conjuntos finitos D_i que representam o domínio de cada variável x_i ;

C é um conjunto finito de restrições $\{c_1, \dots, c_m\}$ aplicadas sobre subconjuntos arbitrários de variáveis de X .

O objetivo de um CSP é encontrar uma tupla (ou mais) de solução $s \in S$, onde S é produto cartesiano $D_1 \times \dots \times D_n$ dos domínios de todas as variáveis X que satisfaça todas as restrições contidas em C . O tamanho de um CSP pode ser medido pelo número de variáveis, os tamanhos dos domínios e o número das restrições (TSANG, 1993).

Existem muitas aplicações do CSP, tal como escalonamento, alocação de recursos, planejamento de produção e leilões combinatoriais (DECHTER, 2003). Entretanto, um CSP é um problema de decisão – i.e., se busca por soluções que satisfaçam todas as restrições. Em alguns

casos, pode-se não querer apenas encontrar qualquer solução, mas uma solução que também otimize alguma função objetivo. Tal situação é tratada através do formalismo generalizado denominado Problema de Satisfação de Restrições com Otimização (CSOP), que será apresentado a seguir.

Problema de Satisfação de Restrições com Otimização (CSOP)

Definição 5 Um Problema de Satisfação de Restrições com Otimização (CSOP) é definido como um CSP onde foi adicionada uma função de otimização f que mapeia toda possível solução x para um valor numérico. Ou seja, CSOP é definido pela quadra (X, D, C, f) , onde

X é um conjunto finito de variáveis $\{x_1, \dots, x_n\}$, onde cada variável x_i pode ser booleana, numérica ou simbólica;

D é um conjunto finito $\{D_1, \dots, D_n\}$, formado pelo conjunto finito D_i que representa o domínio de cada variável x_i ;

C é um conjunto finito de restrições $\{c_1, \dots, c_m\}$ aplicadas sobre subconjuntos arbitrários de variáveis de X , e

$f : S \rightarrow \mathbb{R}$, é a função de otimização, cujo domínio é o produto cartesiano $S = D_1 \times \dots \times D_n$.

O objetivo de um CSOP é encontrar a tupla de solução $s \in S$ que satisfaça todas as restrições contidas em C , e ao mesmo tempo minimize a função f .

CSP no Problema de Planejamento O campo relativamente novo do CSP tornou-se recentemente o estado da arte para alguns tipos importantes de problemas de sequenciamento, particularmente problemas com restrições de recursos, que ocorrem com frequência no contexto da cadeia de suprimentos. CSP pode trazer vantagens, tanto na modelagem quanto na solução. Os modelos tendem a ser mais concisos e de fácil depuração, uma vez que as condições lógicas e combinatórias são muito mais naturalmente expressas em um CSP do que em um MILP (MILANO, 2003). Os solucionadores tiram proveito dos métodos de inferência lógica (propagação de restrições), que se adaptam bem às restrições combinatórias que caracterizam os problemas de escalonamento. Em particular, o aspecto de determinar em que ordem colocar cada atividade nestes problemas, pode apresentar dificuldades para MILP, onde é difícil de ser modelado e dá origem a relaxações fracas.

Em contraste, um modelo CSP prontamente formula problemas de sequenciação, e oferece

algoritmos especializados de propagação que exploram a sua estrutura. Além disso, a heurística pode prontamente ser acomodadas em CSP. A maior promessa, no entanto, reside na integração entre métodos CSP e MILP, que é atualmente uma área de pesquisa muito ativa (HOOKER, 2000). A integração permite atacar os problemas em que algumas das restrições são mais adequadas para uma abordagem MILP (talvez por terem boas relaxações contínuas) e outras são mais adequadas para uma abordagem CSP (porque "propagam bem"). Isto é particularmente verdade para os problemas de cadeia de suprimento, em que as restrições relativas à alocação de recursos, roteamento e gerenciamento de estoque podem relaxar bem, enquanto as restrições relacionadas ao escalonamento e outras condições lógicas ou combinatórias podem propagar bem.

No contexto de problemas de escalonamento, estes modelos realizam a atribuição de tarefas a máquinas com restrições de programação inteira-mista, enquanto que a sequencia de tarefas é executada com a programação de restrição. A motivação por trás do primeiro é remover as restrições associadas ao método de penalidades (*big-M*) (vide (WINSTON, 1995)) e explorar a capacidade de otimização da programação inteira-mista. A motivação por trás do último é explorar a capacidade do CSP para tratar de forma eficaz subproblemas de viabilidade, bem como as restrições de sequenciação. Métodos híbridos têm mostrado em alguns problemas sinergias que levam a reduções significativas na computação (JAIN; GROSSMANN, 2001) (MARAVELIAS; GROSSMANN, 2004) (HOOKER et al., 1999).

3.6 Estratégia de Solução

Estratégias de solução para o problema integrado planejamento-escalonamento podem ser classificadas em três categorias como mostrado na Fig. 10. Usando métodos de decomposição o problema é decomposto em um subproblema mestre (alto nível) utilizado para determinar as metas de produção e em um subproblema escravo (baixo nível) com escalonamento detalhado. As metas de produção ou outras decisões de alto nível são usadas com entradas para o subproblema escravo. Se o fluxo de informações é somente do subproblema mestre para os subproblemas escravos, então os métodos são hierárquicos. Se existe um ciclo de realimentação dos submodelos de volta ao subproblema mestre, então os métodos são iterativos. Se a formulação integrada contém submodelos de escalonamento detalhado para cada período de planejamento, então sua solução provê todas as informações necessárias. Entretanto, estes modelos são difíceis de resolver e requerem métodos de solução avançados. Estes últimos são denominados métodos *full-space* (MARAVELIAS; SUNG, 2009).

Figura 10: (a) Hierárquico (b) Iterativo (c) Full-space (baseada em (Maravelias e Sung, 2009))

3.6.1 Métodos Hierárquicos

Nos métodos hierárquicos o problema mestre provê um conjunto de decisões de alto nível, tais como metas de produção e seleção de tarefas (MCKAY; SAFAYENI; BUZACOTT, 1995). Esta informação é repassada como entrada para o subproblema de escalonamento baixo nível com o objetivo de obter uma solução completa de escalonamento (AMARO; BARBOSA-POVOA, 2008). Se um escalonamento viável associado com os valores de produção previstos não existe, então um escalonamento viável na vizinhança deste é procurado de forma a se ter uma solução “globalmente viável” (KELLY; ZYNGIER, 2008). A fim de prover previsões mais realistas, em (SUBRAHMANYAM S.; REKLAITIS, 1996) foi proposto um modelo de escalonamento aproximado no nível mestre, que é uma abordagem amplamente seguida.

A decomposição hierárquica pode também ser usada dentro da estratégia de horizontes rolantes, onde modelos de escalonamento detalhado são usados por alguns períodos iniciais e modelos agregados são usados para os períodos posteriores. As metas de produção para os períodos iniciais são exatas e desta forma diretamente implementadas, enquanto as metas para períodos posteriores são atualizadas à medida que o horizonte rola (DIMITRIADIS A. D.; PANTELIDES, 1997). Métodos de solução de horizontes rolantes são agrupados em geral como hierárquico, pois não há informação voltando para o problema mestre durante o processo de solução.

Em (HEEVER; GROSSMANN, 2003) foi apresentado um esquema de decomposição hierárquica para um problema integrado de planejamento e escalonamento reativo. O nível superior é solucionado para determinar os valores de produção na presença de um modelo simplificado

de oleodutos, enquanto o nível inferior é solucionado no padrão de horizontes rolantes para determinar a operação de unidade na presença de um modelo detalhado de oleodutos.

3.6.2 Métodos Iterativos

Na ausência de restrições de recursos e custos de produção detalhados, as metas de produção ou atribuições de tarefas a unidades obtidas pela primeira solução do problema mestre serão provalmente inviáveis ou subótimas. A invés de tentar encontrar escalonamentos que estejam nas vizinhanças dessas decisões, métodos iterativos tentam fechar o ciclo de informações a partir dos subproblemas de escalonamento em relação ao problema mestre. O objetivo de tal realimentação é encontrar as decisões de alto nível verdadeiramente ótimas. Isto pode ser conseguido através da adição de cortes inteiros que excluem as soluções encontradas anteriormente. Portanto, diferentes soluções podem ser encontradas pelo problema mestre e avaliadas pelo subproblema de nível inferior. Além disso, o problema mestre pode proporcionar um limitante inferior crescente, enquanto o subproblema pode fornecer um limite superior. Assim, métodos iterativos pode levar a soluções ótimas caso este intervalo entre os limitantes convirja.

Em (PAPAGEORGIOU; PANTELIDES, 1996) foi proposto um planejamento de campanhas e um modelo de escalonamento integrados, onde cada período de tempo do nível mais alto é composto de campanhas cíclicas. O problema do nível superior é resolvido para fixar um conjunto de variáveis binárias, ou seja, escolher as campanhas. O problema do nível inferior é usado para gerar campanhas. No fim de cada iteração, um corte inteiro é adicionado para evitar que o mesmo conjunto de variáveis binárias seja encontrado mais uma vez.

Muitos pesquisadores também propuseram métodos iterativos, onde um modelo MILP mestre é resolvido para obter atribuições de tarefas à unidades, e um subproblema de programação de restrições para encontrar seqüências viáveis. (HOOKER et al., 1999) e (JAIN; GROSSMANN, 2001) consideraram o problema de fase única, enquanto (HARJUNKOSKI; GROSSMANN, 2002) estudaram processos de fases múltiplas. (CHU; XIA, 2005) propuseram para um problema de escalonamento com restrição de recursos um método iterativo de dois níveis IP/CP que adiciona cortes de Bender para o problema de alto nível. Em geral, os métodos iterativos tem prometido muito, mas sua aplicação tem sido até agora muito dependente da formulação.

3.6.3 Métodos *Full-space*

Os métodos desta classe consideram o problema integrado, em que um modelo de escalonamento detalhado é utilizado para a modelagem de restrições de recursos e os custos de

produção. A primeira abordagem é a solução do modelo *full-space* usando métodos de programação matemática (BASSETT; PEKNY; REKLAITIS, 1996) (BLANCO et al., 2005) (KALLRATH, 2002) (KELLY, 2004) (PAPAGEORGIOU; PANTELIDES, 1996). Em (JOLY; MORO; PINTO, 2002) foi proposto um modelo integrado de uma refinaria. O problema de planejamento definiu a topologia e pontos de operação de uma refinaria, enquanto o problema de escalonamento cuidou da descarga do petróleo dos oleodutos, transferência para os tanques de armazenamento, e carga nas unidades. Em (NEIRO; PINTO, 2005) foi considerado uma formulação multi-período para o planejamento de produção da refinaria. Modelos de escalonamento por si só, no entanto, são de difícil solução, apesar de só cobrirem um horizonte de vários dias ou semanas. Se o mesmo nível de detalhe é mantido, por conseguinte, a integração com o planejamento da produção que se estende para o horizonte de vários meses resulta em modelos intratáveis computacionalmente. Assim, a segunda abordagem é a utilização de métodos heurísticos tais como *simulated annealing* (REKLAITIS, 1982) e algoritmos genéticos (BERNING et al., 2004) (YAN; ZHANG, 2007).

A terceira abordagem é decompor a formulação integrada através da exploração da sua estrutura. Os subproblemas decompostos podem então ser resolvidos iterativamente utilizando métodos de programação matemática, tais como a decomposição de Bender (BENDERS, 1962) (GEOFRION, 1972) ou o relaxamento/decomposição Lagrangiana (EVERETT, 1963) (FISHER, 1981) (GUIGNARD; KIM, 1987). Entretanto, estes métodos iterativos são diferentes dos apresentados na subsecção anterior na medida em que consideram a formulação original integrada (planejamento-escalonamento). A ideia principal da decomposição de Bender é resolver um problema mestre relaxado que envolve apenas as variáveis de vinculação entre os dois subproblemas, corrigir os valores dessas variáveis para obter subproblemas dissociados, e usar a solução destes subproblemas para melhorar a formulação do problema mestre.

A relaxação Lagrangiana é tipicamente usada quando um problema é constituído por um conjunto de restrições fáceis e um conjunto de restrições difíceis, cuja remoção (e, adição, como um termo de penalização no objectivo) leva a um problema fácil. No caso do planejamento da produção, esta situação surge quando um problema de escalonamento único é usado ao longo de vários períodos de planejamento. As restrições difíceis são aquelas que ligam blocos correspondentes a períodos consecutivos. Decomposição Lagrangiana é uma variação da relaxação Lagrangeana em que as variáveis complicadas que aparecem em várias restrições são desagregadas em cópias. As cópias da mesma variável estão relacionadas por restrições de vinculação, que são relaxadas pela decomposição (KELLY, 2002)(KELLY; ZYNGIER, 2008).

3.7 Conclusão

Este capítulo discutiu três desafios principais para enfrentar o problema de integração da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo. O problema de planejamento tratado deste trabalho tem a denominação dada em 2.2.2 com as características de uma cadeia genérica, mas tem, principalmente, o enfoque da área de processos, já que focaliza a cadeia de suprimentos da indústria petróleo que é um caso importante desta área. As ideias por trás do modelo proposto neste trabalho vem diretamente ao encontro dos desafios de modelagem e multi-escala no espaço e no tempo. Por outro lado, trarão vantagens com relação ao último desafio, que é o poder computacional.

A maioria das ferramentas discutidas se concentram em partes específicas da cadeia de suprimentos de petróleo. A análise resumida dos trabalhos anteriores leva à conclusão que somente subsistemas da cadeia de suprimentos do petróleo tem sido estudados em um nível razoável de detalhe. Por outro lado, os modelos LP e MILP são construídos com base em correlações simplificadas, que são apenas aproximações grosseiras de muitos processos com natureza não-linear. Em geral, o emprego dos modelos LP é restrito ao planejamento integrado de longo prazo, não sendo conveniente para o nível operacional do dia a dia. Os resultados da otimização neste nível são muito mais próximos da realidade. Entretanto, não existe nenhuma coordenação própria entre a otimização LP e as otimizações NLP das diferentes operações. Portanto, não existe nenhum framework que permita chegar na otimização geral a partir das otimizações de processos individuais, o que significa que cada um destes processos é otimizado de modo autônomo e independente. Consequentemente, a sinergia entre aspectos holísticos e operações locais não podem ser propriamente exploradas atualmente. Evidentemente, estes fatos são consequência da grande complexidade do problema abordado neste trabalho, que exige que todas estas partes sejam colocadas juntas dentro de um único modelo. Assim, vários trabalhos, por exemplo (PINTO; NEIRO, 2004) e (LASSCHUIT; THIJSEN, 2004), chamam a atenção para a importância de alcançar uma integração completa na cadeia de suprimentos da indústria química e petrolífera, e descrevem o desejo de uma ferramenta com este objetivo.

Um objetivo importante no planejamento integrado é a junção de todos estes modelos não-lineares a fim de obter a otimização global. O trabalho desta tese é essencial neste sentido de modo a garantir a viabilidade das decisões de mais alto nível, levando em conta os modelos individuais e envolvendo tanto logística quanto produção. Apesar de nenhum dos submodelos disponíveis poder resolver sozinho o problema considerado como um todo, eles podem ser uma parte da solução dentro da estratégia adotada neste trabalho, como será visto mais adiante.

As abordagens deste capítulo são do tipo centralizado, o que é a tendência dominante para a maioria dos trabalhos considerando o problema de integração. Entretanto, a cadeia de suprimentos é composta por entidades interdependentes que possuem papéis e responsabilidades definidas a partir das suas competências e das atividades que elas são capazes de realizar. Assim, é necessário um modelo que leve em conta todas as dimensões da rede e os aspectos da organização, bem como a natureza distribuída destas entidades que compõem a cadeia de suprimentos, com sua dinâmica e autonomia de decisão. Por isso, será mostrada a abordagem de agentes que cria uma dimensão nova com o ponto de vista distribuído e adaptado para a representação de sistemas e organizações complexos (LABARTHE et al., 2007). Isto será feito exatamente no próximo capítulo.

Parte II

Abordagem Distribuída

4 *Agentes Holônicos*

4.1 Introdução

Um sistema multiagentes é formado por uma coleção de entidades ativas, denominadas agentes. Um agente pode ser definido como uma entidade teórica virtual ou física, capaz de agir sobre si mesma e sobre o ambiente no qual evolui, e se comunicar com outros agentes. Seu comportamento é a consequência de suas observações, conhecimento e interações com outros agentes (FERBER, 1995). Um agente pode ser caracterizado por seu papel, seus objetivos, suas funcionalidades, suas crenças, suas habilidades de decisão e suas capacidades de comunicação e de aprendizagem. Um agente é definido por Jennings et al. (JENNINGS; WOOLDRIDGE; SYCARA, 1998) desta forma: “um agente é um sistema computacional, situado em algum ambiente, que é capaz de ação autônoma flexível a fim de atingir seus objetivos projetados.” Em (WOOLDRIDGE; JENNINGS, 1995) um agente é definido como uma entidade que possui as seguintes características:

- Autonomia: um agente opera sem a intervenção do ser humano ou outra intervenção direta e nem as ações que ele realiza nem seu estado interno são submetidos a qualquer controle.
- Reatividade: um agente percebe seu ambiente e reage de uma forma apropriada às mudanças do ambiente.
- Pró-atividade: um agente deve ser capaz de mostrar comportamentos direcionados por objetivos internos, tomar iniciativas.
- Sociabilidade: os agentes interagem uns com os outros usando linguagens de comunicação e regras comuns de sociabilidade.

De acordo com (HUHNS; STEPHENS, 1999) os sistemas multiagentes apresentam várias vantagens. Em primeiro lugar, eles são mais fáceis de compreender e implementar quando o problema é intrinsecamente distribuído, como é o caso do gerenciamento da cadeia de suprimentos.

Desta forma, eles permitem maior flexibilidade quando se considera a modularidade do sistema real a ser modelado. Além disso, a abordagem distribuída leva naturalmente à adoção de algoritmos locais apropriados, que levam em conta as especificidades locais do modelo. Particularmente, a concorrência permite um certo nível de paralelismo que pode acelerar o processo de solução do problema. Finalmente, uma solução centralizada pode ser impossível levando em conta que sistemas e dados podem pertencer a organizações independentes.

Por outro lado, Jennings salienta que as interações entre os agentes são flexíveis e de alto-nível, o que torna mais fácil a engenharia de sistemas complexos (JENNINGS, 2000). Este autor lembra também que os sistemas complexos podem ser decompostos em subsistemas interdependentes de modo a facilitar o tratamento da complexidade. Para este fim a modelagem com agentes apresenta 3 vantagens, associadas com as ferramentas descritas em (BOOCH, 1994) para lidar com a complexidade do software:

- Decomposição: particionamento eficiente do problema em subproblemas mais fáceis;
- Abstração: definição de um modelo mais simples que enfatiza os detalhes e propriedades mais importantes, enquanto suprime outros mais supérfluos;
- Organização: focalização nos relacionamentos organizacionais entre os vários componentes relevantes para a solução do problema.

4.2 Agentes em Cadeias de Suprimentos

A tecnologia de agentes já é considerada uma abordagem importante para desenvolver sistemas de produção inteligentes distribuídos (HIKKANEN et al., 1997). Cadeias de suprimentos incluem e estendem tais sistemas, e o paradigma de agentes permite modelar e simular de forma distribuída o comportamento da cadeia de suprimentos e seus membros (GALLAND et al., 2003). Cadeias de suprimentos e sistemas multiagentes mostram numerosas características intrínsecas em comum (YUAN; LIANG; ZHANG, 2003). Tanto os sistemas multiagentes quanto as cadeias de suprimentos são compostos de entidades que interagem de acordo com seus papéis e habilidades dentro das estruturas organizacionais. Os agentes e os atores da cadeia de suprimentos possuem meios, recursos e capacidades que lhes permitem realizar, de forma individual ou coletiva, várias funções, tarefas ou atividades dentro de diferentes estruturas organizacionais. Estas analogias naturalmente levam a abordagem multiagentes a ser uma forma privilegiada de representar cadeias de suprimentos. Especificamente, ela permite levar em conta facilmente:

- a natureza distribuída das cadeias de suprimentos e a não-linearidade de seus comportamentos;
- as modificações do ambiente, já que a flexibilidade do modelo de agentes permite que ele se adapte através da adição e remoção de agentes;
- a variedade e complexidade da decisão, através da capacidade do sistema multiagentes de se organizar para resolver problemas;
- um comportamento de cooperação sem altruísmo graças à definição das propriedades dos agentes através de modos de interação.

A utilização de Sistemas Multiagentes (SMA) tem sido proposta por vários pesquisadores a fim de melhorar os Sistemas Gerenciadores da Cadeia de Suprimentos (SGCS) (SADEH et al., 1995). Eles são altamente aplicáveis em domínios de problemas onde as abordagens centralizadas atingem seus limites. As abordagens baseadas em agentes são bem convenientes para domínios que exijam a integração e interação de múltiplas fontes de conhecimento, a resolução de conflitos de interesse e objetivo, ou processamento de dados com tempo limitado (WEISS, 1995). Agentes inteligentes podem também representar as organizações dentro do domínio de logística e modelar as funções logísticas e seus processos, bem como as interações entre elas. Devido à similaridade em características entre agentes inteligentes e organizações, a tecnologia de agentes é uma escolha apropriada para a modelagem de organizações no domínio de logística (GRAUDINA; GRUNDSPENKIS, 2005). A organização de agentes é aderente a um sistema sócio-técnico, que melhora a compreensão de decisões tomadas por agentes para atores. Estes princípios organizacionais são genéricos para qualquer sistema logístico e permitem uma adaptação rápida a condições variáveis (GRAUDINA; GRUNDSPENKIS, 2005). Em vários trabalhos, uma abordagem baseada em agentes foi proposta para o planejamento e programação de produção e serviços de logística em empresas virtuais, onde agentes podem utilizar negociação para reduzir a árvore de busca e chegar a um acordo sobre escalonamentos otimizados viáveis. Assim, soluções ótimas locais podem ser encontradas em níveis mais baixos da organização, e combinadas no nível mais elevado em soluções agregadas através de negociação (KARAGEORGOS et al., 2003).

A justificativa para utilizar uma abordagem de agentes dentro da cadeia de suprimentos vem do fato de ser difícil centralizar o problema devido a uma ou mais das seguintes razões: (i) cada agente é uma unidade de negócios separada e pode não estar disposto a partilhar informação local; (ii) o problema local de cada agente é grande e complexo, o que significa que o custo envolvido na centralização esta informação é proibitivo, e tentar resolver tal problema centralizadamente leva a modelos monolíticos extensos de grande complexidade; (iii) problemas locais

de baixo nível de cada agente (tais como o escalonamento da produção) são resolvidos de forma mais adequada no local do agente, onde informações detalhadas estão prontamente disponíveis (BURKE et al., 2007).

Sistemas complexos são caracterizados por múltiplas interações entre muitos componentes diferentes. Eles são chamados complexos porque é difícil entender e verificar seu projeto e/ou funcionalidade. O comportamento do sistema é o resultado da agregação não-linear de comportamentos locais de seus componentes. Como já foi visto, Sistemas MultiAgentes (SMA) se tornaram uma ferramenta natural para modelar, simular e programar sistemas complexos, e são compostos de agentes autônomos, reativos e proativos, que interagem entre si e estão engajados na realização de uma meta conjunta. De fato, os sistemas complexos normalmente possuem um grande número de entidades interagindo entre si, mas que também atuam em diferentes níveis de abstração. Neste contexto, parece improvável que SMA seja capaz de representar fielmente sistemas complexos sem habilidades para tratar múltiplas granularidades. Este é o motivo pelo qual os sistemas holônicos atraíram a atenção dos pesquisadores (HILAIRE; KOUKAM; RODRIGUEZ, 2008). A seguir este paradigma será descrito com mais detalhes.

4.3 Paradigma Holônico

O termo holon, uma combinação do grego "holos" (todo) e do sufixo "on" (parte), foi originalmente introduzido em 1967 pelo filósofo húngaro Arthur Koestler (KOESTLER, 1967) a fim de dar nome a estruturas recursivas e auto-semelhantes em entidades biológicas e sociológicas. De acordo com Koestler, um holon é uma estrutura biológica ou sociológica que é estável e coerente, e que consiste de mais holons que funcionam de acordo com princípios semelhantes. Nenhuma estrutura natural é "todo" ou "parte" em um sentido absoluto, mas na verdade todo holon é uma composição de partes subordinadas, bem como uma parte de um todo maior. Por exemplo, uma pessoa humana é, por um lado, uma composição de órgãos constituídos por células que ainda podem ser decompostas, e por outro lado, ele ou ela é parte de um grupo que, por sua vez, faz parte da sociedade humana. Assim, um holon pode ser visto, dependendo do nível de observação, como uma entidade atômica e autônoma, tal como um agente, ou como uma organização de outros holons. Esta dualidade é algumas vezes chamada “efeito Janus”, em referência ao deus romano dos portões e entradas, que possuía duas faces (HILAIRE; KOUKAM; RODRIGUEZ, 2008).

Uma estrutura hierárquica de holons compostos de holons como subestruturas é denominada holarquia (KOESTLER, 1967). Em contraste com hierarquias tradicionais, o poder de deci-

são dos níveis organizacionais mais baixos é respeitado em holarquias. A estrutura organizacional de uma sociedade holônica oferece vantagens das quais o projeto monolítico de artefatos mais técnicos carece: ela é robusta quando deparada com perturbações externas e internas, ela é eficiente em seu uso de recursos, ela pode se adaptar a mudanças ambientais. Outra vantagem é a possibilidade de mapear um domínio de aplicação diretamente em um sistema multiagente através da “agentificação” de entidades em qualquer nível de granularidade e sem perder abstrações de mais alto nível (GERBER; SIEKMANN; VIERKE, 1999). Devido à sua flexibilidade e adaptabilidade, agentes de software são particularmente adequados para representar as organizações empresariais holônicas (ULIERU; WALKER; BRENNAN, 2001) (LEITÃO; RESTIVO, 2002). Esta ideia está presente até no texto original de Koestler, quando ele usa o termo “agência” para definir o equilíbrio no sistema holônico como sendo consequência das relações entre partes e o todo, onde este último é representado pela *agência* que controla a parte do próximo nível acima (KOESTLER, 1967).

Desta forma, os termos agente holônico e sistema de agentes holônicos são utilizados para referir-se a agentes e sistemas de agentes organizados de acordo com a metáfora holônica. Uma das características marcantes do paradigma holônico é a grande variabilidade da autonomia de um agente holônico. Por um lado um agente que não é incorporado dentro de qualquer estrutura holônica permanece completamente autônomo no âmbito da sua arquitetura. Por outro lado, agentes que abrem mão de sua autonomia quando se tornam parte de um holon, por vezes abdicam de sua autonomia completamente. Os agentes em uma sociedade holônica podem formar, dismantelar e reconfigurar estruturas holônicas dinamicamente. Desta forma, eles ajustam seu grau de autonomia de uma forma flexível.

Nas seções anteriores, a abordagem de multiagentes já se apresentava como a mais conveniente para a modelagem do gerenciamento da cadeia de suprimento. Levando em conta as características dos sistemas holônicos, que podem ser, na verdade, um tipo de especialização dos sistemas multiagentes, eles se mostram ainda mais promissores para o tratamento deste tipo de problema. Entre outras coisas, devido a sua capacidade de tratar múltiplas granularidades, e a sua estrutura recursiva, que são características observáveis em uma cadeia de suprimentos e em suas entidades constituintes. O levantamento de aplicações utilizando esta abordagem, que será apresentado mais adiante, vai reforçar ainda mais esta escolha. Mas antes disso, as alternativas disponíveis para a modelagem de um sistema com multiagentes holônicos serão descritas na próxima seção.

4.3.1 Holons e Agentes

De acordo com (GIRET; BOTTI, 2004) as abordagens de holons e agentes diferem entre si principalmente na motivação. Portanto, em geral a pesquisa com holons é orientada para normas, comunicação e comportamento de baixo nível. Por outro lado, a pesquisa MAS é motivada pela programação de sistemas distribuídos. Este último visa o comportamento social de entidades inteligentes e é principalmente envolvido na investigação de modelos comportamentais, cooperação e estratégias de coordenação, aprendizagem com as experiências próprias, criação de coalizão, etc. Em resumo, ao contrário do MAS, que é uma abordagem de software ampla, os holons têm sido utilizados para o controle inteligente distribuído especificamente em sistemas de manufatura desde o início da década de 1990 (HMS, 1994). Como já mencionado em seções anteriores, o agente pode ser: autônomo, social, reativo, pró-ativo, racional, móvel, eles podem aprender, etc (WOOLDRIDGE; JENNINGS, 1995). Holons, como um paradigma, têm as seguintes características básicas: autonomia, cooperação e reorganização. Além destes, que poderiam ser chamados propriedades comportamentais, holons têm propriedades estruturais. Uma delas é a recursividade, que é a condição básica dos sistemas holônicos. Ela permite que um holon seja, simultaneamente, um todo e uma parte de algum todo / parte. Isto significa que holons possam conter outros níveis inferiores de holons, que também podem estar contidos em um outro nível superior de holons, estando em uma arquitetura recursiva. Na literatura multiagente especializada, não encontramos referências sobre arquiteturas recursivas de agentes. No entanto, na definição de agente, nada impede que os agentes possam ter uma estrutura interna composta por entidades auto-similares.

Conceitualmente, um holon é um tipo especial de agente, e a tecnologia que é utilizada pela maioria das pessoas que se dedicam à pesquisa de holons, é o MAS. Neste contexto, um agente é especificado somente como uma entidade comunicativa ativa que desempenha papéis (FERBER; GUTKNECHT, 1998). De fato agentes instanciam uma organização (papéis e interações), quando eles exibem comportamentos definidos pelos papéis da organização e quando eles interagem de acordo com os padrões de interação da organização. Isto acontece também para o caso particular da organização holônica, que vai ser discutida em seguida.

4.3.2 Modelos de Agentes Holônicos

De acordo com (GERBER; SIEKMANN; VIERKE, 1999) existem diferentes possibilidades de se modelar estruturas holônicas dentro de um sistema multiagentes, que diferem no grau de autonomia assumido pelos holons. Estes modelos serão apresentados a seguir.

4.3.2.1 Holon como Federação de Agentes Autônomos

Uma forma direta de modelar estruturas holônicas é presumir que os holons são agentes atômicos com suas arquiteturas predefinidas, e o holon do nível acima é apenas uma nova instância conceitual da definição genérica de agente, cujos atributos são fornecidos pelo holons constituintes e preenchidos dinamicamente. Neste caso, nenhum agente tem de renunciar à sua autonomia, e o holon se concretiza exclusivamente por meio da comunicação e cooperação entre os holons imediatos do nível abaixo.

4.3.2.2 Holon com Resultado da Fusão de vários Agentes

Outra forma de construir um holon é acabar com os subagentes participantes e criar um novo agente com capacidades que englobam as funcionalidades destes agentes. Neste caso, os agentes fundidos abdicam completamente da sua autonomia. Esta abordagem viola o paradigma da autonomia, já que os agentes fundidos perdem completamente sua autonomia e delegam-na para o holon criado. A realização desta abordagem exige procedimentos de fusão e divisão de holons, que conduzem à criação de um novo agente. Especialmente para um grupo heterogêneo de agentes, isto pode ser intratável. No caso dos agentes do mesmo tipo com representações explícitas de metas e crenças, por exemplo utilizando a abordagem BDI (*Belief-Desires-Intentions*), a fusão pode ser realizada através da criação de um agente com a união das crenças e metas dos sub-agentes, desde que a consistência seja garantida. De acordo com este modelo, os agentes não podem participar em mais de um holon, a menos que sejam copiados.

4.3.2.3 Holon como um Grupo Moderado

Como uma alternativa para as duas soluções extremas anteriores, existe uma forma híbrida de formar um holon, onde agentes abrem mão apenas parcialmente de sua autonomia para o holon criado. Isto é conseguido através de um holon especial que age como um representante ou *cabeça*. Ele representa o holon para o mundo exterior, i.e., para o resto da sociedade de agentes, pela sua capacidade de uma interação consistente com os agentes exteriores. Sua competência abrange desde tarefas puramente administrativas, até a autoridade para emitir diretivas para os outros subholons. Além disso, o *cabeça* pode ter a autoridade para alocar recursos para os outros agentes no holon, para planejar e negociar para o holon com base nos planos e metas de seus sub-agentes, e até mesmo para remover alguns holons do mesmo nível (sub-agentes), ou para incorporar outros. Podemos distinguir dois métodos para determinar o *cabeça*: ou um

Modelos de Sistemas Holônicos

Figura 11: (a) Federação (b) Grupo Moderado (c) Fusão

novo agente é criado para o tempo de vida do holon, ou um dos membros do holon assume o papel de *cabeça* e ganha a funcionalidade adicional. No segundo caso, ou um membro do holon é a priori predestinado para a liderança, ou um processo eleitoral é necessário para promover um dos agentes à liderança. Neste modelo, a autonomia dos agentes membros é parcialmente negociada para controle. O *cabeça* sempre tem o papel de representar o holon com relação ao restante da sociedade de agentes. Mas ele possui também outras competências, que variam de acordo com o domínio da aplicação.

Dependendo do nível de autonomia, a estrutura do holon resultante pode variar de um grupo livremente moderado, até uma estrutura hierárquica. No entanto, em qualquer caso, os membros do holon ainda são representados por agentes, e, consequentemente, não perdemos a capacidade de resolver problemas de uma forma distribuída. A Fig. 11 representa os diferentes modelos holônicos com relação à autonomia entre os seus membros, e ilustra abaixo cada um dos 3 modelos correspondentes.

Neste trabalho será adotada a modelagem de sistemas multiagentes holônicos com a estrutura de gerenciamento do tipo “grupo moderado”, devido à ampla gama de configurações que ela permite. Desta forma, um modelo organizacional terá que levar em conta uma organização específica denominada “Organização Holônica” (HILAIRE; KOUKAM; RODRIGUEZ, 2008), que será descrita a seguir.

4.3.3 Organização Holônica

Na organização holônica baseada no modelo de grupo moderado, podem ser diferenciados dois tipos de membro. O primeiro deles, chamado “Cabeça”, age como representante de todos os membros na comunicação com não-membros (entidades externas). O segundo tipo é formado pelos membros propriamente ditos, que são mascarados no mundo exterior pelos seus respectivos representantes (cabeças). Dentro da abordagem organizacional, é necessário identificar melhor este conjunto de papéis que representam estes conceitos. A Fig. 12 representa a organização holônica através da linguagem de modelagem Moise+ (HUBNER; SICHMAN; BOISSIER, 2002). Além dos papéis principais, esta especificação estrutural define o papel do átomo, que é o holon atômico dentro do qual não existem outros holons, e o papel do holon global, que é o superholon principal e está acima de qualquer outro. Um mesmo holon pode ser visto como superholon, se for um todo, ou subholon, se for parte.

Dentro de um superholon, os membros podem desempenhar 3 papéis diferentes: *cabeça*, *parte* e *multiparte*. O papel de cabeça é o representante do grupo, como já foi dito. Os membros representados podem desempenhar o papel de *parte* ou *multiparte*. O papel de parte é associado com aqueles holons que pertencem a apenas um superholon, enquanto o papel de multiparte é desempenhado pelos holons compartilhados por mais de um superholon ao mesmo tempo. Estes papéis são chamados de papéis holônicos, onde o adjetivo “holônico” é usado para distinguir estes papéis, que estão presentes em qualquer holon, dos papéis associados a comportamentos dependentes do domínio do problema específico.

Todo holon deve conter pelo menos uma instância da Organização Holônica, e deve desempenhar pelo menos um papel desta organização para definir seu status (por exemplo, superholon ou subholon). Para realizar estas metas e tarefas, os membros devem interagir e coordenar suas ações. Desta forma, existe um outro modelo de organização, que chamaremos de “organização interna” (HILAIRE; KOUKAM; RODRIGUEZ, 2008), que é dependente do domínio do problema e que modela este segundo aspecto dos superholons, relacionado às suas interações associadas a suas metas. Estes comportamentos e interações dos membros podem então ser descritos nesta organização interna independentemente de seus papéis como componentes do superholon, que são descritos na Organização Holônica, e que é a única organização que deve obrigatoriamente ser criada para um sistema deste tipo. Esta abordagem utilizada em (HILAIRE; KOUKAM; RODRIGUEZ, 2008), garante uma separação clara entre o gerenciamento do holon e comportamentos específicos com relação às metas assumidas, e também possibilita modularidade e reusabilidade.

Figura 12: Organização Holônica

4.4 Trabalhos Relacionados

Sistemas holônicos têm sido utilizados em uma ampla gama de aplicações. Por este motivo, inúmeros modelos e frameworks foram propostos para estes sistemas. Entretanto, a maioria deles é fortemente vinculado ao domínio da aplicação, e usa arquiteturas de agentes específicas (HILAIRE; KOUKAM; RODRIGUEZ, 2008). Não foi encontrada na literatura nenhuma ferramenta ou framework holônico dedicado ao problema de gerenciamento da Cadeia de Suprimentos. Entretanto, existem trabalhos que possuem aspectos e ideias que serviram como subsídio para este trabalho, e que serão citados a seguir.

4.4.1 Sistema Holônico de Manufatura (HMS)

A aplicação de conceitos holônicos para a manufatura foi inicialmente motivada pela incapacidade dos sistemas de manufatura existentes (i) para lidar com a evolução dos produtos dentro de uma instalação de produção existente e (ii) manter um desempenho satisfatório fora das condições operacionais normais. O projeto HMS (*Holonic Manufacturing System*) tem como objetivo desenvolver os aspectos genéricos das tecnologias holônicas e demonstrar a sua adequação e benefícios com a ajuda de várias aplicações prototípicas industriais (HMS, 1994). Os seus extensos esforços de pesquisa, bem como as atividades paralelas neste sentido em muitas regiões do planeta ainda continuam. Este trabalho traduziu os conceitos holônicos para o

mundo da manufatura, visualizando o sistema de produção como sendo um conjunto de módulos autônomos (holons) com controle distribuído. O HMS combina as melhores características de organização hierárquica e heterárquica. Ele preserva a estabilidade da hierarquia, proporcionando a flexibilidade dinâmica da heterarquia. Em um HMS um holon é um bloco de construção do sistema de manufatura autônomo e cooperativo para transformação, transporte, armazenamento e / ou validação de informações e objetos físicos. O holon consiste de uma parte de processamento de informação e, muitas vezes, uma parte de processamento físico.

Assim, alguns resultados importantes desta pesquisa foram publicados, por exemplo, relativo à manipulação de materiais (CHRISTENSEN, 1994). O grupo de pesquisa PMA / K.U.Leuven desenvolveu PROSA, que é uma arquitetura de referência para HMS (BRUSSEL et al., 1998). A estrutura desta arquitetura é construída em torno de três tipos de holons básicos: o holon pedido, o holon produto e o holon recurso. Cada um deles é responsável, respectivamente, por um aspecto do controle da produção: (i) logística interna, (ii) planos de processo, e (iii) utilização dos recursos.

A tecnologia de agentes tem sido utilizada em Sistemas de Manufatura Holônica (SMH) (GOU; LUH; KYOYA, 1998) (LEITÃO; RESTIVO, 2002) (BONGAERTS, 1998), visualizando os sistemas de manufatura a partir de uma perspectiva holônica. O tipo de arquitetura utilizada é a holarquia, que permite a integração de elementos tanto de sistemas hierárquicos quanto heterárquicos em uma estrutura aberta e inteligente. Um exemplo de um sistema deste tipo é o ADACOR (LEITÃO; RESTIVO, 2002), que é uma implementação concreta de um HMS usando tecnologia de agentes. Entretanto, uma limitação do ADACOR, como é o caso do HMS em geral, é que ele focaliza o escalonamento industrial, mas não considera o planejamento e o escalonamento do transporte de produtos entre as unidades de produção.

A arquitetura holônica a ser proposta neste trabalho permitirá uma ação rápida e ágil no caso de perturbações externas, tal como os sistemas de manufatura holônicos. Mas, diferentemente destes últimos, esta arquitetura não utilizará a inclusão ou a exclusão dinâmica de holons.

4.4.2 TELETRUCK

A metodologia de agentes holônicos foi empregada em um sistema multiagentes de escalonamento de uma frota de caminhões, denominado TELETRUCK, que foi desenvolvido no DFKI (*Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz*) (BURCKERT; FISCHER; VIERKE, 1998). O objetivo do sistema TELETRUCK é modelar os processos de negócio, em particular a alocação de recursos para requisições de transporte que chegam em uma empresa de transporte. A empresa tem um número fixo de recursos de transporte como motoristas, caminhões

ou reboques. O tipo e tamanho do espaço de carga dos containers restringem o tipo de carga que pode ser transportada. Também motoristas humanos diferem em seus tempos de expediente disponíveis e no tipo de carga que eles podem transportar, dependendo de questões como treino especial ou determinadas licenças, por exemplo, para mercadorias perigosas. Recursos têm que ser escalonados de tal forma que as tarefas de transporte à mão possam ser executadas com custo mínimo. Na implementação adotada, o sistema multiagentes consiste de holons de vários tipos. Para cada dispositivo de transporte da empresa, bem como para cada um dos seus motoristas, existe um agente que administra estes recursos. Estes agentes têm seus próprios planos, objetivos, e habilidades de comunicação a fim de prover seus recursos para os planos de transporte, de acordo com o seu papel na sociedade. Estes agentes se fundem com um PlanAndExecute Unity (PnEU) e formam um holon que representa um veículo completo, que é realmente capaz de executar tarefas de transporte. Por exemplo, tal veículo holon pode consistir de um PnEU, um motorista, um caminhão, um reboque, e dois containers, cada um modelado como um subholon que se funde ao superholon.

Os PnEUs são subholons especiais, que coordenam a formação dos superholons, representando as entidades de transporte, e planejando as rotas dos veículos, as paradas para carga, e tempos de locomoção. O PnEU é o *cabeça* do holon veículo, o representa para o mundo exterior, e está autorizado a reconfigurá-lo. Um PnEU está equipado com habilidades de planejamento, coordenação e comunicação, mas não tem os seus próprios recursos. Cada holon transporte que tenha pelo menos uma tarefa a fazer é encabeçado por um PnEU. Além disso, sempre há exatamente um PnEU ocioso com um plano vazio que coordena a formação de um novo holon a partir de componentes ociosos se necessário. Os holons veículo são subholons do superholon que representa toda a empresa de transporte. Este holon que engloba toda a sociedade de agentes é o agente companhia, que anuncia e distribui as ordens recebidas, faz a aceitação das propostas, controla a otimização global, coordena a execução, e canaliza toda a comunicação do sistema com o usuário. O agente companhia representa a sociedade de agentes para o usuário e, em uma futura extensão, para suas empresas parceiras, que serão representadas também por seus respectivos agentes companhia. Ele coordena a cooperação interna e a interação entre os pnEUs.

As estruturas holônicas para o projeto TELETRUCK foram implementadas através de grupos moderados de agentes. Para a formação e coordenação de um holon, foi escolhida uma extensão do protocolo *Contract Net* (CNP) (SMITH, 1980) e um mecanismo de mercado coordenado (FISCHER; MÜLLER; PISCHEL, 1996). Esta abordagem descentralizada é adequada para este complexo cenário, já que a informação local é suficiente para uma distribuição de tarefas e recursos globalmente eficiente. O modelo foi implementado e testado em cooperação com uma

empresa de transporte.

4.4.3 Sistema de Transporte Automático Global (GATS)

O sistema de transporte automatizado global (GATS) é um sistema de transporte integrado sem a necessidade de motorista. Ele tem a capacidade de coordenar simultaneamente as necessidades macro e micro das suas redes de transporte rodoviário. Seu objetivo futuro é que milhões de veículos possam ser conduzidos simultaneamente e automaticamente através de uma região geográfica praticamente ilimitada, incluindo continentes inteiros, enquanto, ao mesmo tempo, os requisitos de cada veículo e de seus passageiros tendam a ser atendidos em tempo real (ZELINKOVSKY, 2011).

Resumindo a descrição do problema, existem unidades rodoviárias (RU) localizadas a distâncias fixas uma da outra e ligadas por um cabo de dados subterrâneo no centro da pista. Enquanto o veículo se move, ele envia transmissões de rádio em intervalos regulares de tempo para os RUs, que recebem estes sinais, os processam e respondem de volta para cada veículo, que assim tem comunicação contínua com os RUs. Cada grupo contendo centenas de RUs forma um Segmento, cujas funções são gerenciadas por um Controlador de Segmento, que é responsável por “dirigir” os veículos que atravessam seu domínio. Em um nível mais acima, um grupo de Controladores de Segmento adjacentes possui um Controlador superior, que por sua vez é coordenado por um Controlador superior. Assim, isto continua hierárquicamente, sem limite para o número de níveis ou para o tamanho do domínio geográfico do sistema.

Técnicas centralizadas tradicionais não conseguem modelar e implementar problemas deste tipo, devido à seu tamanho e complexidade. Por outro lado, a arquitetura holônica se mostrou apropriada, levando em conta a natureza descentralizada e modular do GATS e a necessidade de um controle determinístico sobre ele. Foi utilizada a arquitetura holônica do HMS para organizar as entidades como holons, que são responsáveis pela resolução de cada subproblema de escalonamento. Assim, um país pode ser um hólon (holon país). O conjunto de holons país compõe uma holarquia (holon continente). Além disso, o holon país é composto por um conjunto de holons (holon região). Cada holon região representa a sua própria rede com suas próprias regras, políticas de tráfego, etc. No entanto, eles não representam problemas independentes, uma vez que eles devem cooperar para conseguir uma solução global (VERSTEEGH; SALIDO; GIRET, 2010).

Cada problema deve ser resolvido através de um solucionador do problema de satisfação de restrições (CSP), que é mais adequado para problemas de escalonamento (vide Seção 3.5.3), mas de uma forma distribuída, utilizando a cooperação para alcançar uma solução global e subó-

tima. Portanto, ele não é tratado como um problema de otimização e é utilizada uma estratégia de negociação. O solucionador de CSP é encapsulado no holon controlador, que é responsável pela gestão do fluxo de tráfego ao longo do segmento sob seu controle. O principal benefício do gerenciamento distribuído do problema original, que é tratado como um problema de restrições, é que ele pode ser dividido em um conjunto de subproblemas solúveis. Cada um destes subproblemas deve ser resolvido simultaneamente para alcançar uma solução global em um tempo aceitável. Entretanto, as técnicas tradicionais são ineficientes para a solução destes subproblemas, que possuem milhares de variáveis e restrições. Desta forma, para vencer esta dificuldade, foi utilizado o modelo distribuído baseado na idéia de sistemas holônicos, apresentado em (SALIDO; GIRET, 2008), no qual o problema é particionado em subproblemas de acordo com algumas regras definidas. Este trabalho será descrito no próximo capítulo, onde é tratado o problema de restrições distribuídas.

Cada holon, que controla uma região ou um segmento de regiões, só tem informações sobre o que acontece na área que controla. Este holon pode pedir informações sobre distâncias para outros holons, mas nunca vai saber diretamente o que acontece em outras regiões. O algoritmo proposto é escalável devido ao fato de que a arquitetura utiliza o mesmo algoritmo para cada controlador em todos os níveis, todos os controladores determinam o caminho mais curto no holon subordinado.

O modelo distribuído holônico do GATS possui algumas características a ser consideradas. Assim, ele faz uma distribuição espacial dos holons, e trata todo o problema como um problema de satisfação de restrições (CSP). Assim, ele pode, então, ser mais facilmente dividido em um conjunto de subproblemas, que podem ser resolvidos simultaneamente para alcançar uma solução global. Outra vantagem é que ele utiliza um mesmo algoritmo em todos os níveis de forma recursiva. Entretanto, este modelo não trata o problema principal como um problema de otimização, utilizando a cooperação entre os holons para alcançar um solução global apenas subótima através de uma estratégia de negociação.

4.4.4 Sistemas Multiagentes Holônicos

Segundo (FISCHER; SCHILLO; SIEKMANN, 2003), embora similar no nome, existem várias diferenças importantes entre os sistemas multiagentes holônicos e os sistemas de manufatura holônicos:

- A modelagem da recursão do agente é parte integrante de sistemas multiagentes holônicos. Espelhando a complexa composição de uma tarefa, os agentes holônicos pode

envolver-se em estruturas aninhadas complexas e com o número de níveis arbitrário. Este não é o caso dos sistemas de manufatura holônicos;

- O HMS não fazem qualquer suposição sobre a arquitetura interna da cabeça de um holon, que é obrigado a agir como uma unidade de controle. Para sistemas multiagentes holônicos, no entanto, o holon cabeça precisa possuir propriedades de agente;
- O holon cabeça de sistemas multiagentes holônicos não têm que coordenar o trabalho de um recurso físico, mas sim o trabalho de vários agentes de informação que existem apenas virtualmente (agentes de informação que colaboram para o aumento de eficiência, combinar competências e recursos, etc.);
- Sistemas de manufatura holônica usam uma metáfora do mercado para projetar a coordenação interholon. A pesquisa em sistemas multiagentes holônicas se preocupa com a escolha de parceiros de longo prazo, como também com a diversidade de possíveis estruturas organizacionais;
- Em um sistema multiagentes holônico, um holon não é meramente um pedaço de código. É um conceito que é concretizado através de compromissos entre os agentes para manter uma relação específica sobre as metas e tem como resultado uma estrutura emergente entre agentes.

A arquitetura holônica proposta neste trabalho se adequa mais com o sistema multiagentes holônico, possuindo holons com as propriedades de agentes. Assim, ela terá a modelagem da recursão com o número de níveis arbitrário, o holon cabeça é um agente que coordena as atividades dos outros subholons parceiros dentro do mesmo superholon, visando a meta da otimização através dos compromissos entre eles. Como será visto mais a frente, esta relação específica entre o holon cabeça e os subholons parte tem como resultado uma estrutura emergente entre eles.

4.5 Conclusão

Existem várias vantagens no uso de uma abordagem distribuída e holônica e os agentes representam bem este comportamento distribuído da cadeia de suprimentos. Desta forma, permitem maior flexibilidade quando se considera a modularidade do sistema real a ser modelado, e levam naturalmente à adoção de algoritmos locais apropriados, que levam em conta as especificidades locais do problema. Além disso, a concorrência permite um certo nível de paralelismo, que pode acelerar o processo de solução do problema total. Finalmente, uma solução

centralizada pode ser impossível, considerando que sistemas e dados podem estar separados geograficamente e pertencer a áreas diferentes, embora dentro da mesma organização. O problema total é grande e complexo, o que significa que resolver tal problema centralizadamente leva a modelos monolíticos extensos de grande complexidade. Além disso, os problemas locais de cada agente são resolvidos de forma mais adequada no local do agente, onde informações detalhadas estão prontamente disponíveis. Como já mencionado anteriormente, o modelo proposto neste trabalho não é estocástico, e, portanto, não trata das incertezas. Entretanto, sua natureza distribuída ajuda a compensar, em parte, esta deficiência, como será discutido mais adiante.

A visão holônica torna possível representar a natureza recursiva intrínseca do problema de planejamento integrado da cadeia de suprimentos. Em contraste com hierarquias tradicionais, o poder de decisão dos níveis organizacionais mais baixos é levado em conta nas holarquias. Outra vantagem é a possibilidade de mapear o domínio do problema diretamente em um sistema multiagente através da “agentificação” de entidades em qualquer nível de granularidade, e sem perder abstrações de mais alto nível. Esta organização holônica fará parte do problema geral que será definido e utilizado em seguida no problema de planejamento integrado tratado neste trabalho.

Por outro lado, o modelo em rede de restrições pode permitir uma integração consistente das entidades principais da cadeia, que se espalham no espaço e no tempo, e também a otimização global. Além disso, como o problema em foco apresenta uma série de restrições diferentes, inclusive não-lineares, a abordagem mais recomendável é tratá-lo como um problema de restrições distribuídas com otimização. Por este motivo, as definições e conceitos das restrições distribuídas serão apresentadas no próximo capítulo, e suas características discutidas.

5 *Problema de Satisfação de Restrições Distribuídas com Otimização (DCOP)*

5.1 Introdução

O problema básico de restrições distribuídas é o Problema de Satisfação de Restrições Distribuído (DisCSP), que foi formalizado por Yokoo et al. em (YOKOO et al., 1992). Nos últimos anos, foi visto um interesse crescente em formulações de problemas de satisfação de restrições distribuídas (DisCSP) para modelar problemas combinatórios. Há um conjunto significativo de aplicações distribuídas do mundo real, tais como sistemas de rede, planejamento, escalonamento, alocação de recursos, etc, para o qual o paradigma DisCSP é particularmente útil. Em tais aplicações distribuídas, questões de privacidade, custos de transferência de conhecimento, robustez contra falhas, etc, impedem a adoção de uma abordagem centralizada (FALTINGS; YOKOO, 2005).

Aqui o problema é dividido entre uma série de agentes independentes e restrições distribuídas, que têm de se comunicar um com o outro para solucioná-lo. Estes agentes não podem acessar diretamente as variáveis de outros agentes, e devem trocar mensagens entre si. Cada agente mantém sua rede de restrições locais, que conectam variáveis associadas a agentes diferentes. Os agentes atribuem valores a variáveis tentando gerar uma atribuição localmente consistente e que seja ao mesmo tempo consistente com todas as restrições entre agentes (YOKOO, 2001). Entretanto, o problema de planejamento tratado neste trabalho é um problema de otimização. Portanto, dentro do ponto de vista distribuído e de restrições, o modelo adequado é o Problema de Satisfação de Restrições Distribuído com Otimização (*Distributed Constraint Optimization Problems*) ou DCOP (MODI et al., 2003).

Diferentemente do CSP, as restrições violadas do DCOP podem ser toleradas, mas a qualidade da solução será otimizada de acordo com critérios bem definidos. Para entender melhor o que é um DCOP, o problema centralizado mais próximo é denominado Problema de Satisfação de Restrições Valorado (VCSP) (SHIEX; FARGIER; VERFAILLIE, 1995). Nele cada restrição

possui um nível de satisfação associado, além de um peso, de forma que o peso representa a importância da restrição, enquanto o nível de satisfação representa o quanto a restrição está sendo satisfeita. Com outras palavras, o DCOP generaliza o DisCSP, de forma que ao invés de simplesmente designar soluções como “satisfatórias” ou “insatisfatórias”, passa a considerar todas as restrições como funções valoradas, e a função de avaliação global como o somatório de todas as restrições do problema (MODI et al., 2003). Esta função de avaliação, tal como aquela definida para o VCSP, representa o grau de utilidade ou custo de cada atribuição considerada. Assim, o DCOP inclui um conjunto de variáveis, cada variável é associada a um agente que tem controle sobre seu valor, e os agentes devem coordenar suas escolhas de valores de forma a otimizar uma função de avaliação global, obtida como um somatório de cada restrição local, sendo que cada agente conhece apenas as restrições locais nas quais suas variáveis estão envolvidas. Tal como um CSOP (vide 3.5.3), um DCOP também é um problema NP-completo.

5.2 Formalização do Problema de Satisfação de Restrições Distribuído com Otimização (DCOP)

De acordo com (MODI et al., 2003):

Definição 6 Um Problema de Satisfação de Restrições Distribuído com Otimização (DCOP) pode ser definido pela tupla (A, V, D, F) onde:

- $A = \{a_1, \dots, a_n\}$ é um conjunto de n agentes,
- $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ é um conjunto de n variáveis, uma por agente,
- $D = \{D_1, \dots, D_n\}$ é um conjunto de domínios finitos e discretos, cada um associado a uma variável,
- $F = \{..., f_{ij}, ...\}$ é um conjunto de restrições valoradas f_{ij} para cada par de variáveis $v_i, v_j \in V$, onde $f_{ij} : D_i \times D_j \rightarrow \mathbb{N} \cup \{\infty\}$ e $D_i, D_j \in D$

A meta é encontrar uma instanciação completa V^* para todas as variáveis v_i que minimize a função objetivo definida como

$$FO = \sum_{v_i, v_j \in V} f_{ij}(v_i, v_j)$$

As funções de utilidade do DCOP correspondem às restrições do CSP, e são denominadas

restrições valoradas. Por conveniência, daqui por diante elas serão denominadas simplesmente restrições.

Os pressupostos respeitados no DCOP são os seguintes:

- uma variável por agente;
- intervalo de tempo aleatório mas finito entre envio e recepção de mensagem;
- manutenção da ordem de envio das mensagens na sua recepção;
- restrições binárias (aridade 2);
- as propriedades do operador de soma utilizado nas utilidades agregadas das componentes das restrições impõem algumas limitações sobre o tipo de funções objetivo que podem ser representadas. Segundo (MODI et al., 2003), os operadores de agregação devem ser associativos, comutativos e monotônicos. Esta classe de funções de otimização é descrita formalmente para VCSP em (SHIEX; FARGIER; VERFAILLIE, 1995);
- exceto as limitações anteriores, não existem outras imposições sobre o tipo de função de restrição utilizada, que pode ser, em princípio, não-linear.

5.3 Generalização do DCOP para Problemas Locais Complexos

De acordo com (BURKE, 2008) uma característica do DCOP com problemas locais complexos é que cada agente tem muitas variáveis públicas (variáveis compartilhadas com outros agentes), que levam a um espaço de busca distribuído extremamente grande, impondo desafios significativos para algoritmos DCOP existentes. A Fig. 13 ilustra um exemplo de um DCOP para problemas locais complexos com 4 agentes, cada um com 4 variáveis. As variáveis hachuradas representam as variáveis públicas, aparecem dentro do agente que as controla e podem ser mais de uma por agente. Quanto às variáveis brancas, elas representam variáveis locais, que são opcionais, mas podem ser várias por agente.

Definição 7 Um DCOP com Problemas Locais Complexos pode ser definido por uma tupla (A, V, D, F) onde:

- $A = \{a_1, \dots, a_n\}$ é um conjunto de n agentes,

Figure 13: Exemplo de um Problema com 4 Agentes, cada um com 4 Variáveis

- para cada agente a_i , um conjunto $V_i = \{v_{i1}, \dots, v_{im_i}\}$ de variáveis que ele controla, tal que $\forall i \neq j V_i \cap V_j = \emptyset$; $V = \cup V_i$ é o conjunto de todas as variáveis no problema. Elas podem ser classificadas em 2 categorias:
 - variável local, que é opcional e só participa de restrições internas do agente correspondente (restrições intra-agentes) ;
 - variável pública, que é obrigatória e participa de restrições entre 2 ou mais agentes (restrições inter-agentes) ou de restrições internas do agente correspondente (restrições intra-agentes) ;

Podem existir várias variáveis por agente em relação a ambos os tipos de variável.

- $D = \{..., D_{ij}, ...\}$ é um conjunto de domínios finitos e discretos, onde cada D_{ij} está associado à variável correspondente v_{ij} ,
- $F = \{f_1, \dots, f_i, \dots, f_w\}$ é um conjunto de restrições valoradas, onde cada restrição é uma função $f_i : \dots \times D_{jl} \times D_{km} \times \dots \rightarrow \mathbb{N} \cup \{\infty\}$. O conjunto de variáveis deste domínio é um subconjunto $S_V = \{..., v_{jl}, v_{km}, \dots\} \subset V$, que pode ser um dos 2 casos seguintes:
 - restrições intra-agentes, onde S_V é formada por variáveis locais e públicas pertencentes a um mesmo agente a_j , i.e., $j = k$;
 - restrições inter-agentes, onde S_V é formada por variáveis públicas pertencentes a 2 ou mais agentes ($j \neq k$), mas pode conter variáveis públicas pertencentes a um mesmo agente ($j = k$);

A meta é encontrar uma instanciiação completa V^* para todas as variáveis v_{jl} que otimize (maximize ou minimize) a função objetivo definida como

$$FO = \sum_i f_i(\dots, v_{jl}, \dots)$$

5.4 Algoritmos para DCOP

Vários algoritmos distribuídos baseados em busca para solucionar DCOP têm sido propostos na literatura, e muitos deles compartilham uma série de características comuns. Embora haja um certo número de modelos de execução possíveis (BRITO; HERRERO; MESEGUER, 2004), na maioria dos casos, cada agente irá executar repetidamente três tarefas principais, como parte de um ciclo único de computação:

1. ler as mensagens recebidas de outros agentes;
2. executar alguma computação;
3. enviar mensagens para outros agentes.

Utilizando um ciclo como um bloco de construção básico, (BRITO; HERRERO; MESEGUER, 2004) amplamente categorizam algoritmos de restrições distribuídos de acordo com três diferentes modelos de tempo propostos por (LYNCH, 1996):

1. síncrono - os ciclos de todos os agentes são executadas simultaneamente, e em alguns casos, apenas um agente ativo é computacionalmente ativo em qualquer momento, ou seja, os algoritmos síncronos exigem as ações dos agentes para serem executados de uma maneira controlada e determinística;
2. assíncrona - os ciclos de todos os agentes são executados em paralelo em uma ordem arbitrária, e têm tempos de início e durações arbitrárias, ou seja, nenhuma restrição ou premissa é colocada na agenda de atividades dos agentes em algoritmos assíncronos;
3. parcialmente síncrono - os ciclos de todos os agentes são controlados, mas não tão estritamente como no modelo síncrono, isto é, algoritmos parcialmente síncronos exigem que os agentes realizem determinadas ações em uma ordem específica, enquanto que outras ações podem ser executadas em uma ordem arbitrária.

A Tab. 2 mostra 3 algoritmos escolhidos devido a sua importância na comunidade de pesquisa da área, e que representam diferentes modelos. Assim, ADOPT se caracteriza por ser assín-

algoritmo	Ano de Criação	Complexidade Espacial	Número de Mensagens	Correto/Completo	Implementações
ADOPT	2003	Polinomial	Exponencial	Correto/Completo	FRODO; DCOPolis
OptAPO	2004	Polinomial	Exponencial	Só Correto	DCOPolis
DPOP	2005	Exponencial	Linear	Correto/Completo	FRODO; DCOPolis

Tabela 2: Algoritmos para DCOP

crono, enquanto DPOP é baseado na programação dinâmica. Já OptAPO é um híbrido entre métodos descentralizados e centralizados. De acordo com (TSANG, 1993), um algoritmo é correto se todo o resultado produzido por ele é de fato uma solução. Por outro lado, um algoritmo é completo se toda solução pode ser encontrada por ele. Assim, pela definição anterior para um DCOP, sua solução é sempre ótima. Portanto, um algoritmo completo para ele é aquele que tem a garantia de encontrar uma solução ótima.

A seguir cada um deles é descrito de forma resumida.

ADOPT (Asynchronous Distributed Optimization) Em (MODI et al., 2003) o ADOPT (*Asynchronous Distributed Optimization*) foi apresentado como um algoritmo capaz de encontrar soluções ótimas usando apenas comunicação assíncrona localizada e com complexidade espacial polinomial em cada agente.

Inicialmente, ADOPT organiza agentes em uma busca em profundidade (DFS) da árvore, em que as restrições são permitidas entre uma variável (agente) e qualquer um de seus ascendentes ou descendentes, mas não entre as variáveis pertencentes a sub-árvores diferentes. Em seguida ele usa quatro tipos de mensagens: VALUE, COST, THRESHOLD e TERMINATE. A mensagem VALOR comunica a atribuição de uma variável a partir de ancestrais para os descendentes que compartilham restrições com o remetente. Quando o algoritmo começa, cada agente recebe um valor aleatório para sua variável e envia mensagens de valor apropriado. Uma mensagem COST contém três parâmetros: *context*, *lb* e *ub*. O *context* é uma solução parcial, e o *CurrentContext* é um *context* que apresenta a visão da variável em foco sobre as variáveis ascendentes. Os valores *lb* e *ub* representam os limites inferior e superior, respectivamente, da estimativa do custo da sub-árvore correspondente. Quando um nó x_i recebe uma mensagem COST do seu filho x_l , ele guarda o parâmetro *lb* indexado pelo valor d atual da sua variável x_i como $lb(d, x_l)$. Da mesma forma, o parâmetro *ub* é armazenado como $ub(d, x_l)$ e o *context* como $context(d, x_l)$. Neste momento ele adiciona $lb(d, x_l)$ ao seu custo local para obter o limitante inferior associado ao valor d , que é denotado por $LB(d)$, e do mesmo modo ele adiciona $ub(d, x_l)$ ao seu custo local para obter o limitante superior $UB(d)$ associado ao valor d . O limitante inferior mínimo sobre todo o domínio de x_i é chamado LB , enquanto o limitante superior

mínimo sobre todo o domínio de x_i é chamado UB , ambos associados à variável x_i .

A mensagem THRESHOLD é introduzida para melhorar a eficiência da busca. Um agente tenta atribuir o seu valor, de modo que o custo estimado é menor que o limite indicado, que é comunicado pela mensagem THRESHOLD de seu pai. Quando o valor *threshold* é igual a UB , ele envia a mensagem TERMINATE ao seu filho e termina sua execução. Assim, os outros agentes terminam de forma similar, até o fim completo do algoritmo.

O ADOPT usa busca *best-first*, i.e., uma estratégia oportunista onde cada agente escolhe o melhor valor baseado na informação atual disponível. Além disso, possui operação assíncrona, comunicação ponto-a-ponto entre agentes vizinhos no grafo de restrições e a árvore de restrições como a principal topologia de comunicação. O ADOPT é apresentado nos Algoritmos 5.1, 5.2 e 5.3 (vide (MODI et al., 2005) para mais detalhes). Ele é comprovadamente correto e completo, e sua prova está no Anexo A.

OptAPO (Optimal Asynchronous Partial Overlay) É um híbrido entre métodos descentralizados e centralizados (MAILLER; LESSER, 2004). Ele opera como um processo de mediação cooperativa, onde agentes designados como mediadores centralizam partes do problema em sessões de mediação dinâmica e assíncrona. A complexidade das mensagens é significativamente menor que a do ADOPT. Entretanto, ele pode ser ineficiente com alguns mediadores solucionando problemas com interseção. Além disso, a natureza dinâmica das sessões de mediação tornam impossível prever que parte do problema será centralizada. Existe a prova de que ele é correto, mas não de que seja completo (GRINSHPOUN et al., 2007). Por esta razão este algoritmo não foi escolhido para ser utilizado neste trabalho.

DPOP (Distributed Pseudotree Optimization Procedure) É um algoritmo baseado em programação dinâmica (PETCU; FALTINGS, 2005) como uma evolução do algoritmo DTREE (*Distributed Tree-Optimization*) (PETCU; FALTINGS, 2004) para problemas de topologia arbitrária, mesmo com grafos cíclicos. Ele gera somente um número linear de mensagens, que, entretanto, podem ter tamanho grande e exigir grandes quantidades de memória, até de forma exponencial no espaço. Por esta razão ele foi estendido mais tarde, e um novo algoritmo híbrido chamado PC-DPOP foi desenvolvido (PETCU; FALTINGS; MAILLER, 2007), que usa um tamanho de mensagem limitado, e, conseqüentemente, o espaço de memória pode ser controlado.

No algoritmo DTREE, que é a forma original, existem um conjunto X de variáveis e um conjunto A de agentes, onde cada agente A_i é responsável pela atribuição de uma variável X_i . O gráfico de restrições é considerado na forma de árvore. Além disso, no protocolo que se segue,

Algorithm 5.1 ADOPT - Principal

```

1: Inicializar
2:  $threshold \leftarrow 0$ 
3:  $CurrentContext \leftarrow \{\}$ 
4: for all  $d \in D_i, x_l \in Filhos$  do
5:    $lb(d, x_l) \leftarrow 0$ 
6:    $t(d, x_l) \leftarrow 0$ 
7:    $ub(d, x_l) \leftarrow \infty$ 
8:    $context(d, x_l) \leftarrow \{\}$ 
9: end for
10:  $d_i \leftarrow argmin_d(LB(d))$ 
11: backTrack
12: return
13:
14:
15:
16:
17: backTrack
18: if  $threshold == UB$  then
19:    $d_i \leftarrow argmin_d(UB(d))$ 
20: else if  $LB(d_i) > threshold$  then
21:    $d_i \leftarrow argmin_d(LB(d))$ 
22: end if
23: envia VALUE_msg( $(x_i, d_i)$ ) para cada Vizinho de menor prioridade
24: mantemAlocaçãoInvariante
25: if  $threshold == UB$  then
26:   if TERMINATE recebido do Pai ou  $x_i$  é Raiz then
27:     envia TERMINATE_msg( $CurrentContext \cup (x_i, d_i)$ ) para cada Filho
28:     return
29:   end if
30: end if
31: envia COST_msg( $x_i, CurrentContext, LB, UB$ ) para o Pai
32: return
33:
34:
35:

```

Algorithm 5.2 ADOPT - Tratamento das Mensagens

```

1: THRESHOLD_msg_tratamento( $t, context$ )
2: if  $context$  compatível com  $CurrentContext$  then
3:    $threshold \leftarrow t$ 
4:   mantémThresholdInvariante
5:   backTrack
6: end if
7: return
8:
9: TERMINATE_msg_tratamento( $context$ )
10: registrado Termino recebido do Pai
11:  $CurrentContext \leftarrow context$ 
12: backTrack
13: return
14:
15: VALUE_msg_tratamento( $(x_j, d_j)$ )
16: if Termino não recebido do Pai then
17:   adicionar( $x_j, d_j$ ) a  $CurrentContext$ 
18:   for all  $d \in D_i, x_l \in Filhos$  do
19:     if  $context(d, x_l)$  incompatível com  $CurrentContext$  then
20:        $lb(d, x_l) \leftarrow 0; t(d, x_l) \leftarrow 0$ 
21:        $ub(d, x_l) \leftarrow \infty; context(d, x_l) \leftarrow \{\}$ 
22:     end if
23:   end for
24:   mantémThresholdInvariante
25:   backTrack
26: end if
27: return
28:
29: COST_msg_tratamento( $x_k, context, lb, ub$ )
30:  $d \leftarrow$  valor de  $x_i$  em  $context$ 
31: remove  $(x_i, d)$  de  $context$ 
32: if TERMINATE não recebido do Pai then
33:   for all  $(x_j, d_j) \in context$  e  $x_j$  não é meu Vizinho do
34:     adicionar( $x_j, d_j$ ) a  $CurrentContext$ 
35:   end for
36:   for all  $d' \in D_i, x_l \in Filhos$  do
37:     if  $context(d', x_l)$  incompatível com  $CurrentContext$  then
38:        $lb(d', x_l) \leftarrow 0; t(d', x_l) \leftarrow 0$ 
39:        $ub(d', x_l) \leftarrow \infty; context(d', x_l) \leftarrow \{\}$ 
40:     end if
41:   end for
42: end if
43: if  $context$  compatível com  $CurrentContext$  then
44:    $lb(d, x_k) \leftarrow lb; ub(d, x_k) \leftarrow ub$ 
45:    $context(d, x_k) \leftarrow context$ 
46:   mantémFilhoThresholdInvariante
47:   mantémThresholdInvariante
48: end if
49: backTrack
50: return

```

Algorithm 5.3 ADOPT - Manutenção das Invariâncias

```

1: mantemThresholdInvariante
2: if  $threshold < LB$  then
3:    $threshold \leftarrow LB$ 
4: end if
5: if  $threshold > UB$  then
6:    $threshold \leftarrow UB$ 
7: end if
8: return
9:
10: mantemAlocaçãoInvariante
11: while  $threshold > \delta(d_i) + \sum_{x_l \in Filhos} t(d_i, x_l)$  do
12:   escolha  $x_l \in Filhos$  onde  $ub(d_i, x_l) > t(d_i, x_l)$ 
13:   incrementar  $t(d_i, x_l)$ 
14: end while
15: while  $threshold < \delta(d_i) + \sum_{x_l \in Filhos} t(d_i, x_l)$  do
16:   escolha  $x_l \in Filhos$  onde  $t(d_i, x_l) > lb(d_i, x_l)$ 
17:   decrementar  $t(d_i, x_l)$ 
18: end while
19: enviar THRESHOLD_msg( $t(d_i, x_l)$ ,  $CurrentContext$ ) para cada Filho  $x_l$ 
20: return
21:
22: mantemFilhoThresholdInvariante
23: for all  $d \in D_i, x_l \in Filhos$  do
24:   while  $lb(d, x_l) > t(d, x_l)$  do
25:     incrementar  $t(d, x_l)$ 
26:   end while
27: end for
28: for all  $d \in D_i, x_l \in Filhos$  do
29:   while  $t(d, x_l) > ub(d, x_l)$  do
30:     decrementar  $t(d, x_l)$ 
31:   end while
32: end for
33: return

```

cada agente (ou nó do grafo) é chamado de X_i por conveniência. Cada agente X_i executa o Algoritmo 5.4, que é dividido em 3 fases:

Fase 1 - Inicialização É feito um percurso da árvore DFS, onde todos os agentes X_i declaram seus domínios $Dom(X_i)$ para os agentes envolvidos, que são seus agentes Pai e Filhos correspondentes. Estes últimos são definidos pelas relações R_i , com a suposição de restrições binárias, ou restrições unárias para um único agente. Durante o algoritmo, um agente se comunica apenas com seus vizinhos (Pai e Filhos).

Fase 2 - Propagação de UTIL Cada agente determina se ele é uma folha na árvore de restrições (se ele não tiver nenhum Filho) ou não. Os nós folha iniciam o processo, e se X_i é um nó folha, então ele envia a mensagem UTIL ao seu Pai. Este processo é de baixo para cima, se inicia nos nós folha e termina na raiz da árvore. Os agentes mandam para seu nó pai mensagens UTIL, que contêm a utilidade ótima obtida na subárvore associada. As mensagens passadas neste sistema são vetores de utilidade. Um agente X_i envia a seu Pai X_j um vetor de todas as utilidades ótimas que podem ser alcançadas pela subárvore enraizada em X_j , que contém X_i , para cada um dos possíveis valores de X_j . Assim, o tamanho de cada mensagem é $|dom(X_j)|$.

Fase 3 - Propagação de VALUE Eventualmente o nó raiz é capaz de obter o valor ótimo para si, como o valor que maximiza a soma das utilidades de todas as subárvores enraizadas em si mesmo, e de quaisquer restrições unárias associadas, se for o caso. É um processo de cima para baixo, iniciado no nó raiz. Cada nó X_i determina seu valor ótimo baseado na mensagem VALUE recebida do seu nó pai e nas utilidades recebidas através das mensagens da fase 2. Então ele envia este valor para seu nó filho também através da mensagem VALUE. O algoritmo é finalmente terminado quando X_i considerado for um nó folha (não tiver Filhos).

Este algoritmo é mostrado com mais detalhes em (PETCU; FALTINGS, 2004). Ele é comprovadamente correto e completo, e sua prova esta no Anexo B.

5.5 Protocolo de Mensagens

Neste trabalho serão utilizados apenas os algoritmos ADOPT e DPOP, que são corretos e completos. Nesta tese não foi considerada a privacidade dos algoritmos de solução de DCOP.

Algorithm 5.4 DTREE

```

1: DTREE( $A, X, D, R$ )
2: Fase 1: Inicialização( $X_i, R_i$ )
3:  $R_i \leftarrow$  o conjunto de restrições de  $X_i$ 
4:  $Pai(X_i) \leftarrow$  o pai de  $X_i$  (baseado em  $R_i$ )
5:  $Filhos(X_i) \leftarrow$  os filhos de  $X_i$  (baseado em  $R_i$ )
6: for all  $X_k \in Filhos(X_i)$  do
7:   envia  $Dom(X_i)$  para  $X_k$ 
8: end for
9: recebe e registra  $Dom(Pai(X_i))$  do seu pai
10: Fase 2: Propagação da mensagem UTIL
11: if  $|Filhos(X_i)| == 0$  then
12:    $\{X_i \text{ é um nó folha}\}$ 
13:    $utils_{X_i}(Pai(X_i)) \leftarrow Computa\_utils(Pai(X_i))$ 
14:   envia UTIL_msg( $utils_{X_i}(Pai(X_i))$ ) para seu pai
15: end if
16: ativa o tratamento da mensagem UTIL
17: Fase 3: Propagação da mensagem VALUE
18: ativa o tratamento da mensagem VALUE
19: return
20:
21: UTIL_msg_tratamento( $utils_{X_k}(X_i)$ ){recebida do seu filho  $X_k$ }
22: guarde  $utils_{X_k}(X_i)$ 
23: if mensagens UTIL de todos os  $Filhos(X_i)$  chegaram then
24:   if  $Pai(X_i) == nulo$  then
25:     {Isto significa que  $X_i$  é a raiz}
26:      $v_i^* \leftarrow argmax_{v_i} (\sum_{X_l \in Filhos(X_i)} UTIL_{X_l}(X_i = v_i))$ 
27:      $X_i \leftarrow v_i^*$ 
28:     envia VALUE_msg( $X_i, v_i^*$ ) para todos os  $Filhos(X_i)$ 
29:   else
30:      $utils_{X_i}(Pai(X_i)) \leftarrow Computa\_utils(Pai(X_i))$ 
31:     envia UTIL_msg( $utils_{X_i}(Pai(X_i))$ ) para seu pai
32:   end if
33: end if
34: return
35:
36: VALUE_msg_tratamento( $X_k, value$ ){recebida do seu pai}
37:  $v_i^* \leftarrow Projecao_{X_i}(UTIL_{X_k}(X_k = value))$ 
38:  $X_i \leftarrow v_i^*$ 
39: envia VALUE_msg( $X_i, v_i^*$ ) para todos os  $Filhos(X_i)$ 
40: return
41:
42: Computa_utils( $X_j$ )
43: for all  $x_j \in Dom(X_j)$  do
44:   for all  $x_i \in Dom(X_i)$  do
45:      $x_i^*(x_j) \leftarrow argmax_{x_i} (Utils_{X_j}(x_i, x_j))$ 
46:   end for
47: end for
48: return
49: {um vetor  $utils_{X_i}(X_j)$  de todos  $\{Utils_{X_j}(x_i^*(x_j), x_j) \mid x_j \in Dom(X_j)\}$ }

```

Entretanto, existem trabalhos dedicados a este assunto, como por exemplo (GREENSTADT; PEARCE; TAMBE, 2006), que apresenta uma pesquisa importante sobre alguns algoritmos principais, incluindo ADOPT e DPOP, mostrando que ambos podem manter a privacidade das informações sem perda de desempenho.

Independentemente do modelo de execução, ambos os algoritmos priorizam os agentes do problema antes de começar o processo de busca da solução. Isto é fundamental para definir uma ordem entre os agentes de modo que um algoritmo geral possa funcionar. Em alguns algoritmos para DCOP, os agentes são priorizados em uma cadeia, ao passo que tanto ADOPT quanto DPOP, priorizam os agentes em uma árvore de busca em profundidade (DFS) em um ambiente descentralizado. A priorização dos agentes em uma árvore DFS tem a propriedade de que quaisquer par de agentes vizinhos aparecem no mesmo ramo da árvore, i.e., para qualquer agente a_i em uma ordenação em árvore DFS, as restrições são apenas permitidas entre a_i e seus ascendentes ou descendentes.

Esta estrutura de priorização, combinada com um protocolo de mensagens definido no algoritmo, determina as mensagens que são enviadas entre os agentes. Enquanto o número de mensagens trocadas varia, a maioria dos algoritmos possui pelo menos 2 tipos de mensagens:

- **VALUE**: representa o valor de atribuição corrente de uma certa variável;
- **COST** ou **UTIL**: representa o valor de otimizado corrente em relação a todas as variáveis pertencentes a uma certa subárvore.

As mensagens **VALUE** são enviadas dos agentes de maior prioridade para os de menor prioridade, enquanto as mensagens **COST (UTIL)** são enviadas a partir dos agentes de menor prioridade para os de maior prioridade. As mensagens **VALUE** normalmente especificam a atribuição atual do agente de envio (e, por vezes, as atribuições de outros agentes de maior prioridade). As mensagens **COST (UTIL)** normalmente especificam um custo incorrido pelo agente de envio e todos os agentes de menor prioridade. A Fig. 14 ilustra o protocolo de um algoritmo genérico para DCOP.

No quadro definido pelo protocolo de mensagens, os agentes sistematicamente propõem atribuições de valores e registram os custos (ou utilidades), explorando o espaço de busca de atribuições possíveis. Isso continua até que o algoritmo encontra uma atribuição global ótima.

Figura 14: Fluxo de Mensagens de um Algoritmo Genérico p/ DCOP

5.6 Ferramentas para DCOP

Existem poucos *frameworks* disponíveis para implementar e testar algoritmos para DCOP: FRODO (LEAUTE; OTTENS; SZYMANEK, 2009), DisChoco (EZZAHIR et al., 2007), DCOPolis (SULTANIK; LASS; REGLI, 2007) e AgentZero (LUTATI; GONTMAKHER; LANDO, 2012). A importância de uma ferramenta deste tipo advem da necessidade dos pesquisadores de DCOP desenvolverem novos algoritmos, e compararem seu desempenho com outros algoritmos existentes. Um aspecto importante para uma ferramenta é ser uma plataforma de código aberto, pois isto é essencial para integrar e testar novas ideias sem ter a obrigação de reimplementar do zero um solucionador sob medida. Além disso, a ferramenta deveria ter as seguintes características:

- ser confiável e modular, de forma a poder facilmente personalizar e estender;
- permitir a simulação de sistemas multiagentes em uma única máquina;
- possuir um conjunto importante de algoritmos implementados embutidos ;
- ter uma interface gráfica para representar o grafo de restrições;

FRODO (*F*ramework for *O*pen/*D*istributed *c*onstraint *O*ptimization) é um framework aberto em Java para otimização distribuída combinatorial e foi desenvolvido pelo Artificial Intelligence Laboratory (LIA) da Ecole Polytechnique Federale de Lausanne (EPFL), Suíça (LEAUTE; OTTENS; SZYMANEK, 2009). Ele utiliza o JDOM para tratar arquivos XML (*Extensible Markup Language*) (W3C, 2012). Assim, embora seja possível usar objetos Java diretamente no FRODO para criar dados de instâncias, este framework aceita arquivos XML em um formato que é um

superset do XCSP 2.1 (*XML Representation of Constraint Networks 2.1*) (ROUSSE; LECOUTRE, 2009), que foi projetado apenas para CSPs centralizados, de forma a representar também instâncias de DCOPs. Isto é apresentado com mais detalhe na próxima seção. Finalmente, ele é integrado com um solucionador centralizado de CSP, que é o JaCoP (*Java Constraint Programming solver*) (KUCHCINSKI; SZYMANEK, 2012). Tanto o FRODO quanto as outras ferramentas são frameworks de código aberto em Java, possuindo algumas características em comum. Entretanto, o FRODO apresenta um conjunto maior de algoritmos prontos. Em particular, ele possui tanto o ADOPT quanto o DPOP embutidos, que foram utilizados neste trabalho. Devido a este motivo e outros que serão apresentados mais adiante na Seção 8.2, o FRODO foi a ferramenta escolhida.

5.7 Representação XML de Instâncias de DCOP

Originalmente foi criada uma representação XML (*Extensible Markup Language*) das instâncias do Problema de Satisfação de Restrições (CSP). O objetivo desta representação XML, denominada XCSP, foi facilitar o teste e comparação entre diferentes algoritmos para a solução de CSP, provendo uma plataforma comum de testes de instâncias CSP. Mais precisamente, para cada instância domínios, variáveis, relações, predicados e restrições são exaustivamente definidos. Mais tarde este formato foi estendido através da versão XCSP 2.1, com melhorias na leitura, conteúdo e estruturação (ROUSSE; LECOUTRE, 2009).

Como o formato XCSP foi projetado para CSPs centralizados, e não problemas distribuídos de otimização, foram necessárias algumas outras extensões sobre o formato XCSP 2.1 para descrever instâncias DCOPs, de forma a representar os agentes, que variáveis pertencem a que agente, e se o problema é de maximização ou minimização, por exemplo. O formato resultante foi especificado no projeto da ferramenta FRODO, que foi utilizado neste trabalho, como foi dito na seção anterior. Ele é um superconjunto do XDisCSP 1.0, criado para os problemas de restrições distribuídos, mas sem otimização (DisCSP). O Anexo C apresenta as representações de instâncias do DCOP e do HCOP, apresentado no Capítulo, através de XML.

5.8 Trabalhos Relacionados

Segundo Yokoo, em geral se supõe que cada agente tem apenas uma variável local. Embora os algoritmos desenvolvidos possam ser aplicados ao caso em que um agente tem várias variáveis locais através de dois métodos, ambos os métodos não são nem eficientes nem es-

caláveis para problemas grandes.(YOKOO; HIRAYAMA, 2000). Estes dois métodos gerais são denominados: (i) Decomposição; (ii) Compilação. Eles têm sido tradicionalmente usados para gerenciar diversas variáveis por agente. Entretanto, ambos têm sérias desvantagens que os tornam ineficazes para resolver problemas reais diretamente. Estes métodos serão descritos com mais detalhes mais a frente na Seção 6.4 do Capítulo 6. Enquanto a maioria dos algoritmos distribuídos gerencia apenas uma variável por agente, não existem algoritmos específicos para resolver problemas distribuídos do mundo real de uma forma eficiente. Muitos problemas reais são distribuídos por sua própria natureza, mas essa distribuição não implica uma única variável por agente. Apenas alguns trabalhos incluem um conjunto de variáveis em um agente único (SILAGHI; FALTINGS, 2005) (SALIDO; BARBER, 2006) (EZZAHIR et al., 2007). No entanto, poucos trabalhos se dedicaram a técnicas distribuídas para resolver problemas de grande escala (YOKOO et al., 1998) (SALIDO; GIRET, 2008) (BURKE, 2008). Os dois últimos consideram aplicações em problemas reais, e por isso, são descritos a seguir.

Em (SALIDO; GIRET, 2008) foi apresentado um modelo distribuído geral para a resolução de problemas de escalonamento da vida real, utilizando DisCSP. Este modelo distribuído é baseado na idéia de sistemas holônicos. Neste trabalho, questiona-se a suposição comum feita na literatura sobre DisCSP, em que cada agente tem que cuidar de apenas uma única variável. Muitos problemas reais podem ser modelados como um CSP, como foi visto na Seção 3.5.3, mas eles não podem ser resolvidos usando técnicas DisCSP devido à enorme quantidade de mensagens. Além disso, a maioria destes problemas são muito complexos e as técnicas tradicionais de solução distribuída não são apropriadas.

Por outro lado, enquanto algoritmos distribuídos são projetados apenas para resolver problemas distribuídos, muitos problemas reais e centralizados podem ser modelados como um DisCSP e podem ser resolvidos de forma mais eficiente utilizando técnicas de busca distribuídas. Normalmente, os problemas reais envolvem modelos com um grande número de variáveis e restrições, levam a redes densas de inter-relações. Problemas deste tipo podem ser tratados como um todo apenas com um custo computacional muito alto. Assim, foi concluído que é vantajoso decompor / particionar o problema em vários subproblemas mais simples interligados, que podem ser mais facilmente resolvidos.

Por isso, foi desenvolvido um modelo distribuído para problemas de grande escala, principalmente relacionados com escalonamento. São apresentadas diferentes alternativas, que são baseadas em um conjunto de orientações para a distribuição destes problemas. O modelo geral é baseado em um sistema multiagentes holônico, sendo que cada agente está comprometido com múltiplas variáveis e restrições locais. Ele é um modelo síncrono que utiliza a interação

e a cooperação entre os agentes holônicos. Sua idéia básica se originou em (SALIDO; GIRET; BARBER, 2003), no qual o problema é dividido em um conjunto de subproblemas, que, em seguida, são classificados na ordem adequada e são resolvidos concorrentemente dependendo da sua estrutura interna.

Foram propostas algumas diretrizes para a distribuição e a resolução de problemas complexos, que fazem parte do processo de modelagem. Elas estão relacionadas a algumas questões de modelagem importantes, como por exemplo: O problema é distribuído por natureza ? A estrutura do problema é hierárquica ? É necessária uma autoridade central ? Assim, a resposta para cada uma destas perguntas leva às seguintes diretrizes:

- O número de subproblemas (agentes), que deve estar em concordância com o tamanho do problema;
- A ordem em que cada subproblema é solucionado (prioridade do agente). Às vezes, todos os subproblemas podem ser solucionados simultaneamente. Em muitos outros casos, os subproblemas são priorizados através de uma heurística selecionada;
- O gerenciamento do retrocesso (*backtracking*). Quando um agente não encontra uma solução parcial, deve comunicar o seu estado atual para os agentes vizinhos relacionados, de forma a evitar uma busca desnecessária;
- A necessidade de uma autoridade central. Dependendo das características do problema, um controlador central pode ou não ser necessário. Alguns problemas são hierárquicos por natureza, como por exemplo quem apresenta características holônicas. Neste caso, aparecem diferentes níveis de abstração.

Portanto, o modelo distribuído não é completamente determinado, pois depende das características do problema considerado, que pode pertencer a uma classe bastante genérica de problemas. Da mesma forma, o próprio método de solução tem que se adequar a estas características de cada caso.

Em (BURKE et al., 2007) o problema de Coordenação da Cadeia de Suprimentos (SCC) é apresentado como um novo problema de referência adequado para ser modelado e resolvido usando DCOP. Uma das contribuições deste trabalho é justamente propor a solução do problema SCC como um DCOP. SCC envolve o planejamento e a coordenação do escalonamento da produção e da entrega entre as várias unidades de negócios (agentes), que são naturalmente distribuídas e operam de forma autônoma neste modelo proposto.

Tal como o modelo distribuído anterior (SALIDO; GIRET, 2008), aqui cada agente tem um grande problema complexo com muitas variáveis públicas (variáveis restritas também por outros agentes), o qual conduz a um espaço de busca distribuído extremamente grande e traz novos desafios aos algoritmos DCOP. Portanto, a segunda contribuição deste trabalho foi a introdução de uma série de técnicas de modelagem e busca para lidar com estes desafios. Assim, estas técnicas são responsáveis pela poda do espaço de busca inicial do problema, permitindo que este espaço remanescente possa ser percorrido de forma mais eficiente. Para isso, foi utilizado apenas o algoritmo ADOPT para DCOP (vide Seção 5.4), que foi adaptado para aplicar estas técnicas, de modo a resolver o problema SCC. Foi realizada uma série de experimentos demonstrando as vantagens e limitações desta abordagem.

Para integrar o processo de solução local com a busca distribuída, foi usado o método de compilação, que foi citado no início desta seção. Em uma fase de pré-processamento antes da busca distribuída começar, é encontrada a solução local ótima para cada combinação válida de atribuições para as variáveis públicas. Cada valor compilado contém uma única atribuição para as variáveis públicas (atribuição pública) e o custo local ótimo para essa atribuição. Não é necessário armazenar as atribuições para as variáveis privadas, já que estas não são exigidas na busca distribuída. Uma vez que o algoritmo distribuído terminou, então é possível recuperar a atribuição ótima para as variáveis privadas relativa à atribuição pública escolhida. Existem algumas razões para utilizar o método de compilação: (i) ele pode ser executado independentemente por cada agente; (ii) ele atua como um mecanismo de cache, que evita busca local repetida, i.e., uma vez que uma solução local ótima foi encontrada para uma atribuição pública particular, então esta busca não precisa ser realizada novamente (exceto para a atribuição pública escolhida final); e (iii) toda a informação de custo local é calculada antes do início da busca distribuída, de modo a reduzir a computação e o tempo necessários para que a busca distribuída execute.

Além disso, foi criado um método de agregação, que é uma técnica independente do algoritmo. Este método pode ser aplicado na modelagem de um problema para reduzir o domínio das suas atribuições públicas, e, conseqüentemente, reduzir a complexidade do seu espaço de busca. Assim, no problema SCC, quando o horizonte de planejamento, o número de componentes usados na fabricação e o número de lotes por componente crescem, o respectivo domínio das atribuições públicas também cresce. Se estas variáveis são agregadas, é possível reduzir o número de atribuições públicas possíveis.

5.9 Conclusão

Diante da decisão de usar a abordagem distribuída para o problema de planejamento integrado com otimização e da vantagem de modelá-lo como um problema de restrições, neste capítulo foi apresentado o Problema de Satisfação de Restrições Distribuído com Otimização (DCOP). Além disso, foram escolhidos dois conhecidos, corretos e completos algoritmos para esta classe de problema, ou seja, ADOPT e DPOP, que serão utilizados na proposta deste trabalho. Ambos são algoritmos que priorizam os agentes em uma árvore de busca em profundidade (DFS), dentro de um ambiente descentralizado. ADOPT executa um método de busca *depth-first* usando *backtracking* distribuído, enquanto DPOP implementa uma estratégia não convencional baseada em programação dinâmica. Nesta tese não foi considerada a privacidade dos algoritmos de solução de DCOP. Entretanto, existem trabalhos dedicados a este assunto, que mostram que ambos os algoritmos utilizados podem manter a privacidade das informações sem perda de desempenho.

Não existem algoritmos específicos de DCOP para resolver problemas distribuídos do mundo real de uma forma eficiente. Além disso, muitos problemas reais e centralizados podem ser modelados de forma distribuída. A maioria destes problemas são muito complexos e envolvem um grande número de variáveis e restrições. Portanto, as técnicas tradicionais de solução distribuída não são apropriadas. Por outro lado, nos trabalhos relacionados, foi observado que é vantajoso particionar o problema em vários subproblemas mais simples interligados, que podem ser mais facilmente resolvidos.

Em princípio, o problema de restrições distribuídas com otimização, em conjunto com o paradigma holônico apresentado no capítulo anterior, formam o embrião para o modelo a ser utilizado no problema principal da tese. Entretanto, além desta composição de ideias, é necessário incluir alguns aspectos observados em trabalhos anteriores. Assim, existe a necessidade de criar uma base teoria mais sólida, envolvendo todos estes elementos de forma consistente, antes de iniciar o trabalho de modelagem. Isto é exatamente o que será feito no próximo capítulo.

Parte III

Contribuições

6 *Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização (HCOP)*

6.1 Introdução

Como mostrado no Capítulo 3, satisfação de restrições e otimização são poderosos paradigmas que modelam um grande espectro de problemas, tais como planejamento, escalonamento, controle otimizado de processos, etc. Tradicionalmente, tais problemas são simplificados e reunidos em um único modelo centralizado, que deve fornecer a melhor solução possível, mas distante do ótimo. Entretanto, estes problemas são algumas vezes naturalmente distribuídos.

Se analisarmos alguns problemas de otimização com restrições, podemos perceber que eles possuem uma natureza recursiva, que não é explorada atualmente pelos frameworks de otimização disponíveis e seus algoritmos correspondentes. Um exemplo deste tipo de problema é o planejamento integrado da cadeia de suprimentos. Normalmente cada entidade na cadeia provavelmente age em nome de seus melhores interesses para otimizar seu próprio lucro. Entretanto, em geral, isso não vai de encontro à meta de otimização de toda a cadeia de suprimentos. Por outro lado, a complexidade da integração de toda a cadeia torna o desenvolvimento de um único sistema centralizado uma tarefa impraticável. Além disso, mesmo que isto fosse possível, as mudanças frequentes e imprevisíveis no ambiente do problema tornariam os resultados da solução de tal sistema obsoletos e inúteis muito rapidamente.

Assim, este capítulo define o Problema Holônico de Restrições com Otimização (*Holonic Constraint Optimization Problem* - HCOP) como um novo paradigma para modelar problemas distribuídos com otimização que apresentam estas características. Sua principal característica é representar tais problemas através da integração de subproblemas solúveis, nos quais aqueles podem ser naturalmente particionados. Como já foi dito, um exemplo de problema de otimização distribuído com uma organização recursiva é o planejamento da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo. Em geral, as refinarias possuem seu sistema local específico de otimização

para o planejamento da produção, enquanto cada área de logística responsável por cada nível da cadeia possui seu respectivo sistema de otimização para o correspondente planejamento de transporte e distribuição. Entretanto, os diferentes sistemas não são convenientemente integrados para permitir uma otimização global (MARCELLINO; SICHMAN, 2010). Este mesmo trabalho lançou os fundamentos para se perseguir a otimização integrada usando as características holônicas presentes no problema em foco. Neste mesmo trabalho, este problema foi modelado de forma distribuída, levando em conta sua natureza distribuída e a impossibilidade do seu tratamento centralizado, usando DCOP. Entretanto, este último se mostrou uma ferramenta de modelagem inadequada para enfrentar o objetivo proposto, como já mencionado no capítulo anterior. Assim, tal modelo estava ainda incipiente, mas sua evolução levou à definição do HCOP como uma subclasse do DCOP, o que será mostrado a seguir.

6.2 Descrição do HCOP

Alguns problemas distribuídos de restrições com otimização possuem uma estrutura hierárquica e recursiva, que é denominada holarquia. Este tipo de organização é caracterizada por entidades com grande coesão interna, mas com um acoplamento relativamente menor com o mundo exterior ao longo de todo o conjunto. Por esta razão, tais problemas de otimização podem ser particionados em uma série de subproblemas de otimização menores, que, embora não sejam independentes um do outro, apresentam tal nível de desacoplamento que possibilita um certo paralelismo no processo de solução. Este ponto de vista facilita a modelagem da complexidade de todo o sistema, que pode ser representado através de uma estrutura mais simples que se repete recursivamente ao longo do modelo.

O HCOP consiste de um conjunto de agentes que são chamados holons. Estes holons são distribuídos em diferentes níveis de abstração. Por definição, um holon contém outros holons (seus *subholons*) e é parte de um outro holon maior (seu *superholon*). Entretanto, o nível mais fundamental consiste somente de holons *atômicos*, i.e., um agente convencional que não contém nenhum outro. Nos níveis superiores os holons podem ser atômicos ou não, e neste último caso são chamados também de *superholon*, pois contêm outros holons no seu interior. Cada holon é responsável por uma variável denominada *variável holônica*. No caso do holon atômico, ela é chamada também de *variável de decisão*, enquanto a variável holônica de cada *superholon* é denominada também de *variável emergente*, que é dependente das variáveis holônicas associadas aos seus *subholons*, através de uma *função de emergência*. Assim, estas variáveis holônicas, associadas a cada *subholon* correspondente dentro do mesmo *superholon*, são ligadas pela restrição holônica de *agregação* à variável holônica do holon *cabeça*, que, por

Figure 15: Restrições do HCOP

sua vez, se conecta à variável emergente do próprio superholon através da restrição holônica de *emergência*. Em suma, a função de emergência define a composição entre as restrições de agregação e de emergência. A Fig. 15 apresenta as restrições do HCOP. A restrição *local* será descrita ainda nesta seção.

Também se parte da premissa de que os holons *cabeça*, tal como os holons *atômicos*, não possuem subholons. Devido ao comportamento singular do holon cabeça, que é responsável pela comunicação com o mundo exterior, é natural tratá-lo de forma diferenciada em relação ao restante do holon, que é formado por todos os holons *parte* e é chamado *corpo*. Como o holon cabeça representa seu superholon para os outros holons externos, ele cuida também da variável emergente deste último. Portanto, ele utiliza a restrição de *emergência*, que conecta sua variável holônica com a variável emergente associada. Em geral, estas duas variáveis têm um mesmo significado, de modo que esta restrição funciona apenas como uma transformação de normalização, que pode estar relacionada, por exemplo, à ordem de grandeza das quantidades ou ao ajuste do domínio.

A forte coesão interna dos subholons, e o acoplamento menos intenso entre um subholon e seu superholon, ou seu subholon, torna possível visualizar um HCOP como uma partição de problemas de otimização acoplados. Basicamente cada superholon é associado a um problema deste tipo, que pode ser solucionado por um correspondente algoritmo de otimização centralizado conhecido AO. Dentro de cada superholon existe uma outra organização denominada *interna*, que é constituída por um conjunto de variáveis associadas ao problema de otimização específico (vide a Seção 4.3.3). Elas são denominadas *variáveis locais*, e são ligadas apenas por restrições *locais* entre si, e podem também se relacionar com as *variáveis holônicas* dos subholons do mesmo superholon através do mesmo tipo de restrição. As variáveis locais de um

Figura 16: Diagrama Básico do HCOP

superholon e as variáveis holônicas dos seus subholons são as variáveis de entrada do algoritmo de otimização AO, juntamente com a variável emergente do superholon correspondente. A Fig. 16 ilustra os elementos do HCOP.

A organização holônica adotada neste trabalho classifica os subholons em 2 papéis: *cabeça*, que é único, e *parte*, que pode ser um ou mais, ambos dentro de cada superholon. Não será considerado o papel *multiparte*, que é desempenhado pelos subholons compartilhados por mais de um superholon ao mesmo tempo. Entretanto, levando em conta a característica descrita de forte coesão dentro de cada superholon no modelo do HCOP, o conceito de holon multiparte é dispensável. De fato, a Fig. 17a mostra um exemplo de modelagem holônica utilizando o holon multiparte, com 4 superholons (holons 1, 2, 3 e 4), 4 holons cabeça (um para cada superholon) e 6 holons atômicos (holons 5, 6, 7, 8, 9 e 10). Dentre estes últimos, o modelo utiliza 5 holons parte (holons 5, 6, 8, 9 e 10) e também um holon multiparte (holon 7). A existência deste tipo de holon indica que há forte coesão entre os superholons 2 e 3, o que foge da diretiva expressa anteriormente para a modelagem holônica proposta nesta tese. Assim, o modelo para um HCOP deveria ser aquele apresentado na Fig. 17b, onde os superholons 2 e 3 são fundidos em um único superholon 2', mostrando a afinidade entre os subholons 5 e 6, por um lado, e o subholon 8, por outro, em relação ao subholon 7, que passou a ser apenas um holon parte. Justamente esta

Figura 17: Exemplo de Modelagem Holônica

mudança torna natural a disponibilidade de um AO associado ao superholon 2', ao invés de ser preciso o desenvolvimento do AO 2 e do AO 3 dentro do modelo com holon multiparte, que seriam completamente dependentes entre si e, portanto, descabidos dentro do HCOP.

6.3 Formalização do HCOP

Neste trabalho, um sistema de agentes holônicos $\mathbb{A} = \{a_1, \dots, a_i, \dots, a_n\}$ é constituído por 2 tipos de agentes:

1. **átomo**, que é resultante de uma modelagem típica do problema tratado utilizando a tecnologia de agentes convencional;
2. **cabeça**, que é resultante da modelagem holônica do problema, e, portanto, não tem sentido sem o uso do paradigma holônico.

Desta forma, o sistema holônico é formado por um conjunto $\mathbb{H} = \{h, \dots, h_i, \dots, h_n\}$ de todos os holons do problema, tal que $|\mathbb{H}| = |\mathbb{A}|$, onde cada holon h_i corresponde a um agente a_i .

Um HCOP é formalizado como uma tupla $(H, R, V, Dv, X, Dx, E, F, AO)$ onde:

- $H = \{H_0, \dots, H_\eta, \dots, H_{\eta_{max}}\}$ é uma partição do conjunto $\mathbb{H}$ de todos os holons formada pelas classes de equivalência em relação a cada nível η . Portanto, por definição H satisfaz as seguintes condições:

1. $H_\eta \neq \emptyset, \forall \eta \in \mathbb{N}, \eta \leq \eta_{max}$
2. $\bigcup_{0 \leq \eta \leq \eta_{max}} H_\eta = \mathbb{H}$
3. $H_i \cap H_j = \emptyset, i, j \in \mathbb{N}, i \neq j$

Além disso, $H_\eta = \{h_{\eta 1}, \dots, h_{\eta i}, \dots, h_{\eta N_\eta}\}$ é o conjunto de holons do nível η , que por sua natureza são ao mesmo tempo conjuntos (todo) e elementos (parte), e também satisfazem as seguintes condições:

$$h_{\eta i} \neq \emptyset, \forall i \in \mathbb{N}, 1 \leq i \leq N_\eta \quad (6.1)$$

$$h_{\eta i} \cap h_{\eta j} = \emptyset, i, j \in \mathbb{N}, i \neq j \quad (6.2)$$

A segunda condição impõe que os holons de um mesmo nível η sejam disjuntos, e, portanto, não contenham subholons multi-parte, como é uma das suposições desta tese (vide 6.2).

Assim, cada um dos holons de H_η consiste de um conjunto de outros holons, e pode ser classificado em dois casos:

1. $h_{\eta i}$ é um holon atômico, que é equivalente ao agente *atômico*;
2. $h_{\eta i} = \{C_{\eta i}, B_{\eta i}\}$ é um holon não atômico, chamado superholon, onde:
 - $C_{\eta i} = h_{\eta-1 j}$ é denominado a cabeça do holon $h_{\eta i}$, sendo equivalente ao agente *cabeça*;
 - $B_{\eta i} = \{h_{\eta-1 \alpha_1}, h_{\eta-1 \alpha_2}, \dots\} \neq \emptyset$ é denominado o corpo do holon $h_{\eta i}$. Os elementos $h_{\eta-1 \alpha}$ são denominados *partes* do holon $h_{\eta i}$.

Assim, existem dois níveis singulares:

- Para $\eta = 0$ todos os holons são atômicos, formando o conjunto H_0 do nível fundamental;
- Para $\eta = \eta_{max}$ existe apenas um único holon, formando o conjunto $H_{\eta_{max}} = \{h_{\eta_{max} 1}\}$. Este holon é denominado *holon global*.

Pode haver holons atômicos nos níveis intermediários entre estes dois extremos, que, no entanto, não podem existir isolados. Assim, eles são partes de um superholon localizado no próximo nível superior.

O elemento H da tupla define a estrutura da holarquia do problema.

- $R = \{r_1, \dots, r_R\}$ é o conjunto de relações entre os holons, onde r_i é uma das duas relações primitivas definidas pelas Equações 6.3 e 6.4, onde $\eta \in \mathbb{N}, \eta > 0, H'_\eta \subset H_\eta \mid H'_\eta = \bigcup_i B_{\eta+1,i}$ para $\eta < \eta_{max}$ ou $H'_\eta = H_\eta$ para $\eta = \eta_{max}$. Estas relações especificam a topologia da holarquia do problema.

$$cabeçaDe_\eta = \{(h_{\eta i}, h_{\eta-1 j}) \in H'_\eta \times H_{\eta-1} : h_{\eta-1 j} = C_{\eta i}\} \quad (6.3)$$

$$parteDe_\eta = \{(h_{\eta i}, h_{\eta-1 j}) \in H'_\eta \times H_{\eta-1} : h_{\eta-1 j} \in B_{\eta i}\} \quad (6.4)$$

Outras relações importantes, mas derivadas das primitivas, são respectivamente a de subholon, definida na Eq. 6.5, onde $\eta \in \mathbb{N}, \eta > 0, H'_\eta \subset H_\eta \mid H'_\eta = \bigcup_i B_{\eta+1,i}$ para $\eta < \eta_{max}$ ou $H'_\eta = H_\eta$ para $\eta = \eta_{max}$, e a de superholon da Eq. 6.6, onde $\eta \in \mathbb{N}, \eta > 0, \eta < \eta_{max}, H'_{\eta+1} \subset H_{\eta+1} \mid H'_{\eta+1} = \bigcup_i B_{\eta+2,i}$ para $\eta < \eta_{max} - 1$ ou $H'_{\eta+1} = H_{\eta+1}$ para $\eta = \eta_{max} - 1$. A primeira relação mostra que um subholon de um certo holon pode ser tanto sua cabeça quanto qualquer de suas partes, enquanto a segunda é mostrada como a relação inversa da anterior.

$$subholonDe_\eta \equiv cabeçaDe_\eta \cup parteDe_\eta \{(h_{\eta i}, h_{\eta-1 j}) \in H'_\eta \times H_{\eta-1}\} \quad (6.5)$$

$$superholonDe_\eta \equiv subholonDe_\eta^{-1} \{(h_{\eta i}, h_{\eta+1 j}) \in H_\eta \times H'_{\eta+1}\} \quad (6.6)$$

A relação $cabeçaDe_\eta$ é também uma função por definição, já que na organização holônica adotada neste trabalho existe um único cabeça associado a cada superholon. Por outro lado, a relação $parteDe_\eta$ não é necessariamente uma função, pois isto não é verdade para o caso de mais de uma parte em um mesmo superholon.

- $V = \{v_{01}, \dots, v_{\eta i}, \dots, v_{\eta_{max}1}\}$ é o conjunto de variáveis holônicas, onde cada variável $v_{\eta i}$ é associada ao respectivo holon $h_{\eta i}$ do nível η (uma variável holônica por holon). Cada variável holônica pode ser classificada em umas das duas situações seguintes:
 - variável de decisão, se o holon associado é atômico. Ela é uma variável independente do problema;
 - variável emergente, se o holon associado é um superholon. Ela é dependente das variáveis holônicas dos subholons constituintes.

Elas devem participar nas restrições holônicas, mas podem participar também nas restrições locais dentro do seu correspondente holon.

- $Dv = \{Dv_{01}, \dots, Dv_{\eta i}, \dots, Dv_{\eta_{max}1}\}$ é o conjunto de domínios, onde cada domínio $Dv_{\eta i}$ é um conjunto discreto e finito associado a cada uma das variáveis $v_{\eta i}$;

- $X = \{x_{011}, \dots, x_{\eta i j}, \dots, x_{\eta_{max}-1 i_{max} j_{imax}}\}$ é o conjunto de variáveis locais, onde cada variável $x_{\eta i j}$ é uma das variáveis internas ao superholon $h_{\eta+1 i}$. Elas são opcionais, mas podem existir várias variáveis locais por superholon. Estas variáveis somente participam de restrições locais, que podem envolver também variáveis holônicas associadas a subholons do mesmo superholon $h_{\eta+1 i}$;
- $Dx = \{Dx_{011}, \dots, Dx_{\eta i j}, \dots, Dx_{\eta_{max}-1 i_{max} j_{imax}}\}$ é o conjunto de domínios, onde cada domínio $Dx_{\eta i j}$ é um conjunto discreto e finito associado a cada uma das variáveis locais $x_{\eta i j}$;
- $E = \{E_{11}, \dots, E_{\eta i}, \dots, E_{\eta_{max}1}\}$ é o conjunto de funções de emergência, onde cada função $E_{\eta i}$ é associada ao respectivo superholon $h_{\eta i}$, onde $\eta > 0$, na forma:

$$E_{\eta i} : Dv_{\eta-1\alpha_1} \times \dots \times Dv_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}} \rightarrow Dv_{\eta i} \quad (6.7)$$

onde o domínio é o produto cartesiano das variáveis holônicas dos subholons de $h_{\eta i}$, e $v_{\eta i}$ sua variável holônica emergente. Assim, esta última está conectada por uma restrição n-ária $c_{\eta i}$ definida pela função de emergência $E_{\eta i}$ com as variáveis holônicas correspondentes a cada um dos seus subholons. Como pode ser visto na Eq. 6.8, esta restrição $c_{\eta i}$ é do tipo predicado, sendo, portanto, satisfeita ou violada. Além disso, como ela relaciona a variável emergente do superholon com as variáveis holônicas dos seus subholons, não faz sentido existir função de emergência para holons atômicos. Esta restrição definida pela função de emergência é a força de ligação entre o cabeça e o corpo do superholon correspondente de modo a criar as propriedades da sua variável emergente.

$$c_{\eta i} = \text{restrição} \left(v_{\eta i} == E_{\eta i} \left(v_{\eta-1\alpha_1}, \dots, v_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}} \right) \right) \quad (6.8)$$

- $F = \{F_{11}, \dots, F_{\eta i}, \dots, F_{\eta_{max}1}\}$ é o conjunto de $F_{\eta i}$, um para cada superholon $h_{\eta i}$, onde $F_{\eta i} = \{f_{\eta i1}, \dots, f_{\eta i j}, \dots, f_{\eta i M_{\eta i}}\}$ é o conjunto das restrições valoradas entre as variáveis holônicas $v_{\eta-1\alpha_{ij}}$ dos subholons do holon $h_{\eta i}$, e/ou das variáveis locais $x_{\eta-1 i \beta_{ij}}$ do mesmo holon, $M_{\eta i}$ é o número de subholons do superholon $h_{\eta i}$ e $\eta > 0$. Estas restrições são funções representadas na Eq. 6.9, cujo domínio é o produto cartesiano destas variáveis holônicas $\{v_{\eta-1\alpha_1}, \dots, v_{\eta-1\alpha_{N_{\eta ij}}}\}$ e também destas variáveis locais $\{x_{\eta-1 i \beta_1}, \dots, x_{\eta-1 i \beta_{O_{\eta ij}}}\}$. Elas são apenas restrições locais do superholon considerado, mas não restrições holônicas associadas à função de emergência, que, como já foi visto, é uma restrição n-ária não valorada (vide Eq. 6.8).

$$f_{\eta i j} : Dv_{\eta-1\alpha_1} \times \dots \times Dv_{\eta-1\alpha_{N_{\eta ij}}} \times Dx_{\eta-1 i \beta_1} \times \dots \times Dx_{\eta-1 i \beta_{O_{\eta ij}}} \rightarrow \mathbb{N} \quad (6.9)$$

- $AO = \{AO_{11}, \dots, AO_{\eta i}, \dots, AO_{\eta_{max}1}\}$ é o conjunto de algoritmos de otimização centralizados, onde cada $AO_{\eta i}$ é associado ao respectivo superholon $h_{\eta i}$, onde $\eta > 0$. Além de serem corretos e completos, estes algoritmos devem respeitar os protocolos de entrada e saída definidos pelas Equações 6.10 e 6.11, respectivamente, onde

– Entradas:

- * $c_{\eta i}$: restrição n-ária definida pela função de emergência $E_{\eta i}$ associada ao superholon $h_{\eta i}$ (Eq. 6.8). Representa a restrição holônica para este holon;
- * $F_{\eta i}$ é o conjunto $\{f_{\eta i1}, \dots, f_{\eta ij}, \dots, f_{\eta iM_{\eta i}}\}$ associado ao superholon $h_{\eta i}$, onde os elementos são restrições valoradas entre as variáveis holônicas $v_{\eta-1\alpha}$ dos subholons do holon $h_{\eta i}$, e/ou das variáveis locais $x_{\eta-1i\beta}$ do mesmo holon e $M_{\eta i}$ é o número de subholons do superholon $h_{\eta i}$. Representa as restrições locais deste holon;
- * $utilidade_{\eta-1\alpha l}$: utilidade ótima do subholon $h_{\eta-1\alpha}$ associada ao valor $d_{\eta-1\alpha l} \in Dv_{\eta-1\alpha}$ da variável holônica $v_{\eta-1\alpha}$ do mesmo holon. Se $h_{\eta-1\alpha}$ é:
 - superholon também, ela é obtida de $AO_{\eta-1\alpha}$ recursivamente;
 - atômico, ela é igual a uma utilidade conhecida a priori;
- * $d_{\eta i ind}$: é o elemento ind do conjunto $Dv_{\eta i}$, i.e., $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$;

– Saídas:

- * $utilidade_{\eta i ind}$: utilidade ótima do superholon $h_{\eta i}$ associada ao valor $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ do mesmo holon;
- * $v_{\eta-1\alpha}^*$: representa a solução parcial da variável holônica $v_{\eta-1\alpha}$ associada ao valor $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ do superholon $h_{\eta i}$;
- * $x_{\eta-1i\beta}^*$: representa a solução parcial da variável local $x_{\eta-1i\beta}$ do superholon $h_{\eta i}$ associada ao valor $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ do mesmo superholon;

$$AO_{\eta i} \leftarrow (c_{\eta i}, F_{\eta i}, \dots, utilidade_{\eta-1\alpha l}, \dots, d_{\eta i ind}) \quad (6.10)$$

$$(utilidade_{\eta i ind}, (v_{\eta-1\alpha_1}^*, \dots, v_{\eta-1\alpha_{max}}^*), (x_{\eta-1i\beta_1}^*, \dots, x_{\eta-1i\beta_{max}}^*)) \leftarrow AO_{\eta i} \quad (6.11)$$

A meta do HCOP é encontrar uma instanci completa V^* para todas as variveis holnicas $v_{\eta i}$, e tambm uma instanci completa X^* para todas as variveis locais $x_{\eta i j}$, de modo a obter a $utilidade_{\eta_{max} 1}$ associada ao holon global $h_{\eta_{max} 1}$, atravs da maximiza da *fun objetivo* definida pela Eq. 6.12, onde N_{η} o nmero de holons no nvel η e $M_{\eta i}$ o nmero de subholons do superholon $h_{\eta i}$. Como o holon global representa o sistema completo, sua $utilidade_{\eta_{max} 1} = argmax_{ind}(utilidade_{\eta=\eta_{max} i=1 ind})$, tal que $d_{\eta_{max} 1 ind} \in Dv_{\eta_{max} 1}$, representa o valor timo da utilidade total.

$$\mathcal{FO} = utilidade_{\eta_{max} 1} = \sum_{\eta=0}^{\eta_{max}} \sum_{i=1}^{N_{\eta}} \sum_{j=1}^{M_{\eta i}} f_{\eta i j} \quad (6.12)$$

De acordo com a Eq. 6.9, possvel restries de qualquer aridade, inclusive com uma nica varivel (unria). possvel at mesmo utilizar uma restri na forma de uma fun constante constituda por parmetros de entrada do problema, cuja necessidade suplementar o significado dado fun objetivo $\mathcal{FO}$. Esta defini reflete a caracterstica do HCOP de que no h uma restri direta entre dois subholons pertencendo a diferentes superholons, j que na organiza holnica adotada no existem subholons *multi-parte*, como j mencionado anteriormente.

HCOP, tal como DCOP, definido por restries entre as variveis. A jun entre a restri de agrega e a restri emergente para um mesmo superholon equivale restri nria definida pela fun de emergncia (vide Eq. 6.8) entre a varivel emergente do superholon e todas as variveis holnicas dos subholons constituintes, inclusive a do *cabea*. Tal como no DCOP (vide 5.2), o operador de agrega¹ (soma) utilizado na fun objetivo, bem como dentro das utilidades agregadas nas restries holnicas e locais, deve ser tambm associativo, comutativo e monotnico. Por isso, esta mesma condi vale para o operador de agrega utilizado na fun de emergncia. Exceto as limitaes anteriores, no existem outras imposies sobre o tipo de restri utilizada, que pode ser, em princpio, no-linear.

6.4 Rela entre DCOP e HCOP

O Problema Holnico de Restries com Otimiza (HCOP) possui caractersticas especficas que o tornam diferente de um DCOP, por exemplo, devido existncia de holons ao invs de simples agentes. Entretanto, observando as propriedades que definem um HCOP fcil notar que ele contm todas as propriedades do DCOP generalizado para problemas locais com-

¹No confundir com a restri de *agrega*, que tem um outro significado.

Figura 18: (a) Decomposição (b) Compilação

plexos (vide 5.3), além de propriedades específicas como a holarquia, as funções de emergência E_{η_i} e os algoritmos de otimização AO_{η_i} . Assim, podemos concluir que a classe dos problemas HCOP é uma subclasse daquela formada por todos os DCOP, e portanto qualquer HCOP é também um DCOP com problemas locais complexos.

A maioria dos algoritmos de DCOP admitem que cada agente controla somente uma única variável. Esta suposição é justificada por duas reformulações que aqui são propostas por (YOKOO; HIRAYAMA, 2000), pelas quais qualquer DCOP com problemas locais complexos (i.e., múltiplas variáveis em cada agente) pode ser transformado para exatamente uma variável por agente:

Definição 8 Compilação: para cada agente, define uma variável cujo domínio é o conjunto de soluções do problema local original.

Definição 9 Decomposição: para cada variável em cada problema local, cria um agente único para lidar com ele.

Portanto, é possível transformar um HCOP em um DCOP básico com uma variável por agente através de uma das duas formas padrão, i.e., *Compilação* ou *Decomposição* (vide Fig. 18).

Existem vários algoritmos desenvolvidos para a solução de qualquer DCOP com a limitação de que eles supõem que cada agente tem somente uma variável local. Para a transformação do HCOP em um DCOP básico, o método de *Compilação* é o mais apropriado para o HCOP, como será visto na próxima seção.

Os algoritmos atualmente disponíveis para DCOP não são nem eficientes nem escaláveis para problemas mais complexos (YOKOO; HIRAYAMA, 2000). Além disso, pela definição do HCOP, sua solução se baseia no uso de algoritmos de otimização pré-determinados associados aos vários superholons. Por isso, um dos objetivos deste trabalho é propor meta-algoritmos que se integrem a estes algoritmos disponíveis, de modo a resolver um HCOP genérico, mesmo no caso de problemas locais complexos como acontece no problema de planejamento integrado da cadeia do petróleo. Para isso, os dois algoritmos para DCOP apresentados no Capítulo 5 foram utilizados como base para o desenvolvimento de dois meta-algoritmos correspondentes para HCOP. Ambos foram adaptados para levar em conta a integração com os diversos algoritmos de otimização associados a cada problema local complexo de cada superholon, como é característica do HCOP.

6.4.1 Decomposição

O método de decomposição é o seguinte (BURKE, 2008): para cada variável x_{ij} em cada agente a_i , criar um novo agente virtual ax_{ij} para gerenciar esta variável. Assim, o problema é reduzido a uma única variável por agente virtual. O agente a_i é então requisitado para gerenciar as atividades de um conjunto de agentes virtuais $AX_i = \{ax_{i1}, ax_{i2}, \dots, ax_{im_i}\}$ (vide Fig. 18(a)).

No HCOP cada superholon é associado a um problema local complexo com variáveis internas, que são tanto as variáveis holônicas dos subholons membros quanto as variáveis locais. Cada subholon é naturalmente responsável pela variável holônica correspondente. Mas seria preciso criar um agente virtual para cada variável local interna, já que cada um destes é independente dos subholons membros. Entretanto, uma das características do HCOP é a integração de subproblemas de otimização (POs), cada um associado a um superholon correspondente. Portanto, a estratégia dos meta-algoritmos propostos é a utilização de diversos algoritmos de otimização disponíveis (AO), cada um relacionado a um PO correspondente. Desta forma, o método de compilação se adequa mais com esta característica do HCOP, com será visto em seguida.

6.4.2 Compilação

O método básico de compilação é o seguinte (BURKE, 2008):

(i) para cada agente a_i criar uma nova variável z_i , cujo domínio Dz_i é o conjunto de todas as soluções do problema interno do agente a_i ;

(ii) para cada agente a_i criar uma função unária de restrição valorada f_i , onde

$\forall l_m \in Dz_i$, sendo l_m uma atribuição dentro do agente a_i . e $f_i(l_m) = \sum_{k,j} c_k(\text{projecção}_{o_{ij}}(l_m))$ é a soma das restrições c_k que agem dentro do holon a_i e $\text{projecção}_{o_{ij}}$ é a função $Dz_i \rightarrow D_j$ que projeta um valor de z_i em um valor da variável interna v_j do agente a_i . A função f_i é necessária porque a função c_k tem como domínio as variáveis internas do agente (vide 5.3).

No caso do HCOP, o método de *compilação* combina naturalmente com a organização holônica. De fato, não é necessário criar a variável z_i , pois ela já existe como a variável holônica do holon *cabeça* associado a cada superholon. Assim, este método fica da seguinte forma:

(i) para cada superholon $h_{\eta i}$ o domínio $Dv_{\eta-1 w}$ da variável holônica $v_{\eta-1 w}$ do seu holon cabeça, i.e., $h_{\eta-1 w} = \text{cabeça}De_{\eta}(h_{\eta i})$, representa o conjunto de todas as soluções parciais do problema interno deste superholon, que são relativas às variáveis holônicas $v_{\eta-1 \alpha}$ dos seus subholons e às variáveis locais $x_{\eta-1 i \beta}$ do mesmo superholon. Cada solução parcial está associada a um correspondente valor $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ do superholon $h_{\eta i}$, sendo obtida através da chamada do algoritmo de otimização $AO_{\eta i}$ associado a este superholon, que respeita os protocolos de entrada e saída definidos pelas Equações 6.10 e 6.11 da Seção 6.3. Como já mencionado na Seção 6.2, a variável holônica $v_{\eta-1 w}$ do holon cabeça está diretamente ligada à variável emergente do seu superholon através da restrição de *emergência*. Assim, ambas possuem o mesmo significado, de modo que existe um mapeamento entre o domínio $Dv_{\eta-1 w}$ do holon cabeça e o domínio $Dv_{\eta i}$ do seu superholon. Portanto, cada elemento do domínio $Dv_{\eta-1 w}$ está relacionado a uma solução parcial obtida para um valor $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ correspondente.

(ii) para cada superholon $h_{\eta i}$ existe uma função unária de restrição valorada definida pela Eq. 6.13, que é dependente da atribuição $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ deste superholon, onde $f_{\eta i j}$ é cada uma das restrições valoradas entre as variáveis holônicas $v_{\eta-1 \alpha_{ij}}$ dos seus subholons e das variáveis locais $x_{\eta-1 i \beta_{ij}}$ do mesmo superholon, $M_{\eta i}$ é o número dos subholons deste superholon $h_{\eta i}$ e $\eta > 0$ (vide Seção 6.3).

$$\text{utilidade}_{\eta i ind} = \sum_{j=1}^{M_{\eta i}} f_{\eta i j} \quad (6.13)$$

Tanto esta utilidade do superholon $h_{\eta i}$ quanto as soluções parciais das variáveis holônicas $(v_{\eta-1 \alpha_1}^*, \dots, v_{\eta-1 \alpha_{max}}^*)$ dos seus subholons e das variáveis locais $(x_{\eta-1 i \beta_1}^*, \dots, x_{\eta-1 i \beta_{max}}^*)$ do mesmo superholon, que são utilizadas na soma das restrições de utilidade que agem dentro do superholon, são obtidas através da invocação do $AO_{\eta i}$ para o valor $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$, como pode

ser visto na Eq. 6.14 (baseada nas Equações 6.10 e 6.11).

$$(utilidade_{\eta i ind}, (v_{\eta-1\alpha_1}^*, \dots, v_{\eta-1\alpha_{max}}^*), (x_{\eta-1\beta_1}^*, \dots, x_{\eta-1\beta_{max}}^*)) \leftarrow AO_{\eta i}(\dots, d_{\eta i ind}) \quad (6.14)$$

A Fig. 19 ilustra o processo de transformação do HCOP no DCOP básico através do método de *Compilação*. Neste exemplo a Fig. 19a mostra o HCOP original com 3 níveis, 4 holons atômicos no nível fundamental, 2 superholons com uma variável local cada e um holon atômico no nível intermediário, 3 holons cabeças e o holon global com 2 variáveis locais no seu interior. Na sequência a Fig. 19b apresenta o DCOP para problema local complexo resultante, onde os 8 holons são substituídos por agentes convencionais (um para cada holon cabeça e holon atômico, como já mencionado na Seção 6.3) e as 3 variáveis holônicas dos superholons e dos 5 holons atômicos se transformam em variáveis públicas. As variáveis locais do DCOP vieram das variáveis locais do HCOP, mas também das variáveis holônicas dos holons cabeça, pois estas últimas funcionam como uma ligação interna entre as variáveis públicas, que têm restrições com outros agentes. A exceção é a variável pública associada à variável holônico do holon global, que precisa ser vista pelo mundo externo. Finalmente, a Fig. 19c mostra o DCOP básico final, com agentes contendo uma única variável, que pertence a um único tipo. Assim, existem 8 agentes com variáveis associadas às variáveis holônicas dos 3 superholons e dos 5 holons atômicos.

Após esta transformação o HCOP pode ser solucionado através de qualquer dos algoritmos completos para DCOP (vide 5.4), desde que seja criada uma interface levando em conta a transformação considerada, que permita a integração com estes algoritmos. É exatamente o que será feito na próxima seção com a proposta de meta-algoritmos específicos, que serão criados através da adaptação dos algoritmos para DCOP escolhidos.

6.5 Meta-Algoritmos para a Solução do HCOP

Como já mencionado anteriormente, um HCOP pode ser visto como uma holarquia cujos holons podem ser associados a Problemas de Otimização (PO) correspondentes. Cada um destes problemas pode ser representado por um PO centralizado no caso de um holon com maior coesão interna. Desta forma, podemos dizer que um HCOP é um PO distribuído, que pode ser modelado como uma rede híbrida de subproblemas de otimização centralizados. Por esta razão, para solucionar um HCOP torna-se mais apropriado um meta-algoritmo ao invés de um simples

Figura 19: Transformação de HCOP para DCOP

algoritmo. Assim, é possível embutir dentro desta estrutura mais abstrata diferentes algoritmos de otimização centralizados, de tal forma a obter a configuração que mais se adeque a cada caso. Este meta-algoritmo é denominado Meta-Algoritmo para o Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização (*Holonic Constraint Optimization Meta-Algorithm*) ou HCOMA.

Como a organização holônica que foi considerada neste trabalho não inclui holons *multi-parte*, o grafo global onde cada nó é formado por cada um dos holons possui uma estrutura em árvore, que é um grafo conexo sem ciclos. Na Seção 5.4 foi feita uma descrição resumida dos dois algoritmos de DCOP escolhidos. O primeiro é o algoritmo ADOPT (MODI et al., 2003), que é assíncrono e adequado a uma estrutura em árvore, tal como a do HCOP. Pela mesma razão, o segundo algoritmo usado é o DTREE (PETCU; FALTINGS, 2004), que foi a base original do DPOP (PETCU; FALTINGS, 2005) para uma estrutura em árvore. Desta forma, neste trabalho foi desenvolvido um meta-algoritmo para cada um destes algoritmos. Ambos foram desenvolvidos a partir das características originais destes dois algoritmos e receberão as seguintes denominações daqui para frente:

- HCOMA ADOPT
- HCOMA DPOP

Antes de apresentar cada um destes meta-algoritmos, serão discutidos a seguir os pressupostos considerados para utilizar um algoritmo de DCOP para solucionar HCOP.

6.5.1 Adaptação de um Algoritmo DCOP para o HCOMA

Na Seção 6.4.2 foi descrito o processo de transformação de um HCOP qualquer em um DCOP básico (uma variável por agente), que pode então ser solucionado via qualquer algoritmo DCOP completo. De acordo com a definição do DCOP, cada restrição é tratada por um único agente. No caso da transformação de *Compilação*, as variáveis internas de cada superholon (variáveis holônicas dos seus subholons e as suas variáveis locais) são representadas pela variável holônica do holon *cabeça*. Como já foi visto na Seção 4.3.3, este é exatamente o papel do *cabeça*, que representa o próprio holon, e portanto o conjunto dos seus subholons e variáveis locais, para o mundo externo. Outra característica do HCOP é a função de emergência, que define uma restrição n-ária $c_{\eta i}$, onde a variável emergente do superholon está conectada com as variáveis holônicas de todos os seus subholons, inclusive o holon *cabeça*. Através desta restrição é possível obter a atribuição das variáveis holônicas de cada subholon e das variáveis

locais de um superholon, dada uma atribuição $d_{\eta i ind}$ para a variável emergente deste superholon e utilizando o $AO_{\eta i}$ associado, como foi visto na última seção. Isso será feito mais adiante nesta subseção.

A Seção 5.5 descreveu que a estrutura de priorização em árvore DFS e o protocolo de mensagens, são similares na maioria dos algoritmos. No caso dos dois algoritmos escolhidos, i.e., ADOPT e DPOP (DTREE), isto também é verdade. Em ambos as mensagens VALUE são enviadas dos agentes de maior prioridade (camadas de cima) para os de menor prioridade (camadas de baixo); e as mensagens COST, no caso do ADOPT, e UTIL, no caso do DPOP, são enviadas a partir dos agentes de menor prioridade para os de maior prioridade. As mensagens VALUE especificam a atribuição atual do agente de envio e as atribuições de outros agentes de maior prioridade, enquanto as mensagens COST (UTIL) especificam um custo incorrido pelo agente de envio e todos os agentes de menor prioridade. Assim, em ambos os algoritmos, de maneira geral, cada agente irá executar repetidamente o seguinte ciclo de computação:

1. ler as mensagens recebidas de outros agentes;
2. executar as seguintes atividades principais:
 - (a) computar as restrições sob sua responsabilidade;
 - (b) atribuir o valor da variável sob sua responsabilidade;
3. enviar mensagens para outros agentes.

A seguir, serão descritas as principais etapas do ciclo de computação dos agentes no meta-algoritmo HCOMA. Em tais etapas, serão indicadas, quando conveniente, as respectivas linhas de código correspondentes dos meta-algoritmos baseados no ADOPT e no DPOP, que serão respectivamente formalizadas nas seções 6.5.2 e 6.5.3:

1. ler as mensagens recebidas de outros holons;

1.1 receber a mensagem READY de cada subholon parte $h_{\eta-1 k}$ do superholon $h_{\eta i}$ considerado pelo holon cabeça deste superholon. Seu objetivo é preparar o holon cabeça para chamar

o $AO_{\eta i}$. A diferença entre os dois meta-algoritmos é que no HCOMA ADOPT, que é assíncrono, esta chamada é feita logo em seguida, enquanto o HCOMA DPOP espera antes receber esta mensagem de todos os subholons. Em ambos meta-algoritmos é lido o parâmetro:

- $Dv_{\eta-1 k}$ é o domínio da variável holônica do subholon $h_{\eta-1 k}$;

No caso específico do HCOMA ADOPT, são passados também os parâmetros:

- limitante inferior lb_l referente ao subholon parte $h_{\eta-1 k}$, onde l representa cada elemento do domínio $Dv_{\eta-1 k}$ da variável holônica $v_{\eta-1 k}$ associada a $h_{\eta-1 k}$;
- limitante superior ub referente ao subholon parte $h_{\eta-1 k}$, onde l representa cada elemento do domínio $Dv_{\eta-1 k}$ da variável holônica $v_{\eta-1 k}$ associada a $h_{\eta-1 k}$;

No caso específico do HCOMA DPOP, é passado também o parâmetro:

- utilidade máxima $MelhorUtil_l$ referente ao subholon parte $h_{\eta-1 k}$, onde l representa cada elemento do domínio $Dv_{\eta-1 k}$ da variável holônica $v_{\eta-1 k}$ associada a $h_{\eta-1 k}$.
 - HCOMA ADOPT: linha 1 do algoritmo 6.2.
 - HCOMA DPOP: linha 10 do algoritmo 6.5.

2. executar as seguintes atividades principais:

2.1 definir a restrição n-ária $c_{\eta i}$ dada por $d_{\eta i ind} = E_{\eta i}(v_{\eta-1 \alpha})$ (vide Eq. 6.8), onde:

- $d_{\eta i ind}$ é a atribuição corrente da variável emergente $v_{\eta i}$ associada ao superholon $h_{\eta i}$ com o índice ind dentro da sequência do seu domínio $Dv_{\eta i}$;
- $E_{\eta i}$ é a função de emergência do superholon $h_{\eta i}$.
 - HCOMA ADOPT: linha 29 do algoritmo 6.3.
 - HCOMA DPOP: linha 16 do algoritmo 6.5.

2.2 chamar o algoritmo de otimização $AO_{\eta i}$ centralizado associado ao superholon $h_{\eta i}$. Tanto no caso do HCOMA ADOPT, quanto no HCOMA DPOP, são passados os seguintes parâmetros:

- restrição n-ária $c_{\eta i}$ definida em 2.1;

- valor da atribuição corrente $d_{\eta i ind}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ associada ao superholon $h_{\eta i}$.

No caso específico do HCOMA ADOPT, são passados também os parâmetros:

- limitante inferior $lb_{\eta i k l}$ armazenado referente a todos os subholons parte $h_{\eta-1 k}$ de $h_{\eta i}$, onde k representa estes subholons e l representa cada elemento do domínio $Dv_{\eta-1 k}$ da variável holônica $v_{\eta-1 k}$ associada a $h_{\eta-1 k}$;
- limitante superior $ub_{\eta i k l}$ armazenado referente a todos os subholons parte $h_{\eta-1 k}$ de $h_{\eta i}$, onde k representa estes subholons e l representa cada elemento do domínio $Dv_{\eta-1 k}$ da variável holônica $v_{\eta-1 k}$ associada a $h_{\eta-1 k}$.

Quanto ao HCOMA DPOP, é passado também o parâmetro:

- $utilidade_{\eta i k l}$ armazenado referente a todos os subholons parte $h_{\eta-1 k}$ de $h_{\eta i}$, onde k representa estes subholons e l representa cada elemento do domínio $Dv_{\eta-1 k}$ da variável holônica $v_{\eta-1 k}$ associada a $h_{\eta-1 k}$.
 - HCOMA ADOPT: linha 30 do algoritmo 6.3.
 - HCOMA DPOP: linha 17 do algoritmo 6.5.

Em ambos os meta-algoritmos foi pressuposto que o $AO_{\eta i}$ já conhece o conjunto de restrições locais $F_{\eta i}$ associado ao superholon $h_{\eta i}$, que faz parte dos seus parâmetros de entrada (vide 6.10) e é o mesmo em todas as chamadas para o mesmo superholon.

3. enviar mensagens para outros agentes:

3.1 enviar a mensagem VALUE, no caso do HCOMA ADOPT, ou a mensagem SOLUTION, no caso do HCOMA DPOP, com destino a cada subholon $h_{\eta-1 k}$ do superholon $h_{\eta i}$ considerado. Em ambos são passados os parâmetros:

- o valor $d_{\eta-1 k}$ da solução parcial obtida pelo algoritmo de otimização $AO_{\eta i}$ para cada variável holônica $v_{\eta-1 k}$ correspondente ao subholon $h_{\eta-1 k}$ de $h_{\eta i}$;
- o valor da atribuição corrente $d_{\eta i ind}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ associada ao superholon $h_{\eta i}$, para o qual foi encontrada a solução parcial por $AO_{\eta i}$.
 - HCOMA ADOPT: linha 16 ou linha 17 do algoritmo 6.4.
 - HCOMA DPOP: linha 13 ou linha 14 do algoritmo 6.6.

3.2 envia a mensagem VALUE no HCOMA DPOP com destino a cada subholon $h_{\eta-1k}$ do superholon $h_{\eta i}$ considerado. É passado o seguinte parâmetro:

- o valor da solução final $v_{\eta i ind}^*$ da variável emergente $v_{\eta i}$ associada ao superholon $h_{\eta i}$ para que o subholon parte $h_{\eta-1k}$ possa acessar sua própria solução final, utilizando a estrutura de dados *SolucaoHolonica* e o subholon cabeça possa acessar a solução final das variáveis locais do seu superholon, utilizando a estrutura de dados *SolucaoLocal*. O conteúdo desta estrutura foi enviado pela mensagem SOLUTION anteriormente e relaciona as soluções parciais do superholon e dos seus subholon no caso da *SolucaoHolonica*, e as soluções parciais do superholon e das suas variáveis locais no caso da *SolucaoLocal*.
- HCOMA DPOP: linhas 33 e 45 do algoritmo 6.5.

3.3 enviar a mensagem COST, no caso do HCOMA ADOPT, ou a mensagem UTIL, no caso do HCOMA DPOP, com destino ao holon cabeça do superholon $h_{\eta i}$ considerado. Em ambos é passado o parâmetro:

- valor da atribuição corrente $d_{\eta i ind}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ associada ao superholon $h_{\eta i}$, para o qual foi encontrada a solução parcial por $AO_{\eta i}$;

No caso específico da mensagem COST, são passados também os parâmetros:

- limitante inferior mínimo LB obtido pelo $AO_{\eta i}$ para o valor $d_{\eta i ind}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ associada ao superholon $h_{\eta i}$;
- limitante superior mínimo UB obtido pelo $AO_{\eta i}$ para o valor $d_{\eta i ind}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ associada ao superholon $h_{\eta i}$.

Quanto à mensagem UTIL, é passado também o parâmetro:

- utilidade máxima $MelhorUtil$ obtida pelo $AO_{\eta i}$ para o valor $d_{\eta i ind}$ da variável emergente $v_{\eta i}$ associada ao superholon $h_{\eta i}$.
- HCOMA ADOPT: linha 14 do algoritmo 6.4.
- HCOMA DPOP: linha 11 do algoritmo 6.6.

3.4 enviar a mensagem READY para o holon cabeça do seu superholon, iniciando todo o ciclo nos dois meta-algoritmos.

- Os parâmetros foram descritos no item 1.1.
 - HCOMA ADOPT: linha 35 do algoritmo 6.2.
 - HCOMA DPOP: linha 25 do algoritmo 6.5.

Estas adaptações não comprometem o comportamento e as propriedades dos algoritmos originais, que são herdados pelo correspondente meta-algoritmo obtido. Mais que isso, ele será correto e completo, desde que os algoritmos de otimização AO o sejam, baseado na prova reconhecida dos algoritmos originais. Assim, utilizando o exemplo empregado na seção anterior para a transformação de um HCOP em um DCOP básico (vide a Fig. 19), é possível mostrar esta característica do HCOMA, que apenas integra um algoritmo funcional para DCOP com algoritmos de otimização disponíveis. De fato, a Fig. 20 ilustra o comportamento do HCOMA em relação a um algoritmo de DCOP no qual ele é baseado, mostrando o HCOP original e o DCOP final deste exemplo de transformação e utilizando sua notação simbólica. Para maior facilidade de compreensão, aparecem apenas as mensagens envolvidas na interação intra-holon, e desprezando as mensagens particulares do algoritmo não afetadas (por exemplo, a mensagem THRESHOLD do ADOPT). A mensagem READY é comum aos dois meta-algoritmos, enquanto as mensagens COST e UTIL possuem uma função afim e o mesmo sentido. Quanto à mensagem VALUE do HCOMA ADOPT, ela tem uma função afim e o mesmo sentido em relação à mensagem SOLUTION do HCOMA DPOP, que possui também uma mensagem VALUE com o mesmo sentido, mas um significado diferente.

O lado esquerdo da mesma figura mostra o protocolo particular do HCOMA. Em qualquer holon de qualquer nível, seu subholon *cabeça* recebe uma mensagem READY de cada subholon parte contendo as maiores utilidades (ou menores custos) associados aos valores do domínio de sua variável holônica. Assim, este holon *cabeça* está apto a chamar seu AO_{η_i} fornecendo estas informações e o valor corrente da variável emergente do seu superholon. Depois que a solução é obtida, este algoritmo envia a mensagem COST (ou UTIL) para o holon *cabeça* do superholon associado contendo a melhor custo (ou utilidade) encontrada, e envia a solução parcial para os subholons através da mensagem VALUE, no HCOMA ADOPT, ou da mensagem SOLUTION, no HCOMA DPOP. Esta solução parcial é relativa às variáveis holônicas no caso de subholons parte, ou relativa às variáveis locais do superholon no caso do subholon *cabeça*. Devido à sua característica diferente, no HCOMA ADOPT as soluções parciais continuam sendo enviadas pelas mensagens VALUE, até que elas se transformem na solução final, obedecendo ao critério de término próprio do ADOPT. Já no HCOMA DPOP a solução final é definida depois através das suas mensagens VALUE, que são enviadas do holon *cabeça* para os subholons parte,

utilizando as soluções parciais fornecidas antes pelas mensagens SOLUTION.

No lado direito está a troca de mensagens do algoritmo DCOP associado. Assim, as mensagens específicas do HCOMA se restringem à interação holônica e ao algoritmo de otimização $AO_{\eta i}$, enquanto as mensagens próprias do algoritmo original valem no escopo intra-holon, mas atravessam esta fronteira, interligando os diferentes níveis como já faziam entre agentes convencionais. Desta forma, é possível observar que o HCOMA funciona com a mesma mecânica do algoritmo DCOP original, mantendo o mesmo ciclo de operações dos dois algoritmos escolhidos, que são semelhantes, como foi visto na síntese do HCOMA apresentada. Sua característica fundamental está no passo 2 deste ciclo, onde são executadas as seguintes atividades:

- (a) computação das restrições holônicas e locais, que são responsabilidade de cada $AO_{\eta i}$ correspondente;
- (b) atribuição do valor da variável holônica e local, que é delegada ao mesmo $AO_{\eta i}$, que devolve aos subholons parte e *cabeça* a responsabilidade através das mensagens pertinentes do protocolo de cada algoritmo DCOP utilizado (VALUE ou SOLUTION);
- (c) cálculo da utilidade (ou custo) destas restrições, que é feito também pelo mesmo $AO_{\eta i}$, que novamente devolve a informação ao holon *cabeça*, que é o responsável pelo superholon, utilizando a mensagem adequada (COST ou UTIL).

Portanto, partindo do pressuposto feito na definição do HCOP de que cada $AO_{\eta i}$ é correto e completo, se o algoritmo usado como base é correto e completo, então o HCOMA resultante também o será. Com relação à complexidade no tempo e no espaço, ela será o pior caso entre a complexidade do algoritmo de DCOP e a complexidade dos $AO_{\eta i}$. Entretanto, a complexidade ligadas a grandezas relacionadas à natureza distribuída, tal como o número ou o tamanho de mensagens, é herdada do algoritmo de DCOP, pois o $AO_{\eta i}$ é centralizado por definição.

A seguir são apresentados cada um dos dois meta-algoritmos HCOMA implementados nesta tese. Para maior simplicidade e clareza, foi utilizada neles uma outra relação, além do predicado denominado *cabeça()*, que são derivados das relações especificadas na formalização do HCOP (vide Seção 6.3). Eles são mostradas nas Equações 6.15 e 6.16, respectivamente, onde $\eta \in \mathbb{N}, \eta < \eta_{max}, H'_\eta \subset H_\eta, H_\eta = H'_\eta \cup H''_\eta$ e $H'_\eta \cap H''_\eta = \emptyset$.

$$cabeçaDeParte_\eta \equiv cabeçaDe_\eta(superholonDe_\eta) : H'_\eta \rightarrow H''_\eta \quad (6.15)$$

Figura 20: Relação entre HCOMA e o Algoritmo de DCOP Base

$$cabeça(h_{\eta i}) := \exists h_{\eta+1 k} \in H_{\eta+1} \mid h_{\eta i} = cabeçaDe_{\eta}(h_{\eta+1 k}), \quad (6.16)$$

6.5.2 HCOMA Baseado no ADOPT

Foi desenvolvido um meta-algoritmo baseado no algoritmo ADOPT. Sua estratégia de utilizar o *backtracking* permite o processamento síncrono entre diferentes níveis holônicos, resultando em um maior paralelismo na integração entre os diversos algoritmos de otimização do subproblemas de otimização do HCOP. Por outro lado, ele apresenta um comportamento que mistura os diversos níveis da holarquia durante o processo de solução, sem permitir o desacoplamento entre os diferentes algoritmos de otimização associados a cada superholon. Assim, cada algoritmo de otimização, em geral, é chamado várias vezes, de modo que o processo de solução pode se tornar menos eficaz à medida que o tempo de otimização de cada subproblema aumenta. Isto será verificado no Cap. 8 mais adiante.

6.5.2.1 Formalização

Este meta-algoritmo utiliza como base o algoritmo ADOPT descrito na Seção 5.4. Entretanto, além dos 4 tipos de mensagem (VALUE, COST, THRESHOLD e TERMINATE), foi acrescentada a mensagem READY, que é responsável por um comportamento holônico. Ela

Figure 21: Ilustração do HCOMA ADOPT

agrega no holon cabeça as informações dos subholons para que o primeiro possa ativar o algoritmo de otimização correspondente. A parte principal do HCOMA ADOPT aparece no Algoritmo 6.1, enquanto o tratamento das mensagens está no Algoritmo 6.2. Finalmente, a parte relativa à manutenção das invariâncias do *threshold*, que é característica do ADOPT, se encontra no Algoritmo 6.3.

Parte-se do pressuposto de que um algoritmo de otimização genérico e centralizado está disponível dentro do escopo de cada superholon. Além de ser correto e completo, é exigido também que ele siga o Algoritmo 6.4, respeitando o protocolo especificado pelas Eq. 6.10 e 6.11 na sua integração com este meta-algoritmo. A Fig. 21 ilustra o HCOMA ADOPT. A prova de que o meta-algoritmo é correto e completo é consequência direta de que o algoritmo ADOPT já o seja. A prova disso está no Anexo A.

6.5.3 HCOMA Baseado no DPOP

Este meta-algoritmo foi baseado no algoritmo DTREE, que, além da adequação a uma estrutura em árvore, tem a característica de ser livre de *backtracking*. Ele se adequa melhor às características da organização holônica, pois sendo baseado em programação dinâmica, é

Algorithm 6.1 HCOMA ADOPT - Principal

```

1: HCOMAADOPT( $H, R, V, Dv, X, Dx, E, F, AO$ )
2: Inicializar
3:  $threshold \leftarrow 0$ 
4:  $CurrentContext \leftarrow \{\}$ 
5: if  $\eta > 0$  then
6:   for all  $d \in Dv_{\eta i}$  do
7:      $lb(d) \leftarrow 0$ 
8:      $t(d) \leftarrow 0$ 
9:      $ub(d) \leftarrow \infty$ 
10:   end for
11:   for all  $h_{\eta-1k} = parteDe_{\eta}(h_{\eta i})$  do
12:     for all  $l \in \{1, \dots, |Dv_{\eta-1k}|\}$  do
13:        $lb_{\eta i}[k][l] \leftarrow 0$ 
14:        $ub_{\eta i}[k][l] \leftarrow \infty$ 
15:     end for
16:   end for
17: else
18:   for all  $d \in Dv_{\eta i}$  do
19:      $lb(d) \leftarrow$  custo atômico conhecido
20:      $t(d) \leftarrow$  custo atômico conhecido
21:      $ub(d) \leftarrow$  custo atômico conhecido
22:   end for
23: end if
24:  $d_{\eta i ind} \leftarrow argmin_d(LB(d))$  {onde  $d_{\eta i ind}$  representa o valor corrente de  $v_{\eta i}$ }
25: backTrack
26: return
27:
28: backTrack
29:  $c_{\eta i} \leftarrow$  restrição( $d_{\eta i ind} = E_{\eta i}(v_{\eta-1\alpha})$ ){ $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ }
30: call  $AO_{\eta i}(c_{\eta i}, lb_{\eta i}, ub_{\eta i}, d_{\eta i ind})$ 
31: if  $threshold == UB$  then
32:    $d_{\eta i ind} \leftarrow argmin_d(UB(d))$ 
33: else if  $LB(d_{\eta i ind}) > threshold$  then
34:    $d_{\eta i ind} \leftarrow argmin_d(LB(d))$ 
35: end if
36: mantémAlocaçãoInvariante
37: if  $threshold == UB$  then
38:   if TERMINATE_msg recebida do superholon ou holon  $h_{\eta i}$  considerado é global then
39:     envia TERMINATE_msg() para cada subholon
40:   end if
41: end if
42: return

```

Algorithm 6.2 HCOMA ADOPT - Tratamento das Mensagens

```

1: READY_msg_tratamento( $lb, ub, Dv_{\eta-1k}$ ) {recebida pelo cabeça do holon  $h_{\eta i}$  a partir do
   subholon  $h_{\eta-1k}$ }
2: for all  $l \in \{1, \dots, |Dv_{\eta-1k}|\}$  do
3:    $lb_{\eta i}[k][l] \leftarrow lb[l]$ 
4:    $ub_{\eta i}[k][l] \leftarrow ub[l]$ 
5: end for
6: backTrack
7: return
8:
9: THRESHOLD_msg_tratamento( $t$ ) {recebida do cabeça}
10:  $threshold \leftarrow t$ 
11: mantemThresholdInvariante
12: backTrack
13: return
14:
15: TERMINATE_msg_tratamento() {recebida do cabeça}
16: registrado TERMINATE_msg recebida do superholon
17: backTrack
18: return
19:
20: VALUE_msg_tratamento( $valor, (v_{\eta+1i}, d_{\eta+1i ind})$ ) {recebida pelo subholon  $h_{\eta k}$  a partir do
    $AO_{\eta i}$ }
21: if TERMINATE_msg não recebida do cabeça then
22:   adicionar ( $v_{\eta k}, valor$ ) a CurrentContext {recebido por um holon parte} ou
23:   adicionar ( $x_{\eta i j}, valor$ ) a CurrentContext {recebido por um holon cabeça,  $\forall j$ }
24:   adicionar ( $v_{\eta+1i}, d_{\eta+1i ind}$ ) a CurrentContext
25:   mantemThresholdInvariante
26:   backTrack
27: end if
28: return
29:
30: COST_msg_tratamento( $d, LB, UB$ ) {recebida pela cabeça do holon  $h_{\eta i}$  a partir do  $AO_{\eta i}$ }
31:  $lb(d) \leftarrow LB$ 
32:  $ub(d) \leftarrow UB$ 
33: mantemSubholonThresholdInvariante
34: mantemThresholdInvariante
35: envia READY_msg( $lb, ub, Dv_{\eta i}$ ) para cabeçaDeParte( $h_{\eta i}$ )
36: backTrack
37: return

```

Algorithm 6.3 HCOMA ADOPT - Manutenção das Invariâncias

```

1: mantemThresholdInvariante
2: if threshold < LB then
3:   threshold  $\leftarrow$  LB
4: end if
5: if threshold > UB then
6:   threshold  $\leftarrow$  UB
7: end if
8: return
9:
10: mantemAlocaçãoInvariante
11: while threshold >  $\delta(d_i) + \sum_{h_{\eta-1l} \in \text{Subholons}} t(d_i, h_{\eta-1l})$  do
12:   escolha  $h_{\eta-1l} \in \text{Subholons}$  onde  $\text{ub}(d_i, h_{\eta-1l}) > t(d_i, h_{\eta-1l})$ 
13:   incrementar  $t(d_i, h_{\eta-1l})$ 
14: end while
15: while threshold <  $\delta(d_i) + \sum_{h_{\eta-1l} \in \text{Subholons}} t(d_i, h_{\eta-1l})$  do
16:   escolha  $h_{\eta-1l} \in \text{Subholons}$  onde  $t(d_i, h_{\eta-1l}) > \text{lb}(d_i, h_{\eta-1l})$ 
17:   decrementar  $t(d_i, h_{\eta-1l})$ 
18: end while
19: enviar THRESHOLD_msg( $t(d_i, h_{\eta-1l})$ ) para cada subholon  $h_{\eta-1l}$ 
20: return
21:
22: mantemSubholonThresholdInvariante
23: for all  $d \in Dv_i, h_{\eta-1l} \in \text{Subholons}$  do
24:   while  $\text{lb}(d, h_{\eta-1l}) > t(d, h_{\eta-1l})$  do
25:     incrementar  $t(d, h_{\eta-1l})$ 
26:   end while
27: end for
28: for all  $d \in Dv_i, h_{\eta-1l} \in \text{Subholons}$  do
29:   while  $t(d, h_{\eta-1l}) > \text{ub}(d, h_{\eta-1l})$  do
30:     decrementar  $t(d, h_{\eta-1l})$ 
31:   end while
32: end for

```

Algorithm 6.4 Algoritmo de Otimização do HCOMA ADOPT

- 1: $AO_{\eta i}(c_{\eta i}, lb_{\eta i}, ub_{\eta i}, d_{\eta i ind})$
 - 2: **Entrada:**
 - 3: - restrição n-ária $c_{\eta i}$
 - 4: - $lb_{\eta i}[k][l]$ correspondendo a cada $d_{\eta-1 kl} \in Dv_{\eta-1 k}$ associado a cada subholon $h_{\eta-1 k}$ de $h_{\eta i}$
 - 5: - $ub_{\eta i}[k][l]$ correspondendo a cada $d_{\eta-1 kl} \in Dv_{\eta-1 k}$ associado a cada subholon $h_{\eta-1 k}$ de $h_{\eta i}$
 - 6: - É pressuposto que o algoritmo conhece o conjunto de restrições locais $F_{\eta i}$ associado ao superholon $h_{\eta i}$
 - 7: **Saída:**
 - 8: - os limitantes LB e UB correspondendo ao valor $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ serão tais que
 - 9: $UB \leftarrow \min_l \left(\sum_{j=1}^{M_{\eta i}} f_{\eta ij}(d_{\eta-1 kl}) + \sum_k ub_{\eta i}[k][l] \right)$
 - 10: $LB \leftarrow \min_l \left(\sum_{j=1}^{M_{\eta i}} f_{\eta ij}(d_{\eta-1 kl}) + \sum_k lb_{\eta i}[k][l] \right)$
 - 11: - o valor $d_{\eta-1 kl}$ de cada variável $v_{\eta-1 k}$ dos subholons de $h_{\eta i}$, correspondendo à solução encontrada.
 - 12: - o valor $dx_{\eta-1 ij m}$ de cada variável local $x_{\eta-1 ij}$ do superholon $h_{\eta i}$, correspondendo à solução encontrada.
 - 13: executa o algoritmo de otimização do holon $h_{\eta i}$
 - 14: envia $COST_msg(d_{\eta i ind}, LB, UB)$ para $cabeçaDe_{\eta}(h_{\eta i})$ {onde $d_{\eta i ind}$ representa o valor de $v_{\eta i}$ }
 - 15: **for all** $h_{\eta-1 k} = \text{subholonDe}(h_{\eta i})$ **do**
 - 16: envia $VALUE_msg(d_{\eta-1 kl}, (v_{\eta i}, d_{\eta i ind}))$ para $h_{\eta-1 k}$ {cada subholon parte $h_{\eta-1 k}$ de $h_{\eta i}$ }
 ou
 - 17: $VALUE_msg(d_{\eta-1 ij m}, (v_{\eta i}, d_{\eta i ind}))$ para $h_{\eta-1 k}$ {o subholon cabeça $h_{\eta-1 k}$ de $h_{\eta i}$, $\forall j$ }
 - 18: **end for**
 - 19: **return**
-

também recursivo por natureza. Além disso, ele chama cada algoritmo de otimização uma única vez, o que sugere uma maior eficiência.

Formalização O meta-algoritmo proposto possui 3 fases e 4 mensagens, que estão descritas no Algoritmo 6.5. Além das mensagens UTIL e VALUE que são originais do algoritmo DTREE (vide Seção 5.4), foram criadas também as mensagens READY e SOLUTION. Tal como a mensagem homônima READY do primeiro HCOMA, ela também é ligada à atividade de agregação das informações no holon *cabeça*, mas neste caso é utilizada para sincronizar a chamada de cada algoritmo de otimização. Assim, esta invocação que é feita uma única vez e após todos os subholons parte do superholon considerado terem preparado suas informações de entrada.

Quanto à mensagem SOLUTION, ela apenas explicita o registro das soluções parciais das diversas variáveis holônicas e locais dentro de um certo superholon, de modo a facilitar seu acesso posterior na fase 3. Assim, ela melhora a estruturação e a leitura do algoritmo, sem alterar sua lógica de funcionamento, que é a mesma do DTREE.

Parte-se do pressuposto de que um algoritmo de otimização genérico e centralizado esteja disponível dentro do escopo de cada superholon, e que ele seja correto e completo. Além disso, é exigido também que ele siga o Algoritmo 6.6, respeitando o protocolo especificado pelas Eq. 6.10 e 6.11 na sua integração com este meta-algoritmo.

O meta-algoritmo possui também 3 fases como o algoritmo DTREE em que ele foi baseado, mas estas fases são divididas de forma diferente, enfatizando o processo de obtenção do ótimo global (fase 2).

A fase 1 (da linha 2 até a 9) é um processo de baixo para cima, que se inicia com os holons atômicos e se propaga para cima até o holon global através das mensagens UTIL. Em cada superholon seu algoritmo de otimização correspondente é chamado após o recebimento de todas as mensagens READY vindas dos seus subholons. Depois da solução, cada subholon parte fica ciente do seu valor para a solução parcial encontrada, bem como o subholon cabeça sabe da solução parcial de todas as variáveis locais do seu superholon através da mensagem SOLUTION. A mensagem UTIL informa o cabeça correspondente sobre a melhor utilidade para cada atribuição.

Na fase 2 (da linha 27 até a 30) o holon global possui as utilidades totais do problema associadas a cada valor de sua variável holônica emergente. Isto significa que ele tem a melhor utilidade obtida para cada valor do domínio de sua variável. Assim, ele escolherá o valor maior, que representará o valor ótimo da função objetivo global, enquanto o valor associado de sua

variável é a primeira atribuição da solução completa.

Finalmente, na fase 3 (da linha 31 até a 37) o holon global enviará o valor desta solução para todos os seus subholons via uma mensagem VALUE. Através da utilização deste valor, cada subholon parte determinará seu próprio valor dentro da solução final, enquanto o subholon cabeça determinará os valores das variáveis locais do seu superholon, lançando mão da estrutura de dados *SolucaoHolonica*, construída com o uso das mensagens SOLUTION, e também da *SolucaoLocal*. Recursivamente cada um destes holons enviará seu respectivo valor de solução para seus subholons também através de mensagens VALUE. Esta fase é um processo de cima para baixo, que é iniciado pelo holon global, se propaga até os holons atômicos, quando finalmente o meta-algoritmo termina.

A Fig. 22 sintetiza o HCOMA DPOP. Ao contrário do HCOMA ADOPT, que é assíncrono, neste caso faz sentido o eixo de tempo mostrado nesta figura, indicando a evolução do meta-algoritmo tanto na fase 1 quanto na fase 3.

Já que o HCOMA DPOP é baseado no algoritmo DTREE, a prova de que este meta-algoritmo é correto e completo é consequência direta de que o algoritmo DTREE já o seja. A prova disso está no Anexo B. Além disso, ele tem o número de mensagens linear com relação ao número de agentes (aqui holons), tal como o DTREE (Petcu and Faltings, 2004).

Figure 22: Ilustração do HCOMA DPOP

6.6 Representação XML de Instâncias de HCOP

Seguindo a mesma ideia usada para o DCOP e mostrada na Seção 5.7, neste trabalho foi criada uma extensão XCSP para a representação de instâncias do HCOP a partir do formato

Algorithm 6.5 HCOMA DPOP

```

1: HCOMADPOP( $H, R, V, Dv, X, Dx, E, F, AO$ )
2: Fase 1: Computação da Utilidade
3: for all  $h_{0i} \in H_0$  and not  $cabeca(h_{0i})$  do
4:   for all  $ind \in \{1, \dots, |Dv_{0i}|\}$  do
5:      $MelhorUtil_{0i}[ind] \leftarrow$  utilidade atômica conhecida
6:   end for
7:   envia READY_msg( $MelhorUtil_{0i}, Dv_{0i}$ ) para  $cabecaDeParte_0(h_{0i})$ 
8: end for
9: return
10: READY_msg_tratamento( $MelhorUtil, Dv_{\eta-1k}$ ) {recebida pelo cabeça do holon  $h_{\eta i}$  a partir do subholon  $h_{\eta-1k}$ }
11: for all  $l \in \{1, \dots, |Dv_{\eta-1k}|\}$  do
12:    $utilidade_{\eta i}[k][l] \leftarrow MelhorUtil[l]$ 
13: end for
14: if READY_msg recebida de  $h_{\eta-1l}, \forall l, h_{\eta-1l} = parteDe_{\eta}(h_{\eta i})$  then
15:   for all  $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$  do
16:      $c_{\eta i} \leftarrow$  restrição( $d_{\eta i ind} = E_{\eta i}(v_{\eta-1\alpha})$ )
17:     call  $AO_{\eta i}(c_{\eta i}, utilidade_{\eta i}, d_{\eta i ind})$ 
18:   end for
19: end if
20: return
21: UTIL_msg_tratamento( $d_{\eta i ind}, MelhorUtil$ ) {recebida pelo cabeça de  $h_{\eta i}$  do  $AO_{\eta i}$ }
22:  $MelhorUtil_{\eta i}[ind] \leftarrow MelhorUtil$  { $ind$  é o índice de  $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ }
23: if UTIL_msg recebida para todo  $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$  then
24:   if  $\eta < \eta_{max}$  then
25:     envia READY_msg( $MelhorUtil_{\eta i}, Dv_{\eta i}$ ) para  $cabecaDeParte(h_{\eta i})$ 
26:   else {Holon Global}
27:     Fase 2: Otimização Global
28:      $ind^* \leftarrow argmax_{ind}(MelhorUtil_{\eta i}[ind])$ 
29:      $OtimoUtil \leftarrow MelhorUtil_{\eta i}[ind^*]$ 
30:      $v_{\eta i}^* \leftarrow d_{\eta i ind^*}$ 
31:     Fase 3: Término
32:     for all  $h_{\eta-1k} = parteDe_{\eta}(h_{\eta i})$  do
33:       envia VALUE_msg( $v_{\eta i}^*$ ) para  $h_{\eta-1k}$  {cada um de seus subholons}
34:     end for
35:   end if
36: end if
37: return
38: SOLUTION_msg_tratamento(valor,  $d_{\eta i ind}$ ) {recebida pelo subholon  $h_{\eta-1k}$  do  $AO_{\eta i}$ }
39:  $SolucaoHolonica_{\eta-1k}$  ou  $SolucaoLocal_{\eta-1k j}[d_{\eta i ind}] \leftarrow valor$  {parte ou cabeça,  $\forall j$ }
40: return
41: VALUE_msg_tratamento( $v_{\eta+1j}^*$ ) {recebida pelo holon  $h_{\eta i}$  do seu superholon  $h_{\eta+1j}$ }
42:  $v_{\eta i}^* \leftarrow SolucaoHolonica_{\eta i}[v_{\eta+1j}^*]$  ou  $x_{\eta j l}^* \leftarrow SolucaoLocal_{\eta j l}[v_{\eta+1j}^*]$  {parte ou cabeça,  $\forall l$ }
43: if  $\eta > 0$  then
44:   for all  $h_{\eta-1k} = subholonDe_{\eta}(h_{\eta i})$  do
45:     envia VALUE_msg( $v_{\eta i}^*$ ) para  $h_{\eta-1k}$  {cada um de seus subholons}
46:   end for
47: end if
48: return

```

Algorithm 6.6 Algoritmo de Otimização do HCOMA DPOP

- 1: $AO_{\eta i}(c_{\eta i}, utilidade_{\eta i}, d_{\eta i ind})$
 - 2: **Entrada:**
 - 3: - restrição n-ária $c_{\eta i}$
 - 4: - $utilidade_{\eta i}[k][l]$ correspondendo a cada $d_{\eta-1 kl} \in Dv_{\eta-1 k}$ associado a cada subholon $h_{\eta-1 k}$ de $h_{\eta i}$
 - 5: - É pressuposto que o algoritmo conhece o conjunto de restrições locais $F_{\eta i}$ associado ao superholon $h_{\eta i}$
 - 6: **Saída:**
 - 7: - o máximo $MelhorUtil$ correspondendo ao valor $d_{\eta i ind} \in Dv_{\eta i}$ tal que

$$MelhorUtil \leftarrow \underset{l}{argmax} \left(\sum_{j=1}^{M_{\eta i}} f_{\eta i j}(d_{\eta-1 kl}) + \sum_k utilidade_{\eta i}[k][l] \right)$$
 - 8: - o valor $d_{\eta-1 kl}$ de cada variável holônica $v_{\eta-1 k}$ dos subholons de $h_{\eta i}$, correspondendo à solução encontrada.
 - 9: - o valor $dx_{\eta-1 i j m}$ de cada variável local $x_{\eta-1 i j}$ do superholon $h_{\eta i}$, correspondendo à solução encontrada.
 - 10: executa o algoritmo de otimização do holon $h_{\eta i}$
 - 11: envia $UTIL_msg(d_{\eta i ind}, MelhorUtil)$ para $cabecaDe_{\eta}(h_{\eta i})$ {onde $d_{\eta i ind}$ representa o valor de $v_{\eta i}$ }
 - 12: **for all** $h_{\eta-1 k} = subholonDe_{\eta}(h_{\eta i})$ **do**
 - 13: envia $SOLUTION_msg(d_{\eta-1 kl}, d_{\eta i ind})$ para $parteDe_{\eta}(h_{\eta i})$ {cada um de seus subholons parte} ou
 - 14: envia $SOLUTION_msg(dx_{\eta-1 i j m}, d_{\eta i ind})$ para $cabecaDe_{\eta}(h_{\eta i})$ {o subholon cabeça, $\forall j$ }
 - 15: **end for**
 - 16: **return**
-

distribuído utilizado pela ferramenta FRODO. Esta extensão foi fundamental para a representação destas instâncias e a realização dos experimentos do Capítulo 8. O Anexo C resume as características da representação de instâncias de problemas de restrições em geral, e o HCOP em particular, através de XML.

6.7 Conclusão

Neste capítulo foi apresentado o HCOP, que é uma das contribuições deste trabalho. Ele foi baseado nos conceitos de agentes holônicos e do modelo DCOP, resultando no problema holônico HCOP como subclasse do DCOP. Como já mencionado, DCOP se mostrou um modelo inadequado para enfrentar o objetivo principal deste trabalho, que é o problema planejamento integrado e otimizado da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo.

Por isso foi definido o HCOP, que é um problema holônico distribuído com otimização, capaz de ser configurado como uma rede híbrida de subproblemas de otimização centralizados, de acordo com as conveniências de cada caso. A flexibilidade e o caráter geral da sua abordagem permitem a modelagem de problemas não-convencionais que fazem parte da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo. Foi discutido no Capítulo 3 a necessidade de uma função objetivo não-linear, e as dificuldades em se fazer isso nos modelos convencionais (vide (PINTO; GROSSMANN, 1994), por exemplo). Entretanto, o HCOP oferece a possibilidade de se utilizar funções não-lineares devido à propriedade mais geral da sua função objetivo, tal como o DCOP. Além disso, sua natureza holônica intrínseca torna o HCOP adequado para modelar problemas como o planejamento integrado da cadeia de suprimentos, devido às suas propriedades recursivas.

Finalmente, neste capítulo foram desenvolvidos dois meta-algoritmos (HCOMAs) para a solução do HCOP. Eles foram baseados em ADOPT e DPOP, que são algoritmos para DCOP conhecidos e utilizados dentro da comunidade acadêmica. ADOPT tem como vantagem o processamento síncrono entre diferentes níveis, resultando em um maior paralelismo no tratamento dos diversos algoritmos de otimização. Por outro lado, DPOP se adequa melhor às características do HCOP, pois, sendo baseado em programação dinâmica, é também recursivo por natureza. Além disso, ele chama cada algoritmo de otimização uma única vez, o que sugere uma maior eficiência.

O modelo holônico desta tese não considera os subholons *multiparte*, como já mencionado neste capítulo. Portanto, o grafo holônico associado, onde cada nó é formado por cada um dos holons, possui uma estrutura em árvore. Em uma análise inicial, a exclusão deste tipo de holon

parece ser uma simplificação exagerada do modelo, visando sua redução a uma estrutura em árvore. Entretanto, levando em conta as características do HCOP, foi mostrado que a utilização do conceito de holon multiparte não é só dispensável, mas desvantajosa. Neste caso, sem a possibilidade de representar o problema através da integração de algoritmos de otimização já disponíveis, ele fica bem mais difícil de ser solucionado. Portanto, a inclusão do holon multiparte exigiria um novo modelo diferente do HCOP, que teria outros pressupostos específicos e um processo de solução diverso daquele do HCOMA. Entretanto, neste modelo multiparte um novo HCOMA poderia ser desenvolvido também a partir tanto do ADOPT quanto do DPOP, pois ambos são algoritmos baseados em pseudo-árvore. Portanto, da mesma forma que o algoritmo DTREE evoluiu para o DPOP (vide Seção 5.4) através da transformação do grafo associado para uma pseudo-árvore, o que é possível para qualquer grafo (vide (DIESTEL, 2005)), é possível adaptar o meta-algoritmo HCOMA DPOP seguindo a mesma linha. Assim, esta melhoria incluiria holons multiparte e suportaria uma topologia genérica tal como a do DPOP. Como o HCOMA DPOP foi, na verdade, baseado em uma versão original deste algoritmo (DTREE), ele teria que ser baseado no DPOP atual. O mesmo raciocínio poderia ser utilizado com relação ao algoritmo ADOPT, resultando em um HCOMA ADOPT expandido. Assim, ambos HCOMAs novos lidariam com subholons multiparte.

No próximo capítulo o problema de integração otimizada da cadeia de suprimentos do petróleo será finalmente modelado como um HCOP, como era uma das principais contribuições deste trabalho.

7 *Modelagem do Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo como um HCOP*

7.1 Introdução

Como mencionado antes, o problema de planejamento integrado da cadeia de suprimentos é um candidato real a ser modelado como um HCOP. Em (MARCELLINO; SICHMAN, 2010) este problema foi modelado como um DCOP, onde a função objetivo é o lucro total em toda a cadeia. Foi utilizada uma abordagem holônica, onde alguns holons, como os Planejadores de Transporte e os Produtores de Derivados, encapsulam otimizadores centralizados.

Um modelo de organização holônica pode ser construído de acordo com critérios geográficos, levando em conta o nível de integração do transporte. Assim há um holon global, que contém vários holons continentais, que, por sua vez, são compostos de holons região. Estes últimos holons podem conter subholons tais como refinarias, que são responsáveis pela produção de produtos derivados de petróleo, terminais de distribuição, que armazenam estes produtos, e plataformas de extração de petróleo, que produzem óleo cru (matéria-prima). Todas as áreas são ligadas por modais de transporte, como o marítimo (navios) e o dutoviário (oleodutos), e cada área possui uma entidade específica para cuidar de sua logística, que é responsável pelo planejamento do transporte de produtos.

Em todos os níveis da cadeia de suprimentos o setor de *logística* é o “cabeça” de cada holon, i.e., a *logística interna* para o holon *refinaria* ou *terminal*, a *logística regional* para o holon *região*, e assim por diante, até a *logística global* para o holon *global*. Cada *logística* é responsável pelo balanço de produtos entre os *fornecedores* e os *clientes*, e gerencia o planejamento de transporte. O papel *fornecedor* se refere a qualquer entidade que proveja produtos para outras entidades da cadeia, tal como uma *refinaria*, enquanto o papel *cliente* é desempen-

hado por qualquer entidade que necessite destes produtos, tal como um *terminal*. A diferença entre disponibilidade e necessidade de um produto representa a variável holônica emergente do holon correspondente.

Quanto mais perto do topo, maior o escopo espacial dos holons correspondentes. Da mesma forma, quanto mais perto do topo, mais longo o período de tempo considerado pelo “cabeça” logística no seu planejamento. Assim, os holons resultam de uma discretização espacial e temporal ao longo de níveis de abstração crescente.

7.2 Definição do Problema

Este problema focaliza uma típica cadeia de suprimentos da indústria do petróleo, que se inicia com a extração do óleo cru, e termina quando os produtos derivados deste óleo são entregues a companhias distribuidoras, que são consideradas aqui como clientes finais. Assim, todas as atividades que ocorrem antes, tais como exploração e perfuração de poços de petróleo, assim como aquelas atividades que ocorrem depois, tais como a entrega de produtos para os postos de combustíveis, estão fora do escopo deste trabalho. O fornecimento de petróleo e seus derivados deve ser feito preferencialmente pela própria companhia de petróleo, que pode ser uma única empresa verticalizada ou um conjunto de empresas que trabalham de forma cooperativa¹ dentro da área de petróleo. Daqui por diante denominaremos Empresa Estendida (EE) a situação geral que contempla ambos os casos. Se necessário ou conveniente, uma EE pode comprar ou vender petróleos e/ou derivados através de contratos com empresas localizadas em outros continentes. No último caso, ela pode comprar do *Spot Market* (SM), que satisfaz quaisquer demandas extras de petróleo e seus derivados a preços mais altos, ou vender para ele quaisquer estoques excedentes destes itens a preços mais baixos, dentro de limites oriundos de restrições de tempo ou disponibilidade.

A área de atuação da EE se espalha geograficamente, e este espaço físico pode ser visualizado como uma partição de regiões, que estão por sua vez agrupadas em continentes, e estes últimos finalmente formam a área global de atuação da EE. Uma região é dividida em áreas comerciais ou áreas de extração de petróleo. Uma refinaria ou terminal de distribuição é responsável por cada uma das áreas do primeiro tipo, que atendem clientes finais específicos (companhias de distribuição). Por outro lado, cada uma das áreas do segundo tipo é composta de plataformas de extração associadas a campos de petróleo, que produzem um certo tipo de petróleo com uma certa taxa de extração. Levando em conta os tempos característicos das curvas de

¹O cenário de uma cadeia de suprimentos formada por empresas que competem entre si não é tratado neste trabalho.

declínio da produção médias em relação ao horizonte de planejamento do problema analisado neste trabalho, que se adequa ao nível tático, a taxa de extração foi considerada constante.

Todas as áreas são conectadas por modais de transporte, que são de dois tipos: navios e oleodutos. Além disso, cada área possui uma entidade de logística, que é responsável pelo planejamento de transporte dos petróleos e seus derivados. Todos os tipos de petróleo (matérias-primas) e seus derivados (produtos finais) serão denominados, daqui por diante, simplesmente “produtos”. Todo o transporte é feito através de um conjunto de arcos, que conectam duas entidades da cadeia e possuem uma capacidade máxima de transporte associada. Esta entidade pode ser uma base (plataforma, refinaria ou terminal), uma região, um continente ou o SM. Se as entidades conectadas pertencem a uma mesma região, então o transporte é responsabilidade da logística regional. Caso contrário, ele é responsabilidade da logística continental, ou mesmo da logística global, dependendo do escopo do arco em particular.

Como as diferentes entidades da cadeia estão conectadas através de uma rede de transporte, elas podem cooperar umas com as outras a fim de suprir as diferentes áreas comerciais, ao invés de se restringir às suas próprias áreas. Neste trabalho é considerado como premissa que o modal oleoduto é utilizado dentro de cada região, enquanto o modal navio interliga estes últimos dentro de um mesmo continente, e também os continentes entre si e com o SM.

Uma refinaria pode produzir múltiplos derivados, e o faz de acordo com diferentes planos de produção, que, em geral, se caracterizam pela produção de uma proporção bem definida de cada um dos derivados a partir do processamento de um tipo particular de petróleo. A Fig. 23 ilustra um exemplo do problema considerado.

7.3 Modelo de Referência

7.3.1 Modelo Multi-Período

O modelo propõe uma abordagem multi-período, onde o sistema da cadeia de suprimentos evolui ao longo de um dado horizonte de tempo Γ , que é dividido em períodos P_η , sendo T_η o número total de períodos em η . O período P_η e o respectivo número total de períodos T_η dependem do nível holônico η associado. O horizonte de tempo Γ é o mesmo para todo o sistema, mas o período P_η aumenta com o crescimento de η , enquanto T_η diminui com o crescimento de η , de acordo com a seguinte relação de invariância:

$$P_\eta \cdot T_\eta = \Gamma \quad (7.1)$$

Figura 23: Ilustração do Escopo do Problema Tratado

No início de cada período decisões devem ser tomadas baseadas tanto nos parâmetros associados àquele período quanto em parâmetros de períodos anteriores. A sequência de tais decisões ao longo de Γ será chamada uma estratégia de decisão E , onde decisão significa a atribuição de valores a todas as variáveis de decisão do modelo, que serão descritas na Seção 7.3.2.

7.3.2 Variáveis do Modelo

Antes de apresentar as variáveis do modelo para cada uma destas categorias, serão discutidos os domínios das variáveis.

Domínios Como o HCOP é uma subclasse do DCOP, ele herda a propriedade de domínios das variáveis como conjuntos discretos e finitos, como é característica da programação de restrições em geral.

Qualquer domínio discreto e finito pode ser representado por índices pertencentes a um subconjunto dos números naturais, i.e., qualquer variável holônica $v_{\eta i}$ ou local $x_{\eta ij}$ do HCOP pode ser representada como:

$$v_{\eta i} \in Dv_{\eta i}, Dv_{\eta i} \subset \mathbb{N}$$

$$\text{e } x_{\eta ij} \in Dx_{\eta ij}, Dx_{\eta ij} \subset \mathbb{N}$$

Entretanto, as variáveis reais do problema podem pertencer a um espaço de soluções mais complexo. No caso do problema de planejamento integrado considerado, ele é um espaço vetorial sobre o conjunto de inteiros $\mathbb{Z}$ de dimensão n , onde n é o número total de produtos (produtos derivados + petróleo):

$$Rv_{\eta i} \in DRv_{\eta i}, DRv_{\eta i} \subset \mathbb{Z}^n$$

$$\text{e } Rx_{\eta ij} \in DRx_{\eta ij}, DRx_{\eta ij} \subset \mathbb{Z}^n$$

Na modelagem de um problema complexo com HCOP é necessário incluir o espaço contendo as variáveis reais do problema, uma para cada variável holônica ou local básicas, associadas a seus respectivos domínios. Para isso, é utilizada uma função de transformação (em geral não-linear) para cada variável holônica ou local, que permite o mapeamento dos índices básicos para os vetores reais:

$$\begin{aligned} Tv_{\eta i} &: \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{Z}^n, Rv_{\eta i} = Tv_{\eta i}(v_{\eta i}) \\ Tx_{\eta ij} &: \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{Z}^n, Rx_{\eta ij} = Tx_{\eta ij}(x_{\eta ij}) \end{aligned} \tag{7.2}$$

Neste espaço real do problema RP , cada elemento $Rp \in RP$ é definido por um vetor de produtos com o seguinte formato:

$$Rp = \begin{pmatrix} qtd_derivado^1 \\ \dots \\ qtd_derivado^d \\ \dots \\ qtd_derivado^{n_derivados} \\ qtd_petróleo^1 \\ \dots \\ qtd_petróleo^o \\ \dots \\ qtd_petróleo^{n_petróleos} \end{pmatrix} \quad (7.3)$$

onde $d \in \delta$ (produtos derivados do petróleo), $o \in O$ (tipos de petróleo) e $n_derivados + n_petróleos = n$.

Variáveis de Decisão Como já mencionado, uma refinaria pode produzir múltiplos produtos derivados do petróleo, e faz isso de acordo com diferentes planos de produção, que são caracterizados pelo processamento de um tipo bem definido de petróleo, e pela produção de uma proporção bem definida de cada derivado resultante a partir do processamento deste petróleo. Esta escolha associada à atividade de produção representa a primeira categoria de variável de decisão do modelo, ou seja, o plano de produção adotado por cada refinaria durante cada período de tempo τ . Para cada refinaria deve ser gerado um conjunto discreto de planos de produção para cada período τ pelo planejador de produção de cada refinaria, que é um sistema de otimização de produção já disponível, que leva em conta todas as especificidades da refinaria, suas unidades de produção, capacidades e restrições operacionais.

Além disso, cada refinaria ou terminal é responsável pelo gerenciamento dos estoques de cada produto, ou seja, cada tipo de petróleo ou produto final derivado de petróleo. Assim, a outra categoria de variável de decisão do modelo é o estoque de cada produto ou petróleo em cada refinaria ou terminal ao final de cada período de tempo τ . O sistema de gerenciamento de estoques de cada terminal e refinaria define para cada produto p e cada período τ um domínio discreto de valores de estoque, que varia entre um valor mínimo e um valor máximo, baseados em limites operacionais e resultados estatísticos associados ao conceito de estoque de segurança, como descrito na Seção 2.2.4. Assim, o limite inferior representa o estoque de

segurança, enquanto o superior o limite operacional da capacidade de estocagem. A política de estoque a ser adotada deve garantir que o correspondente nível de estoque será igual ao valor escolhido ao final do período τ , reabastecendo ou escoando a quantidade necessária do produto correspondente no estoque.

Assim, cada holon atômico deve possuir uma destas duas variáveis de decisão, que serão descritas com mais detalhes a seguir:

1. Plano de Produção

- A variável $plan_{r\tau}$ representa o plano de produção adotado pela refinaria r durante o período de tempo $\tau \in \{1, \dots, T\}$.

A variável real associada ao plano de produção é dada por um vetor $Rplan_{r\tau} \in RP$ com o formato (vide Eq. 7.3):

$$Rplan_{r\tau} = \begin{pmatrix} qtd_derivado_{r\tau}^1 \\ \dots \\ qtd_derivado_{r\tau}^d \\ \dots \\ qtd_derivado_{r\tau}^{n_derivados} \\ 0 \\ \dots \\ qtd_petróleo_{r\tau}^o \\ \dots \\ 0 \end{pmatrix}$$

onde $qtd_petróleo_{r\tau}^o$ representa a quantidade do único petróleo o que entra no processo de produção (refino) da refinaria r durante o período de tempo τ . No outro lado, aparecem também as quantidades de cada derivado d que são produzidas pela mesma refinaria durante o mesmo período de tempo.

Assim, estas quantidades de entrada e saída associadas ao processo de refino estão ligadas diretamente à variável básica $plan_{r\tau}$ através das seguintes relações:

$$Entrada_{r\tau} = Projecção_o(Rplan_{r\tau}) = Projecção_o(Tplan_{rp\tau}(plan_{r\tau})) = Entra_o(plan_{r\tau}) \quad (7.4)$$

$$Saida_{rd\tau} = Projec\tilde{c}ao_d(Rplan_{r\tau}) = Projec\tilde{c}ao_d(Tplan_{rp\tau}(plan_{r\tau})) = Sai_d(plan_{r\tau}) \quad (7.5)$$

As fun\c{c}ões $Entra_o$ e Sai_d s\~ao obtidas da composi\c{c}ão entre a transforma\c{c}ão de uma variável básica em sua variável real correspondente (Eq. 7.2) e a proje\c{c}ão cartesiana sobre a dimens\~ao associada a um dado produto (petróleo ou derivado, respectivamente).

Os domínios básicos e os domínios reais correspondentes s\~ao os seguintes:

- $plan_{r\tau} \in Dplan_r \subset \mathbb{N}$

- $Dplan_r = \{1, \dots, i, \dots, nPlanos\}$

- $Rplan_{r\tau} \in DRplan_{rp} \subset \mathbb{Z}^n$

- $DRplan_r = \{p_{1r}, \dots, p_{ir}, \dots, p_{nPlanos_r}\},$

$$\text{onde } p_{ir} = \begin{pmatrix} qtd_derivado_{ir}^1 \\ \dots \\ qtd_derivado_{ir}^d \\ \dots \\ qtd_derivado_{ir}^{n_derivados} \\ qtd_petróleo_{ir}^1 \\ \dots \\ qtd_petróleo_{ir}^o \\ \dots \\ qtd_petróleo_{ir}^{n_petróleos} \end{pmatrix}$$

$$\text{e } \forall o \in O, \exists k \in O : o \neq k \wedge qtd_petróleo_i^o = 0 \wedge qtd_petróleo_i^k \neq 0.$$

Pode ser observado que o domínio dos planos de produ\c{c}ão para cada refinaria é independente do tempo, de modo que apenas a variável plano depende do tempo.

2. Estoque

- A variável $estq_{b\tau}$ representa o nível de estoque de cada produto p (derivado ou tipo de petróleo) na base b (refinaria r ou terminal t) ao final do período de tempo $\tau \in \{1, \dots, T\}$.

Apesar da base poder ser também uma plataforma, este tipo de base não aparece como possibilidade para o índice correspondente da variável $estq_{b\tau}$, pois neste trabalho foi considerado como premissa que as plataformas não possuem capacidade de estoque do petróleo que produzem, que deve escoar completamente através de oleodutos ou navios a medida que é extraído.

Os domínios básicos e os domínios reais correspondentes são os seguintes:

- $estq_{b\tau} \in Destq_{b\tau} \subset \mathbb{N}$

- $Destq_{b\tau} = \{1, \dots, m\}$

- $Restq_{b\tau} \in DRestq_{b\tau} \subset \mathbb{Z}^n$

- $DRestq_{b\tau} = \{estoqueMin_{b\tau}, \dots, estoqueMax_{b\tau}\}$, onde:

$$estoqueMin_{b\tau} = \begin{pmatrix} estoqueMin_derivado_{b\tau}^1 \\ \dots \\ estoqueMin_derivado_{b\tau}^d \\ \dots \\ estoqueMin_petróleo_{b\tau}^1 \\ \dots \\ estoqueMin_petróleo_{b\tau}^o \\ \dots \end{pmatrix},$$

$$estoqueMax_{b\tau} = \begin{pmatrix} estoqueMax_derivado_{b\tau}^1 \\ \dots \\ estoqueMax_derivado_{b\tau}^d \\ \dots \\ estoqueMax_petróleo_{b\tau}^1 \\ \dots \\ estoqueMax_petróleo_{b\tau}^o \\ \dots \end{pmatrix} \text{ e}$$

$$m = md \cdot mo, \text{ onde}$$

$$md = \prod_d (estoqueMax_derivado_{b\tau}^d - estoqueMin_derivado_{b\tau}^d + 1)$$

$$mo = \prod_o (estoqueMax_petróleo_{b\tau}^o - estoqueMin_petróleo_{b\tau}^o + 1)$$

Diferentemente do plano de produção, o domínio da variável estoque é dependente do tempo, pois seus limites podem mudar de acordo com restrições operacionais como, por exemplo, a manutenção preventiva de tanques.

O domínio real da primeira variável é do tipo *Conjugado*, em que todos os produtos associados com o plano de produção aparecem conjuntamente em cada vetor real dentro do domínio.

Já o domínio real da segunda variável é *Disjunto*. Assim, apenas um produto específico (derivado ou petróleo) aparece em cada elemento do domínio e os vetores de produto são independentes entre si. Se fossem considerados todos os produtos de uma única vez, o domínio total seria formado pelo produto cartesiano de todos os vetores de produto originais, o que resultaria em um domínio, em geral, muito grande. Por isso, no caso do domínio do estoque, valeu a pena representá-lo de uma forma mais prática, como de fato ocorreu neste modelo. Especificamente no submodelo logístico, o nível holônico fundamental recebe apenas os valores de estoque mínimo e máximo para cada produto. Como este submodelo é MILP (vide Seção 3.5.1), ele trata de forma eficiente este intervalo sequencial de valores inteiros, como veremos mais adiante na Seção 7.3.5.

Variáveis Holônicas Emergentes As variáveis emergentes do holon $h_{\eta i}$ representam a disponibilidade ou necessidade de cada produto no holon correspondente:

- $v_{\eta i \tau}$: diferença entre as quantidades de saída e entrada de cada produto com relação à holon $h_{\eta i}$ durante o período τ .

O domínio real destas variáveis é do tipo *Conjugado*, como as variáveis plano de produção.

Variáveis Locais As variáveis locais são os fluxos de transporte de produtos entre cada par de subholons de um mesmo nível, dentro de um holon considerado:

$f_{\eta i j \tau}$: fluxo de transporte do produto p , durante o período τ e entre os subholons $h_{\eta i}$ e $h_{\eta j}$ associados a um arco de transporte correspondente.

Os domínios básico e real correspondentes são os seguintes:

- $f_{\eta i j \tau} \in Df_{\eta i j \tau} \subset \mathbb{N}$
 - $Df_{\eta i j \tau} = \{1, \dots, w\}$
- $Rf_{\eta i j \tau} \in DRf_{\eta i j \tau} \subset \mathbb{Z}^n$
 - $DRf_{\eta i j \tau} = \{p_{zero}, \dots, Cp_Max_{\eta i j \tau}\}$, onde $p_{zero} \in \mathbb{Z}^n$ é o vetor nulo de produtos e $Cp_Max_{\eta i j \tau}$ é o vetor representando a capacidade máxima de transporte de cada produto p associado ao arco de transporte correspondente, i.e.:

$$Cp_Max_{\eta ij\tau} = \begin{pmatrix} Cp_Max_derivado_{\eta ij\tau}^1 \\ \dots \\ Cp_Max_derivado_{\eta ij\tau}^d \\ \dots \\ Cp_Max_petróleo_{\eta ij\tau}^1 \\ \dots \\ Cp_Max_petróleo_{\eta ij\tau}^o \\ \dots \end{pmatrix} \mathbf{e}$$

$w = wd \cdot wo$, onde

$$\prod_d (estoqueMax_derivado_{b\tau}^d - estoqueMin_derivado_{b\tau}^d + 1) \mathbf{e} \\ \prod_o (estoqueMax_petróleo_{b\tau}^o - estoqueMin_petróleo_{b\tau}^o + 1)$$

O domínio real destas variáveis é do tipo *Disjunto*, como as variáveis estoque. Este domínio é especificado pela capacidade máxima de transporte associada ao arco de transporte correspondente, que depende do produto e do tempo. Tal como a variável estoque, esta capacidade podem mudar de acordo com restrições operacionais como, por exemplo, a manutenção preventiva de oleodutos.

7.3.3 Modelo Holônico

O problema do planeamento integrado da cadeia de suprimento do petróleo é baseada nos seguintes níveis holônicos:

- o nível 4 que representa a empresa estendida (holon global);
- o nível 3 contém os continentes;
- o nível 2 consiste das regiões;
- o nível 1 é formado pelas bases (refinarias, terminais de distribuição e plataformas de petróleo);
- o nível 0 é o fundamental, onde estão os holons atômicos e são representadas as funções internas das bases (por exemplo, a unidade de produção de uma refinaria).

Estes níveis holônicos representam a topologia do problema em particular, enquanto os sub-modelos de otimização (logísticos e de produção) são definidos à parte (vide Seção 7.3.5). O

Figure 24: Modelo Holônico do Problema

submodelo de produção é associado ao nível fundamental, ou seja, ao nível 0, onde estão as unidades de produção, sendo parametrizado de acordo com as particularidades de cada refinaria. Por outro lado, o submodelo logístico é recursivo e único, sendo, portanto, independente do nível holônico, como será visto na Seção 7.3.5.

Como já foi discutido na introdução, o modelo holônico permite uma agregação espacial de acordo com critérios geográficos. A definição de um holon leva em conta também o nível de integração dos transportes. Assim, há um holon global, que contém vários subholons continentais, que, por sua vez, são compostos de subholons região. Estes últimos holons podem conter subholons, tais como refinarias e terminais de distribuição (vide Fig. 24).

Por outro lado, este mesmo modelo holônico permite também uma agregação temporal, e à medida que os holons se aproximam do holon global, eles gradualmente consideram períodos de tempo de planejamento mais longos. De fato, a logística interna é responsável somente por uma refinaria ou terminal em uma base diária, a logística regional cuida de uma região inteira com o mês como a unidade de tempo de planejamento, por exemplo, e assim por diante, até a logística global que focaliza a companhia como um todo na sua relação com o mundo exterior, com horizonte de planejamento de vários meses. A Fig. 25 ilustra um exemplo de agregação temporal. Neste exemplo, na camada 0 aparecem 8 holons com tempos diferentes associados a uma mesma base (por exemplo, uma refinaria), na camada 1 são representados 4 holons com tempos diferentes associados à região da refinaria, na camada 2 há 2 holons com tempos diferentes associados ao continente correspondente, e finalmente na camada 3 está o

Figure 25: Exemplo de Agregação Temporal

holon global com um único tempo, que é o horizonte de planejamento Γ . Cada par de holons na camada 0 se agrega em um único com o período igual à soma dos períodos dos subholons, e assim por diante, até o holon global, de acordo com a Eq. 7.1, i.e.:

$$P_3 \cdot T_3 = P_2 \cdot T_2 = P_1 \cdot T_1 = P_0 \cdot T_0 = \Gamma$$

Dentro de um mesmo holon, as responsabilidades no espaço, no tempo e em outras funções pertinentes são divididas entre seus subholons sem redundância dentro do escopo importante para o problema. Assim, estas fatias de responsabilidade dadas a cada subholon são disjuntas e sua união forma o escopo completo do problema. Em outras palavras, este escopo é particionado entre todos os holons atômicos, levando este particionamento para o próximo nível holônico, até o holon global, que engloba o escopo total. A Fig. 26 ilustra esta ideia, que em seguida será mais detalhada.

Agregação Holônica Como já foi visto, os holons se agregam em um mesmo superholon, que passa a ter o espaço equivalente à junção dos espaços dos seus subholons (por exemplo o holon região é a união dos espaços das suas bases). Por outro lado, este mesmo superholon agrega todo o tempo dos seus subholons, resultando em um período total igual à soma dos períodos de tempo dos seus subholons. O domínio da variável holônica emergente é obtido diretamente da variável holônica do seu “cabeça” (restrição emergente), que, por sua vez, é construído a partir dos domínios das variáveis holônicas dos subholons constituintes através da restrição de agregação (vide Fig. 15). Além disso, a variável emergente tem a mesma ordem de

Figura 26: Ilustração de uma Agregação Genérica

grandeza da variável do “cabeça” do holon correspondente, pois na organização holônica esta última representa este holon para o exterior, e vimos na Seção 6.4.2 sobre o método de compilação que o domínio da variável “cabeça” é formado pelo produto cartesiano dos domínios dos subholons “parte” associados. Portanto, em princípio o domínio da variável emergente será no máximo igual ao produto cartesiano dos domínios dos subholons correspondentes, conforme a Eq. 7.6, onde $Dv_{\eta i}$ é o domínio da variável emergente do (super)holon $h_{\eta i}$, e $Dv_{\eta-1\alpha}$ representa o domínio da variável holônica de cada subholon agregado.

$$Dv_{\eta i} = Dv_{\eta-1\alpha_1} \times \dots \times Dv_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}} \quad (7.6)$$

Segundo a equação 7.6, à medida que cresce o nível holônico em direção ao holon global, o domínio das variáveis holônicas se torna cada vez maior. Entretanto, o HCOP é um caso particular de CSP, onde o grau de dificuldade para a sua solução depende do número de variáveis, o número das restrições e os tamanhos dos domínios. Por outro lado, é razoável supor que cada holon, independente do seu nível, deve ter, em princípio, o mesmo grau de dificuldade para a solução do seu problema de otimização associado ($PO_{\eta i}$). Por isso, neste trabalho foi adotada uma regra de bom senso, na qual foi considerado que o tamanho do domínio de cada variável holônica é igual a um valor $tamDomMax$ definido, exceto para as variáveis de decisão, cujos domínios são conhecidos a priori, e são associadas a holons atômicos. Na Eq. 7.7 esta

relação de invariância é mostrada, onde $tamDomMax \in \mathbb{N}$ e $v_{\eta i}$ é qualquer variável holônica emergente.

$$|Dv_{\eta i}| = tamDomMax \quad (7.7)$$

Resolvido o problema do tamanho do domínio, que é construído a partir da agregação dos subholons do nível inferior, o próximo desafio foi como realizar a construção do domínio da variável real $Rv_{\eta i}$ associada a cada variável emergente $v_{\eta i}$ a partir das variáveis reais dos subholons agregados (vide Seção 7.3.2). Como o espaço das soluções do problema é o espaço vetorial $\mathbb{Z}^n$ e como o domínio das variáveis reais é um conjunto discreto e finito de elementos deste espaço vetorial, não existe uma ordem pré-definida para criar este domínio, que não é uma tarefa trivial. Assim, a solução encontrada foi fundamental para o sucesso do modelo, onde foi definida uma ordem total no sentido algébrico dentro do domínio de cada variável real. Esta relação de ordem total foi definida a partir da utilidade associada a cada elemento deste domínio. Formalmente:

$$\forall x, y \in DRv_{\eta i} ((utilidade(x) \geq utilidade(y) \Rightarrow x \geq y) \vee (utilidade(y) \geq utilidade(x) \Rightarrow y \geq x)) \quad (7.8)$$

Para construir o domínio $DRv_{\eta i}$, que é formado pelo produto cartesiano dos domínios das variáveis reais dos subholons agregados, qualquer candidato que satisfaça as equações 7.9 e 7.10 é válido, onde a Eq. 7.10 é a Eq. 7.7 aplicada aos domínios reais.

$$DRv_{\eta i} \subset DRv_{\eta-1\alpha_1} \times \dots \times DRv_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}} \quad (7.9)$$

$$|DRv_{\eta i}| = tamDomMax \quad (7.10)$$

Em particular, utilizando a relação de ordem total (Eq. 7.8), o seguinte domínio real foi obtido:

$$DRv_{\eta i} = \{elm_0, \dots, elm_i, \dots, elm_{tamamanhoDominio-1}\},$$

$$\text{onde } elm_0 = elmin : elm \in DRv_{\eta i} \text{ e } elmin = argmin_{elm}(utilidade(elm)),$$

$$elm_{tamamanhoDominio-1} = elmax : elm \in DRv_{\eta i} \text{ e } elmax = argmax_{elm}(utilidade(elm)),$$

$$elm_i \in DRv_{\eta i} : elm_i = utilidade^{-1}(utilidade_i),$$

$$utilidade_i = \frac{(utilMax-utilMin)}{tamanhoDominio-1}i + utilMin,$$

$$utilMax = utilidade(elmax)$$

$$e\ utilMin = utilidade(elmin)$$

As utilidades $utilMax$ e $utilMin$ são obtidas pelo algoritmo de otimização centralizado $AO_{\eta i}$ correspondente ao holon $h_{\eta i}$. Dentre os possíveis candidatos, foi escolhido o que satisfaz a ordem total definida, com uma diferença pro rata de $utilidade$ entre os elementos sucessivos dada por $\frac{(utilMax-utilMin)}{tamanhoDominio-1}$.

Em seguida é mostrado um exemplo ilustrativo da criação de um domínio real segundo este procedimento. Sendo dado :

$$n = 2 \text{ (número de produtos)}$$

$$tamanhoDominio = 3$$

$$utilidade \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = x + 2y$$

$$CandidatoDRv = \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} \right\}$$

$$\text{Foi obtido o domínio } DRv = \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix} \right\}, \text{ onde } utilMin = 0,$$

$$utilMax = 6 \text{ e } \frac{(utilMax-utilMin)}{tamanhoDominio-1} = 3.$$

7.3.4 Modelo de Organização

Como resultado das características de um sistema de agentes holônicos, seu modelo de organização pode ser representado em duas dimensões: *organização holônica*, que é comum a todos os sistemas holônicos, e uma *organização interna*, que é específica a cada domínio de problema (HILAIRE; KOUKAM; RODRIGUEZ, 2008). A organização holônica foi discutida inicialmente na Seção 7.3.3. A Fig. 27 ilustra a organização holônica deste problema.

Por outro lado, um mesmo agente pode ter um papel na organização holônica, e um outro papel na organização interna. A organização holônica é composta basicamente dos papéis “cabeça” e “parte”, enquanto, em geral, a organização interna consiste de uma maior variedade de papéis, que são associados a entidades físicas, serviços e funções da cadeia de suprimento.

Além destes papéis específicos da organização interna, dois papéis genéricos são compartilhados por vários deles. O primeiro é o papel “fornecedor”, que se refere a qualquer entidade que forneça produtos a outra entidade da cadeia. O outro é o papel “cliente”, que é desempenhado por qualquer outra entidade que necessite destes produtos. A Fig. 28 representa os papéis da organização interna, os relacionamentos entre eles e a relação com os papéis holônicos através da linguagem de modelagem Moise+ (vide 4.3.3). Assim, a “refinaria” é modelada como um “terminal” com um “produtor de derivados”, já que ambos possuem uma área “comercial” e uma de “gerência de estoques”, além de uma “logística interna”. A “logística” é o “cabeça” do respectivo holon em todos os níveis da cadeia, i.e., a “logística interna” para o holon “refinaria” ou “terminal”, a “logística regional” para o holon “*região*”, e assim por diante, até a “logística global” para o holon “global”. Cada “logística” é responsável pelo equilíbrio entre oferta e demanda de produtos entre “fornecedores” e “clientes”, e também pelo planejamento de transporte de produtos. Quanto ao papel “planejador de produção”, ele é desempenhado dentro da “refinaria” por um software ou uma equipe de especialistas humanos, que dão suporte ao papel “produtor de derivados”. O papel “comercial”, por sua vez, é responsável pela previsão da demanda total para cada derivado na área comercial correspondente.

A arquitetura de agentes holônicos permite que um processo complicado possa ser decomposto em processos menores, que são por sua vez decompostos, até que cada um deles possa ser tratado por um único agente. O agente “cabeça” age como um mediador, que suporta a comunicação e controle para cada nível do processo de decomposição. Embora seja possível um modelo com menor granularidade, com agentes representando unidades operacionais da refinaria, neste trabalho este refinamento termina dentro da refinaria no “produtor de derivados”, que disponibiliza um conjunto discreto de planos de produção, que são obtidos do “planejador de produção” correspondente.

7.3.5 Submodelos

Nesta seção descrevem-se todos os submodelos que fazem parte do sistema completo. Eles são importantes para o modelo principal, mas têm existência independente. Um é recursivo ao longo dos diferentes níveis, como o submodelo logístico, enquanto os outros estão apenas no nível fundamental. Eles são classificados em três categorias, que serão descritas em seguida.

Submodelos de Otimização Os submodelos de otimização fazem parte da definição do HCOP, são integrados de uma forma distribuída e têm como objetivo resolver os subproblemas de otimização associados com diferentes holons. Os submodelos de otimização correspondentes

Figure 27: Ilustração da Organização Holônica da Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo

Figure 28: Modelo Organizacional do Problema

às áreas de logística e de produção são detalhados na sequência.

Submodelo Logístico Aqui será apresentado o modelo matemático para a solução do sub-problema logístico embutido. Apesar de independente, ele leva em conta as características do modelo holônico subjacente, de modo a ser utilizado recursivamente nos diversos níveis holônicos do problema principal.

Assim $G(V, E)$ representa um grafo direcionado com $V = R \cup C \cup I \cup N$, onde C e I são plataformas e terminais, respectivamente, R pode representar uma refinaria no nível fundamental ou um superholon nos níveis superiores. O conjunto N é constituído de um único elemento que representa o holon “cabeça”, que se comunica com o mundo exterior. Este vértice está ligado a todos os demais e representa disponibilidades ou necessidades externas de petróleos e derivados. O conjunto V é dividido, pois há restrições especiais para cada grupo. Dados dois vértices $i \in V$ e $j \in V$, então o par (i, j) pertence ao conjunto E se existe alguma relação entre estes vértices.

Seja $\mathbf{P}$ o conjunto de produtos (petróleos ou derivados) e $\mathbf{T}$ o conjunto discreto de períodos de tempo $\{1, \dots, T\}$. Para facilitar a exposição, dividimos a construção do modelo em subseções e discutimos em cada uma delas as variáveis de decisão pertinentes, parâmetros de entrada e as restrições.

Planos de Produção Um plano de produção é um vetor $m \in \mathbb{Z}^{|\mathbf{P}|}$, cujos elementos representam entradas e saídas de cada produto em um determinado vértice e instante de tempo. Tais vetores estão definidos para $v \in R \cup C$. Dado $v \in R \cup C$ e $\tau \in \mathbf{T}$, existe um conjunto de planos de produção possíveis para o par (τ, v) , que será denotado por $\mathcal{P}(\tau, v)$. Sendo $y_m^{\tau, v}$ a variável de decisão binária definida para $m \in \mathcal{P}(\tau, v)$, se o plano de produção m é utilizado no par (τ, v) esta variável vale 1, e 0 em qualquer outro caso. Sendo ainda $u_m^{\tau, v}$ a utilidade associada ao plano m no par (τ, v) , definimos a seguinte utilidade global:

$$U = \sum_{v \in R \cup C, \tau \in \mathbf{T}} \sum_{m \in \mathcal{P}(\tau, v)} u_m^{\tau, v} y_m^{\tau, v}. \quad (7.11)$$

Uma vez que dado um par (τ, v) podemos ter apenas um plano de produção, então temos

$$\sum_{m \in \mathcal{P}(\tau, v)} y_m^{\tau, v} = 1 \quad \forall v \in V, \tau \in \mathbf{T}. \quad (7.12)$$

Restrições nos Arcos Fluxo é uma função $f : E \times T \times P \rightarrow \mathcal{Z}_+$. Estabelecemos $f_{ijp\tau} = f((i, j), \tau, p)$, onde $(i, j) \in E$. Para cada tripla $((i, j), \tau, p)$ definimos um fluxo como variável de decisão. Esta é a quantidade, em unidades, do produto p que deve escoar pelo arco (i, j) no instante de tempo τ . Seja c_{ij}^p o custo unitário de transferir o produto p por (i, j) . Segue daí a definição de custo logístico:

$$CL = \sum_{(i,j) \in E} \sum_{p \in \mathbf{P}} \sum_{\tau \in \mathbf{T}} f_{ijp\tau} c_{ij}^p. \quad (7.13)$$

Como G é direcionado e dados dois vértices i, j é possível que $(i, j) \in E$ e $(j, i) \in E$ definimos a direção do fluxo como sendo a variável de decisão binária $s_{i,j}^{\tau,p}$ que assume 1 se o sentido (i, j) é usado na transferência do produto p no instante τ . Denotamos por v_{ij}^p a vazão máxima do produto p no duto (i, j) . Segue daí que:

$$f_{ijp\tau} \leq s_{i,j}^{\tau,p} v_{ij}^p \quad \forall (i, j) \in E, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T}. \quad (7.14)$$

Além disso, não desejamos que produtos sejam transferidos em sentidos opostos em qualquer instante de tempo. Portanto estabelecemos

$$s_{i,j}^{\tau,p} + s_{j,i}^{\tau,p} \leq 1 \quad \forall (i, j), (j, i) \in E, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T}. \quad (7.15)$$

Para evitar que o modelo produza soluções em ciclo, onde o fluxo transita por uma sequência de vértices antes de voltar ao vértice de origem, consideramos para cada $v \in V$, $p \in \mathbf{P}$ e $\tau \in \mathbf{T}$ as variáveis de decisão binárias $i_v^{\tau,p}$ e $o_v^{\tau,p}$, onde $i_v^{\tau,p} = 1$ se v recebe p no instante τ . De forma análoga, $o_v^{\tau,p} = 1$ se v enviar p em τ . Estas variáveis se relacionam entre si e com as variáveis de fluxo conforme as Equações 7.16, 7.17 e 7.18, onde K é um inteiro positivo e maior do que a soma das vazões dos fluxos incidentes nos vértices de G .

$$i_v^{\tau,p} + o_v^{\tau,p} \leq 1 \quad \forall v \in V, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.16)$$

$$\sum_{(i,j) \in E: j=v} f_{ijp\tau} \leq K i_v^{\tau,p} \quad \forall (i, j) \in E, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.17)$$

$$\sum_{(i,j) \in E: i=v} f_{ijp\tau} \leq K o_v^{\tau,p} \quad \forall (i, j) \in E, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T}. \quad (7.18)$$

Estoques Considere as funções $\underline{E} : V \times T \times P \rightarrow \mathbb{Z}_+$ e $\overline{E} : V \times T \times P \rightarrow \mathbb{Z}_+$ que definem limites mínimo e máximo de estoque para cada tripla (v, τ, p) . É claro que $0 \leq \underline{E}(v, p, \tau) \leq \overline{E}(v, p, \tau)$. Escrevemos também $\underline{E}(v, p, \tau) = \underline{E}_v^{\tau,p}$ e procedemos da mesma forma com $\overline{E}$. Seja $e_v^{\tau,p} \geq 0$ a variável de decisão inteira que define a cada instante $\tau \geq 1$ a quantidade de estoque de p armazenada no vértice v . Admitimos que $e_v^{0,p}$ é conhecido. Segue dessas definições a seguinte restrição:

$$\underline{E}_v^{\tau,p} \leq e_v^{\tau,p} \leq \overline{E}_v^{\tau,p} \quad \forall v \in V, p \in P, \tau \in T. \quad (7.19)$$

Demandas e Relação Emergente Seja $d : V \times T \times P \rightarrow \mathbb{Z}_+$ a demanda referente à tripla (v, τ, p) representada por $d(v, \tau, p) = d_v^{\tau,p}$. Considere ainda N^p como a variável de decisão inteira que representa a quantidade do produto p excedente (ou deficitária) ao final da otimização e que deve ser considerada no próximo nível da organização holônica através do “cabeça”.

Se c^p é o custo por unidade do produto p , então temos:

$$RE = \sum_{p \in P} N^p c^p. \quad (7.20)$$

Finalmente, sejam $N_{R \cup C}^{\tau,p}$ e $N_I^{\tau,p}$ variáveis de decisão inteiras que representam o excedente (ou deficitária) de p no momento τ nos vértices $R \cup C$ e I respectivamente. Assim como N^p essas variáveis podem assumir valores negativos, situação na qual entendemos que uma quantidade do produto p deve ser comprada para atender a demanda nos momentos $\tau + 1, \tau + 2, \dots$. Ao final da otimização, as diferenças dos produtos a cada instante de tempo devem ser vendidas (ou compradas) no próximo nível holônico. Formalmente, temos:

$$\sum_{\tau \in T} N_{R \cup C}^{\tau,p} + N_I^{\tau,p} = N^p \quad \forall p \in P \quad (7.21)$$

$$\sum_{(i,j) \in E: j=N} \sum_{\tau \in T} f_{ij}^{\tau,p} - \sum_{(i,j) \in E: i=N} \sum_{\tau \in T} f_{ij}^{\tau,p} = \sum_{\tau \in T} N_{R \cup C}^{\tau,p} + N_I^{\tau,p} \quad \forall p \in P \quad (7.22)$$

Restrições de Balanço Para cada par (τ, p) as restrições dadas pelas Equações 7.23, 7.24, 7.25 e 7.26 garantem que o sistema é fechado. Não há excesso ou falta de produtos ao final de cada instante de tempo.

Parâmetro	Definição
V, E	Conjunto de vértices e arestas em G .
R, C, I, N	Vértices de refinarias, plataformas, terminais e “cabeça”
$\mathbf{P}$	Conjunto de produtos.
$\mathbf{T}$	Conjunto de períodos de tempo.
$\mathcal{P}(\tau, v)$	Conjunto de planos de produção para o par (τ, v) .
$u_m^{\tau, v}$	Utilidade associada ao plano de produção m no par (τ, v) .
c_{ijp}	Custo do transporte de p por (i, j) .
v_{ij}^p	vazão máxima de p por (i, j) .
$\underline{E}_v^{\tau, p}$	Estoque mínimo de p no vértice v no instante τ .
$\overline{E}_v^{\tau, p}$	Estoque máximo de p no vértice v no instante τ .
c^p	Custo do produto p .

Tabela 3: Parâmetros de Entrada do Submodelo Logístico

$$N_{RUC}^{\tau, p} = \sum_{v \in RUC} e_v^{(\tau-1), p} - e_v^{(\tau), p} - d_v^{\tau, p} + \sum_{m \in \mathcal{P}(v, \tau)} y_m^{v, \tau} u_m^{v, \tau} \quad \forall p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.23)$$

$$N_I^{\tau, p} = \sum_{v \in I} e_v^{(\tau-1), p} - e_v^{(\tau), p} - d_v^{\tau, p} \quad \forall p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.24)$$

$$e_v^{\tau, p} = e_v^{(\tau-1), p} + \sum_{(i, j) \in E: j=v} f_{ijp\tau} - \sum_{(i, j) \in E: i=v} f_{ijp\tau} - d_v^{\tau, p} + \sum_{m \in \mathcal{P}(v, \tau)} y_m^{v, \tau} u_m^{v, \tau} \quad \forall v \in RUC, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.25)$$

$$e_v^{\tau, p} = e_v^{(\tau-1), p} + \sum_{(i, j) \in E: j=v} f_{ijp\tau} - \sum_{(i, j) \in E: i=v} f_{ijp\tau} - d_v^{\tau, p} \quad \forall v \in I, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.26)$$

Resumo Nas Tabelas 3 e 4 é apresentado um resumo da notação introduzida nas subseções anteriores com os parâmetros de entrada e as variáveis de decisão do submodelo logístico, respectivamente. Ao definirmos as variáveis de decisão, explicitamos também seus respectivos domínios. Aparecem tanto variáveis do modelo principal, como, por exemplo, o plano de produção, quanto variáveis específicas do submodelo logístico.

A seguir é mostrado o modelo de otimização completo, que é a união de todas as restrições já descritas, onde U , CL e RE são dados por (7.11), (7.13) e (7.20) respectivamente.

Variável de Decisão	Definição
$y_m^{\tau,v} \in \{0, 1\}$	1 se o m plano de produção é aplicado no par (τ, v) .
$f_{ijp\tau} \in \mathbb{Z}_+$	Fluxo no arco (i, j) para o par (p, τ) .
$s_{ij}^{\tau,p} \in \{0, 1\}$	1 se o sentido do fluxo do par (p, τ) é (i, j) .
$i_v^{\tau,p} \in \{0, 1\}$	1 se v recebe p no instante τ .
$o_v^{\tau,p} \in \{0, 1\}$	1 se v envia p no instante τ .
$e_v^{\tau,p} \in \mathbb{Z}_+$	Estoque de p em v no momento τ .
$N^p \in \mathbb{Z}$	Excedente (ou falta) do produto p ao fim da otimização.
$N_v^{\tau,p} \in \mathbb{Z}$	Excedente (ou falta) de p em v no momento τ .

Tabela 4: Variáveis de Decisão do Submodelo Logístico

$$\max z = U + RE - CL \quad (7.27)$$

$$\sum_{m \in \mathcal{P}(v, \tau)} y_m^{\tau,v} = 1 \quad \forall v \in V, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.28)$$

$$f_{ijp\tau} \leq s_{ij}^{\tau,p} v_{ij}^p \quad \forall (i, j) \in E, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.29)$$

$$s_{i,j}^{\tau,p} + s_{j,i}^{\tau,p} \leq 1 \quad \forall (i, j), (j, i) \in E, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.30)$$

$$i_v^{\tau,p} + o_v^{\tau,p} \leq 1 \quad \forall v \in V, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.31)$$

$$\sum_{(i,j) \in E: j=v} f_{ijp\tau} \leq K i_v^{\tau,p} \quad \forall (i, j) \in E, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.32)$$

$$\sum_{(i,j) \in E: i=v} f_{ijp\tau} \leq K o_v^{\tau,p} \quad \forall (i, j) \in E, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.33)$$

$$\underline{E}_v^{\tau,p} \leq e_v^{\tau,p} \leq \overline{E}_v^{\tau,p} \quad \forall v \in V, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.34)$$

$$\sum_{\tau \in T} N_{RUC}^{\tau,p} + N_I^{\tau,p} = N^p \quad \forall p \in \mathbf{P} \quad (7.35)$$

$$\sum_{(i,j) \in E: j=N} \sum_{\tau \in T} f_{ijp\tau} - \sum_{(i,j) \in E: i=N} \sum_{\tau \in T} f_{ijp\tau} = \sum_{\tau \in T} N_{RUC}^{\tau,p} + N_I^{\tau,p} \quad \forall p \in \mathbf{P} \quad (7.36)$$

$$N_{RUC}^{\tau,p} = \sum_{v \in RUC} e_v^{(\tau-1),p} - e_v^{(\tau),p} - d_v^{\tau,p} + \sum_{m \in \mathcal{P}(v, \tau)} y_m^{v,\tau} u_m^{v,\tau} \quad \forall p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.37)$$

$$N_I^{\tau,p} = \sum_{v \in I} e_v^{(\tau-1),p} - e_v^{(\tau),p} - d_v^{\tau,p} \quad \forall p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.38)$$

$$e_v^{\tau,p} = e_v^{(\tau-1),p} + \sum_{(i,j) \in E: j=v} f_{ijp\tau} - \sum_{(i,j) \in E: i=v} f_{ijp\tau} - d_v^{\tau,p} + \sum_{m \in \mathcal{P}(v, \tau)} y_m^{v,\tau} u_m^{v,\tau} \quad \forall v \in RUC, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.39)$$

$$e_v^{\tau,p} = e_v^{(\tau-1),p} + \sum_{(i,j) \in E: j=v} f_{ijp\tau} - \sum_{(i,j) \in E: i=v} f_{ijp\tau} - d_v^{\tau,p} \quad \forall v \in I, p \in \mathbf{P}, \tau \in \mathbf{T} \quad (7.40)$$

Submodelo de Produção Ao contrário do submodelo logístico, o submodelo de otimização da produção das refinarias não foi considerado diretamente neste trabalho. Caso contrário, um modelo analítico de produção de uma refinaria teria que ser implementado, visando uma integração automática na solução do problema de planejamento integrado. Entretanto, foi utilizado um recurso disponível no modelo do HCOP, devido ao fato dele ser um caso especial de CSP (vide Seção 3.5.3). Como esta abordagem se baseia em variáveis com domínios discretos e finitos, foi aplicado o método de *Compilação* já apresentado na Seção 6.4. Assim, o domínio da variável de decisão plano de produção (vide Seção 7.3.2) para cada refinaria foi definido com um conjunto de soluções do problema de otimização de produção da refinaria correspondente. Este método permite o uso tanto dos resultados de uma aplicação computacional real destinada a este fim quanto de informações disponíveis com o especialista da área de planejamento da produção de uma refinaria. Neste trabalho foi utilizada a primeira opção com um submodelo de produção já disponível, que funcionou como um modelo substituto *off-line* (vide Seção 3.4.2). Este último é um método alternativo para a geração de uma região viável do espaço de soluções a ser utilizada no modelo principal. Esta abordagem é intensiva em termo de recursos, mas uma vez que as soluções são geradas *off-line*, elas podem ser incorporadas pelo modelo principal, que se adequa naturalmente a este tipo de integração.

Este submodelo de produção tem como objetivo a enumeração de campanhas de produção, que serão usadas como unidades de atribuição no problema de planejamento integrado principal (SUKOYO; MATSUOKA; MURAKI, 2004). Assim, neste último o período de tempo do nível mais alto é composto de campanhas cíclicas, que são geradas no nível inferior (PAPAGEORGIOU; PANTELIDES, 1996). A diferença no modelo proposto é que a escolha das campanhas, assim como a escolha das outras variáveis de decisão, é feita de forma holística nos níveis superiores. Entretanto, no nível operacional são sugeridas as melhores opções dentro da sua visão de otimização local.

Será visto no Capítulo 8 que a compilação foi aplicada inicialmente em um cenário padrão com soluções provenientes de um modelo linear, e posteriormente em um outro cenário comparativo onde os domínios dos planos vieram de um modelo não-linear.

Como foi dito na Seção 7.3.2, a variável de decisão $plan_{r\tau}$ está associada a um domínio real do problema formado por vetores de produtos, que contêm as quantidades de produtos

derivados produzidos no plano correspondente (parte de cima do vetor), e também contendo as quantidades do petróleo consumido no mesmo plano (parte de baixo do vetor). Estas duas partes do vetor são representadas pelas funções $Entrada_{ro\tau}$ e $Saída_{rd\tau}$, que são definidas nas Equações 7.4 e 7.5, respectivamente.

Além disso, o seguinte parâmetro é entrada tanto para o submodelo de produção, quanto para o próprio modelo principal:

- $prdCusto_{rd}$: custo de produção de uma unidade do derivado d na refinaria r ;

Submodelo de Previsão de Extração de Petróleo Como foi visto na Seção 2.3.2, a previsão do processo de extração do petróleo em um certo campo e poço, é bastante complexa. Entretanto, levando em conta o intervalo de tempo de cada período de planejamento e a taxa provável de declínio da extração, a taxa de extração é considerada constante para cada um destes períodos.

Neste trabalho, com relação a esta parte do problema, os parâmetros relevantes para o modelo principal são:

- $extTaxa_{\phi o \tau}$: quantidade de óleo cru o extraído na plataforma ϕ durante um período de tempo τ ;
- $extCusto_{\phi o \tau}$: custo de extração de uma unidade do óleo cru o na plataforma ϕ durante um período de tempo τ ;

Submodelo de Previsão de Demandas e Preços Como já dito na Seção 2.2.5, técnicas de previsão de demanda são métodos estatísticos, e são aplicados para projetar padrões futuros de vendas a partir de dados históricos sobre vendas passadas. Os preços também são analisados estatisticamente, mas considerando um escopo maior, e mesmo a economia global.

O submodelo está preparado para ajustar a demanda de cada produto e cada área de comercialização dentro de cada período de planejamento. Tal como no caso do submodelo de produção, este submodelo seus resultados compilados diretamente no modelo principal. Os parâmetros fornecidos são os seguintes:

- $dm_{bd\tau}$: demanda total esperada do derivado d na área comercial da base b durante o período τ ;

- $prc_{p\tau}$: preço de venda de uma unidade do produto p no mercado da EE durante o período τ ;
- $ContrVendaPrc_{Cp\tau}$: preço de venda no contrato com o continente C de uma unidade do produto p durante o período τ ;
- $ContrCompraPrc_{Cp\tau}$: preço de compra no contrato com o continente C de uma unidade do produto p durante o período τ ;
- $SMcompraPrc_{p\tau}$: preço ao qual SM compra uma unidade do produto p durante o período τ ;
- $SMvendaPrc_{p\tau}$: preço ao qual SM vende uma unidade do produto p durante o período τ ;

7.3.6 Função de Emergência

Cada variável emergente $v_{\eta i}$ de cada holon $h_{\eta i}$ do nível η é conectada por uma restrição booleana n -ária a todas as variáveis dos seus subholons, definida pela função de emergência $E_{\eta i}$ (vide Eq. 6.8). Pela definição do HCOP, existem infinitas possibilidades de funções de várias variáveis que podem cumprir este papel da função de emergência, desde que satisfaça a condição mencionada na definição do HCOP (vide Seção 6.3). No caso particular do Problema de Planejamento de Suprimento, esta função é definida por:

$$v_{\eta i} = E_{\eta i} \left(v_{\eta-1\alpha_1}, \dots, v_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}} \right) = v_{\eta-1\alpha_1} + \dots + v_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}} \quad (7.41)$$

Assim a função de emergência é linear com coeficientes unitários. Esta escolha se deve à característica do problema de planejamento integrado considerado, onde as variáveis emergentes representam vetores de quantidades de produtos em cada holon. Assim, elas devem respeitar uma restrição de agregação baseada no operador de soma aritmética (+). Se, por exemplo, se estivesse interessado especificamente no acompanhamento de uma certa propriedade dos produtos derivados do petróleo da mesma cadeia de suprimentos, e esta propriedade fosse a viscosidade cinemática, a função de emergência, neste caso, seria um função não-linear na forma de uma agregação de funções logarítmicas (MAPLES, 2000). Entretanto, qualquer que seja o tipo da função de emergência, a restrição associada funciona como uma agregação holônica correspondente a outro operador diferente (vide Seção 6.3).

As agregações holônicas são expressas em termos das variáveis holônicas (emergentes ou

de decisão). Entretanto, para maior clareza e legibilidade, a descrição das restrições de agregação deste modelo utiliza uma notação especial para representar as variáveis holônicas emergentes, que é mostrada a seguir:

- $v_{\alpha p \tau}$: diferença entre as quantidades de entrada e saída do produto p com relação ao holon $h_{\alpha \tau}$, onde α representa sua função e nível, e τ o período de tempo (vide 7.3.2);
- $v_{\alpha p \tau}^+ = \begin{cases} v_{\alpha p \tau}, & \text{se } v_{\alpha p \tau} \geq 0 \\ 0, & \text{se } v_{\alpha p \tau} < 0 \end{cases}$
- $v_{\alpha p \tau}^- = \begin{cases} -v_{\alpha p \tau}, & \text{se } v_{\alpha p \tau} \leq 0 \\ 0, & \text{se } v_{\alpha p \tau} > 0 \end{cases}$

Além disso, estas restrições dependem dos parâmetros de entrada, que são descritas a seguir :

- $dm_{bd\tau}$: demanda total esperada do derivado d na área comercial da base b (refinaria r ou terminal t) durante o período τ ;
- $extTaxa_{\phi o \tau}$: quantidade de petróleo o extraído na plataforma ϕ durante o período de tempo τ ;
- $estq_{bp\tau}$ representa o nível de estoque do produto p (derivado d ou tipo de petróleo o) na base b (refinaria r ou terminal t) ao final do período de tempo τ ;
- $plan_{r\tau}$ representa o plano de produção adotado pela refinaria r durante o período de tempo τ ;
- $Sai_d(plan_{r\tau})$ representa as quantidades de cada derivado d que são produzidas na refinaria r durante o período de tempo τ utilizando o plano de produção $plan_{r\tau}$;
- $v_{\alpha p \tau}$ representa a variável emergente do holon α (global G , continente C , região R , refinaria r , terminal t e plataforma ϕ), i.e., a diferença entre as quantidades de entrada e saída do produto p (derivado d ou tipo de petróleo o) neste holon durante o período τ .

Assim, as restrições de agregação holônica para cada nível da organização holônica são as seguintes:

i. Nível Fundamental

refinarias:

$$\begin{aligned}
v_{rd\tau} &= Sai_d(plan_{r\tau}) - dm_{rd\tau} + estq_{rd\tau-1} - estq_{rd\tau} \\
v_{ro\tau} &= estq_{ro\tau-1} - estq_{ro\tau} - Entra_o(plan_{r\tau})
\end{aligned} \tag{7.42}$$

terminais:

$$\begin{aligned}
v_{td\tau} &= estq_{td\tau-1} - estq_{td\tau} - dm_{td\tau} \\
v_{to\tau} &= estq_{to\tau-1} - estq_{to\tau}
\end{aligned} \tag{7.43}$$

plataformas:

$$v_{\varphi o\tau} = extTaxa_{\varphi o\tau} \tag{7.44}$$

ii. Nível Regional

$$v_{Rp\tau} = \sum_{f \in R} v_{fp\tau} \tag{7.45}$$

iii. Nível Continental

$$v_{Cp\tau} = \sum_{R \in C} (v_{Rp\tau}^+ - v_{Rp\tau+1}^-) \tag{7.46}$$

iv. Nível Global

$$\begin{aligned}
v_{Gp\tau} &= \sum_C (v_{Cp\tau}^+ - v_{Cp\tau+2}^-) \\
v_{Gp\tau}^+ - v_{SMp\tau+2}^- &= 0 \\
v_{SMp\tau}^+ - v_{Gp\tau+2}^- &= 0
\end{aligned} \tag{7.47}$$

É importante salientar o relacionamento entre passado e futuro no modelo, que aparece nos níveis continental e global. Ele resulta de restrições físicas temporais associadas com o transporte de produtos entre as entidades da cadeia. De fato, neste trabalho se arbitra que os produtos levam cerca de um período de tempo para serem transportados entre diferentes regiões dentro de um continente (nível continental), enquanto eles levam cerca de dois períodos de tempo para viajar entre dois continentes, ou entre um continente e SM (nível global). Quanto ao nível regional, se parte do pressuposto que duas diferentes bases de uma mesma região estão próximas o suficiente para que se possa mover produtos entre elas dentro de um único período de tempo.

Outro ponto importante é que levando em conta que o período de tempo é limitado, i.e., $\tau \in \{1, \dots, T_\eta\}$, torna-se necessário considerar as seguintes condições de contorno associadas aos dois extremos:

$$v_{R_{p\tau+1}}^- = 0, v_{C_{p\tau+1}}^- = v_{C_{p\tau+2}}^- = 0, v_{G_{p\tau+1}}^- = v_{G_{p\tau+2}}^- = 0, v_{SM_{p\tau+1}}^- = v_{SM_{p\tau+2}}^- = 0, \text{ e } Est_{bp0} = cte.$$

Na Fig. 24 da Seção 7.3.4 é possível compreender melhor as restrições apresentadas aqui, que envolvem os diferentes papéis definidos no modelo de organização e seus principais fluxos de informações.

7.3.7 Métricas de Desempenho e Função Objetivo

De forma genérica, o objetivo da solução do problema proposto se resume em escolher a estratégia de decisão $E(plan_{r\tau}, estq_{bp\tau})$, tal que a métrica de desempenho escolhida seja a melhor possível. Neste trabalho, as métricas de desempenho adotadas são o lucro total da EE durante o horizonte de tempo Γ , e o nível de atendimento das demandas por produtos dos clientes finais da EE. Em princípio, a existência de 2 métricas simultâneas, sendo uma quantitativa e outra qualitativa, parece remeter o problema para uma abordagem multicritério, que exigiria tanto a quantificação da métrica qualitativa de atendimento ao cliente quanto a atribuição de pesos relativos a cada uma das duas métricas dentro da função objetivo global. Entretanto, devido à flexibilidade oferecida pela SM, que de acordo com as premissas do problema, pode comprar ou vender ilimitadas quantidades de qualquer produto, podemos considerar que todos os clientes finais da EE serão necessariamente atendidos. A única variável é a que custo isto será feito. Em outras palavras, esta premissa permite que se concentre em uma única métrica, i.e., o lucro total da EE, que é função do faturamento e do custo total envolvido. Por esta razão, o objetivo deste problema é maximizar o lucro total da EE, com a satisfação dos clientes finais automaticamente garantida.

O lucro total da EE pode ser expresso através da Eq. 7.48, onde

- *PetroleoFaturamento* é o faturamento da venda do excedente do petróleo extraído pela EE para outros continentes através de contratos, e também da venda para o SM, se necessário;
- *DerivadoFaturamento* resulta da venda de todos os derivados de petróleo produzidos em todas as refinarias, da venda dos derivados excedentes para outros continentes através de contratos, e também para o SM, se necessário;
- *PetroleoCusto* é o custo total do petróleo resultante da extração pela EE, da compra em outros continentes através de contratos, e da compra no SM, se necessário, a fim de abastecer todas as refinarias;
- *DerivadoCusto* é o custo total de produção de derivados nas refinarias, da compra de derivados em outros continentes através de contratos, bem como da compra no SM, quando necessário, para suprir toda a demanda dos clientes finais;
- *Frete* é o custo total em fretes para o transporte de petróleo e derivados, sendo obtido pela soma dos fretes de transferência de produtos dentro de cada região, entre diferentes regiões em um mesmo continente, entre diferentes continentes e destes para o SM. Ele é considerado dentro do submodelo logístico, onde o custo de transporte faz parte da otimização. Como este submodelo é recursivo, este frete é considerado gradualmente dentro de cada nível holônico correspondente (vide a Seção 7.3.5).

$$\begin{aligned}
 Lucro(E) &= Faturamento(E) - Custo(E) \\
 Faturamento(E) &= PetroleoFaturamento(E) + DerivadoFaturamento(E) \\
 Custo(E) &= PetroleoCusto(E) + DerivadoCusto(E) + Frete(E)
 \end{aligned} \tag{7.48}$$

Formalmente :

$$\begin{aligned}
PetroleoFaturamento(E) &= \sum_{Co\tau} ContrVendaPrc_{Co\tau} \cdot v_{Co\tau}^- + \sum_{o\tau} SMcompraPrc_{o\tau} \cdot v_{Go\tau}^+ \\
DerivadoFaturamento(E) &= \sum_{bd\tau} prc_{d\tau} \cdot dm_{bd\tau} + \sum_{Cd\tau} ContrVendaPrc_{Cd\tau} \cdot v_{Cd\tau}^- + \\
&\quad + \sum_{d\tau} SMcompraPrc_{d\tau} \cdot v_{Gd\tau}^+ \\
PetroleoCusto(E) &= \sum_{\wp o\tau} extCusto_{\wp o\tau} \cdot extTaxa_{\wp o\tau} + \sum_{Co\tau} ContrCompraPrc_{Co\tau} \cdot v_{Co\tau}^+ + \\
&\quad + \sum_{o\tau} SMvendaPrc_{o\tau} \cdot v_{Go\tau}^- \\
DerivadoCusto(E) &= \sum_{rd\tau} prdCusto_{rd} \cdot Sai_d(plan_{r\tau}) + \sum_{Cd\tau} ContrCompraPrc_{Cd\tau} \cdot v_{Cd\tau}^+ + \\
&\quad + \sum_{d\tau} SMvendaPrc_{d\tau} \cdot v_{Gd\tau}^-
\end{aligned} \tag{7.49}$$

Na função objetivo do problema tratado são utilizadas variáveis e parâmetros definidos ao longo de todo este capítulo, e que são resumidos em seguida para melhor legibilidade e compreensão:

- $dm_{bd\tau}$: demanda total esperada do derivado d na área comercial da base b (refinaria r ou terminal t) durante o período τ ;
- $prc_{p\tau}$: preço de venda de uma unidade do produto p no mercado da EE durante o período τ ;
- $ContrVendaPrc_{Cp\tau}$: preço de venda no contrato com o continente C de uma unidade do produto p durante o período τ ;
- $ContrCompraPrc_{Cp\tau}$: preço de compra no contrato com o continente C de uma unidade do produto p durante o período τ ;
- $SMcompraPrc_{p\tau}$: preço ao qual SM compra uma unidade do produto p durante o período τ ;
- $SMvendaPrc_{p\tau}$: preço ao qual SM vende uma unidade do produto p durante o período τ ;
- $extTaxa_{\wp o\tau}$: quantidade de petróleo o extraído na plataforma $\wp$ durante o período de tempo τ ;
- $extCusto_{\wp o\tau}$: custo de extração de petróleo o na plataforma $\wp$ durante o período de tempo τ ;

- $prdCusto_{rd}$: custo de produção de uma unidade do derivado d na refinaria r ;
- $estq_{bp\tau}$ representa o nível de estoque do produto p (derivado d ou tipo de petróleo o) na base b (refinaria r ou terminal t) ao final do período de tempo τ ;
- $plan_{r\tau}$ representa o plano de produção adotado pela refinaria r durante o período de tempo τ ;
- $Sai_d(plan_{r\tau})$ representa as quantidades de cada derivado d que são produzidas na refinaria r durante o período de tempo τ utilizando o plano de produção $plan_{r\tau}$;
- $v_{\alpha p\tau}$ representa a variável emergente do holon α (global G , continente C , região R , refinaria r , terminal t e plataforma ϕ), i.e., a diferença entre as quantidades de entrada e saída do produto p (derivado d ou tipo de petróleo o) neste holon durante o período τ .

Além da representação utilizada na Seção 7.3.6 para variáveis emergentes, foi tirado proveito também da sua notação, que denota por “+” a disponibilidade e “-” a necessidade de um certo produto no holon correspondente. Por outro lado, um contrato de venda ou compra é da EE com outros continentes (diferentes daquele da própria empresa). Assim, quando existe um contrato venda de um derivado, por exemplo, aparece um termo $\Delta_{Cd\tau}^-$, significando que o continente C necessita aquele derivado, enquanto no caso contrário, contrato de compra, é a vez de um termo $\Delta_{Cd\tau}^+$, significando que C tem aquele derivado disponível.

Cumprе ressaltar que a exigência da propriedade monotônica para a função objetivo não foi desrespeitada, pois apesar do lucro ser formado tanto por ganhos quanto por perdas, na chamada de cada algoritmo de otimização $AO_{\eta i}$ estes termos envolvendo variáveis não se misturam, sendo ou positivos ou negativos. Além disso, não faz sentido considerar dentro da função objetivo um termo associado com o custo financeiro de estocagem dentro do modelo holônico. A visão holística e integrada do modelo já leva necessariamente em conta a perda ou não de oportunidade no uso do estoque com relação ao lucro total contabilizado pela própria função objetivo.

7.4 Modelo Formal do Planejamento Integrado

Foi visto na Seção 6.3 que um HCOP é formalizado como uma tupla

$$(H, R, V, Dv, X, Dx, E, F, AO).$$

Levando em conta o conteúdo deste capítulo, o problema de planejamento integrado pode ser modelado pela tupla específica, cujos elementos são mostrados a seguir:

- $H = \{H_0, \dots, H_4\}$, onde :
 - $H_0 = \{..., \text{ProdutorDerivado}_{r\tau_0}, \text{GerenciadorEstoque}_{r\tau_0}, \text{Comercial}_{r\tau_0}, \text{LogísticaInterna}_{r\tau_0}, ..., \text{GerenciadorEstoque}_{t\tau_0}, \text{Comercial}_{t\tau_0}, \text{LogísticaInterna}_{t\tau_0}, ...\}$
 - $H_1 = \{..., \text{Refinaria}_{r\tau_1}, ..., \text{Terminal}_{t\tau_1}, ..., \text{PlataformaPetróleo}_{\varphi\tau_1}, ..., \text{LogísticaRegional}_{R\tau_1}, ...\}$
 - $H_2 = \{..., \text{Região}_{R\tau_2}, ..., \text{LogísticaContinental}_{C\tau_2}, ...\}$
 - $H_3 = \{..., \text{Continente}_{C\tau_3}, ..., \text{LogísticaGlobal}_{\tau_3}\}$
 - $H_4 = \{\text{EE}_{\tau_4}\}$
- $R = \{r_1, \dots, r_R\}$
 - $\eta = 0$:
 - * $\text{LogísticaInterna}_{r\tau_0}$ é o cabeça do holon $\text{Refinaria}_{r\tau_1}$;
 - * $\text{ProdutorDerivado}_{r\tau_0}$, $\text{GerênciaEstoques}_{r\tau_0}$ e $\text{Comercial}_{r\tau_0}$ são as partes do holon $\text{Refinaria}_{r\tau_1}$;
 - * $\text{LogísticaInterna}_{t\tau_0}$ é o cabeça do holon $\text{Terminal}_{t\tau_1}$;
 - * $\text{GerênciaEstoques}_{t\tau_0}$ e $\text{Comercial}_{t\tau_0}$ são as partes do holon $\text{Terminal}_{t\tau_1}$;
 - $\eta = 1$:
 - * $\text{LogísticaRegional}_{R\tau_1}$ é o cabeça do holon $\text{Região}_{R\tau_2}$;
 - * $\text{Refinaria}_{r\tau_1}, ..., \text{Terminal}_{t\tau_1}, ..., \text{PlataformaPetróleo}_{\varphi\tau_1}$ são as partes do holon $\text{Região}_{R\tau_2}$;
 - $\eta = 2$:
 - * $\text{LogísticaContinental}_{C\tau_2}$ é o cabeça do holon $\text{Continente}_{C\tau_3}$;
 - * $\text{Região}_{R\tau_2}, ...$ são as partes do holon $\text{Continente}_{C\tau_3}$;
 - $\eta = 3$:
 - * $\text{LogísticaGlobal}_{\tau_3}$ é o cabeça do holon EE_{τ_4} ;
 - * $\text{Continente}_{C\tau_3}, ...$ são as partes do holon EE_{τ_4} .
- $V = \{Rv_{01\tau_0}, ..., Rv_{\eta i\tau}, ..., v_{41\tau_4}\}$
 - variável de decisão:
 - * $Rplan_{r\tau_0}$, representa o plano de produção adotado pela refinaria r durante o período de tempo $\tau_0 \in \{1, \dots, T\}$, onde $\tau_0 = \tau_1$;

* $Restq_{b\tau_0}$, representa o nível de estoque do vetor de produtos na base b (refinaria r ou terminal t) ao final do período de tempo $\tau_0 \in \{1, \dots, T\}$, onde $\tau_0 = \tau_1$;

– variável emergente:

* $Rv_{\eta i \tau}$: diferença entre as quantidades de saída e entrada do vetor de produtos com relação à holon $h_{\eta i}$ durante o período τ .

- $Dv = \{DRv_{01\tau_0}, \dots, DRv_{\eta i \tau_\eta}, \dots, DRv_{41\tau_4}\}$

- $DRplan_r = \{p_{1r}, \dots, p_{ir}, \dots, p_{nPlanos_r}\}$

- $DRestq_{b\tau_0} = \{estoqueMin_{b\tau_0}, \dots, estoqueMax_{b\tau_0}\}$

- $X = \{Rx_{111}, \dots, Rx_{\eta i j_i}, \dots, Rx_{411}, \dots\}$

$Rf_{\eta kl \tau}$: fluxo de transporte do vetor de produtos durante o período τ e entre os subholons $h_{\eta k}$ e $h_{\eta l}$.

- $Dx = \{DRx_{111}, \dots, DRx_{\eta i j_i}, \dots, DRx_{411}, \dots\}$

- $DRf_{\eta kl \tau} = \{p_{zero}, \dots, Cp_Max_{\eta kl \tau}\}$, onde $p_{zero} \in \mathbb{Z}^n$

- $E = \{E_{11}, \dots, E_{\eta i}, \dots, E_{41}\}$

$$Rv_{\eta i \tau_\eta} = E_{\eta i} \left(Rv_{\eta-1 \alpha_1 \tau_{\eta-1}}, \dots, Rv_{\eta-1 \alpha_{B_{\eta i}} \tau_{\eta-1}} \right) = \sum_{\tau_{\eta-1}} \left(Rv_{\eta-1 \alpha_1 \tau_{\eta-1}} + \dots + Rv_{\eta-1 \alpha_{B_{\eta i}} \tau_{\eta-1}} \right)$$

- $F = \{F_{11}, \dots, F_{\eta i}, \dots, F_{41}\}$ é o conjunto de subconjuntos, um para cada holon $h_{\eta i}$, onde $F_{\eta i} = \{f_{\eta i 1}, \dots, f_{\eta i j}, \dots, f_{\eta i M_{\eta i}}\}$

- $AO = \{AO_{11}, \dots, AO_{\eta i}, \dots, AO_{41}\}$

– Cada $AO_{\eta i}$ é definido no submodelo logístico, que é recursivo para cada nível $\eta > 0$.

A função objetivo $\mathcal{FO} = \sum_{\eta=0}^4 \sum_{i=1}^{N_\eta} \sum_{j=1}^{M_{\eta i}} f_{\eta i j}$ é formada pelos seguintes termos:

1. $\eta = 0$:

(a) $\sum_{bd\tau_0} prc_{d\tau_0} \cdot dm_{bd\tau_0}$

• Constante

- Faturamento de vendas de produtos derivados d associadas a demandas da base b no tempo τ_0 ($\text{Comercial}_{b\tau_0}$)
- Tratado pelo submodelo de previsão de demanda e preços

$$(b) - \sum_{rd\tau_0} \text{prdCusto}_{rd} \cdot \text{Sai}_d(\text{plan}_{r\tau_0})$$

- Variáveis de decisão $\text{plan}_{r\tau_0}$
 - Custo de produção de produtos derivados d na refinaria r e no tempo τ_0
 - Tratado pelo submodelo de produção

2. $\eta = 1$:

$$(a) - \sum_{\varphi o \tau_1} \text{extCusto}_{\varphi o \tau_1} \cdot \text{extTaxa}_{\varphi o \tau_1}$$

- Constante
 - Custo de extração do petróleo o na plataforma φ e no tempo τ_1
 - Tratado pelo submodelo de previsão de extração de petróleo

$$(b) - \sum_{\tau_1} \sum_{klp} (Rf_{\eta=1\ k\ l\ \tau_1} \cdot c_{kl})$$

- Variáveis locais $Rf_{1\ k\ l\ \tau_1}$
- Custo de transporte de cada produto em cada arco de transporte definido pelos subholons associados k e l e no tempo τ_1 dentro do superholon Região $_{R\tau_2}$
- Tratado recursivamente pelo submodelo logístico

3. $\eta = 2$:

$$- \sum_{\tau_2} \sum_{klp} (Rf_{\eta=2\ k\ l\ \tau_2} \cdot c_{kl})$$

- Variáveis locais $Rf_{2\ k\ l\ \tau_2}$
 - Custo de transporte de cada produto em cada arco de transporte definido pelos subholons associados k e l e no tempo τ_3 dentro do superholon Continente $_{C\tau_3}$
 - Tratado recursivamente pelo submodelo logístico

4. $\eta = 3$:

$$\sum_{Cp\tau_3} \text{ContrVendaPrc}_{Cp\tau_3} \cdot v_{Cp\tau_3}^-$$

- Variáveis emergentes $v_{Cp\tau_3}$

- Faturamento de venda de cada produto p através de contrato com cada continente C e no tempo τ_3

$$- \sum_{Cp\tau_3} \text{ContrCompraPr} c_{Cp\tau_3} \cdot v_{Cp\tau_3}^+$$

- Variáveis emergentes $v_{Cp\tau_3}$

- Custo da compra de venda de cada produto p através de contrato com cada continente C e no tempo τ_3

$$- \sum_{\tau_3} \sum_{klp} (Rf_{\eta=3kl\tau} \cdot c_{kl})$$

- Variáveis locais $Rf_{3klp\tau_3}$

- Custo de transporte de cada produto em cada arco de transporte definido pelos subholons associados k e l e no tempo τ_3 dentro do superholon global EE_{τ_4}
- Tratado recursivamente pelo submodelo logístico

Na Seção 6.3 de formalização do HCOP foi descrita as restrições deste tipo de problema. Na Seção 7.3.3 deste capítulo foi discutida a restrição de agregação, que pode envolver tanto o espaço quanto o tempo. Entretanto, na modelagem do problema de planejamento integrado como um HCOP apareceu a necessidade prática de uma nova restrição holônica denominada *composição*, como uma subclasse da restrição *agregação*, onde a escala de espaço e de tempo entre o superholon e os seus subholons coincidem. Um exemplo da restrição *composição* acontece entre uma refinaria e seu *Produtor de Derivados* (unidade de produção dentro da refinaria), que estão nos níveis 1 e 0 do modelo holônico, respectivamente. A refinaria e sua unidade de produção estão praticamente no mesmo local dentro da escala espacial considerada, e seus processos estão também em uma mesma escala de tempo. Por este motivo, aparece a relação $\tau_0 = \tau_1$ na formalização do problema de planejamento nesta seção. A Fig. 29 mostra todas as restrições disponíveis do HCOP, inclusive a *composição*.

7.5 Representação XML de Instâncias de HCOPs Complexos

Na Seção 6.6 foi apresentada a extensão do formato XCSP, que foi criado para os problemas de restrição distribuída, para a representação de instâncias do HCOP. Com a modelagem do Problema do Planejamento Integrado da Cadeia Suprimentos da Indústria do Petróleo como um HCOP, apareceu a necessidade de novas construções que incluíssem informações relevantes para HCOP com subproblemas locais complexos. A extensão feita no capítulo anterior para um

Figura 29: Conjunto Completo das Restrições do HCOP Complexo

HCOP genérico foi necessária para a realização de uma parte dos experimentos, como veremos no Capítulo 8. Entretanto, esta nova extensão do formato XCSP para HCOP complexo foi fundamental para a representação das instâncias do problema do planejamento integrado da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo tratado neste trabalho e, consequentemente, para a realização dos experimentos associados à este problema. Para isso, foram introduzidos as variáveis reais e seus domínios correspondentes na forma de vetores, que exprimem melhor o problema real. Além disso, foi incluído o tempo, que é de enorme importância para descrever os processos reais.

O Anexo C resume as características da representação de instâncias de um HCOP genérico, e também de um HCOP complexo através de XML.

7.6 Conclusão

Com relação aos desafios para a integração otimizada do planejamento apresentados na Seção 3.4 do capítulo 3, a seguir serão mostradas as conclusões a respeito de como o modelo deste trabalho responde a estes desafios:

Multi-Escala Espacial e Temporal Através da restrição holônica de agregação, é possível conseguir uma flexibilidade adequada para ajustar tanto os fatores geográficos e funcionais quanto os relativos ao tempo de forma conjunta. O modelo holônico oferece uma ajuda para lidar com grandes escalas espaciais e temporais simultaneamente, dividindo o problema em holons associados a fatias de espaço e tempo de acordo com o nível holônico considerado.

Assim, é possível integrar tanto decisões relativas a locais muito distantes quanto a tempos com escalas muito diferentes.

Tático e Operacional Os processos do nível tático e aqueles do nível operacional são feitos em tempos harmonizados, mas diferentes (nível tático com unidade de tempo de mês ou semana, enquanto o nível operacional com unidade semana ou dia), evitando resolver o problema conjunto no horizonte mais longo do nível operacional. Ao contrário, o objetivo passa a ser a solução dos diversos subproblemas associados a cada holon, que tem um algoritmo de otimização específico.

Com relação ao problema de escalonamento viável associado com as metas de produção, os escalonamentos inviáveis não sobrevivem no nível operacional. Assim, somente os escalonamentos viáveis, e dentro de uma ordem definida pelas suas utilidades, “sobem” para o nível tático. Portanto o planejamento e o escalonamento são automaticamente consistentes. Ou existem uma ou mais soluções que satisfazem os dois níveis, e neste caso se escolhe a de maior utilidade, ou não existem soluções viáveis.

Considerar os períodos mais imediatos e agregar aqueles posteriores A agregação holônica é naturalmente adequada para ser usada no método de agregação dos períodos de tempo posteriores, devido tanto a seu caráter holônico quanto sua natureza distribuída, a fim de reduzir a dimensão do problema. Assim, são consideradas as informações imediatas e locais dos primeiros períodos de tempo, que podem ser levadas em conta no nível mais acima. Mas nos próximos períodos, onde a confiabilidade das informações se torna cada vez menor, podendo, inclusive, mudar a qualquer momento, os holons relacionados ao nível de planejamento tático podem se tornar holons atômicos, e, desta forma, ignorar os subholons associados ao nível operacional, onde os escalonamentos são feitos. Fica evidente a sua natureza distribuída como alternativa ao tratamento das incertezas.

Modelos substitutos *off-line* Os modelos substitutos *off-line* se adequam naturalmente ao modelo deste trabalho, onde o problema em foco foi tratado como um HCOP, que é um caso especial de CSP. Eles se constituem em um método alternativo para a geração de uma descrição precisa, mas computacionalmente tratável, através de execuções de submodelos operacionais no modo *off-line*. O objetivo desta abordagem é definir uma região viável do espaço de soluções a ser utilizada em um nível mais acima. A geração destes espaços pode ser intensiva em termo de recursos, mas uma vez que são gerados *off-line*, podem ser incorporados pelo modelo principal.

Esforço Computacional No ponto de vista centralizado, uma solução de um possível modelo em grande escala do problema real de planejamento integrado com otimização iria exigir recursos computacionais significativos e novas arquiteturas dentro desta área.

Uma abordagem que surgiu na última década é disponibilizar os recursos computacionais na forma de uma grade computacional ou cluster, que é uma coleção de processadores heterogêneos de baixo acoplamento e pontencialmente distribuídos geograficamente. Por outro lado, o modelo proposto divide o problema completo em uma rede de vários subproblemas, compartilham o esforço de solução. Isto, por si só, já o coloca em vantagem. Entretanto, como este modelo é distribuído, os recursos computacionais já estão naturalmente distribuídos geograficamente, acarretando um efeito colateral benéfico na paralelização do processamento, embora não tenha sido isto a motivação original.

Comparação com outras Estratégias de Solução Vimos na Seção 3.6 que as estratégias de solução do problema do planejamento otimizado podem ser classificadas em três categorias: métodos hierárquicos, métodos iterativos e métodos *full-space*.

Tanto os métodos hierárquicos quanto os métodos iterativos decompõem o problema em um subproblema mestre (alto nível) utilizado para determinar as decisões de alto nível e em um subproblema escravo (baixo nível) com soluções mais detalhadas. Uma diferença básica entre eles é que nos primeiros o fluxo de informações é somente do subproblema mestre para o subproblema escravo, enquanto nos últimos existe um ciclo de realimentação do submodelo escravo de volta ao submodelo mestre. A principal desvantagem dos métodos hierárquicos é que se não existe uma solução no nível operacional, uma solução subótima é procurada.

Quanto aos métodos iterativos, quando a solução do subproblema mestre é inviável ou subótima, eles executam o ciclo de realimentação, cujo objetivo é encontrar as decisões de alto nível verdadeiramente ótimas. Em princípio, estes métodos são melhores que os hierárquicos em relação à otimalidade da solução, mas não existe garantia na duração total dos ciclos de realimentação, e mesmo se eles convergem.

A estratégia do modelo holônico e distribuído deste trabalho não pertence nem aos métodos hierárquicos, nem aos métodos iterativos. De fato, a rede holônica não é uma hierarquia tradicional, mas uma heterarquia específica chamada holarquia. Assim, o modelo holônico não funciona a partir do holon global para baixo, e também não realiza iterações entre camadas como acontece nos métodos iterativos, já que os níveis mais altos na hierarquia não estão diretamente em comunicação com os de baixo mais distantes, e vice versa. A informação é transmitida através de "canais de regulação" providos pelos holons cabeça, um nível de cada

vez. Na verdade, o processo de solução se inicia na camada fundamental, onde estão os holons atômicos (nível operacional), e evolui através de cada nível, até o holon global, onde a solução é gerada levando em conta o processamento de todos os holons. Por isso, o meta-algoritmo baseado em programação dinâmica se adequa melhor com o modelo holônico, como será provado no próximo capítulo.

Com relação à terceira estratégia de solução, ela é a que se aproxima mais da usada pelo modelo holônico. Ela é formada pelos métodos *full-space*, que possuem uma formulação integrada contendo os submodelos pertinentes para cada período de planejamento e sua solução provê todas as informações necessárias. Sua desvantagem é que estes modelos são difíceis de resolver e requerem métodos de solução avançados. Modelos de escalonamento, por si só, são de difícil solução, apesar de só cobrir um horizonte de apenas alguns dias. Se o mesmo nível de detalhe for mantido, a integração com o planejamento no nível acima leva o problema para o horizonte de vários meses, o que resulta em modelos intratáveis computacionalmente. As técnicas de solução principais deste método são duas:

- decomposição espacial, que é baseada na interconexão entre bases (neste caso, refinarias, terminais, etc), que são otimizadas individualmente para todos os períodos de tempo. Finalmente estas otimizações são agregadas;
- decomposição temporal, que é baseada na interconexão entre períodos de tempo, de forma que o planejamento total (produção e logístico) de todas as bases pode ser otimizado independentemente em cada período de tempo. Finalmente estas otimizações são agregadas.

Como já foi dito, a modelagem holônica utiliza estas duas técnicas naturalmente, e o faz de forma bastante flexível. A definição de cada holon no processo de modelagem é uma forma particular do método de decomposição, que pode ser tanto espacial quanto temporal. Assim, a decomposição espacial leva em conta critérios geográficos e também o nível de integração dos transportes. Por outro lado, a decomposição temporal leva em conta os períodos de tempo, que se tornam gradualmente mais longos na direção do holon global.

No processo de solução, a restrição holônica de agregação caminha no sentido inverso, englobando os holons com relação ao espaço e ao tempo. Portanto, o modelo holônico realiza os dois processos de decomposição do *full-space* naturalmente. Mais do que isso, ele permite qualquer forma intermediária entre estes dois extremos durante a definição dos holons. Para isso, a chave para uma modelagem holônica bem-sucedida é a criação de holons guiada pela existência de algoritmos de otimização, que solucionam subproblemas do problema total modelado, e que são associados aos novos holons. A Fig. 30 ilustra o processo de modelagem e

Figura 30: Diagrama do Processo Holônico

solução do HCOP.

Finalmente, na estratégia de solução do modelo holônico, existe um grau de liberdade na definição do parâmetro “tamanho do domínio”, que interfere ao mesmo tempo na dificuldade do problema geral e no nível de qualidade da solução desejada.

8 *Experimentos*

8.1 Introdução

Neste capítulo são apresentados os experimentos realizados com o objetivo para mostrar primeiramente a eficiência de solucionar o HCOP através do HCOMA, e principalmente a viabilidade de utilizar o modelo HCOP para a representação do problema de planejamento integrado da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo com otimização. Por isso, estes experimentos foram conduzidos em 2 fases diferentes.

Na primeira fase os dois meta-algoritmos HCOMA foram comparados de forma a avaliar seu desempenho, e analisar suas diferenças e características. Além disso, estes foram também comparados com o solucionador centralizado. Para isso foi usado um HCOP genérico.

Na segunda fase II, levando em conta os resultados da fase anterior, o HCOMA foi utilizado e testado em um HCOP mais complexo, que é o problema de planejamento integrado com otimização modelado no capítulo anterior.

8.2 Ferramenta FRODO

Vimos na Seção 5.6 que o FRODO é uma ferramenta poderosa para experimentos com DCOPs. FRODO foi escolhido para os experimentos com HCOPs, porque ele contém embutido, os algoritmos ADOPT (MODI et al., 2003) e DPOP (PETCU; FALTINGS, 2004), que representam os dois tipos de algoritmos usados no desenvolvimento dos meta-algoritmos HCOMA. Além disso, foi mostrado que ele aceita instâncias no formato XML e possui integrado o solucionador centralizado JaCoP, que foi usado na fase I dos experimentos deste capítulo.

Dada a conveniência de se usar o FRODO versão 2.10.4 neste trabalho, surgiu imediatamente a necessidade de modificá-lo para trabalhos com o HCOP, e não apenas com DCOP. Já que no Capítulo 6 foi mostrada a motivação de se desenvolver os meta-algoritmos HCOMA, tornou-se imprescindível que estes meta-algoritmos fossem embutidos no FRODO. Antes de

mais nada, do FRODO teve de ser estudada em detalhes, e foi feito contato com os autores da ferramenta em busca de informações não disponíveis nos manuais. Assim, foram desenvolvidas as duas versões do meta-algoritmo, i.e., o HCOMA ADOPT, e o HCOMA DPOP. Para isso, foram utilizadas como base as versões de ambos os algoritmos já disponíveis no FRODO.

Para a fase I dos experimentos, foi usada a facilidade já existente de interagir com o JaCoP (solucionador centralizado), já existente de forma independente do FRODO.

Para a fase II, FRODO foi modificado levando em conta as características do HCOP com problemas locais complexos, i.e., para o planejamento integrado da cadeia do petróleo. Assim, foram implementados os conceitos de domínios vetoriais, cujo espaço é formado pelas n dimensões de produtos (produtos derivados + petróleos). Além disso, o FRODO foi adaptado para o tratamento do tempo, e foi criada uma interface entre ele e o solucionador centralizado OPL (IBM, 2009), que foi usado como solucionador centralizado na fase II. Para isso foi utilizada a biblioteca em Java FacadeOPL (FERBER, 2012), que permitiu a ativação e controle do modelo OPL dentro do próprio FRODO.

Além disso, foram implementadas as restrições holônicas já descritas nas seções 6.6 e 7.5. Assim, foram embutidas as seguintes restrições holônicas:

- *holonic: emergence*
 - entre superholon e sua cabeça
- *holonic: aggregation*
 - entre cabeça e membros do superholon
- *holonic: composition*
 - entre cabeça e membros do superholon
 - agregação no mesmo espaço e no mesmo tempo
- *holonic: local*
 - entre variáveis locais e variáveis holônicas

De maneira geral, o FRODO foi preparado para ler e interpretar os elementos criados na extensão feita ao superset do XCSP 2.1 para representar instâncias do HCOP tanto genérico (fase I) quanto complexo, associado ao problema de planejamento integrado (fase II). Isto permitiu que

os experimentos deste capítulo fossem realizados, já que todas as instâncias foram representadas com arquivos XML (vide Anexo C).

Para a fase II foi desenvolvido um preprocessador que tem como entrada um conjunto de arquivos XML que contêm todas as informações necessárias para a geração de uma instância do problema de planejamento integrado. Assim, este processamento fornece um arquivo XCSP 2.1 estendido para este tipo de problema, que pode então ser lido pelo FRODO no processo de busca da solução. A Fig. 31 mostra um esquema de todo o processo de solução, que envolve tanto o pré-processamento quanto a busca da solução a partir da leitura do arquivo XML principal que representa a instância. Ela mostra também todos os arquivos XML envolvidos.

Como já mencionado, os experimentos foram divididos em 2 fases diferentes. Na fase I os dois HCOMAs foram comparados entre si e também com o solucionador centralizado utilizado nesta etapa. Para isso foi usado um HCOP genérico, que permitiu esta comparação antes da fase II. Assim, estes resultados foram utilizados na última fase, de modo que o HCOMA pode ser testado no problema de planejamento integrado com otimização. As fases I e II são descritas a seguir.

8.3 Fase I: HCOP Genérico

8.3.1 Introdução

Nesta fase dos experimentos a máquina usada foi um PC com um Intel Core i3 processador 2.53 GHz e 4 GB RAM. A ferramenta para a execução dos meta-algoritmos HCOMA foi o FRODO versão 2.10.4, que foi modificado de modo a tratar o HCOP (vide Seção 8.2), e o solucionador centralizado utilizado foi o JaCoP versão 3.2.

8.3.2 Descrição dos Experimentos

Em muitos experimentos o problema de otimização distribuído utilizado é o Max-DisCSP aleatório, tal como o Max-CSP que é usado normalmente em avaliações experimentais de problemas de satisfação de restrições com otimização centralizados (COSP) (LARROSA; SCHIEX, 2004). O Max-DisCSP é uma subclasse dos problemas DCOP, onde todas as restrições são binárias e os custos são iguais a 0 ou 1. Eles são problemas de minimização, considerando um custo de 1 unidade para cada restrição violada, de forma que reduzir os custos significa minimizar o número de restrições que são violadas (MODI et al., 2003).

Figura 31: Fluxo do Processo de Solução

A razão de se usar tanto este tipo de problema em teste de algoritmos é que os parâmetros das instâncias do problema consideram as características mais importantes de um problema de restrições, como a densidade das restrições, o grau de rigidez destas restrições, o número de variáveis e o tamanho do domínio destas variáveis. Assim, foi criado um HCOP aleatório baseado no Max-DisCSP, que foi utilizado nesta fase dos experimentos. Ele é caracterizado por parâmetros holônicos pertinentes, que são os seguintes:

- η : número de camadas ou *níveis*;
- $nH = \sum_{\eta} |H_{\eta}|$: número de holons (= número das variáveis holônicas);
- $|X|$: número das variáveis locais (domínio binário), correspondente à densidade das restrições dentro dos holons;
- k : tamanho do domínio das variáveis holônicas;

A formalização das instâncias deste HCOP é apresentada a seguir através da especificação de cada um dos elementos da sua tupla $(H, R, V, Dv, X, Dx, E, F, AO)$:

- $H = \{H_0, \dots, H_{\eta_{max}}\}$, onde $0 < \eta_{max} \leq 3$
- $R = \{r_1, \dots, r_R\}$
 - Na topologia da holarquia cada superholon é constituído por 2 e até 4 subholons parte, além do subholon cabeça;
- $V = \{v_{01}, \dots, v_{\eta_i}, \dots, v_{\eta_{max}1}\}$, onde $0 < \eta_{max} \leq 3$
- $Dv = \{Dv_{01}, \dots, Dv_{\eta_i}, \dots, Dv_{\eta_{max}1}\}$, onde $0 < \eta_{max} \leq 3$
 - $Dv_{\eta_i} = \{1, 2, \dots, k\}$ e $k = 5 \mid 10 \mid 15$, assumindo um único valor ao longo de cada instância;
- $X = \{x_{011}, \dots, x_{\eta_i j}, \dots, x_{\eta_{max}-1 i_{max} j_{i_{max}}}\}$, onde $0 < \eta_{max} \leq 3$
 - Cada variável local $x_{\eta_i j}$ é ligada um par de variáveis holônicas v_{η_w} e v_{η_m} associadas a subholons do mesmo superholon. O número destas variáveis equivale à densidade das restrições no Max-DisCSP;
- $Dx = \{Dx_{011}, \dots, Dx_{\eta_i j}, \dots, Dx_{\eta_{max}-1 i_{max} j_{i_{max}}}\}$, onde $0 < \eta_{max} \leq 3$ e $Dx_{\eta_i j} = \{0, 1\}, \forall \eta, i, j$

- O domínio das variáveis locais equivale ao grau de rigidez das restrições no Max-DisCSP (0: rigidez fraca; 1: rigidez forte);

- $E = \{E_{11}, \dots, E_{\eta i}, \dots, E_{\eta_{max}1}\}$, onde $0 < \eta_{max} \leq 3$

Foi escolhida a função de emergência associada ao modelo do Problema de Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimento (vide 7.41). Assim, ela é a seguinte função linear com coeficientes unitários:

$$v_{\eta i} = E_{\eta i} \left(v_{\eta-1\alpha_1}, \dots, v_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}} \right) = v_{\eta-1\alpha_1} + \dots + v_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}}$$

- $F = \{F_{11}, \dots, F_{\eta i}, \dots, F_{\eta_{max}1}\}$, onde $0 < \eta_{max} \leq 3$, $F_{\eta i} = \{f_{\eta i1}, \dots, f_{\eta ij}, \dots, f_{\eta i M_{\eta i}}\}$ é associado ao superholon $h_{\eta i}$ e $M_{\eta i}$ é o número de subholons do superholon $h_{\eta i}$;

- Cada restrição valorada local $f_{\eta ij}$ entre cada par de variáveis holônicas $v_{\eta-1 w}$ e $v_{\eta-1 m}$ associadas a subholons e uma variável local $x_{\eta-1 ij}$ do mesmo superholon $h_{\eta i}$ é dada pela função da Eq. 8.1, onde o conjunto imagem é formado pelos custos 0 ou 1, tal como o Max-DisCSP;

$$f_{\eta ij} : Dv_{\eta-1 w} \times Dv_{\eta-1 m} \times Dx_{\eta-1 ij} \rightarrow \{0, 1\} \quad (8.1)$$

- $AO = \{AO_{11}, \dots, AO_{\eta i}, \dots, AO_{\eta_{max}1}\}$, onde $0 < \eta_{max} \leq 3$

- Cada $AO_{\eta i}$ associado ao superholon $h_{\eta i}$ encontra uma solução ótima para as restrições valoradas locais contidas no conjunto $F_{\eta i}$, satisfazendo a restrição n-ária $c_{\eta i} = \text{restrição} \left(v_{\eta i} == \left(v_{\eta-1\alpha_1} + \dots + v_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}} \right) \right)$ definida pela função de emergência $E_{\eta i}$.

A meta é encontrar a solução ótima para a função objetivo $\mathcal{FO} = \sum_{\eta=0}^{\eta_{max}} \sum_{i=1}^{N_{\eta}} \sum_{j=1}^{M_{\eta i}} f_{\eta ij}$, onde N_{η} é o número de holons no nível η e $M_{\eta i}$ é o número de subholons do superholon $h_{\eta i}$.

Apesar do HCOP ser genérico, os parâmetros que definem suas instâncias são relevantes também para um HCOP complexo. Assim, o número de variáveis locais pode crescer, bem como a rigidez das restrições do problema holônico local, de modo a se aproximar de problemas locais com grau de complexidade maior dentro de cada holon. Desta forma, a escolha deste problema foi importante por permitir que os resultados desta fase pudessem ser considerados

Figura 32: Gráfico do Tempo pelo Número de Holons

na fase seguinte, quando o problema é genuinamente complexo. Por este motivo, nesta fase foi escolhida uma função de emergência análoga à do problema de planejamento que será utilizado na fase II.

Nesta fase três algoritmos diferentes foram considerados: HCOMA ADOPT, HCOMA DPOP e JaCoP (solucionador centralizado). Eles foram testados em 86 instâncias, onde os parâmetros descritos mudaram de modo separado. A instância de referência consistiu dos seguintes valores de parâmetros:

- $\eta_{max} = 2$
- $nH = 13$
- $|X| = 3$
- $k = 5$

Os resultados obtidos são analisados na próxima subseção através de gráficos do tempo de solução em função de cada um destes parâmetros. Para maior facilidade, na análise dos resultados cada HCOMA é identificado pelo nome do algoritmo em que é baseado.

8.3.3 Análise dos Resultados

No gráfico da Fig. 32 relacionado ao número de holons, as três abordagens de solução tiveram uma variação exponencial em relação ao número de holons. Por isso, este gráfico utilizou uma escala logarítmica no eixo do tempo. O destaque negativo foi o ADOPT não só

Figura 33: Gráfico do Tempo pelo Tamanho do Domínio

Figura 34: Gráfico do Tempo pelo Número de Variáveis Locais

pelo seu desempenho, que foi o pior, mas também pela sua instabilidade. Por outro lado, o DPOP foi o de menor tempo ao longo de toda a evolução do número de holons. A surpresa foi a superação do solucionador centralizado pelo HCOMA DPOP, devido à sua natureza distribuída. Apesar do experimento não ter sido feito em um ambiente realmente paralelo, mas em uma simulação dentro de um único processador, a ferramenta FRODO disponibiliza a medição do *tempo simulado*, que tenta se aproximar do tempo real que seria obtido em uma situação em que cada holon executasse em separado.

O gráfico da Fig. 33 mostra que o HCOMA DPOP foi novamente o melhor entre os três, superando inclusive a opção centralizada. Devido à importância do tamanho do domínio para os problemas de restrições como uma das grandezas fundamentais na medida do grau de dificuldade na solução do problema associado, e a diferença de desempenho entre as três alternativas, este resultado mantém o HCOMA DPOP como a melhor opção, enquanto o HCOMA ADOPT como aquela com o pior desempenho.

O resultado do gráfico da Fig. 34 confirma a superioridade do HCOMA DPOP em relação

Figura 35: Gráfico do Tempo pelo Número de Camadas

aos outros para qualquer número de variáveis locais. Seu tempo de solução evolui praticamente de forma linear com o crescimento do número de variáveis.

Finalmente, o parâmetro número de camadas mostrado no gráfico da Fig. 35 não só confirma os resultados anteriores, mas pelo significado que tem para o modelo holônico, é possível concluir que o HCOMA DPOP é o meta-algoritmo por excelência para ser utilizado na solução do HCOP.

Como foi dito na Seção 6.5, HCOMA ADOPT tem como vantagem o processamento síncrono, o que resultaria em um maior paralelismo no tratamento dos diversos holons. Entretanto, ele apresenta um comportamento que mistura os diversos níveis da holarquia durante seu processo de solução. Em outras palavras, cada algoritmo de otimização, em geral, é chamado várias vezes, de modo que era previsível que seu desempenho fosse ruim no caso do HCOP.

Por outro lado, HCOMA DPOP se adequa melhor às características da organização holônica, pois sendo baseado em programação dinâmica, é também recursivo por natureza. Além disso, ele chama cada algoritmo de otimização uma única vez, o que sugere uma maior eficiência. De fato, na conclusão do capítulo anterior, foi descrito que na estratégia holônica para a solução do HCOP deve-se iniciar na camada fundamental com os holons atômicos e evoluir através de cada nível, até o holon global, onde a solução é gerada levando em conta o processamento de todos os holons. Este é exatamente o funcionamento do HCOMA DPOP (vide Seção 6.5.3). Uma possível desvantagem deste meta-algoritmo, que é herdado do algoritmo DPOP, é relacionado como o tamanho de suas mensagens. No entanto, como este HCOMA foi baseado na versão original DTREE do DPOP, ele mantém um tamanho fixo de mensagens.

	Fase I	Fase II	Conclusão
Núm. de Camadas	2 a 4	5	Como a ordem de grandeza é a mesma, a conclusão obtida para este número vale também para a fase II.
Núm. Holons	3 a 85	221	A vantagem do HCOMA DPOP é mantida à medida que este número aumenta. Portanto sua escolha é válida na fase II.
Núm. de Variáveis Locais	0 a 15	muito grande	A vantagem do HCOMA DPOP é mantida à medida que este número aumenta. Portanto sua escolha é válida na fase II.
Tamanho dos Domínios	5 a 15	5 a 180	A vantagem do HCOMA DPOP é maior à medida que este número aumenta, aumentando a vantagem do seu uso na fase II.

Tabela 5: Comparação entre a Fase I e a Fase II

8.3.4 Resumo dos Resultados

Uma comparação prévia entre as características das instâncias dos problemas da fase I e da fase II, juntamente com os resultados obtidos na fase I, mostram a relevância destes experimentos como preparação para a fase II em seguida. Os resultados apontaram o HCOMA DPOP como a melhor escolha para resolver um HCOP. Assim, o objetivo desta seção é confirmar antecipadamente a conveniência de usar este algoritmo na fase II, dado que a diferença entre ele e a outra opção foi significativa. Na Tab. 5 foi analisado cada um dos parâmetros utilizados com a comparação dos valores entre as instâncias de ambas as fases.

Apesar das diferenças entre o problema da fase I, que é um HCOP genérico, e o problema de planejamento integrado da fase II, que é bem mais complexo, é possível comparar suas características pertinentes e concluir pelo uso único do HCOMA DPOP na fase II. As comparações feitas acima nos levam a prever um predomínio ainda maior do meta-algoritmo escolhido em relação ao outro na fase II, se ambos fossem utilizados. Portanto, o HCOMA DPOP será o único meta-algoritmo a ser usado na fase II dos experimentos, que poderá ser chamado apenas de HCOMA. Foi este o objetivo desta primeira fase, que utilizou instâncias de HCOP, que, por definição, satisfazem os requisitos formais deste tipo de problema apresentados na Seção 6.3. Por outro lado, a próxima fase mostra as vantagens e a viabilidade de se modelar o problema do planejamento integrado da cadeia de suprimentos como um HCOP.

8.4 Fase II: Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimento do Petróleo como HCOP

8.4.1 Introdução

No Cap. 7 o problema de Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo foi modelado como um HCOP. O objetivo da fase II dos experimentos é avaliar a viabilidade e o desempenho do modelo holônico distribuído proposto para este problema, levando em conta um caso de estudo representativo em relação ao problema real e comparando como o procedimento usual de solução.

Tal como na fase I, a máquina usada nesta fase dos experimentos foi um PC com um Intel Core i3 processador 2.53 GHz e 4 GB RAM. A ferramenta para a execução dos meta-algoritmos HCOMA foi o FRODO versão 2.10.4, e o solucionador centralizado utilizado desta vez foi o OPL. O submodelo logístico (vide Seção 7.3.5) utilizado foi desenvolvido na forma de um modelo MILP (vide Seção 3.5.1) utilizando o IBM ILOG CPLEX Optimization Studio versão 12.2 como ferramenta de modelagem. O submodelo de produção empregado foi, de um lado, a parte do sistema de planejamento centralizado dedicada às refinarias, bem como o sistema de programação de produção de cada refinaria específica, ambos da empresa PETROBRAS S.A.

8.4.2 Descrição do Caso de Estudo

Os dados fornecidos para este caso de estudo foram baseados no histórico de dados reais da empresa PETROBRAS S.A. ao longo do primeiro semestre de 2012. Quanto ao escopo e topologia considerados, eles são um subconjunto da cadeia real existente e contém 3 regiões (sul, centro e leste) com 6 refinarias e 12 terminais, sendo 6 terrestres e 6 marítimos. As refinarias são coordenadas centralizadamente, o suprimento de petróleo é compartilhado, e as refinarias colaboram para satisfazer uma dada demanda do mercado. As refinarias são supridas por 2 grupos de petróleos produzidos em 7 plataformas de extração (vide Tab. 7), e 1 grupo de petróleos importados. O petróleos foram classificados em grupos de acordo com seu índice API e procedência (vide Tab. 6) (IPI, 2012).

Continente		glp		gasolina		querosene		diesel		oc	
	M m3 - \$	Qtde	Preço	Qtde	Preço	Qtde	Preço	Qtde	Preço	Qtde	Preço
África	compra	0	-	0	-	0	-	0	-	0	-
	venda	100	409	0	-	0	-	0	-	0	-
America do Norte	compra	0	-	0	-	0	-	0	-	380	636
	venda	0	-	200	784	0	-	556	777	0	-
Ásia	compra	0	-	0	-	0	-	0	-	610	633
	venda	0	-	100	695	140	773	344	782	0	-
Europa	compra	0	-	0	-	0	-	0	-	100	630
	venda	0	-	900	676	0	-	0	-	0	-
Oriente Médio	compra	0	-	0	-	0	-	0	-	0	-
	venda	0	-	0	-	200	764	0	-	0	-

Tabela 9: Relação de Contratos para Derivados

- $P_2 = 1$ mês (baixo nível tático)
- $P_1 = P_0 = 1$ semana (nível operacional)

No nível fundamental ($\eta = 0$) estão as unidades operacionais das bases, que podem ser refinarias, terminais e plataformas, enquanto no nível seguinte ($\eta = 1$) estão estas últimas. Assim, os elementos destes dois níveis praticamente coincidem tanto no espaço quanto no tempo.

Foram considerados contratos com cada um dos 5 continentes envolvidos, onde podem ser vendidos ou comprados produtos, derivados e/ou petróleo, que são mostrados nas Tabs. 9 e 10, que mostram também os preços correspondentes.

Caso seja necessário ainda a compra ou venda destes produtos por ou para Spot Market, existem limitações tanto de compra quanto de venda de acordo com as Tabelas 11 e 12, que mostram também os preços correspondentes para os derivados e petróleo, respectivamente.

A Fig. 36 ilustra o escopo do caso de estudo considerado, bem como sua organização holônica e interna. Devido à dificuldade de visualização o nível fundamental é omitido.

8.4.3 Formalização da Instância do Caso de Estudo

Na Seção 7.4 foi feita a formulação para o problema de planejamento integrado geral descrito no início do Cap. 7. Assim, ela pôde ser utilizada como um *template* para a formulação da instância deste caso de estudo, que é mostrada a seguir através da especificação de cada um dos elementos da tupla ($H, R, V, Dv, X, Dx, E, F, AO$):

- $H = \{H_0, \dots, H_4\}$, onde :

Continente		leve		médio		pesado	
	M m3 - \$	Qtde	Preço	Qtde	Preço	Qtde	Preço
África	compra	0	-	0	-	0	-
	venda	1300	680	0	-	0	-
America do Norte	compra	0	-	1000	680	1638	640
	venda	0	-	0	-	0	-
Ásia	compra	0	-	1000	660	2273	642
	venda	0	-	0	-	0	-
Europa	compra	0	-	0	-	453	640
	venda	0	-	0	-	0	-
Oriente Médio	compra	0	-	0	-	0	-
	venda	1000	667	0	-	0	-

Tabela 10: Relação de Contratos para Petróleos

	glp		gasolina		querosene		diesel		oc	
M m3 - \$	Qtde	Preço	Qtde	Preço	Qtde	Preço	Qtde	Preço	Qtde	Preço
compra	1000	328	1000	669	1000	845	1000	663	1000	524
venda	1000	348	1000	711	1000	897	1000	703	1000	556

Tabela 11: Limitações e Preços de Venda e Compra do SpotMarket para Derivados

	leve		médio		pesado	
M m3 - \$	Qtde	Preço	Qtde	Preço	Qtde	Preço
compra	-	-	2000	630	1000	600
venda	3000	860	-	-	-	-

Tabela 12: Limitações e Preços de Venda e Compra do SpotMarket para Petróleos

Figura 36: Visão Geral do Escopo e Topologia do Caso de Estudo

- $H_0 = \{\text{ProdutorDerivado}_{Refinaria1\ \tau_0}, \text{GerênciaEstoques}_{Refinaria1\ \tau_0}, \text{Comercial}_{Refinaria1\ \tau_0}, \text{LogísticaInterna}_{Refinaria1\ \tau_0}, \dots, \text{ProdutorDerivado}_{Refinaria6\ \tau_0}, \text{GerênciaEstoques}_{Refinaria6\ \tau_0}, \text{Comercial}_{Refinaria6\ \tau_0}, \text{LogísticaInterna}_{Refinaria6\ \tau_0}, \text{GerenciadorEstoque}_{Terminal1\ \tau_0}, \text{Comercial}_{Terminal1\ \tau_0}, \text{LogísticaInterna}_{Terminal1\ \tau_0}, \dots, \text{GerenciadorEstoque}_{Terminal12\ \tau_0}, \text{Comercial}_{Terminal12\ \tau_0}, \text{LogísticaInterna}_{Terminal12\ \tau_0}\};$
 - $H_1 = \{\text{Refinaria1}_{\tau_1}, \text{Terminal1}_{\tau_1}, \dots, \text{Terminal3}_{\tau_1}, \text{LogísticaRegional}_{Sul\ \tau_1}, \text{Refinaria2}_{\tau_1}, \dots, \text{Refinaria4}_{\tau_1}, \text{Terminal4}_{\tau_1}, \dots, \text{Terminal8}_{\tau_1}, \text{Plataforma1}_{\tau_1}, \text{LogísticaRegional}_{Centro\ \tau_1}, \text{Refinaria5}_{\tau_1}, \text{Refinaria6}_{\tau_1}, \text{Terminal9}_{\tau_1}, \dots, \text{Terminal12}_{\tau_1}, \text{Plataforma2}_{\tau_1}, \dots, \text{Plataforma7}_{\tau_1}, \text{LogísticaRegional}_{Leste\ \tau_1}\};$
 - $H_2 = \{\text{Sul}_{\tau_2}, \text{Centro}_{\tau_2}, \text{Leste}_{\tau_2}, \text{LogísticaContinental}_{AmericaSul\ \tau_2}\};$
 - $H_3 = \{\text{Africa}_{\tau_3}, \text{AmericaNorte}_{\tau_3}, \text{AmericaSul}_{\tau_3}, \text{Asia}_{\tau_3}, \text{Europa}_{\tau_3}, \text{OrienteMédio}_{\tau_3}, \text{LogísticaGlobal}_{\tau_3}\};$
 - $H_4 = \{\text{EE}_{\tau_4}\}.$
- $R = \{r_1, \dots, r_R\}$
 - $\eta = 0$:
 - * $\text{LogísticaInterna}_{Refinaria1\ \tau_0}, \dots, \text{LogísticaInterna}_{Refinaria6\ \tau_0}$ são os cabeças dos holons $\text{Refinaria1}_{\tau_1}, \dots, \text{Refinaria6}_{\tau_1}$, respectivamente;
 - * $\text{ProdutorDerivado}_{Refinaria1\ \tau_0}, \text{GerênciaEstoques}_{Refinaria1\ \tau_0}, \text{Comercial}_{Refinaria1\ \tau_0}, \dots, \text{ProdutorDerivado}_{Refinaria6\ \tau_0}, \text{GerênciaEstoques}_{Refinaria6\ \tau_0}, \text{Comercial}_{Refinaria6\ \tau_0}$ são as partes dos holons $\text{Refinaria1}_{\tau_1}, \dots, \text{Refinaria6}_{\tau_1}$, respectivamente;
 - * $\text{LogísticaInterna}_{Terminal1\ \tau_0}, \dots, \text{LogísticaInterna}_{Terminal12\ \tau_0}$ são os cabeças dos holons $\text{Terminal1}_{\tau_1}, \dots, \text{Terminal12}_{\tau_1}$, respectivamente;
 - * $\text{GerênciaEstoques}_{Terminal1\ \tau_0}, \text{Comercial}_{Terminal1\ \tau_0}, \dots, \text{GerênciaEstoques}_{Terminal12\ \tau_0}, \text{Comercial}_{Terminal12\ \tau_0}$ são as partes dos holons $\text{Terminal1}_{\tau_1}, \dots, \text{Terminal12}_{\tau_1}$, respectivamente;
 - $\eta = 1$:
 - * $\text{LogísticaRegional}_{Sul\ \tau_1}$ é o cabeça do holon Sul_{τ_2} ;
 - * $\text{Refinaria1}_{\tau_1}, \text{Terminal1}_{\tau_1}, \dots, \text{Terminal3}_{\tau_1}$ são as partes do holon Sul_{τ_2} ;

- * LogísticaRegional_{Centro τ_1} é o cabeça do holon Centro _{τ_2} ;
- * Refinaria2 _{τ_1} ,..., Refinaria4 _{τ_1} , Terminal4 _{τ_1} ,..., Terminal8 _{τ_1} , Plataforma1 _{τ_1} são as partes do holon Centro _{τ_2} ;
- * LogísticaRegional_{Leste τ_1} é o cabeça do holon Leste _{τ_2} ;
- * Refinaria5 _{τ_1} , Refinaria6 _{τ_1} , Terminal9 _{τ_1} ,..., Terminal12 _{τ_1} , Plataforma2 _{τ_1} ,..., Plataforma7 _{τ_1} são as partes do holon Leste _{τ_2} ;
- $\eta = 2$:
 - * LogísticaContinental_{AmericaSul τ_2} é o cabeça do holon AmericaSul _{τ_3} ;
 - * Sul _{τ_2} , Centro _{τ_2} , Leste _{τ_2} são as partes do holon AmericaSul _{τ_3} ;
- $\eta = 3$:
 - * LogísticaGlobal _{τ_3} é o cabeça do holon EE _{τ_4} ;
 - * Africa _{τ_3} , AmericaNorte _{τ_3} , AmericaSul _{τ_3} , Asia _{τ_3} , Europa _{τ_3} , OrienteMédio _{τ_3} são as partes do holon EE _{τ_4} .
- $V = \{Rv_{01\tau_0}, \dots, Rv_{\eta i\tau_\eta}, \dots, v_{41\tau_4}\}$
 - variáveis de decisão:
 - * $Rplan_{r\tau_0}$ representa o plano de produção adotado pela refinaria r durante o período de tempo $\tau_0 \in \{1, \dots, 8\}$, onde $\tau_0 \equiv \tau_1$;
 - * $Restq_{b\tau_1}$ representa o vetor de produtos do nível de estoque do produto na base b (refinaria r ou terminal t) ao final do período de tempo $\tau_1 \in \{1, \dots, 8\}$, onde $\tau_0 \equiv \tau_1$;
 - * variáveis emergentes:
 - $Rv_{\eta i\tau}$: o vetor da diferença entre as quantidades de saída e entrada de cada produto com relação à holon $h_{\eta i}$ durante o período τ_η .
 - $Dv = \{DRv_{01\tau_0}, \dots, DRv_{\eta i\tau_\eta}, \dots, DRv_{41\tau_4}\}$
 - * $DRplan_r = \{leve_r, medio_r, pesado_r\}$
 - * $DRestq_b = \{0, \dots, estoqueMax_b\}$
 - $X = \{Rf_{1k_1l_1\tau_1}, \dots, Rf_{\eta k_\eta l_\eta \tau_\eta}, \dots, Rf_{3k_3l_3\tau_3}, \dots\}$, onde $Rf_{\eta k l \tau_\eta}$: fluxo de transporte durante o período τ_η e entre os subholons $h_{\eta k}$ e $h_{\eta l}$.
 - $Dx = \{DRf_{1k_1l_1\tau_1}, \dots, DRf_{\eta k_\eta l_\eta \tau_\eta}, \dots, DRf_{3k_3l_3\tau_3}, \dots\}$
 - * $DRf_{\eta k l \tau_\eta} = \{p_{zero}, \dots, Cp_Max_{\eta k l \tau_\eta}\}$, onde $p_{zero} \in \mathbb{Z}^n$

- $E = \{E_{11}, \dots, E_{\eta i}, \dots, E_{41}\}$, onde cada restrição de emergência é dada por

$$Rv_{\eta i \tau_\eta} = E_{\eta i} \left(Rv_{\eta-1 \alpha_1 \tau_{\eta-1}}, \dots, Rv_{\eta-1 \alpha_{B_{\eta i}} \tau_{\eta-1}} \right) = \sum_{\tau_{\eta-1}} \left(Rv_{\eta-1 \alpha_1 \tau_{\eta-1}} + \dots + Rv_{\eta-1 \alpha_{B_{\eta i}} \tau_{\eta-1}} \right)$$
- $F = \{F_{11}, \dots, F_{\eta i}, \dots, F_{41}\}$ é o conjunto de subconjuntos, um para cada holon $h_{\eta i}$, onde $F_{\eta i} = \{f_{\eta i 1}, \dots, f_{\eta i j}, \dots, f_{\eta i M_{\eta i}}\}$
- $AO = \{AO_{11}, \dots, AO_{\eta i}, \dots, AO_{41}\}$
 - * Cada $AO_{\eta i}$ é definido no submodelo logístico, que é recursivo para cada nível $\eta > 0$.

A função objetivo $\mathcal{FO} = \sum_{\eta=0}^4 \sum_{i=1}^{N_\eta} \sum_{j=1}^{M_{\eta i}} f_{\eta i j}$ é formada pelos seguintes termos:

1. $\eta = 0$:

- (a) $\sum_{bd\tau_0} prc_{d\tau_0} \cdot dm_{bd\tau_0}$
 - * Constante com demandas $dm_{bd\tau_0}$ entre 10 e 318, e preços $prc_{d\tau_0}$ entre 250 e 870
 - * Faturamento de vendas de produtos derivados d associadas a demandas da base b no tempo τ_0 (Comercial $_b \tau_0$)
- (b) $-\sum_{rd\tau_0} prdCusto_{rd} \cdot Sai_d(plan_{r\tau_0})$
 - * Variáveis de decisão $plan_{r\tau_0}$ com $prdCusto_{rd} = 0$
 - * Custo de produção de produtos derivados d na refinaria r e no tempo τ_0

2. $\eta = 1$:

- (a) $-\sum_{\varphi o \tau_1} extCusto_{\varphi o \tau_1} \cdot extTaxa_{\varphi o \tau_1}$
 - * Constante com $extCusto_{\varphi o \tau_1} = 0$
 - * Custo de extração do petróleo o na plataforma φ e no tempo τ_1
- (b) $-\sum_{\tau} \sum_{klp} (f_{\eta=1 k l p \tau_1} \cdot c_{k l p})$
 - * Variáveis locais $f_{1 k l p \tau_1}$ com frete $c_{k l p} \simeq 1$
 - * Custo de transporte de cada produto p em cada arco de transporte definido pelos subholons associados k e l e no tempo τ_1 dentro dos superholons Sul $_{\tau_2}$, Centro $_{\tau_2}$ e Leste $_{\tau_2}$

3. $\eta = 2$:

- $-\sum_{\tau_2} \sum_{klp} (f_{\eta=2 k l p \tau_2} \cdot c_{k l p})$
 - * Variáveis locais $f_{2 k l p \tau_2}$ com frete $c_{k l p} \simeq 10$

- * Custo de transporte de cada produto p em cada arco de transporte definido pelos subholons associados k e l e no tempo τ_2 dentro do superholon $AmericaSul_{\tau_3}$

4. $\eta = 3$:

$$\sum_{Cp\tau_3} ContrVendaPrc_{Cp\tau_3} \cdot v_{Cp\tau_3}^-$$

- * Variáveis emergentes $v_{Cp\tau_3}$ com preços de venda $ContrVendaPrc_{Cp\tau_3} \simeq 650$

- * Faturamento de venda de cada produto p através de contrato com cada continente C e no tempo τ_3

$$- \sum_{Cp\tau_3} ContrCompraPrc_{Cp\tau_3} \cdot v_{Cp\tau_3}^+$$

- * Variáveis emergentes $v_{Cp\tau_3}$ com preços de compra $ContrCompraPrc_{Cp\tau_3}$ entre 400 e 1300

- * Custo da compra de venda de cada produto p através de contrato com cada continente C e no tempo τ_3

$$- \sum_{\tau_3} \sum_{klp} (f_{\eta=3klp\tau_3} \cdot c_{klp})$$

- * Variáveis locais $f_{3klp\tau_3}$ com frete $c_{klp} \simeq 20$

- * Custo de transporte de cada produto p em cada arco de transporte definido pelos subholons associados k e l e no tempo τ_3 dentro do superholon global EE_{τ_4} .

O vetor de produtos que aparece em todos resultados representa os produtos considerados na seguinte ordem:

$$\left(GLP, Gasolina, Querosene, Diesel, \acute{O}leoCombustível, Leve, Médio, Pesado \right)$$

8.4.4 Caso Padrão

Neste caso, foram consideradas situações rotineiras, sem o aparecimento de imprevistos. Na solução do planejamento integrado usando este cenário, que será chamado daqui para frente de cenário padrão, os submodelos propostos utilizam as características principais do planejador centralizado e suas simplificações, tais como o uso de modelos lineares na produção, sem considerar o escalonamento das atividades logísticas do nível operacional. Além disso, como tanto o

modelo distribuído holônico proposto quanto um planejador centralizado convencional são determinísticos, ambos não tratam a incerteza diretamente. Portanto, no caso padrão as possíveis vantagens do modelo proposto, como a sua natureza distribuída ou a utilização de submodelos não-lineares e de escalonamento no nível operacional, não aparecem. Assim, em princípio as diferenças de previsão obtidas entre ambos não devem ser muito grandes. E de fato o resultado obtido com este caso padrão está dentro de um tratando convencional relativo a dados representativos como aqueles do caso de estudo em questão. A próxima seção apresenta o processo de solução proposto nesta tese para o problema do planejamento integrado como um HCOP, e no Anexo D os resultados detalhados são mostrados. A variável emergente real $Rv_{4EE\tau_4}^*$ associada ao holon *global* Empresa Estendida é a variável principal da holarquia, a partir da qual é iniciada a fase 3 do HCOMA com a definição do valor da função objetivo na forma do lucro total, bem como da solução completa, que contempla todas as variáveis holônicas associadas também aos níveis inferiores. Assim, por uma questão de comodidade, a solução do caso padrão é representada a seguir pelos valores do lucro total e da variável emergente $Rv_{4EE\tau_4}^*$, onde cada componente equivale à compra ou venda extra de produtos por ou para SM. Esta mesma representação será utilizada mais adiante para os outros casos analisados neste capítulo.

Solução do Caso Padrão: Lucro = 8.859.130 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	14	0	161	245
Venda	62	26	45	90	0	91	0	0

8.4.5 Apresentação Resumida do Processo de Solução do Caso Padrão

Dentro da região Sul_{τ_2} há uma refinaria ($Refinaria1_{\tau_1}$) e 3 terminais no nível $\eta = 1$. Assim, no nível fundamental ($\eta = 0$), existem os holons atômicos $ProdutorDerivados_{Refinaria1\tau_0}$, $GerênciaEstoques_{Refinaria1\tau_0}$, $Comercial_{Refinaria1\tau_0}$, $LogísticaInterna_{Refinaria1\tau_0}$ e $GerenciadorEstoque_{Terminal1\tau_0}$, $Comercial_{Terminal1\tau_0}$, $LogísticaInterna_{Terminal1\tau_0}$ para cada um dos terminais ($Terminal1_{\tau_1}$, $Terminal2_{\tau_1}$ e $Terminal3_{\tau_1}$).

O $ProdutorDerivados_{Refinaria1\tau_0}$ recebe do submodelo de produção o seguinte domínio da sua variável de decisão plano de produção:

$$DRplan_{Refinaria1p} = \{leve_{Refinaria1}, medio_{Refinaria1}, pesado_{Refinaria1}\},$$

$$leve_{Refinaria1} = (8, 86, 30, 92, 82, -238, 0, 0),$$

$$medio_{Refinaria1} = (8, 58, 21, 73, 17, 0, -238, 0) \text{ e}$$

$$pesado_{Refinaria1} = (6, 47, 16, 70, 17, 0, 0, -238)$$

Cada elemento é associado com o processamento de um tipo de petróleo e representa a quantidade de entrada de petróleo e de saída otimizada para cada derivado dentro do período de tempo de uma semana, que vale no nível operacional (P_0).

O GerênciaEstoque_{b τ_0} tanto da *Refinaria1* _{τ_1} quanto dos terminais *Terminal1* _{τ_1} , *Terminal2* _{τ_1} e *Terminal3* _{τ_1} recebem como parâmetros de entrada os estoques inicial, mínimo e máximo de cada produto:

- *Refinaria1*

$$EstoqueInicial = (14, 131, 18, 110, 61, 0, 238, 0)$$

$$EstoqueMínimo = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$EstoqueMáximo = (36, 186, 47, 170, 100, 240, 240, 240)$$

- *Terminal1*

$$EstoqueInicial = (4, 3, 0, 31, 15, 0, 0, 0)$$

$$EstoqueMínimo = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$EstoqueMáximo = (5, 20, 10, 66, 38, 0, 0, 0)$$

- *Terminal2*

$$EstoqueInicial = (4, 3, 0, 17, 0, 0, 0, 0)$$

$$EstoqueMínimo = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$EstoqueMáximo = (5, 11, 10, 23, 10, 0, 0, 0)$$

- *Terminal3*

$$EstoqueInicial = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 238, 0)$$

$$EstoqueMínimo = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$EstoqueMáximo = (0, 0, 0, 0, 0, 260, 260, 260)$$

O holon Refinaria1 recebe o domínio da sua variável plano do seu ProdutorDerivado e tanto ele quanto os holons terminais recebem os parâmetros de estoque do seu respectivo GerenciadorEstoque, que equivale ao domínio da sua variável de estoque. Assim, estes holons enviam estas informações para o seu cabeça, que é o LogísticaRegional_{Sul τ_1} associado ao tempo τ_1 , iniciando a fase I do HCOMA. Após receber a mensagem READY de todos os subholons a LogísticaRegional é responsável pela chamada do algoritmo de otimização centralizado $AO_{\eta=2.Sul\tau_2}$

correspondente ao holon Sul_{τ_2} , que é representado pelo submodelo logístico instanciado para esta região. Outra responsabilidade do cabeça é tratar da restrição holônica associada a função de emergência (Eq. 6.8), neste caso:

$$Rv_{\eta=2 Sul \tau_2} = \sum_{\tau_1} (Rplan_{Refinaria1 \tau_1} + \sum_p (Restq_{Refinaria1 \tau_1} + Restq_{Terminal1 \tau_1} + Restq_{Terminal2 \tau_1} + Restq_{Terminal3 \tau_1})) \quad (8.2)$$

É possível construir o domínio da variável real $Rv_{2 Sul \tau}$ a partir das variáveis holônicas reais dos subholons do nível inferior, levando em conta a ordem total obtida a partir da utilidade associada a cada elemento deste domínio, neste caso o lucro (vide Eq. 7.8). Além disso, como o tamanho do domínio de qualquer variável emergente é definida a priori (vide Eq. 7.7), o seguinte domínio real foi obtido:

$$DRv_{2 Sul \tau_2} = \{elmin, \dots, elm_i, \dots, elmax\},$$

$$\text{onde } elmin = argmin_{elm} (lucro(elm)),$$

$$elmax = argmax_{elm} (lucro(elm)),$$

$$elm_i \in DRv_{2 Sul \tau_2} : elm_i = lucro^{-1}(lucro_i),$$

$$lucro_i = \frac{(lucroMax - lucroMin)}{tamanhoDominio - 1} i + lucroMin,$$

$$lucroMax = lucro(elmax)$$

$$\text{e } lucroMin = lucro(elmin)$$

A diferença de *lucro* entre os elementos sucessivos do domínio é dada por fator pro rata $\frac{(lucroMax - lucroMin)}{tamanhoDominio - 1} i$.

As utilidades *lucroMax* e *lucroMin* são obtidas por duas chamadas iniciais ao submodelo logístico associado ao holon Sul_{τ_2} pela LogísticaRegional, na primeira vez visando a maximização e na segunda a minimização. A partir daí o submodelo holístico é chamado iterativamente pelo mesmo cabeça para a obtenção dos valores das variáveis holônicas dos subholons, neste caso refinaria e terminais, respeitando a restrição holônica da Eq. 8.2 para cada elemento elm_i pro rata ao longo desta iteração. Para cada chamada do submodelo logístico, o LogísticaRegional recebe através das mensagens SOLUTION as soluções obtidas tanto para as variáveis $Rplan_{Refinaria1 \tau_1}$, $Restq_{Refinaria1 \tau_1}$ e $Restq_{Terminais1 \tau_1} \dots Restq_{Terminais3 \tau_1}$ (variáveis holônicas) quanto as variáveis fluxo de transporte $Rf_{\eta=1 base1 base2 \tau_1}$ entre 2 bases do holon Sul_{τ_2} (variáveis locais). Estas soluções são associadas ao valor da variável emergente

	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
compra	0	0	0	0	14	0	161	245
venda	62	26	45	90	0	91	0	0

Tabela 13: Solução de Venda e Compra do SpotMarket

$DRv_{2Sul\tau_2}$ correspondente, e todo o conjunto é guardado para uso posterior nas seguintes estruturas de dados:

$$\begin{aligned}
 Solução_Holônica[elm_i] &\leftarrow \left(Rv_{\eta-1\alpha_1\tau_1}^*, \dots, Rv_{\eta-1\alpha_{B_{\eta i}}\tau_1}^* \right)_{Rv_{2Sul\tau_2} \leftarrow elm_i} \\
 Solução_Local[elm_i] &\leftarrow \left(Rf_{base_i base_j \tau_1}^*, \dots, Rf_{base_i base_j \tau_1}^* \right)_{Rv_{2Sul\tau_2} \leftarrow elm_i}
 \end{aligned} \tag{8.3}$$

onde $elm_i \in DRv_{2Sul\tau_2}$.

O mesmo procedimento é repetido nos holons $Centro_{\tau_2}$ e $Leste_{\tau_2}$ simultaneamente pelos respectivos subholons cabeça dentro do nível $\eta = 2$. Estes cabeças representam seus holons correspondentes em relação ao cabeça do superholon, neste caso o holon LogísticaContinental $_{AmericaSul\tau_2}$ e o superholon $AmericaSul_{\tau_3}$ respectivamente. Assim, os holons Sul_{τ_2} , $Centro_{\tau_2}$ e $Leste_{\tau_2}$ enviam as informações dos domínios de suas variáveis holônicas para o seu cabeça, e depois a mensagem READY, quando a LogísticaContinental $_{AmericaSul\tau_2}$ aciona o algoritmo de otimização centralizado $AO_{3AmericaSul\tau_3}$ que é representado pelo submodelo logístico instanciado para este continente. Esta recursão prossegue até o holon global EE_{τ_4} , quando chega a fase 2 com a ativação do submodelo logístico relativo ao sistema total. Este último considera o subholon $AmericaSul_{\tau_3}$, que é o mais importante, bem como os outros subholons continentes, que são holons atômicos e possuem uma variável de decisão cujo domínio é unitário, e, portanto, já tem uma solução. Este valor coincide com o valor de compra ou venda associado ao respectivo continente (Tab. 9). Então a LogísticaGlobal $_{\tau_3}$ como representante do superholon EE_{τ_4} verificou os limites de venda e compra do SpotMarket (Tab. 11), determinando que existe uma solução viável definida pelos valores de compra e venda por ou para SM mostrados na Tab. 13, de modo a satisfazer toda a demanda dos clientes.

Assim, foi gerada a seguinte solução otimizada global associada à variável holônica emergente $Rv_{4EE\tau_4}$, que representa a solução do caso padrão:

$$Rv_{4EE\tau_4}^* = (-62, -26, -45, -90, 14, -91, 161, 245)$$

Neste momento é iniciado a fase 3 do HCOMA, onde o holon LogísticaGlobal $_{\tau_3}$, que é o cabeça do EE_{τ_4} , pode recuperar a solução tanto das variáveis holônicas dos seus subholons

quanto as variáveis locais do seu superholon, utilizando a estrutura de dados definida na Eq. 8.3 para guardar estas soluções no sentido inverso, como é mostrado a seguir:

$$(Rv_{3\text{AmericaSul}\tau_3}^*, Rv_{3\text{Africa}\tau_3}^*, \dots, Rv_{3\text{OrienteMedio}\tau_3}^*) \leftarrow \text{Solução_Holônica}[Rv_{4EE\tau_4}^*]$$

$$(Rf_{3\text{AfricaAmericaSul}\tau_3}^*, \dots, Rf_{3\text{OrienteMedioAmericaSul}\tau_3}^*) \leftarrow \text{Solução_Local}[Rv_{4EE\tau_4}^*]$$

As seguintes soluções das variáveis holônicas são enviadas para cada um dos seus subholons correspondentes através de uma mensagem VALUE:

$$Rv_{3\text{AmericaSul}\tau_3}^* = (-162, -1226, -385, -990, 1104, -2391, 2161, 4609)$$

$$Rv_{3\text{Europa}\tau_3}^* = (0, 900, 0, 0, -100, 0, 0, -453)$$

$$Rv_{3\text{AmericaNorte}\tau_3}^* = (0, 200, 0, 556, -380, 0, -1000, -1638)$$

$$Rv_{3\text{Africa}\tau_3}^* = (100, 0, 0, 0, 0, 1300, 0, 0)$$

$$Rv_{3\text{Asia}\tau_3}^* = (0, 100, 140, 344, -610, 0, -1000, -2273)$$

$$Rv_{3\text{OrienteMedio}\tau_3}^* = (0, 0, 200, 0, 0, 1000, 0, 0)$$

A solução obtida para as variáveis locais, i.e., os fluxos de transporte entre os continentes e o SM, foi a seguinte:

$$Rf_{3\text{AmericaSulEuropa}\tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 100, 0, 0, 453)$$

$$Rf_{3\text{EuropaAmericaSul}\tau_3}^* = (0, 900, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3\text{AmericaSulAmericaNorte}\tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 380, 0, 1000, 1638)$$

$$Rf_{3\text{AmericaNorteAmericaSul}\tau_3}^* = (0, 200, 0, 556, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3\text{AmericaSulAfrica}\tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3\text{AfricaAmericaSul}\tau_3}^* = (100, 0, 0, 0, 0, 1300, 0, 0)$$

$$Rf_{3\text{AmericaSulAsia}\tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 610, 0, 1000, 2273)$$

$$Rf_{3\text{AsiaAmericaSul}\tau_3}^* = (0, 100, 140, 344, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3\text{AmericaSulOrienteMedio}\tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3\text{OrienteMedioAmericaSul}\tau_3}^* = (0, 0, 200, 0, 0, 1000, 0, 0)$$

$$Rf_{3\text{AmericaSul}SM\tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 14, 0, 161, 245)$$

$$Rf_{3SM\text{AmericaSul}\tau_3}^* = (62, 26, 45, 90, 0, 91, 0, 0)$$

Quando o subholon $\text{AmericaSul}_{\tau_3}$ recebe a solução de sua variável holônica, seu holon cabeça $\text{LogísticaContinental}_{\text{AmericaSul}\tau_2}$ recupera as soluções das variáveis holônicas dos seus subholons, que são enviados por mensagens VALUE para seus subholons, e também recupera as variáveis locais (fluxos de transporte) do seu superholon. A seguir aparecem estas soluções:

$$Rv_{2\text{Sul}\tau_2=0}^* = (-56, -154, -46, 75, 76, 0, -476, 0)$$

$$Rv_{2\text{Sul}\tau_2=1}^* = (-70, -273, -64, -87, 0, 0, -952, 0)$$

$$Rv_{2\text{Centro}\tau_2=0}^* = (80, -33, -55, -106, 577, 50, -1545, -180)$$

$$Rv_{2\text{Centro}\tau_2=1}^* = (-16, -688, -215, -1141, 180, 0, -3030, -610)$$

$$Rv_{2\text{Leste}\tau_2=0}^* = (-33, 155, 24, 294, 248, -863, 4082, 2631)$$

$$Rv_{2\text{Leste}\tau_2=1}^* = (-67, -233, -29, -25, 23, -1578, 4082, 2768)$$

$$Rf_{2\text{CentroLeste}\tau_2=0}^* = (33, 0, 0, 0, 0, 50, 0, 0)$$

$$Rf_{2\text{CentroLeste}\tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2\text{LesteCentro}\tau_2=0}^* = (0, 1, 24, 106, 0, 0, 1545, 180)$$

$$Rf_{2\text{LesteCentro}\tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 3030, 610)$$

$$Rf_{2\text{CentroSul}\tau_2=0}^* = (47, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2\text{CentroSul}\tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2\text{SulCentro}\tau_2=0}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2\text{SulCentro}\tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2\text{LesteSul}\tau_2=0}^* = (0, 154, 0, 0, 0, 0, 476, 0)$$

$$Rf_{2\text{LesteSul}\tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 952, 0)$$

$$Rf_{2\text{SulLeste}\tau_2=0}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2\text{SulLeste}\tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

Rekursivamente este processo continua até o nível $\eta = 1$, onde aparecem as últimas variáveis locais na forma de fluxos de transporte $Rf_{1\text{base1base2}\tau_1}$ entre duas bases dentro de uma mesma região, e as últimas variáveis holônicas de decisão, onde estão as variáveis de decisão

$Rplan_{r\tau_0}$ associadas a cada refinaria e $Restq_{b\tau_0}$ associadas a cada base (terminal e refinaria) e cada produto (derivado e petróleo). O Anexo D mostra a solução completa do caso padrão.

8.4.6 Análise do Caso Padrão

Nesta etapa o caso padrão foi utilizado para a análise de desempenho e de viabilidade quantitativos do modelo proposto. Foram observados tanto a evolução do tempo de processamento quanto a evolução da busca da solução ótima. Esta última foi dividida na análise da função objetivo e da solução propriamente dita.

Vimos na fase I que os parâmetros considerados para as instâncias do HCOP são o número de holons, o número de variáveis locais, o número de camadas e o tamanho do domínio. Cada um destes parâmetros foi variado de modo a permitir a análise do seu efeito no tempo de solução e no desempenho de cada abordagem. Por outro lado, na fase II foi utilizado um caso de estudo onde estes parâmetros permaneceram inalterados durante todos os experimentos, exceto o tamanho do domínio, que é o único que não depende da topologia e da rede de restrições do problema. De fato:

- os holons eram os mesmos, pois os elementos permaneceram fixos, tanto no espaço quanto no tempo (por exemplo, as refinarias, terminais, continentes, etc.);
- o número de variáveis locais ficou inalterado, pois estas foram representadas pelos fluxos de transporte entre pares de subholons dentro de cada superholon;
- o número de camadas foi fixo em 4.

Por isso, todos os três gráficos a seguir são feitos em função do tamanho do domínio de todas as variáveis holônicas emergentes, utilizando a invariância do tamanho dos domínios (vide Eq. 7.7). Como já foi dito na fase I, o tamanho do domínio é uma grandeza de suma importância para os problemas de restrições em geral, pois, de um lado, ele está intimamente ligado com o grau de dificuldade na solução do problema, e, por outro lado, ele interfere com o nível de precisão e qualidade da solução no caso do HCOP.

Tempo de Processamento O gráfico da Fig. 37 mostra a evolução do tempo total de processamento. Na análise do tempo da fase I para um HCOP genérico, foi observado que ele varia de forma linear em relação ao tamanho do domínio das variáveis holônicas (vide Fig. 33). Entretanto, esta variação foi exponencial em relação ao número de holons na fase I (vide Fig.

Figura 37: Gráfico de Tempo de Processamento

32). Como este último foi fixo em todos os experimentos desta fase, é esperado este comportamento do tempo similar ao que aconteceu na fase I, onde esta medição foi feita com o número de holons mantido fixo com a variação do tamanho do domínio.

Como o tamanho do domínio está intimamente ligado à dificuldade na solução do problema, é esperado um crescimento do tempo de processamento com o aumento do tamanho do domínio. Entretanto, podemos observar que este tempo tende assintoticamente a um determinado valor. Embora o caso de estudo não seja completamente real, seu escopo e dados são representativos e significativos. Assim, o valor do tempo de processamento foi baixo (cerca de 10 minutos), principalmente em relação aos tempos de execução de planejadores centralizados reais. Portanto, em princípio, o comportamento do tempo foi favorável à modelagem do problema do planejamento integrado da cadeia de suprimentos como um HCOP.

Função Objetivo: Lucro Total O gráfico da Fig. 38 mostra a busca do valor ótimo do lucro total em função do tamanho do domínio. Apesar das instabilidades que ocorreram para pequenos valores do tamanho do domínio, pode ser observado que a função lucro converge à medida que estes valores aumentam, mostrando a viabilidade do modelo de otimização. Este valor assintótico da função objetivo representa o ótimo de acordo com o modelo proposto (Eq. 8.4), onde E é a estratégia de decisão, segundo a Eq. 7.48.

$$Lucro^* = \lim_{\text{tamanhoDomínio} \rightarrow \infty} Lucro(E) \quad (8.4)$$

Assim, a solução $Lucro^* = 8.859.130.M$ associada ao caso padrão foi obtida com o valor 180 para o tamanho do domínio. Tal valor é o máximo possível, tal a permitir a construção do conjunto de domínio para todas as variáveis emergentes. Acima deste valor não

Figura 38: Gráfico da Função Objetivo

foi possível a obtenção do domínio para, pelo menos, uma variável, contendo apenas valores inteiros dentro dos limites mínimo e máximo disponíveis para cada produto. Como há um vetor de vários produtos, então existe um número exponencial de possíveis tamanhos para cada domínio $DRv_{\eta i \tau}$ associado a uma correspondente variável emergente real $Rv_{\eta i \tau}$, que é igual a $d_1 \times \dots \times d_p \times \dots \times d_n$, onde d_p é o tamanho do domínio relativo à componente do produto p e $n = n_{derivados} + n_{petróleos} = 5 + 3 = 8$. Mais formalmente, o valor máximo destes domínios pode ser encontrado através da Eq. 8.5, que define o valor mínimo do tamanho do domínio com relação a todas as variáveis emergentes do problema, onde $Max_p(DRv_{\eta i \tau})$ e $Min_p(DRv_{\eta i \tau})$ representam o valor máximo e mínimo da componente do produto p , respectivamente, associados à variável emergente $Rv_{\eta i \tau}$.

$$LimiteMáximoTamanhoDomínio = argmin_{Rv_{\eta i \tau}} \prod_{p=1}^n [Max_p(DRv_{\eta i \tau}) - Min_p(DRv_{\eta i \tau}) + 1] \quad (8.5)$$

Solução Vetorial Como já mencionado, a variável emergente real $Rv_{4EE\tau_4}^*$ associada ao holon *global EE* representa a solução completa do problema do planejamento e seu valor significa a quantidade resultante do holon *EE* para cada produto, que pode ser uma disponibilidade (+) ou uma necessidade (-) em relação ao SM (vide Seção 7.3.6). Como as soluções pertencem a um espaço vetorial onde cada dimensão representa um produto (derivados e petróleo), o gráfico da Fig. 39 mostra, desta vez, a busca da solução ótima para cada componente deste vetor de produtos associado à variável $Rv_{4EE\tau_4}^*$ em função do tamanho do domínio. Tal como aconteceu com a função objetivo, pode ser observada também uma convergência para cada produto neste

vetor de solução. Assim, o valor assintótico $Rv_{4EE\tau_4}^*$ deste vetor representa a solução buscada, como é mostrado na Eq. 8.6

$$Rv_{4EE\tau_4}^* = \lim_{\text{tamanhoDomínio} \rightarrow \infty} Rv_{4EE\tau_4}^*(E) \quad (8.6)$$

Desta forma, a solução para o caso padrão foi encontrada utilizando o tamanho do domínio igual a 180, que leva à melhor qualidade possível dentro do limite imposto pela Eq. 8.5. Como já visto, estes valores são:

$$Rv_{4EE\tau_4}^* = (-62, -26, -45, -90, 14, -91, 161, 245)$$

A existência de convergência nos casos da função objetivo e da solução vetorial foi fundamental para a conclusão de que o modelo proposto é viável. Em uma situação hipotética geral, tendo ou não convergência, existiriam para estes dois casos funções associadas ao tamanho do domínio. Se supusermos, por absurdo, que estas funções não convergissem com a evolução do tamanho do domínio, então não existiria nenhum critério aceitável para definir um valor único de saída para cada uma das duas funções associadas a lucro e solução vetorial ótimos, respectivamente. Portanto, o modelo seria inviável como modelo de otimização.

Por outro lado, o teste com valores do parâmetro “tamanho de domínio” maiores que 180 apontou um limite na possibilidade de obtenção de soluções pelo modelo, devido a um limite na precisão das informações de entrada, bem como à decisão de considerar o mesmo tamanho de domínio para todas as variáveis holônicas do problema.

8.4.7 Análise de Cenários com Contingência

Nesta etapa foi utilizada nos experimentos o valor máximo do tamanho de domínio (180), onde a qualidade da solução foi a melhor obtida. Para a análise de desempenho qualitativo, foram feitas comparações entre o caso padrão (cenário padrão e submodelos convencionais) e os outros casos:

- caso I:
 - cenário semelhante ao cenário padrão, a menos de pequenas mudanças;
 - mesmos submodelos utilizados pelo caso padrão

Figura 39: Gráficos da Solução Vetorial

- casos II e III:
 - cenário padrão
 - submodelos diferentes do caso padrão

Caso I: Imprevistos Sendo distribuído, o modelo proposto lida de forma mais realista com situações tais como a mudança da capacidade de produção de uma refinaria, a mudança da capacidade de transporte (óleodutos ou navios), a mudança da taxas de extração de petróleo em plataformas e a mudança da demanda prevista por um produto derivado.

Nos experimentos foram considerados os três primeiros casos de imprevistos, cujas descrições e resultados são apresentados a seguir.

Caso IA: Redução na Produção de uma Refinaria Foi criado um cenário parecido com o cenário padrão, mas com apenas uma mudança. Houve um problema de contaminação do produto diesel na refinaria da região sul, que comprometeu toda a produção deste derivado a longo da primeira semana do período de planejamento.

Caso Padrão Lucro = 8.859.130 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	14	0	161	245
Venda	62	26	45	90	0	91	0	0

Caso IA: Cenário Padrao + Imprevisto Lucro = 8.726.226 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra					14		399	7
Venda	65	37	50	218		91		

O modelo proposto conseguiu avaliar o impacto do imprevisto em todo o sistema, estimando a perda acarretada por ele (132.904 M\$). A importação de derivados se manteve praticamente constante, exceto no caso do diesel, que foi diretamente afetado pelo problema e teve seu valor de venda pelo SM mais alto. Além disso, é possível notar uma adaptação do EE à situação imprevista, mudando o perfil de exportação do petróleo, que passou a ser maior com relação ao tipo leve (mais caro), e mínimo para o tipo pesado.

CasoI-B: Redução na Capacidade de Transporte Aqui também foi criado um cenário parecido com o cenário padrão, mas desta vez levando em conta um imprevisto na capacidade de transporte de petróleo do oleoduto entre um terminal e uma refinaria da região leste. Esta capacidade caiu à metade na primeira semana do horizonte de planejamento, com a consequente queda na carga desta refinaria, que funcionou em meia carga durante este período.

Caso Padrão Lucro = 8.859.130 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	14	0	161	245
Venda	62	26	45	90	0	91	0	0

CasoI-B: Cenário Padrao + Imprevisto Lucro = 8.693.164 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	0	0	161	377
Venda	54	57	35	147	14	221	0	0

Novamente o modelo proposto conseguiu avaliar o impacto do imprevisto em todo o sistema, estimando a perda acarretada por ele (165.966 M\$). A mudança afetou a produção dos derivados mais leve como a gasolina e o diesel, e por consequência foi necessário alterar o perfil do petróleo consumido. Assim, aumentou a compra do petróleo leve, enquanto aumentou também a venda do petróleo pesado interno. Por esta mesma razão, o óleo combustível, que é um derivado mais pesado, teve sua produção reduzida e por isto ele foi comprado no SM para honrar os contratos de venda associados.

CasoI-C: Mudança na Extração de Petróleo Aqui também foi criado um cenário parecido com o cenário padrão, mas desta vez levando em conta um imprevisto na extração de petróleo da Plataforma7 da região centro. Esta extração foi interrompida durante a primeira semana do horizonte de planejamento.

Caso Padrão Lucro = 8.859.130 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	14	0	161	245
Venda	62	26	45	90	0	91	0	0

CasoI-C: Cenário Padrao + Imprevisto Lucro = 8.610.924 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	84	0	0	599
Venda	43	13	23	99	0	181	547	0

O modelo proposto conseguiu avaliar o impacto do imprevisto em todo o sistema, estimando a perda acarretada por ele (248.206 M\$). Como o imprevisto foi em uma plataforma com um petróleo médio, a quantidade deste tipo de petróleo foi reduzida, e por consequência levando ao aumento da sua compra no SM, de modo a honrar os contratos de venda associados. Ao mesmo tempo, a compra do petróleo do tipo leve também aumentou, de modo a reforçar a produção dos derivados mais leves, aos quais eles são mais adequados.

Caso II: Modelo Não-Linear de Produção O caso padrão considera para cada refinaria o submodelo linear simplificado da Fig. 40, enquanto na realidade seu funcionamento se aproxima mais do esquema mostrado na Fig. 41. Neste caso é usado um submodelo de produção

ainda simplificado, mas não-linear, que trata o comportamento não-linear da unidade FCC, que recebe um produto intermediário da unidade de destilação e envia subprodutos para as unidades internas HDS e HDT da refinaria (vide Seção 3.5.2). Neste modelo é considerado apenas o atributo API do produto de entrada no FCC e como ele afeta o rendimento da saída do FCC. O submodelo não-linear funciona como um modelo substituto *off-line* (vide Seção 3.4.2), levando em conta um comportamento do FCC mais próximo à realidade, de modo a substituir os planos de produção gerados pelo submodelo de produção linear. Tal como aconteceu no submodelo padrão, estes planos são incluídos no nível holônico fundamental através do método de *Compilação* (Seção 6.4). Assim, apareceram diferenças de rendimento que são dependentes do API do petróleo utilizado.

Caso Padrão Lucro = 8.859.130 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	14	0	161	245
Venda	62	26	45	90	0	91	0	0

Caso II: Submodelo Não-Linear de Produção Lucro = 8.036.426 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	0	0	757	771
Venda	41	8	24	294	105	1625	0	0

Neste caso o modelo proposto estima uma diferença de 822.704 M\$ no lucro previsto devido a uma avaliação irreal feita com o submodelo linear. Entretanto, como o submodelo não-linear leva a resultados mais realistas, pois ele provê uma descrição mais acurada dos processos no nível operacional, esta previsão poderia ser usada no perfil dos contratos de petróleo, de modo a diminuir a diferença, ou mesmo aumentar o lucro. De fato, no segundo caso o modelo aumentou a quantidade do petróleo leve dentro do limite possível, enquanto a importação deste petróleo foi compensada pela exportação do petróleo pesado interno.

Caso III: Escalonamento no Nível Operacional As atividades de escalonamento no nível operacional não podem ser modeladas através de abordagens convencionais, e muito menos ser embutidas no problema maior de planejamento centralizado. A motivação para se usar o modelo proposto é explorar a capacidade de lidar com subproblemas locais, que podem impedir uma previsão otimista e irreal ou a não previsão de uma inviabilidade na solução do planejamento

Figura 40: Submodelo Simplificado Linear de uma Refinaria

Figura 41: Submodelo Simplificado Realista de uma Refinaria

Figura 42: Gargalo na Distribuição de Petróleo entre a Refinaria2 e a Refinaria3

nos níveis mais altos.

A previsão convencional com o caso padrão não utilizou nada relacionado com o escalonamento de atividades no nível operacional. Neste caso o mesmo cenário é tratado levando em conta um problema de escalonamento no fornecimento de petróleo para duas refinarias da região central, onde existe um gargalo devido à um oleoduto comum entre o terminal marítimo e cada uma destas refinarias, como pode ser visto na Fig. 42. Os dados relativos ao escalonamento específico foram obtidos através do método de *Compilação* (Seção 6.4).

Caso Padrão Lucro = 8.859.130 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	14	0	161	245
Venda	62	26	45	90	0	91	0	0

Caso III: Escalonamento em Foco Lucro = 8.508.064 M\$

SM (M m3)	glp	gasolina	querosene	diesel	oc	leve	médio	pesado
Compra	0	0	0	0	0	0	0	749
Venda	42	3	47	161	159	181	558	0

O modelo proposto conseguiu avaliar o impacto da consideração do problema de escalonamento descrito, estimando uma diferença de 351.066 M\$ no lucro previsto devido a uma avaliação irreal feita com o modelo convencional.

8.5 Conclusão

Os experimentos deste capítulo foram divididos em duas fases. Na primeira fase os dois meta-algoritmos desenvolvidos no capítulo anterior foram comparados entre si e também com um solucionador centralizado, de forma a avaliar seus desempenhos. Para isso foi usado um HCOP genérico baseado em um tipo de DCOP denominado Max-DisCSP, mas usando parâmetros para suas instâncias com características de um HCOP mais complexo. Os resultados apontaram o HCOMA DPOP como a melhor escolha para resolver um HCOP.

Apesar das diferenças entre o problema da fase I e o problema de planejamento integrado da fase II, foi possível concluir pelo uso único do HCOMA DPOP na fase II, comparando suas características comuns e levando em conta a larga vantagem obtida por este meta-algoritmo em relação ao outro.

Na fase II, o HCOP foi utilizado para descrever o problema de Planejamento Integrado da Cadeia de Suprimentos da Indústria do Petróleo com o objetivo de avaliar o desempenho do modelo distribuído para solucionar este problema. Foi utilizado um caso de estudo baseado em dados históricos da empresa PETROBRAS, com uma única holarquia, baseada em topologia e restrições holônicas fixas, mas diferentes cenários e submodelos.

A análise dos resultados da fase II foi dividida em duas partes. Ambas foram dedicadas tanto análise de desempenho quanto à viabilidade do modelo. A primeira focalizou a análise quantitativa, enquanto a segunda a análise qualitativa deste modelo. A análise de desempenho quantitativo utilizou o caso padrão e considerou o tempo de processamento, função objetivo e solução vetorial. Diferentemente da fase I, esta fase utilizou uma única instância, pois o objetivo aqui foi avaliar o modelo do planejamento aplicado em uma instância e cenários representativos, e não avaliar os algoritmos como na fase I. Assim, os três estudos consideraram o tamanho do domínio das variáveis holônicas emergentes do problema. A obtenção de convergência, principalmente nos casos da função objetivo e da solução vetorial, foi fundamental para a conclusão de que o modelo proposto é viável. Em ambos os casos o valor limite foi obtido utilizando 180 como valor máximo do tamanho de domínio, o que levou à melhor qualidade possível dentro do limite imposto pela Eq. 8.5.

A segunda parte foi destinada à análise de desempenho e de viabilidade qualitativos do modelo. Nestes experimentos foi utilizado o valor máximo 180 da parte anterior como o tamanho do domínio, de forma a se obter a melhor qualidade na solução. Foram utilizados quatro cenários, sendo o primeiro o cenário padrão. Além disso foram considerados quatro casos diferentes, sendo o primeiro o caso padrão. Ele foi usado como base de comparação e utilizou o cenário

padrão e os submodelos logísticos e de produção convencionais do planejador centralizado. O caso I contém três cenários parecidos com o cenário padrão, cada um deles com um tipo de imprevisto e utilizando os submodelos convencionais. Já os casos II e III utilizaram o cenário padrão, mas com diferenças nos submodelos.

O caso padrão foi comparado com cada um dos casos I. Estes últimos tratam de eventos imprevistos e através da comparação o modelo proposto conseguiu avaliar o impacto do imprevisto sobre todo o sistema, estimando a consequente perda. O modelo holônico distribuído mostrou a viabilidade para lidar bem com situações imprevistas, pois por ser distribuído tem acesso às mudanças mais rapidamente. Por outro lado, o planejador centralizado convencional em geral tem um tempo de retardo grande, decorrente da lentidão dos processos normais de uma grande empresa, e principalmente, devido ao fato de ser centralizado.

Os casos II e III foram comparados com o caso padrão, mas o objetivo agora foi avaliar os submodelos utilizados. Diferente dos casos I, onde o fato de ter havido perda decorrente dos eventos imprevistos é previsível, o mesmo não pode ser dito com relação aos casos II e III necessariamente. Na verdade, no caso III, embora não seja tão óbvio como nos casos anteriores, a queda nos lucros poderia ser prevista, o que não coincide com perda. De fato, este caso considerou um problema específico de escalonamento de atividades de transporte de petróleo entre duas refinarias que recebem petróleo de um mesmo oleoduto. As atividades de escalonamento no nível operacional não são consideradas nas abordagens convencionais centralizadas, devido à sua complexidade e nível de detalhe, principalmente quando conjugadas com o próprio planejamento no nível tático. Portanto, é possível concluir que as restrições do modelo convencional no planejamento no nível mais alto são mais relaxadas, levando a uma previsão mais otimista e irreal. Assim, a previsão do modelo proposto, considerando o problema do escalonamento, levou a um lucro menor e foi, portanto, mais realista.

No caso II, modelo convencional centralizado utilizou um modelo linear embutido para a produção de cada refinaria, enquanto o modelo proposto utilizou um submodelo de produção não-linear, que trata uma parte das não-linearidades já existentes em um modelo mais completo de uma refinaria. De fato, o modelo proposto estimou uma queda no lucro em relação à previsão do modelo convencional. Neste caso, não é trivial tentar prever se o resultado do modelo completo utilizando submodelos não-lineares vai ser de maior ou menor lucro. Não existem modelos centralizados que integrem submodelos não-lineares no nível operacional e que possam ser usados para este tipo de validação. Entretanto, existem casos de comparações entre dois submodelos locais, um deles linear e o outro não-linear, apontando o último como mais correto, o que não significa necessariamente maior lucro. Há uma extensa literatura disponível sobre os

modelos não-lineares e como eles se aproximam mais dos problemas reais. Além disso, o sub-modelo não-linear considerado neste caso levou a um comportamento razoável, aumentando a quantidade do petróleo leve importado, dentro do limite possível, enquanto a importação deste petróleo foi compensada pela exportação do petróleo pesado nacional, de modo a diminuir a diferença, ou mesmo tentar aumentar o lucro.

Existiram várias vantagens no uso da abordagem distribuída e holônica para o problema do planejamento integrado da cadeia de suprimentos. Os agentes capturaram o comportamento distribuído da cadeia de suprimentos e os agentes holônicos trataram as entidades associadas em qualquer nível de granularidade e sem perder abstrações de mais alto nível. Por isso, o modelo representou os mais altos níveis da hierarquia, que mostram complexidades crescentes e menos previsíveis, enquanto os níveis mais baixos mostraram um comportamento mais previsível e constante. Assim, os resultados refletiram mudanças em áreas diversas do sistema decorrente de imprevistos locais ou de alteração de um submodelo no nível fundamental. Isto foi possível pela integração consistente das entidades da cadeia, agregando tanto o espaço quanto o tempo. Por outro lado, como HCOP é baseado em programação de restrições, foi possível representar restrições não-lineares, e, além disso, se tornou mais fácil utilizar soluções obtidas a priori por modelos substitutos off-line.

Em resumo, a análise de desempenho nesta parte da fase II foi qualitativa. Foi mostrado a viabilidade do modelo na comparação entre os vários casos utilizando a quantidade da utilidade (lucro) como referência. O modelo proposto conseguiu avaliar em cada caso o impacto sobre todo o sistema das suas diferenças em relação ao caso padrão. Estas diferenças podem ser um imprevisto no seu cenário ou um submodelo distinto do convencional, e levam o modelo a estimar uma variação positiva ou negativa do lucro associada. Portanto, os experimentos da fase II se constituíram também em uma prova de conceito sobre a viabilidade de utilizar a modelagem HCOP do planejamento integrado da cadeia suprimento como uma ferramenta de integração no futuro, tanto para previsão como para simulação de alternativas.

9 *Conclusões*

A principal motivação deste trabalho foi buscar uma solução para a modelagem do problema de planejamento integrado da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo, que apresenta dificuldades tais como a tomada de decisão integrada de várias áreas de uma grande empresa, através de entidades distribuídas geograficamente e de vários níveis de decisão com diferentes escalas de tempo. A integração destes diferentes níveis de planejamento é um assunto raramente estudado na área da cadeia de suprimentos do petróleo. Apesar de muitas contribuições na integração espacial (horizontal), a integração temporal (vertical) tem sido pouco investigada nesta área. Até o momento não existem soluções disponíveis para enfrentar os grandes desafios em termos de modelagem, escalabilidade, algoritmos e esforço computacional. Contribuir para solucionar este problema de planejamento integrado com otimização foi uma das motivações e também uma das contribuições desta tese.

O principal objetivo desta tese foi então propor um modelo distribuído de otimização, baseado em satisfação de restrições e utilizando um sistema multiagentes holônico, que servisse para solucionar uma classe de problemas, do qual o planejamento integrado da cadeia de suprimentos da indústria do petróleo é um exemplo.

Tal modelo, denominado Problema de Satisfação de Restrições Holônico com Otimização (HCOP), foi definido a partir do Problema de Satisfação de Restrições Distribuído com Otimização (DCOP) e também baseado em agentes holônicos. Além do modelo formal, foi proposta a especificação de uma arquitetura distribuída para a solução do HCOP, através da integração de otimizadores locais já disponíveis. Um meta-algoritmo, denominado HCOMA, foi proposto para a implementação desta integração de acordo com a referida arquitetura. O meta-algoritmo, em suas duas versões, resultou da transformação de dois algoritmos tradicionais para DCOP, denominados ADOPT e DPOP, que pertencem a categorias que utilizam abordagens de solução diferentes. A ideia por trás do HCOMA é tornar possível a integração de diferentes algoritmos de otimização, que sejam mais adequados para os subproblemas correspondentes nos quais o problema principal pode ser particionado.

Com a implementação do HCOMA, primeiramente foi realizada uma fase preliminar de experimentos, utilizando instâncias de um HCOP genérico, que permitiu uma comparação entre as duas versões do meta-algoritmo. A partir dos dados obtidos, privilegiou-se utilizar aquele baseado no DPOP, em detrimento daquele baseado no ADOPT. Finalmente, foi realizada a segunda e última fase dos experimentos, onde o melhor meta-algoritmo foi utilizado em um caso de estudo baseado em dados históricos da PETROBRAS. Os resultados desta fase permitiram validar o cumprimento das metas propostas no Capítulo 1 para o modelo deste trabalho:

1. Em relação à análise do impacto de mudanças imprevisíveis do ambiente, o modelo mostrou potencial para lidar bem com situações imprevistas. Por ser distribuído, tem acesso às mudanças mais rapidamente. Por outro lado, o planejador centralizado convencional, em geral, tem um tempo de retardo grande, decorrente da lentidão dos processos envolvidos, e principalmente pela sequencialização dos mesmos devido a este caráter centralizado.
2. Este trabalho considerou o escalonamento de atividades de transporte. O escalonamento no nível operacional não é normalmente considerado nas abordagens convencionais centralizadas, devido à sua complexidade e nível de detalhe, principalmente quando conjugadas com o próprio planejamento no nível tático. Portanto, é possível concluir que as restrições do modelo convencional no planejamento no nível mais alto são mais relaxadas, levando a uma previsão mais otimista e irreal. Assim, a previsão do modelo proposto, considerando as atividades do escalonamento, foi mais realista.
3. Considerando a utilização de um submodelo não-linear no nível operacional, tipicamente os modelos de planejamento são lineares e utilizam uma representação simplificada de toda a cadeia. Assim, eles levam a estimativas otimistas, que ignoram os objetivos dos submodelos operacionais. Estes últimos, por outro lado, tendem a ser mais detalhados por sua natureza, podendo levar a resultados inconsistentes em relação ao planejamento completamente linear. Neste paradigma o nível mais alto dita as metas para os níveis mais baixos. Os modelos não-lineares para processos do nível operacional são necessários para prover descrições mais acuradas destes processos. Como resultado, a incorporação deste modelos levou a resultados melhores do que aproximações lineares típicas. A influência destes graus de liberdades nas decisões de nível mais alto podem ser exploradas em um modelo de otimização integrada. Assim, o uso destes submodelos de otimização garantem a viabilidade destas decisões de alto nível, tanto em operações de logística quanto de produção.
4. Finalmente, foi possível uma pequena comparação entre o modelo distribuído e o modelo centralizado tradicional normalmente utilizado pela indústria do petróleo. Abordagens de

otimização simultânea para a integração da cadeia de suprimentos, naturalmente, levam à definição de sistemas centralizados. Na prática, no entanto, o funcionamento tende a acontecer, como se a cadeia de suprimentos fosse um sistema descentralizado. O modelo proposto neste trabalho mantém um certo grau de independência em relação aos subsistemas, enquanto que, ao mesmo tempo, persegue os objetivos pretendidos pela otimização integrada da cadeia global. Por outro lado, o modelo centralizado não pode considerar submodelos complexos, que teriam que ser embutidos no modelo principal, tornando o objetivo inalcançável.

Como descrito na Seção 3.6, as estratégias principais de solução do problema do planejamento integrado com otimização podem ser classificadas em três categorias: métodos hierárquicos, métodos iterativos e métodos *full-space*. A estratégia do modelo holônico e distribuído deste trabalho não pertence nem aos métodos hierárquicos, nem aos métodos iterativos. A última estratégia de solução, formada pelos métodos *full-space*, é a que mais se aproxima da usada pelo modelo holônico. Entretanto, seus modelos são difíceis de resolver e requerem métodos de solução avançados, sendo, em geral, intratáveis computacionalmente. Por outro lado, o modelo holônico possui uma flexibilidade na sua modelagem, que é mais adequada para problemas como o do planejamento. A definição de cada holon considerando critérios geográficos e funcionais, de um lado, e temporais de outro, permite que os dois processos de decomposição do *full-space* (espacial e temporal) sejam feitos mais naturalmente no modelo holônico. Mais do que isso, o modelo holônico permite qualquer forma intermediária entre estes dois extremos. A estratégia de solução do modelo holônico e distribuído proposto considera as decisões feitas no nível operacional, que são levadas para os níveis acima, onde a melhor solução para toda a cadeia é encontrada. Esta escolha continua sendo feita nos níveis mais altos, mas consideram os resultados de submodelos complexos do nível operacional.

A incerteza é uma questão crítica em operações da cadeia de suprimentos, que é sujeita à flutuações na extração de óleo, preços, demanda de produtos e quebra de equipamentos, dentre um enorme conjunto de exemplos. Entretanto, este modelo não é estocástico, mas sim determinístico. Assim, para enfrentar o desafio das incertezas, sua natureza distribuída permite uma rápida reconfiguração, considerando as mudanças imprevistas. Contudo, ele não substitui um modelo estocástico, que tem vantagens e desvantagens próprias. Uma destas desvantagens é a existência de problemas de otimização que são extremamente difíceis para resolver, já que eles se originam de problemas de programação estocástica. (GROSSMANN, 2005)

O modelo do problema de planejamento deste trabalho não considerou os objetivos do nível estratégico. Alguns autores, como (LASSCHUIT; THIJSEN, 2004) enfatizam a importância

de alcançar uma integração completa na cadeia de suprimentos da indústria química e petrolífera, e descrevem o desejo de uma ferramenta com este objetivo. É explicitada a necessidade de ferramentas de suporte a decisão que permitam guiar de forma consistente tanto os aspectos econômicos quanto operacionais da cadeia levando em conta as informações disponíveis tanto de natureza operacional quanto do mercado. Tal tipo de ferramenta satisfaria uma necessidade fundamental de que as decisões do nível estratégico e tático pudessem levar em conta informações operacionais, tais como as capacidades de produção, a utilização dos modais de transporte e a alocação da demanda. Ao mesmo tempo, não apenas capacidades já existentes seriam consideradas, mas conjuntamente novas oportunidades seriam avaliadas, o que já era prerrogativa do nível estratégico. Assim, o modelo proposto neste trabalho pode ser estendido no futuro, levando em conta sua natureza de integrar diferentes níveis de decisão e o possível papel de uma ferramenta futura de simulação de alternativas, que vai de encontro com os objetivos do nível estratégico.

Por outro lado, o modelo holônico desta tese tampouco considerou o papel multiparte, que é desempenhado pelos subholons compartilhados por mais de um superholon ao mesmo tempo. Esta decisão, por um lado, veio da inexistência de uma entidade com estas propriedades na análise do problema de planejamento integrado considerado. Por outro lado, levando em conta a característica de forte coesão dentro de cada superholon no modelo do HCOP, o conceito de holon multiparte se torna mesmo inconsistente. De fato, sem a possibilidade de representar o problema através da integração de algoritmos de otimização já disponíveis, ele fica bem mais difícil de ser solucionado. Portanto, a inclusão do holon multiparte exigiria um novo modelo diferente do HCOP, que teria outros pressupostos específicos e um processo de solução diverso daquele do HCOMA. Entretanto, da mesma forma que o algoritmo DTREE evoluiu para o DPOP (vide Seção 5.4) através da transformação do grafo associado para uma pseudo-árvore, é possível adaptar o meta-algoritmo HCOMA baseado no DPOP seguindo a mesma linha. Uma adaptação similar poderia ser realizada para o HCOMA baseado no ADOPT. Assim, as duas versões do meta-algoritmo HCOMA poderiam ser estendidas para lidar com subholons multiparte.

Referências

- AIRES, M.; LUCENA, A.; ROCHA, R.; SANTIAGO, C.; SIMONETTI, L. Optimizing the petroleum supply chain at petrobras. In: *Proceedings of the European Symposium on Computer-Aided Process Engineering - 14*. Lisbon, Portugal: [s.n.], 2004.
- AMARO, A. C. S.; BARBOSA-POVOA, A. P. F. D. Planning and scheduling of industrial supply chains with reverse flows: A real pharmaceutical case study. *Computers and Chemical Engineering*, v. 32, p. 2606, 2008.
- ARPS, J. J. Analysis of decline curves. *Transactions of the American Institute of Mining, Metallurgical and Petroleum Engineers*, n. 160, p. 228–247, 1945.
- ASPENTECH. *Aspen PIMS*. Houston (USA): [s.n.], 2011. Disponível em: <<http://www.aspentech.com/core/aspens-pims.aspx>>.
- BASSETT, M. H.; PEKNY, J. F.; REKLAITIS, G. V. Decomposition techniques for the solution of large-scale scheduling problems. *AIChE Journal*, v. 42, p. 3373, 1996.
- BEAMON, B. M. Supply Chain Design and Analysis : Models and Methods. *International Journal of Production Economics*, n. 1, p. 1–22, 1998.
- BEAMON, B. M. Measuring supply chain performance. *International Journal of Operations & Production Management*, v. 19, n. 3, p. 275–292, 1999.
- BENDERS, J. F. Partitioning procedures for solving mixed variables programming problems. *Numerische Mathematik*, v. 4, p. 238–252, 1962.
- BERNING, G.; BRANDENBURG, M.; GURSOV, K.; KUSSE, J. S.; MEHTA, V.; TOLLE, F. J. Integrating collaborative planning and supply chain optimization for the chemical process industry. i. methodology. *Computers & Chemical Engineering*, v. 28, p. 913, 2004.
- BHATIA, T.; BIEGLER, L. Dynamic optimization in the design and scheduling of multiproduct batch plants. *I & EC Research*, v. 35, p. 2234, 1996.
- BISWAS, S.; NARAHARI, Y. Object oriented modeling and decision support for supply chains. *European Journal of Operation Research*, v. 153, p. 704–726, 2004.
- BIXBY, R.; FENELON, M.; GU, Z.; M.; ROTHBERG, E.; WUNDERLING, R. *MIP: Theory and Practice: Closing The Gap*. 2002. Disponível em: <<http://www.ilog.com/products/optimization/tech/research/mip.pdf>>.
- BLANCO, A. M.; MASINI, G.; PETRACCI, N.; BANDONI, J. A. Operations management of a packaging plant in the fruit industry. *Journal of Food Engineering*, v. 70, p. 299, 2005.

BODINGTON, C. E. Inventory management in blending optimization: use of nonlinear optimization for gasoline blend planning and scheduling. In: *ORSA/TIMS National Meeting*. San Francisco, USA: [s.n.], 1992.

BONGAERTS, L. *Integration of scheduling and control in holonic manufacturing systems*. Tese (Doutorado) — Katholieke Universiteit Leuven, Leuven, Belgium, 1998.

BOOCH, G. *Object-Oriented Analysis and Design with Applications*. 2nd. ed. Redwood City, Calif.: Benjamin-Cummings, 1994.

BRITO, I.; HERRERO, F.; MESEGUER, P. On the evaluation of discsp algorithms. In: *5th International Workshop on Distributed Constraint Reasoning (DCR)*. [S.l.: s.n.], 2004.

BRUSSEL, H. V.; WYNS, J.; VALCKENAERS, P.; BONGAERTS, L.; PEETERS, P. Reference architecture for holonic manufacturing systems: {PROSA}. *Computers in Industry*, v. 37, n. 3, p. 255 – 274, 1998.

BURCKERT, H. J.; FISCHER, K.; VIERKE, G. Transportation scheduling with holonic mas - the teletruck approach. In: *Third International Conference on the Practical Application of Intelligent Agents and Multi-Agent Technology (PAAM'98)*. [S.l.: s.n.], 1998. p. 577–590.

BURKE, D. A. *Exploiting Problem Structure in Distributed Constraint Optimisation with Complex Local Problems*. Tese (Doutorado) — National University of Ireland, Cork, 2008.

BURKE, D. A.; BROWN, K. N.; DOGRU, M.; LOWE, B. Supply chain coordination through distributed constraint optimization. In: *Proceedings of the 9th International Workshop on Distributed Constraint Reasoning*. [S.l.: s.n.], 2007.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; MELLON, B. Blending aviation gasolines—a study in programming interdependent activities in an integrated oil company. *Econometrica*, v. 20, n. 2, p. 135–159, 1952.

CHIMA, C. M.; HILLS, D. Supply-chain management issues in the oil and gas industry. *Journal of Business*, v. 5, n. 6, p. 27–36, 2007.

CHOPRA, S.; MEINDL, P. *Supply Chain Management*. [S.l.]: Prentice Hall, 2001.

CHRISTENSEN, J. H. Holonic manufacturing systems: Initial architecture and standards directions. In: . [s.n.], 1994. Disponível em: <<http://holobloc.com/papers/hannover.zip>>.

CHU, Y.; XIA, Q. A hybrid algorithm for a class of resource constrained scheduling problems. *Lecture Notes in Computer Science*, v. 3524, p. 110, 2005.

CLARK, A. J.; SCARF, H. Optimal policies for a multiechelon inventory problem. *Management Science*, n. 6, p. 475–490, 1958.

COXHEAD, R. E. *Integrated planning and Scheduling Systems for the Refining Industry*. New York: John Wiley & Sons, 1994.

CSCMP. *CSCMP mission & goals*. 2000. Disponível em: <http://cscmp.org/sites/default/files/user_uploads/resources/downloads/glossary.pdf>.

DAKE, L. P. *The Practice of Reservoir Engineering*. revised. [S.l.]: Elsevier, 2004. (Developments in Petroleum Science, v. 36).

DANTZIG, G. B. *Maximization of a linear function subject to linear inequalities*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1951. 339–347 p.

DAS, S. K.; SARIN, S. C. An integrated approach to solving the master aggregate scheduling problem. *International Journal of Production Economics*, n. 34, 1994.

DECHTER, R. *Constraint Processing*. [S.l.]: The Morgan Kaufmann, 2003.

DECROIX, G. A.; ARREOLA-RISA, A. Optimal production and inventory policy for multiple products under resource constraints. *Management Science*, v. 44, n. 7, p. 950–961, 1998.

DIESTEL, R. *Graph Theory (Graduate Texts in Mathematics)*. [S.l.]: Springer, 2005. Hardcover.

DIMITRIADIS A. D., S. N.; PANTELIDES, C. C. Rtn-based rolling horizon algorithms for medium term scheduling of multipurpose plants. *Computers and Chemical Engineering*, v. 21, p. S1061, 1997.

ECLIPSE. Eclipse finite difference simulation. *www.slb.com*, p. white paper, 2007.

EICHMAN, D. A. Creating a high-performance downstream petroleum supply chain. *Achieving Supply Chain Excellence through Technology*, p. 229–232, 2000.

ERENGUC, S. S.; SIMPSON, N.; VAKHARIA, A. Integrated production/distribution planning in supply chains: An invited review. *Euro. Journal of Operational Res.*, v. 115, p. 219, 1999.

EVERETT, H. I. Generalized lagrangemultiplier method for solving problems of optimum allocation of resources. *Operations Research*, v. 11, p. 399–411, 1963.

EZZAHIR, R.; BESSIERE, C.; BELAISSAOUI, M.; BOUYAKHF, E. Dischoco: A platform for distributed constraint programming. In: *DCR'07: Eighth International Workshop on Distributed Constraint Reasoning - In conjunction with IJCAI'07*. Hyderabad, India: [s.n.], 2007. p. 16–21.

FALTINGS, B.; YOKOO, M. Introduction: special issue on distributed constraint satisfaction. *Artificial Intelligence*, n. 161, p. 1–5, 2005.

FEIGIN, G. E.; AN, C.; CONNORS, D.; CRAWFORD, I. Shape up, ship out. *OR/MS Today*, v. 23, p. 24–30, 1996.

FERBER, D. F. *FacadeOPL*. 2012. Disponível em: <<https://github.com/danielferber/FacadeOPL>>.

FERBER, J. *Les systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective*. [S.l.]: InterEditions, 1995.

FERBER, J.; GUTKNECHT, O. A meta-model for the analysis and design of organizations in multi-agent systems. In: *ICMAS98*. [S.l.]: Y. Demazeau, E. Durfee, and N. Jennings, Eds., 1998.

FISCHER, K.; MÜLLER, J.; PISCHEL, M. Cooperative transportation scheduling: An application domain for DAI. *Applied Artificial Intelligence*, v. 10, n. 1, p. 1–34, 1996.

- FISCHER, K.; SCHILLO, M.; SIEKMANN, J. Holonic multiagent systems: A foundation for the organisation of multiagent systems. In: *Holonic and Multi-Agent Systems for Manufacturing*. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2003, (Lecture Notes in Computer Science, v. 2744). p. 71–80.
- FISHER, M. L. The lagrangean relaxation method for solving integer programming problems. *Management Science*, v. 27, p. 1–18, 1981.
- FLOUDAS, C. A. *Nonlinear and mixed-integer optimization: Fundamentals and applications*. Oxford, England: Oxford University Press, 1995.
- FORREST, J.; OETTLI, M. Rigorous simulation supports accurate refinery decisions. In: *Proceedings of fourth international conference on foundations of computer-aided process operations*. Coral Springs, USA: [s.n.], 2003. p. 273–280.
- FORRESTER, J. W. Industrial dynamics: A major breakthrough for decision makers. *Harvard Business Review*, n. 4, p. 37–66, 1958.
- FORRESTER, J. W. *Industrial Dynamics*. [S.l.]: MIT Press, 1961.
- FOX, M. S.; CHIONGLO, J. F.; BARBUCEANU, M. *The integrated supply chain management system*. [S.l.], 1993.
- GALLAND, S.; GRIMAUD, F.; BEAUNE, P.; CAMPAGNE, J. P. Mama-s: an introduction to a methodological approach for the simulation of distributed industrial systems. *International Journal of Production Economics*, n. 85, p. 11–31, 2003.
- GARCIA, E. S.; REIS, L. M. T. V.; MACHADO, L. R.; FERREIRA, V. J. M. *Gestão de Estoques : otimizando a logística e a cadeia de suprimentos*. [S.l.]: E-papers Serviços Editoriais, 2006.
- GEHRKE, J. D. Collaborative experimentation using agent-based simulation. In: *Proceedings of the 2008 Workshop on Building Computational Intelligence and Machine Learning Virtual Organizations*. [S.l.: s.n.], 2008.
- GEOFRION, A. M. Generalized benders decomposition. *Journal of Optimization Theory and Applications*, v. 10, p. 237–260, 1972.
- GERBER, C.; SIEKMANN, J.; VIERKE, G. Holonic multi-agent systems. *Research Report*, v. 99, n. 3, 1999.
- GIRET, A.; BOTTI, V. Holons and agents. *Journal of Intelligent Manufacturing*, v. 15, p. 645–659, 2004.
- GOU, L.; LUH, P. B.; KYOYA, Y. Holonic manufacturing scheduling: architecture, cooperation mechanism, and implementation. *Computers in Industry*, Elsevier, v. 37, n. 3, p. 213–231, 1998.
- GRAUDINA, V.; GRUNDSPENKIS, J. Technologies and multi-agent system architectures for transportation and logistics support: an overview. In: *Proceedings CompSysTech'2005 International Conference on Computer Systems and Technologies*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 61–66.
- GRAVES, S. Using lagrangean techniques to solve hierarchical production planning problems. *Management Sci.*, v. 28, p. 260, 1982.

GRAVES, S. C.; WILLEMS, S. P. Optimizing strategic safety stock placement in supply chains. *Manufacturing & Service Operations Management*, v. 2, n. 1, p. 68–83, 2000.

GREENSTADT, R.; PEARCE, J. P.; TAMBE, M. Analysis of privacy loss in distributed constraint optimization. In: *The 21st National Conference on Artificial intelligence*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 647–653.

GRINSHPOUN, T.; ZAZON, M.; BINSHTOK, M.; MEISELS, A. Termination problem of the apo algorithm. In: *the Eighth International Workshop on Distributed Constraint Reasoning*. [S.l.: s.n.], 2007.

GROSSMAN, I. E.; HEEVER, S. A. van den; HARJUNKOSKI, I. Discrete optimization methods and their role in the integration of planning and scheduling. In: *Proceedings of Chemical Process Control Conference 6*. Tucson, USA: [s.n.], 2001.

GROSSMANN, I. Enterprise-wide optimization: A new frontier in process systems engineering. *AIChE J.*, v. 51, p. 1846–1857, 2005.

GROSSMANN, I. E. Review of nonlinear mixed-integer and disjunctive programming techniques for process systems, engineering. *Optimization and Engineering*, n. 3, p. 227–252, 2002.

GROSSMANN, I. E.; BIEGLER, L. T. Optimizing chemical processes. *Chemistry and Technology*, p. 27–35, 1995.

GRUNBAUM, B. *Convex Polytopes, Graduate Texts in Mathematics*. [S.l.]: Springer Verlag, 2003.

GUIGNARD, M.; KIM, S. Lagrangeandecomposition:amodel yielding stronger lagrangean bounds. *Mathematical Programming*, v. 39, p. 215–228, 1987.

HARJUNKOSKI, I.; GROSSMANN, I. E. Decomposition techniques for multistage scheduling problems using mixed-integer and constraint programming methods. *Computers and Chemical Engineering*, v. 26, p. 1533, 2002.

HEEVER, S. A. Van den; GROSSMANN, I. E. Disjunctive multiperiod optimization methods for design and planning of chemical process systems. *Computers and Chemical Engineering*, v. 23, p. 1075–1095, 1999.

HEEVER, S. A. Van den; GROSSMANN, I. E. A strategy for the integration of production planning and reactive scheduling in the optimization of a hydrogen supply network. *Computers and Chemical Engineering*, v. 27, p. 1813, 2003.

HIKKANEN, A.; KALAKOTA, R.; SAENGCHAROENRAT, P.; STALLAERT, J.; WHINSTON, A. Distributed decision support systems for real time supply chain management using agent technologies. *Readings in Electronic Commerce*, p. 275–291, 1997.

HILAIRE, V.; KOUKAM, A.; RODRIGUEZ, S. An Adaptative Agent Architecture for Holonic Multi-Agent Systems. *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems*, v. 3, n. 1, 2008.

HMS, P. R. *HMS Requirements*. 1994. Disponível em: <<http://hms.ifw.uni-hannover.de/>: HMS Server>.

HOOK, M. *Depletion and Decline Curve Analysis in Crude Oil Production*. Tese (Licentiate Thesis) — Uppsala University, 2009.

HOOKE, J. N. *Logic-Based Methods for Optimization: Combining Optimization and Constraint Satisfaction*. [S.l.]: Wiley, 2000.

HOOKE, J. N.; OTTOSSON, G.; THORSTEINSSON, E. S.; KIM, H. J. On integrating constraint propagation and linear programming for combinatorial optimization. In: *Proceedings 16th national conference on artificial intelligence (AAAI)*. [S.l.]: The AAAI Press/MIT Press, 1999. p. 136.

HUBNER, J. F.; SICHMAN, J. S.; BOISSIER, O. A. Model for the structural, functional, and deontic specification of organizations in multiagent systems. In: *Simposio Brasileiro de Inteligência Artificial (SBIA)*. [S.l.]: The AAAI Press/MIT Press, 2002. p. 118–128.

HUHNS, M.; STEPHENS, L. Multi-agent systems and societies of agents. MIT Press, p. 79–120, 1999.

IBM. *IBM ILOG OPL Language User's Manual*. [S.l.], 2009.

IPI. *About API*. American Petroleum Institute, 2012. Disponível em: <<http://www.api.org/aboutapi/>>.

JACKSON, J.; GROSSMANN, I. E. A temporal decomposition scheme for nonlinear multisite production planning and distribution models. *I & EC Research*, v. 42, p. 3045, 2003.

JAIN, V.; GROSSMANN, I. Cyclic scheduling and maintenance of parallel process units with decaying performance. *AIChE J.*, v. 44, p. 1623, 1998.

JAIN, V.; GROSSMANN, I. E. Algorithms for hybrid milp/cp models for a class of optimization problems. *INFORMS Journal on Computing*, v. 13, p. 258, 2001.

JENNINGS, N. On agent-based software engineering. *Artificial Intelligence*, n. 117, 2000.

JENNINGS, N.; WOOLDRIDGE, M.; SYCARA, K. A roadmap of agent research and development. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, v. 1, n. 1, p. 7–38, 1998.

JOLY, M.; MORO, L. F. L.; PINTO, J. M. Planning and scheduling for petroleum refineries using mathematical programming. *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, v. 19, n. 2, p. 207–228, 2002.

JONES, W. M. C.; PADDOCK, K. F. *Modern petroleum technology - Transport by pipeline*. 5th part i. ed. [S.l.]: Wiley, 1982.

KALLRATH, J. Mixed integer optimization in the chemical process industry: Experience, potential and future. *Trans. I. Chem. E.*, n. 78, p. 809–822, 2000.

KALLRATH, J. Planning and scheduling in the process industry. *OR Spectrum*, v. 24, p. 219, 2002.

KARAGEORGOS, A.; MEHANDJIEV, N.; WEICHHART, G.; HAMMERLE, A. Agent-based optimization of logistics and production planning. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, n. 16, p. 335–348, 2003.

- KELLY, J. D. Chronological decomposition heuristic for scheduling: Divide and conquer method. *AIChE Journal*, v. 48, p. 2995, 2002.
- KELLY, J. D. Formulating production planning models. *Chemical Engineering Program*, v. 100, p. 43, 2004.
- KELLY, J. D.; ZYNGIER, D. Hierarchical decomposition heuristic for scheduling: Coordinated reasoning for decentralized and distributed decision-making problems. *Computers and Chemical Engineering*, v. 32, p. 2684, 2008.
- KHOR, C.; ELKAMEL, A. *Optimization Strategies: Petroleum Refinery Planning under Uncertainty*. [S.l.]: VDM Verlag Dr. Mueller e. K Publishing House, 2008.
- KOESTLER, A. *The Ghost in the Machine*. 1st. ed. London: Hutchinson & Co, 1967.
- KUCHCINSKI, K.; SZYMANEK, R. *JaCoP: Java constraint programming solver*. 2012. Disponível em: <<http://jacop.osolpro.com>>.
- KUMAR, A.; OW, P. S.; PRIETULA, M. J. Organizational simulation and information systems design: An operations level example. *Management Science*, v. 2, n. 39, p. 218–240, 1993.
- LABARTHE, O.; ESPINASSE, B.; FERRARINI, A.; MONTREUIL, B. Toward a methodological framework for agent-based modelling and simulation of supply chains in a mass customization context. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2007.
- LARROSA, J.; SCHIEX, T. Solving weighted csp by maintaining arc consistency. *Artificial Intelligence*, v. 159, p. 1–26, 2004.
- LASSCHUIT, W.; THIJSEN, N. Supporting supply chain planning and scheduling decisions in the oil and chemical industry. *Computers and Chemical Engineering*, n. 28, p. 863–870, 2004.
- LEAUTE, T.; OTTENS, B.; SZYMANEK, R. FRODO 2.0: An open-source framework for distributed constraint optimization. In: *Proceedings of the IJCAI'09 Distributed Constraint Reasoning Workshop (DCR'09)*. Pasadena, California, USA: [s.n.], 2009. p. 160–164.
- LEE, H.; PINTO, J. M.; GROSSMANN, I. E.; PARK, S. Mixed-integer linear programming model for refinery short-term scheduling of crude oil unloading with inventory management. *Ind. Eng. Chem. Res.*, n. 35, p. 1630–1641, 1996.
- LEITÃO, P.; RESTIVO, F. A holonic control approach for distributed manufacturing applications. In: *Proceedings of the Fifth IEEE-IFIP International Conference on Information Technology for Balanced Automation Systems in Manufacturing and Services*. Cancun(México): [s.n.], 2002.
- LENDERMANN, P.; BOON, P. G.; MCGINNIS, L. F. Distributed simulation with incorporated aps procedures for high-fidelity supply chain optimization. In: *Proceedings of the 2001 Winter Simulation Conference*. [S.l.: s.n.], 2001.
- LUTATI, B.; GONTMAKHER, I.; LANDO, M. *AgentZero: a framework for executing, analyzing and developing DCR algorithms*. 2012. Disponível em: <<http://code.google.com/p/azapi-test/>>.

- LYNCH, N. A. *Distributed Algorithms*. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 1996.
- MAGALHAES, M. V. O.; MORO, L. F. L.; SMANIA, P.; HASSIMOTTO, M. K.; PINTO, J. M.; ABADIA, G. J. Sipp . a solution for refinery scheduling. In: *1998 NPRA Computer Conference*. [S.l.: s.n.], 1998.
- MAILLER, R.; LESSER, V. Solving distributed constraint optimization problems using cooperative mediation. In: *Proceedings of Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2004)*. [S.l.]: IEEE Computer Society, 2004. p. 438–445.
- MALONE, T. Modeling coordination in organizations and markets. *Management Science*, v. 10, n. 33, p. 1317–1332, 1987.
- MAPLES, R. E. *Petroleum Refinery Process Economics*. 2st. ed. [S.l.]: Pennwell Books, 2000.
- MARAVELIAS, C.; GROSSMANN, I. E. A hybrid milp/cp decomposition approach for the continuous time scheduling of multipurpose batch plants. *Comp. and Chem. Eng.*, v. 28, p. 1921, 2004.
- MARAVELIAS, C.; SUNG, C. Integration of production planning and scheduling: Overview, challenges and opportunities. *Computers and Chemical Engineering*, v. 33, p. 1919–1930, 2009.
- MARCELLINO, F. J. M.; SICHMAN, J. S. Oil industry supply chain management as a holo-nic agent based distributed constraint optimization problem. In: *AILog - ECAI 2010*. Lisbon, Portugal: [s.n.], 2010.
- MCKAY, K. N.; SAFAYENI, F. R.; BUZACOTT, J. A. A review of hierarchical production planning and its applicability for modern manufacturing. *Production Planning & Control*, v. 6, p. 384, 1995.
- MILANO, M. *Constraint and Integer Programming: Toward a Unified Methodology*. [S.l.]: Kluwer Academic Publishers, 2003.
- MILLER, D. M. An iterative computer-aided ship scheduling system. *European Journal of Operational Research*, n. 32, p. 363–379, 1987.
- MILLER, R. G. A future for exploration geochemistry. *Organic Chemistry: Developments and Applications to Energy, Climate Environment and Human History*, 1995.
- MODI, P. J.; SHEN, W.; TAMBE, M.; YOKOO, M. An asynchronous complete method for distributed constraint optimization. In: *AAMAS03*. [S.l.: s.n.], 2003.
- MODI, P. J.; SHEN, W.; TAMBE, M.; YOKOO, M. Adopt: Asynchronous distributed constraint optimization with quality guarantees. *Artificial Intelligence*, v. 161, p. 149–180, 2005.
- MORO, L. F. L.; PINTO, J. M. A mixed-integer model for short-term crude oil scheduling. In: *AIChE Annual National Meeting*. Miami Beach: [s.n.], 1998.
- MUCKSTADT, J.; MURRAY, D.; RAPPOLD, J.; COLLINS, D. Guidelines for collaborative supply chain system design and operation. *Information Systems Frontiers*, n. 3, p. 427–435, 2001.

- NEIRO, S. M. S.; PINTO, J. M. Supply chain optimization of petroleum refinery complexes. *Comp. and Chem. Eng.*, v. 28, p. 871, 2004.
- NEIRO, S. M. S.; PINTO, J. M. Multiperiod optimization for production planning of petroleum refineries. *Chemical Engineering Communications*, v. 192, p. 62, 2005.
- PAPADIMITRIOU, C. H.; STEIGLITZ, K. *Combinatorial Optimization : Algorithms and Complexity*. [S.l.]: Dover Publications, 1998.
- PAPAGEORGIOU, L. G.; PANTELIDES, C. C. Optimal campaign planning/scheduling of multipurpose batch/semicontinuous plants. 1. mathematical formulation. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, v. 35, p. 488, 1996.
- PARUNAK, H. V. D.; SAVIT, R.; RIOLO, R. Agent-based modeling vs. equation-based modeling: A case study and users' guide. In: *Proceedings Of Workshop on Multi-agent Systems and Agent-based Simulation (MABS '98)*. [S.l.: s.n.], 1998.
- PASHIKANTI, K.; LIU, Y. A. Predictive modeling of large-scale integrated refinery reaction and fractionation systems from plant data. part 2: Fluid catalytic cracking (fcc) process. *Energy & Fuels*, v. 25, n. 11, 2011.
- PEKNY, J. F.; REKLAITIS, G. V. Towards the convergence of theory and practice: A technology guide for scheduling/planning methodology. *AIChE Symposium Series*, v. 94, p. 91–111, 1998.
- PEREA, E.; GROSSMANN, I. E.; YDSTIE, E.; TAHMASSEBI, T. Dynamic modeling and decentralized control of supply chains. *I&EC Res.*, v. 40, p. 3369, 2001.
- PETCU, A.; FALTINGS, B. A distributed, complete method for multi-agent constraint optimization. In: *Proceedings of the Fifth International Workshop on Distributed Constraint Reasoning (DCR2004) in CP 2004*. [S.l.: s.n.], 2004.
- PETCU, A.; FALTINGS, B. A scalable method for multiagent constraint optimization. In: *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 266–271.
- PETCU, A.; FALTINGS, B.; MAILLER, R. Pc-dpop: a new partial centralization algorithm for distributed optimization. In: *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Hyderabad, India: [s.n.], 2007. p. 167–172.
- PINEDO, M. *Scheduling: Theory, Algorithms, and Systems*. [S.l.]: Prentice Hall, 2001.
- PINTO, J.; GROSSMANN, I. E. Optimal scheduling of multistage multiproduct continuous plants. *Comp. and Chem. Eng.*, v. 9, p. 797, 1994.
- PINTO, J. M.; JOLY, M.; MORO, L. F. Planning and scheduling models for refinery operations. *Computers and Chemical Engineering*, n. 24, p. 2259–2276, 2000.
- PINTO, J. M.; NEIRO, S. M. S. A general modeling framework for the operational planning of petroleum supply chains. *Computers and Chemical Engineering*, n. 28, p. 871–896, 2004.
- POIRIER, C. C.; REITER, S. E. *Supply Chain Optimization: Building the Strongest Total Business Network*. [S.l.]: Berrett-Koehler Publishers, 1996.

- PORTEUS, E. L. Stochastic inventory theory. Elsevier Science Publishers, Amsterdam, v. 2, p. 605–652, 1990.
- RAMIREZ, A.; ROMERO, A.; CHAVEZ, F.; CARRILLO, F.; LOPEZ, S. Mathematical simulation of oil reservoir properties. *Chaos, Solitons & Fractals*, v. 32, p. 778–788, November 2008.
- REKLAITIS, G. V. Review of scheduling of process operations. v. 78, n. 214, p. 119–133, 1982.
- RIGBY, B.; LASDON, L. S.; WARREN, A. D. The evolution of texaco's blending systems: from omega to starblend. *Interfaces*, v. 5, n. 25, p. 64–83, 1995.
- RIZZOLI, A. E.; GAMBARDELLA, L. M.; BONTEMPI, G. Simulation of an intermodal container terminal to assist the management in the decision making process. In: *Proceedings MOD-SIM 9, International Congress on Modeling and Simulation*. Hobart, Tasmânia: [s.n.], 1997.
- ROBELIUS, F. *Giant Oil Fields - The Highway to Oil: Giant Oil Fields and their Importance for Future Oil Production*. Tese (Doutorado) — Uppsala University, 2007.
- ROCHA, R.; GROSSMANN, I. E.; ARAGAO, M. V. S. Poggi de. Petroleum allocation at petrobras: Mathematical model and a solution algorithm. *Computers and Chemical Engineering*, n. 33, p. 2123–2133, 2009.
- ROUSSE, O.; LECOUTRE, C. Xml representation of constraint networks: Format xcsp 2.1. *CoRR*, abs/0902.2362, 2009.
- SADEH, N. M.; LALIBERTY, T.; SMITH, S. F.; BRYANT, R. *Development of an integrated process planning/production scheduling shell for agile manufacturing*. Pittsburgh, USA, 1995.
- SALIDO, M. A.; BARBER, F. Distributed {CSPs} by graph partitioning. *Applied Mathematics and Computation*, v. 183, n. 1, p. 491–498, 2006.
- SALIDO, M. A.; GIRET, A. Feasible distributed {CSP} models for scheduling problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v. 21, n. 5, p. 723–732, 2008.
- SALIDO, M. A.; GIRET, A.; BARBER, F. Distributing constraints by sampling in non-binary csps. In: *IJCAI Workshop on Distributing Constraint Reasoning*. [S.l.: s.n.], 2003. p. 79–87.
- SASIKUMAR, M. Pipes: a heuristic search model for pipeline schedule generation. *Knowledge-Based System*, n. 10, 1997.
- SATTER, A.; IQBAL, G. M.; BUCHWALTER, J. L. *Practical Enhanced Reservoir Engineering*. [S.l.]: Pennwell Books, 2008.
- SHAH, N. Mathematical programming techniques for crude oil scheduling. *Comput. Chem. Eng.*, n. 20, p. S1227– S1232, 1996.
- SHAH, N. Single- and multisite planning and scheduling: Current status and future challenges. *AIChE Symposium Series*, v. 94, p. 75, 1998.
- SHAPIRO, J. F. *Modeling the Supply Chain*. Pacific Grove CA: Duxbury Press, 2006.
- SHIEX, T.; FARGIER, H.; VERFAILLIE, G. Valued constraint satisfaction problems : hard and easy problems. In: *IJCAI-95*. [S.l.: s.n.], 1995. p. 631–637.

- SILAGHI, M.; FALTINGS, B. Asynchronous aggregation and consistency in distributed constraint satisfaction. *Artificial Intelligence*, v. 161, n. 1–2, p. 25–53, 2005.
- SIMCHI-LEVI, D.; KAMINSKY, P.; SIMCHI-LEVI, E. *Designing and managing the supply chain*. [S.l.]: McGraw-Hill Higher Education, 2000.
- SIMON, H. A. *The Sciences of the Artificial*. [S.l.]: MIT Press, 1996.
- SMITH, R. G. The contract net protocol: High-level communication and control in a distributed problem solver. *IEEE Transactions on Computers*, IEEE Computer Society, C-29, n. 12, p. 1104–1113, 1980.
- STUBEN, K.; CLEES, T.; KLIE, H.; LOU, B.; WHEELER, M. F. Algebraic multigrid methods (amg) for the efficient solution of fully implicit formulations in reservoir simulation. In: *2007 SPE Reservoir Simulation Symposium*. [S.l.: s.n.], 2007.
- SUBRAHMANYAM S., P. J. F.; REKLAITIS, G. V. Decomposition approaches to batch plant design and planning. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, v. 35, p. 1866, 1996.
- SUKOYO; MATSUOKA, S.; MURAKI, M. Production planning formulti-site batch plants with the milp method. *Journal of the Japan Petroleum Institute*, v. 47, p. 318, 2004.
- SULTANIK, E. A.; LASS, R. N.; REGLI, W. C. DCOPolis: A framework for simulating and deploying distributed constraint optimization algorithms. In: *Proceedings of the Ninth International Workshop on Distributed Constraint Reasoning*. [S.l.: s.n.], 2007.
- SUNG, C.; MARAVELIAS, C. T. An attainable region approach for production planning of multi-product processes. *AIChE Journal*, v. 53, p. 1298, 2007.
- SVORONOS, A.; ZIPKIN, P. Evaluation of one-for-one replenishment policies for multiechelon inventory systems. *Management Science*, v. 1, n. 37, p. 68–83, 1991.
- SWAMINATHAN, J. M. *Quantitative analysis of emerging practices in supply chains*. Tese (Doutorado) — Carnegie Mellon University, 1996.
- SWAMINATHAN, J. M.; SMITH, S. F.; SADEH, N. M. Modeling Supply Chain Dynamics : A Multiagent Approach. *Decision Sciences*, v. 29, n. 3, p. 607–632, 1998.
- SYSMONDS, G. H. *Linear programming: The solution of refinery problems*. [S.l.], 1955.
- TECHO, R.; HOLBROOK, D. L. Computer scheduling the world's biggest product pipeline. *Pipeline Gas Journal*, n. 4, 1974.
- TERZI, S.; CAVALIERI, S. Simulation in the supply chain context: a survey. *Computers in Industry*, n. 53, p. 3–16, 2004.
- TOWILL, D. R.; NAIM, M. M.; WIKNER, J. Industrial dynamics simulation models in the design of supply chains. *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, v. 5, n. 22, p. 3–13, 1992.
- TSANG, E. P. K. *Foundations of Constraint Satisfaction*. [S.l.]: Academic Press, 1993. (Computation in cognitive science).

TURKAY, M.; GROSSMANN, I. E. Logic-based minlp algorithms for the optimal synthesis of process networks. *Computers and Chemical Engineering*, v. 20, p. 959–978, 1996.

ULIERU, M.; WALKER, S.; BRENNAN, B. Holonic enterprise as a collaborative information ecosystem. In: *Workshop on Holons: Autonomous and Cooperative Agents for the Industry, 5th International Conference on Autonomous Agents*. Montreal(Canadá): [s.n.], 2001.

VAKHARIA, A. J.; ERENGUC, S. S.; SIMPSON, N. C. Integrated production/distribution planning in supply chains: an invited review. *European Journal of Operational Research*, n. 115, 1999.

VECCHIETTI, A.; GROSSMANN, I. E. Modeling issues and implementation of language for disjunctive programming. *Computers and Chemical Engineering*, v. 24, p. 2143–2155, 2000.

VERSTEEGH, F.; SALIDO, M. A.; GIRET, A. A holonic architecture for the global road transportation system. *Journal of Intelligent Manufacturing*, Springer US, v. 21, n. 1, p. 133–144, 2010.

W3C. *Extensible Markup Language XML*. 2012. Disponível em: <<http://www.w3.org/XML/>>.

WEISS, G. Adaptation and learning in multi-agent systems: some remarks and a bibliography. In: *Proceedings IJCAI'95 Workshop on Adaptation and Learning in Multi-Agent Systems*. [S.l.]: Springer, 1995. p. 1–22.

WILKINSON, S. J. *Aggregate Formulations for Large-Scale Process Scheduling Problems, Ph.D. Thesis*. Tese (Doutorado), 1996.

WILKINSON, S. J.; SHA, N.; PANTELIDES, C. C. Scheduling of multisite flexible production systems. In: *Proceedings of the European Symposium on Computer-Aided Process Engineering - 14*. San Francisco, USA: [s.n.], 1994.

WINSTON, W. L. *Introduction to mathematical programming*. 2d. ed. Pacific Grove, Calif.: Duxbury Press, 1995.

WOOLDRIDGE, M.; JENNINGS, N. Intelligent agent: theory and practice. *Knowledge Engineering Review*, v. 10, n. 2, p. 115–142, 1995.

YAN, H. S.; ZHANG, X. D. A case study on integrated production planning and scheduling in a threestage manufacturing system. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, v. 4, p. 86, 2007.

YOKOO, M. *Distributed constraint satisfaction: foundations of cooperation in multi-agent system*. [S.l.]: Springer Verlag, 2001.

YOKOO, M.; DURFEE, E. H.; ISHIDA, T.; KUWABARA, K. Distributed constraint satisfaction algorithm for complex local problems. In: *Third International Conference on Multiagent Systems ICMAS – 98*. [S.l.: s.n.], 1998. p. 372–379.

YOKOO, M.; HIRAYAMA, K. Algorithms for distributed constraint satisfaction: A review. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, v. 3, n. 2, p. 185–207, 2000.

YOKOO, M. C.; DURFEE, E. H.; ISHIDA, T.; KUWABARA, K. Distributed constraint satisfaction for formalizing distributed problem solving. In: *International Conference on Distributed Computing Systems*. [S.l.: s.n.], 1992. p. 614–621.

YUAN, Y.; LIANG, T. P.; ZHANG, J. J. Using agent technology to support supply chain management: potentials and challenges. In: *Supply Chain Transformation in the eBusiness Environment: Issues, Solutions and the Future, the First Annual Symposium on Supply Chain Management*. [S.l.: s.n.], 2003.

ZABAL, J. C. *Distribution des Produits Pétroliers par Mér.* [S.l.]: Université Montreal, 1984.

ZELINKOVSKY, R. *Global automated transport system*. 2011. Disponível em: <<http://www.global-transportation.com>>.

ZELLOU, A. M.; OUENES, A. Integrated fractured reservoir characterization using neural networks and fuzzy logic: three case studies. *Journal of Petroleum Geology*, v. 4, n. 24, p. 459–476, 2007.

ZHANG, N.; ZHU, X. X. A novel modelling and decomposition strategy for total site optimisation. *Computers & Chemical Engineering*, v. 30, p. 765–777, 2006.

ZIPKIN, P. H. Models for design and control of stochastic, multi-item batch production systems. *Operations Research*, v. 34, n. 1, p. 91–104, 1986.

ANEXO A - Prova do Algoritmo ADOPT

Foram utilizados nas prova três teoremas para mostrar que ADOPT garantidamente termina com uma solução ótima global No Teorema 1, é mostrado que os limitantes computados por cada agente são sempre corretos. No Teorema 2, é mostrado que o algoritmo sempre vai terminar. Finalmente, no Teorema 3 é mostrado que a solução ótima é obtida no término.

Propriedade 1 é usada na prova do Teorema 1. Deixe $OPT(x_i, contexto)$ denotar o custo da solução ótima na subárvore com raiz em x_i , dado que as variáveis de maior prioridade têm valores em *contexto*.

Propriedade1: $\forall x_i \in V$,

$$OPT(x_i, ContextoAtual) \stackrel{def}{=} \min_{d \in D_i} \delta(d) + \sum_{x_l \in Filhos} OPT(x_l, ContextoAtual \cup (x_i, d))$$

Por exemplo se x_i é uma folha, então $OPT(x_i, contexto)$ é igual a $\delta(d)$, onde d é o valor que minimiza. Esta propriedade indutiva afirma que o custo da solução ótima em uma subárvore com raiz em x_i é obtido quando x_i escolhe o valor d que minimiza a soma de seu custo local mais o custo da solução ótima em sua subárvore. Teorema 1 mostra que o limitante inferior LB calculado por um agente nunca é maior do que o custo da solução ótima dentro da sua subárvore, e o limitante superior UB nunca é menor do que o custo da solução ótima dentro da sua subárvore. A prova do Teorema 1 procede por indução. O caso base decorre do fato que $LB = OPT(x_i, ContextoAtual) = UB$ é sempre verdade em um agente folha. A hipótese indutiva supoe que LB (UB) enviada por x_i a seu pai nunca é maior (menor) do que o custo da solução ótima na subárvore com raiz em x_i . A prova também se baseia no fato de que os custos são relatados para apenas um pai de forma que não haja dupla contagem de custos.

Teorema1: $\forall x_i \in V$,

$$LB \leq OPT(x_i, ContextoAtual) \leq UB$$

Prova: Por indução nas prioridades dos agentes.

Caso Base I: x_i é uma folha. The equations for LB and UB simplify to $\min_{d \in D_i} \delta(d)$ desde que x_i não tenha filhos. Propriedade 1 simplifica para $LB = OPT(x_i, ContextoAtual) = \min_{d \in D_i} \delta(d)$ pela mesma razão. Assim concluímos que $LB = \min_{d \in D_i} \delta(d) = OPT(x_i, ContextoAtual) \leq UB$. Concluído.

Caso Base II: Todo filho de x_i é uma folha. Mostraremos que $LB \leq OPT(x_i, ContextoAtual) \leq UB$. A prova para $LB \leq OPT(x_i, ContextoAtual)$ é análoga.

Já que todos os filhos x_i são folhas, sabemos do Caso Base I que $lb(d, x_l) \leq OPT(x_l, ContextoAtual \cup (x_i, d))$. Além disso, cada filho envia mensagens COST somente para x_i , de modo que os custos não são contados duas vezes. Substituímos $OPT(x_l, ContextoAtual) \cup (x_i, d)$ por $lb(d, x_l)$ na definição de LB para chegar no seguinte:

$$LB = \min_{d \in D_i} \delta(d) = \sum_{x_l \in Filhos} lb(d, x_l) \leq \min_{d \in D_i} \delta(d) + \sum_{x_l \in Filhos} OPT(x_l, ContextoAtual \cup (x_i, d))$$

Agora podem simplificar Propriedade 1 no acima para obter

$$LB \leq OPT(x_i, ContextoAtual)$$

e temos concluído.

Hipótese Indutiva: $\forall d \in D_i, \forall x_l \in Filhos,$

$$lb(d, x_l) \leq OPT(x_i, ContextoAtual \cup (x_i, d)) \leq ub(d, x_l)$$

A prova do caso geral é idêntica àquela do Caso Base II, exceto que supomos $lb(d, x_l) \leq OPT(x_i, ContextoAtual \cup (x_i, d))$ da Hipótese Indutiva, ao invés da suposição que x é uma folha. $\square$

No Teorema 2, mostramos que Adopt eventualmente terminará. Um agente não raiz termina quando $threshold = UB$ é verdade e uma mensagem TERMINATE foi recebida de seu pai. A prova decorre do fato de que uma vez que um pai de um agente termina, LB é monotonicamente crescente. Desde LB é monotonicamente crescente, e Teorema 1 mostrou que a LB tem um limitante superior, LB deve eventualmente parar de mudar. Um argumento semelhante é verdade para a UB. Finalmente, o Threshold-Invariante força $threshold$ a permanecer entre LB e UB até que finalmente $threshold = UB$ ocorre.

Teorema2: $\forall x_i \in V$, se *ContextoAtual* é fixo, então $threshold = UB$ vai eventualmente ocorrer

Prova: Por indução nas prioridades dos agentes.

Caso Base: x_i é uma folha. $LB = UB$ é sempre verdade em x_i porque ele é uma folha. Todo agente mantém o Threshold-Invariante $LB \leq threshold \leq UB$. Assim, $threshold = UB$ deve sempre ser verdade em uma folha.

Hipótese Indutiva: Se *ContextoAtual* é fixo e x_i fixa o valor da sua para d_i , então variável a di, então $\forall x_l \in Filhos$, $threshold = UB$ vai eventualmente ocorrer em x_l e vai reportar um limitante superior ub via uma mensagem COST, onde $ub = t(d_i, x_l)$.

Suponha *ContextoAtual* é fixo. Para aplicar a hipótese indutiva, temos de mostrar que x_i vai eventualmente fixar o valor de sua variável. Para ver isso, observe que x_i muda o valor de sua variável apenas quando $LB(d_i)$ aumenta. Pelo Teorema 1, LB é sempre menor do que o custo da solução ótima. LB não pode aumentar para sempre e assim x_i deve finalmente parar de mudar o valor de sua variável. Podemos agora aplicar a hipótese indutiva que diz que quando x_i fixa seu valor, cada filho acabará por reportar um limitante superior $ub = t(d_i, x_l)$. Isto significa que $t(d_i, x_l) = ub(d_i, x_l)$. acabará por ser verdade em x_i . Podemos substituir $t(d_i, x_l)$ por $ub(d_i, x_l)$ na definição de UB para obter o seguinte:

$$\begin{aligned} UB &\stackrel{def}{\leq} UB(d_i) \stackrel{def}{=} \delta(d_i) \sum_{x_l \in Filhos} ub(d_i, x_l) \\ &= \delta(d_i) = \sum_{x_l \in Filhos} t(d_i, x_l) \end{aligned}$$

Usando o AlocaçãoInvariante $threshold = \delta(d_i) = \sum_{x_l \in Filhos} t(d_i, x_l)$, substituímos $threshold$ no acima para obter $UB \leq threshold$. O lado direito do ThresholdInvariante declara $threshold \leq UB$. Portanto, temos tanto $UB \leq threshold$ quanto $threshold \leq UB$. Então $threshold = UB$ deve ser verdade e o teorema está provado. $\square$

Como um aparte, nota-se que o algoritmo se comporta de forma diferente dependendo se $threshold$ de x_i é definido abaixo ou acima do custo da solução ótima. Se $threshold$ for menor do que o custo da solução ótima, então quando LB aumenta acima de $threshold$, x_i elevará $threshold$ até que finalmente, $LB = threshold = UB$ ocorre. Por outro lado, se $threshold$ é maior do que o custo da solução ótima, então, quando UB diminui abaixo do $threshold$, x_i vai reduzir de forma que $threshold = UB$ ocorre. No segundo caso, LB pode permanecer menos

de que UB na termino.

Teorema3: $\forall x_i \in V$, o valor final de threshold é igual a $OPT(x_i, ContextoAtual)$

Caso Base: x_i é a raiz. A raiz termina quando o valor de seu threshold (final) é igual UB. $LB = threshold$ é sempre verdadeiro na raiz porque threshold é inicializado para zero e é aumentado à medida que aumenta LB. A raiz não recebe mensagens THRESHOLD, de modo que esta é a única maneira do threshold mudar. Concluimos que $LB = threshold = UB$ é verdade quando a raiz termina. Isto significa que o valor do threshold final da raiz é o custo de uma solução ótima global.

Hipótese Indutiva: Deixe x_p representar o pai de x_i . O valor final do threshold de x_p é igual a $OPT(x_p, ContextoAtual)$.

Procedemos por contradição. Suponha que o threshold final de x_i é uma superestimativa. Pela hipótese indutiva, o threshold final de x_p não é um exagero. Significa que o AlocaçãoInvariante que se o threshold final dado a x_i (por x_p) é demasiadamente elevado, x_p deve ter dado algum outro filho (um irmão de x_i), digamos x_j , um threshold final, que é demasiadamente baixo. Seja d denotar o valor atual de x_p . Já que o threshold de x_j é muito baixo, ele não será capaz de encontrar uma solução sob o threshold dado e, assim, vai aumentar o seu próprio threshold. Ele irá informar lb a x_p , onde $lb > t(d, x_j)$. Usando os invariantes do Adopt, podemos concluir que o $threshold = UB$ não podem ser verdadeiro em x_p , de modo que x_p não pode já ter terminado. De acordo com o ChildThresholdInvariant, x_p vai aumentar o threshold de x_j para que $lb(d, x_j) > t(d, x_j)$.

Eventualmente, $lb(d, x_j)$ alcançara o limitante superior e $lb(d, x_j) = t(d, x_j) = lb(d, x_j)$ vai valer. Isto contradiz a afirmação de que o threshold final de x_j é muito baixo. Por contradição, o valor final do threshold de x_j não pode ser muito baixo e o threshold final de x_i não pode ser muito alto. $\square$

ANEXO B - Prova do Algoritmo DPOP

Neste anexo é mostrada a prova de que o algoritmo DTREE é correto e completo. Esta é a versão original e mais simples do DPOP, sendo justamente aquela que foi usada neste trabalho (PETCU; FALTINGS, 2004).

Proposição 1. Algoritmo é correto e completo.

PROVA.

Correto: desde que não haja ciclos no problema, significa que todas as mensagens que o nó X_i recebe dos seus vizinhos, vem de partes disjuntas do problema de restrições. Eles representam avaliações exatas da utilidade que pode ser obtida das subárvores com a raiz nos nós emissores, para cada valor possível que X_i pode assumir (pode ser inferido por indução das folhas dentro da árvore). Somando todas as mensagens, X_i tem limitantes superiores precisos sobre a quantidade de utilidade obtida do problema completo, para cada um de seus valores; portanto é fácil escolher aquele que fornece a utilidade máxima.

Completo: novamente, desde que não haja ciclos no problema, e todas as folhas iniciam a propagação de mensagem, é garantido que cada nó vai eventualmente receber $k-1$ mensagens (com k = número de vizinhos) e portanto ele vai ser capaz de enviar sua k -ésima mensagem. Desta forma, ele vai também receber a mensagem final do último vizinho, levando para a conclusão do algoritmo para este nó.

ANEXO C – Representação de Instâncias de Problemas de Restrições com XML

I. Representação XML de Instâncias de DCOP Estas extensões podem ser divididas resumidamente nas seguintes seções principais (LEAUTE; OTTENS; SZYMANEK, 2009):

1. A seção *<agents>* define os agentes no DCOP. Esta é uma extensão feita ao formato XCSP 2.1 a fim de adaptá-lo aos problemas distribuídos;
2. A seção *<domains>* define os valores dos domínios das variáveis no DCOP. Não é necessário criar um domínio para cada variável, pois várias variáveis podem referenciar o mesmo domínio;
3. A seção *<variables>* lista as variáveis no DCOP, com seus correspondentes domínios de valores permitidos, e os nomes dos agentes que os possuem. Um agente pode possuir mais de uma variável. O campo *agent* é uma extensão feita ao formato XCSP 2.1 a fim de adaptá-lo aos problemas distribuídos;
4. A seção *<relations>* define as relações genéricas sobre as variáveis. Uma relação é para uma restrição o que um domínio é para uma variável: ela descreve uma noção genérica sobre um certo número de variáveis, sem especificar os nomes das variáveis. Esta noção pode, então, ser implementada como restrições sobre variáveis específicas;
5. A seção *<constraints>* lista as restrições no DCOP, através da referência a relações definidas previamente, e da aplicação delas a tuplas específicas de variáveis.

A Fig. 43 mostra o exemplo de um arquivo XCSP do FRODO, que representa uma instância do problema de coloração de grafos com 3 cores e 3 vértices na forma de DCOP (YOKOO, 2001).

II. Representação XML de Instâncias de HCOP Os seguintes atributos foram incluídos nesta extensão, segundo a divisão utilizada na Seção 5.7:

```

<instance>
  <presentation name="sampleProblem" maxConstraintArity="2"
    maximize="false" format="XCSP 2.1_FRODO" />
  <agents nbAgents="3">
    <agent name="agentX" />
    <agent name="agentY" />
    <agent name="agentZ" />
  </agents>
  <domains nbDomains="1">
    <domain name="three_colors" nbValues="3">1..3</domain>
  </domains>
  <variables nbVariables="3">
    <variable name="X" domain="three_colors" agent="agentX" />
    <variable name="Y" domain="three_colors" agent="agentY" />
    <variable name="Z" domain="three_colors" agent="agentZ" />
  </variables>
  <relations nbRelations="1">
    <relation name="NEQ" arity="2" nbTuples="3" semantics="soft"
      defaultCost="0"> infinity: 1 1|2 2|3 3 </relation>
  </relations>
  <constraints nbConstraints="3">
    <constraint name="X_and_Y_have_different_colors" arity="2"
      scope="X Y" reference="NEQ" />
    <constraint name="X_and_Z_have_different_colors" arity="2"
      scope="X Z" reference="NEQ" />
    <constraint name="Y_and_Z_have_different_colors" arity="2"
      scope="Y Z" reference="NEQ" />
  </constraints>
</instance>

```

Figura 43: Exemplo de um Arquivo XCSP do FRODO p/ DCOP

- Dentro da seção *agent* já existente

- extId*: Identificação externa do agente na organização interna do problema;

- Dentro da seção *variable* já existente

- extId*: Identificação externa da variável na organização interna do problema;

- level*: Identificador numérico da camada holônica ou nível associado à variável

- role*: Papel da variável na organização interna do problema

- *Ex. refinaria, terminal.

- type*: Papel da variável na organização holônica. Como ser uma das seguintes:

- **holon*: variável holônica holon (superholon)

- **head*: variável holônica cabeça;

- **atom*: variável holônica átomo;

- **local*: variável local;

- Criação das Restrições Holônicas:

- holonic: emergence*

- *é intrínsecamente holônica

- *entre holon e sua cabeça

- holonic: aggregation*

- *é intrínsecamente holônica

- *entre cabeça e membros do holon

- holonic: local*

- *entre variáveis locais e\ou variáveis holônicas

Tanto *role* quanto *type* representam papéis na organização interna do problema e na organização holônica, respectivamente. HCOP herdou as características do DCOP generalizado para problemas locais complexos, que têm várias variáveis por agente (vide Seção 5.3). Portanto, ele tem várias variáveis por holon. Em geral, no modelo organizacional os papéis são ligados aos holons (agentes), exceto no caso do *type* local, onde existem um *role* para cada variável local.

III. Representação XML de Instâncias de HCOPs Complexos Os seguintes atributos foram incluídos nesta extensão, segundo a mesma divisão utilizada na Seção 5.7:

- Dentro da seção *variable* já existente

–*actualDomain*: Identifica o domínio vetorial real da variável

*Ex. plano de produção e estoque.

–*time*: Número do período de tempo associado à variável

- Criação de uma nova restrição holônica:

–*holonic: composition*

*é intrínsecamente holônica

*entre cabeça e membros do supeholon

*agregação no mesmo espaço e no mesmo tempo

(ao contrário do *holonic: aggregation*, que agrega em qualquer espaço e tempo)

A Fig. 44 mostra uma parte do XML da instância analisada no caso de estudo descrito na Seção 8.4.2 e ilustrado na Fig. 36. Este XML utilizou as extensões criadas para o HCOP complexo.

ANEXO D - Solução Completa do Caso Padrão no Caso de Estudo do Capítulo 8

Nível $\eta = 4$;

1. Holon global EE_{τ_4} :

•Variável Holônica (variável emergente):

$$Rv_{4EE\tau_4}^* = (-62, -26, -45, -90, 14, -91, 161, 245)$$

Nível $\eta = 3$;

•Variáveis locais, i.e., os fluxos de transporte entre os continentes e o SM:

$$Rf_{3AmericaSul\ Europa\ \tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 100, 0, 0, 453)$$

$$Rf_{3Europa\ AmericaSul\ \tau_3}^* = (0, 900, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3AmericaSul\ AmericaNorte\ \tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 380, 0, 1000, 1638)$$

$$Rf_{3AmericaNorte\ AmericaSul\ \tau_3}^* = (0, 200, 0, 556, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3AmericaSul\ Africa\ \tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3Africa\ AmericaSul\ \tau_3}^* = (100, 0, 0, 0, 0, 1300, 0, 0)$$

$$Rf_{3AmericaSul\ Asia\ \tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 610, 0, 1000, 2273)$$

$$Rf_{3Asia\ AmericaSul\ \tau_3}^* = (0, 100, 140, 344, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3AmericaSul\ OrienteMedio\ \tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{3OrienteMedio\ AmericaSul\ \tau_3}^* = (0, 0, 200, 0, 0, 1000, 0, 0)$$

$$Rf_{3AmericaSul\ SM\ \tau_3}^* = (0, 0, 0, 0, 14, 0, 161, 245)$$

$$Rf_{3SM\ AmericaSul\ \tau_3}^* = (62, 26, 45, 90, 0, 91, 0, 0)$$

•Subholons:

1.1 Holon continente Europa_{τ₃}:

–Variável Holônica (variável de decisão):

$$Rv_{3\text{Europa}\tau_3=0}^* = (0, 900, 0, 0, -100, 0, 0, -453)$$

1.2 Holon continente AmericaNorte_{τ₃}:

–Variável Holônica (variável de decisão):

$$Rv_{3\text{AmericaNorte}\tau_3=0}^* = (0, 200, 0, 556, -380, 0, -1000, -1638)$$

1.3 Holon continente Africa_{τ₃}:

–Variável Holônica (variável de decisão):

$$Rv_{3\text{Africa}\tau_3=0}^* = (100, 0, 0, 0, 0, 1300, 0, 0)$$

1.4 Holon continente Asia_{τ₃}:

–Variável Holônica (variável de decisão):

$$Rv_{3\text{Asia}\tau_3=0}^* = (0, 100, 140, 344, -610, 0, -1000, -2273)$$

1.5 Holon continente OrienteMedio_{τ₃}:

–Variável Holônica (variável de decisão):

$$Rv_{3\text{OrienteMedio}\tau_3=0}^* = (0, 0, 200, 0, 0, 1000, 0, 0)$$

1.6 Holon continente AmericaSul_{τ₃}:

–Variável Holônica (variável emergente):

$$Rv_{3\text{AmericaSul}\tau_3=0}^* = (-180, -1230, -376, -1006, 1173, -2481, 2503, 4353)$$

Nível $\eta = 2$;

•Variáveis locais, i.e., os fluxos de transporte entre as regiões:

$$Rf_{2\text{Centro Leste}\tau_2=0}^* = (33, 0, 0, 0, 0, 50, 0, 0)$$

$$Rf_{2\text{Centro Leste}\tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2\text{Leste Centro}\tau_2=0}^* = (0, 1, 24, 106, 0, 0, 1545, 180)$$

$$Rf_{2\text{Leste Centro}\tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 3030, 610)$$

$$Rf_{2\text{Centro Sul}\tau_2=0}^* = (47, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2Centro\ Sul\ \tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2Sul\ Centro\ \tau_2=0}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2Sul\ Centro\ \tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2Leste\ Sul\ \tau_2=0}^* = (0, 154, 0, 0, 0, 0, 476, 0)$$

$$Rf_{2Leste\ Sul\ \tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 952, 0)$$

$$Rf_{2Sul\ Leste\ \tau_2=0}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$Rf_{2Sul\ Leste\ \tau_2=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

•Subholons:

1.6.1 Holon região Sul _{τ_2} :

•Variáveis Holônicas (variáveis emergentes):

$$Rv_{2Sul\ \tau_2=0}^* = (-56, -154, -46, 75, 76, 0, -476, 0)$$

$$Rv_{2Sul\ \tau_2=1}^* = (-70, -273, -64, -87, 0, 0, -952, 0)$$

1.6.2 Holon região Centro _{τ_2} :

•Variáveis Holônicas (variáveis emergentes):

$$Rv_{2Centro\ \tau_2=0}^* = (80, -33, -55, -106, 577, 50, -1545, -180)$$

$$Rv_{2Centro\ \tau_2=1}^* = (-16, -688, -215, -1141, 180, 0, -3030, -610)$$

1.6.3 Holon região Leste _{τ_2} :

•Variáveis Holônicas (variáveis emergentes):

$$Rv_{2Leste\ \tau_2=0}^* = (-33, 155, 24, 294, 248, -863, 4082, 2631)$$

$$Rv_{2Leste\ \tau_2=1}^* = (-67, -233, -29, -25, 23, -1578, 4082, 2768)$$

ℳNível $\eta = 1$;

1.Dentro do holon região Sul _{$\tau_2=0$} :

(a)Variáveis Holônicas (variáveis de decisão):

i.Planos de Produção ($Rv_{1base\ \tau_1} \equiv Rplan_{base\ \tau_1}$)

$$\bullet Rplan_{Refinaria1\ \tau_1=0}^* = (8, 58, 21, 73, 17, 0, -238, 0)$$

$$\begin{aligned}
\bullet Rplan^*_{Refinaria1 \tau_1=1} &= (8, 58, 21, 73, 17, 0, -238, 0) \\
\bullet Rplan^*_{Refinaria1 \tau_1=2} &= (8, 58, 21, 73, 17, 0, -238, 0) \\
\bullet Rplan^*_{Refinaria1 \tau_1=3} &= (8, 58, 21, 73, 17, 0, -238, 0)
\end{aligned}$$

ii. Estoques ($Rv_{1 base \tau_1} \equiv Restq_{base \tau_1}$)

$$\begin{aligned}
\bullet Restq^*_{Refinaria1 \tau_1=0} &= (20, 125, 47, 105, 61, 0, 238, 0) \\
\bullet Restq^*_{Refinaria1 \tau_1=1} &= (18, 50, 31, 88, 61, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Refinaria1 \tau_1=2} &= (7, 41, 16, 0, 0, 0, 238, 0) \\
\bullet Restq^*_{Refinaria1 \tau_1=3} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal1 \tau_1=0} &= (4, 3, 0, 31, 15, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal1 \tau_1=1} &= (0, 0, 0, 31, 15, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal1 \tau_1=2} &= (0, 0, 0, 31, 15, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal1 \tau_1=3} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal2 \tau_1=0} &= (0, 0, 5, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal2 \tau_1=1} &= (5, 11, 5, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal2 \tau_1=2} &= (0, 11, 5, 23, 9, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal2 \tau_1=3} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal3 \tau_1=0} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal3 \tau_1=1} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal3 \tau_1=2} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq^*_{Terminal3 \tau_1=3} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

(b) Fluxos de transporte (variáveis locais) entre as bases:

$$\begin{aligned}
\bullet Rf^*_{1 Refinaria1 Terminal1 \tau_1=0} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Refinaria1 Terminal1 \tau_1=1} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Refinaria1 Terminal1 \tau_1=2} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Refinaria1 Terminal1 \tau_1=3} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Terminal1 Refinaria1 \tau_1=0} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Terminal1 Refinaria1 \tau_1=1} &= (4, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Terminal1 Refinaria1 \tau_1=2} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Terminal1 Refinaria1 \tau_1=3} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Terminal3 Refinaria1 \tau_1=0} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 238, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Terminal3 Refinaria1 \tau_1=1} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf^*_{1 Terminal3 Refinaria1 \tau_1=2} &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\bullet Rf_{1Terminal3Refinaria1}^* \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Refinaria1Terminal3}^* \tau_1=0 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Refinaria1Terminal3}^* \tau_1=1 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Refinaria1Terminal3}^* \tau_1=2 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Refinaria1Terminal3}^* \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Refinaria1Terminal2}^* \tau_1=0 &= (0, 0, 0, 23, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Refinaria1Terminal2}^* \tau_1=1 &= (0, 73, 0, 40, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Refinaria1Terminal2}^* \tau_1=2 &= (0, 0, 0, 67, 9, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Refinaria1Terminal2}^* \tau_1=3 &= (0, 30, 0, 18, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Terminal2Refinaria1}^* \tau_1=0 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Terminal2Refinaria1}^* \tau_1=1 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Terminal2Refinaria1}^* \tau_1=2 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Rf_{1Terminal2Refinaria1}^* \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

2.Dentro do holon região Sul _{$\tau_2=1$} :

(a)Variáveis Holônicas (variáveis de decisão):

i.Planos de Produção ($Rv_{1base\tau_1} \equiv Rplan_{base\tau_1}$)

$$\begin{aligned}
\bullet Rplan_{Refinaria1}^* \tau_1=4 &= (8, 58, 21, 73, 17, 0, 0, -238) \\
\bullet Rplan_{Refinaria1}^* \tau_1=5 &= (8, 58, 21, 73, 17, 0, 0, -238) \\
\bullet Rplan_{Refinaria1}^* \tau_1=6 &= (8, 58, 21, 73, 17, 0, 0, -238) \\
\bullet Rplan_{Refinaria1}^* \tau_1=7 &= (8, 58, 21, 73, 17, 0, 0, -238)
\end{aligned}$$

ii.Estoques ($Rv_{1base\tau_1} \equiv Restq_{base\tau_1}$)

$$\begin{aligned}
\bullet Restq_{Refinaria1}^* \tau_1=4 &= (0, 9, 16, 17, 0, 0, 240, 0) \\
\bullet Restq_{Refinaria1}^* \tau_1=5 &= (15, 6, 0, 0, 0, 0, 240, 0) \\
\bullet Restq_{Refinaria1}^* \tau_1=6 &= (6, 0, 16, 22, 0, 0, 238, 0) \\
\bullet Restq_{Refinaria1}^* \tau_1=7 &= (0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq_{Terminal1}^* \tau_1=4 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq_{Terminal1}^* \tau_1=5 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq_{Terminal1}^* \tau_1=6 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq_{Terminal1}^* \tau_1=7 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
\bullet Restq_{Terminal2}^* \tau_1=4 &= (5, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

- $Restq_{Terminal2}^* \tau_1=5 = (0, 11, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal2}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal2}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal3}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal3}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal3}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal3}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$

(b) Fluxos de transporte (variáveis locais) entre as bases:

- $Rf_{1Refinaria1Terminal1}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal1}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal1}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal1}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal1Refinaria1}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal1Refinaria1}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal1Refinaria1}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal1Refinaria1}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal3Refinaria1}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal3Refinaria1}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal3Refinaria1}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal3Refinaria1}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal3}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal3}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal3}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal3}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal2}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal2}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 38, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal2}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria1Terminal2}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 40, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal2Refinaria1}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal2Refinaria1}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal2Refinaria1}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal2Refinaria1}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$

3. Dentro do holon região Centro _{$\tau_2=0$} :

(a) Variáveis Holônicas (variáveis de decisão):

i. Planos de Produção ($Rv_{1\text{ base } \tau_1} \equiv Rplan_{\text{base } \tau_1}$)

- $Rplan^*_{Refinaria2\tau_1=0} = (16, 104, 40, 143, 35, 0, -450, 0)$
- $Rplan^*_{Refinaria2\tau_1=1} = (16, 104, 40, 143, 35, 0, -450, 0)$
- $Rplan^*_{Refinaria2\tau_1=2} = (16, 104, 40, 143, 35, 0, -450, 0)$
- $Rplan^*_{Refinaria2\tau_1=3} = (16, 104, 40, 143, 35, 0, -450, 0)$
- $Rplan^*_{Refinaria3\tau_1=0} = (11, 70, 43, 83, 25, 0, -305, 0)$
- $Rplan^*_{Refinaria3\tau_1=1} = (9, 59, 34, 81, 25, 0, 0, -305)$
- $Rplan^*_{Refinaria3\tau_1=2} = (11, 70, 43, 83, 25, 0, -305, 0)$
- $Rplan^*_{Refinaria3\tau_1=3} = (9, 59, 34, 81, 25, 0, 0, -305)$
- $Rplan^*_{Refinaria4\tau_1=0} = (7, 54, 16, 60, 15, 0, -210, 0)$
- $Rplan^*_{Refinaria4\tau_1=1} = (7, 54, 16, 60, 15, 0, -210, 0)$
- $Rplan^*_{Refinaria4\tau_1=2} = (7, 54, 16, 60, 15, 0, -210, 0)$
- $Rplan^*_{Refinaria4\tau_1=3} = (7, 54, 16, 60, 15, 0, -210, 0)$

ii. Estoques ($Rv_{1\text{ base } \tau_1} \equiv Restq_{\text{base } \tau_1}$)

- $Restq^*_{Refinaria2\tau_1=0} = (23, 209, 0, 193, 149, 0, 70, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria2\tau_1=1} = (23, 173, 9, 60, 171, 0, 450, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria2\tau_1=2} = (24, 16, 17, 86, 192, 0, 0, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria2\tau_1=3} = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria3\tau_1=0} = (5, 86, 100, 70, 112, 0, 305, 310)$
- $Restq^*_{Refinaria3\tau_1=1} = (2, 82, 133, 0, 121, 0, 305, 205)$
- $Restq^*_{Refinaria3\tau_1=2} = (2, 60, 46, 18, 0, 0, 0, 305)$
- $Restq^*_{Refinaria3\tau_1=3} = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria3\tau_1=0} = (27, 120, 0, 77, 41, 0, 55, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria3\tau_1=1} = (29, 106, 35, 74, 56, 0, 220, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria3\tau_1=2} = (0, 15, 17, 55, 0, 0, 155, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria3\tau_1=3} = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria4\tau_1=0} = (9, 32, 30, 79, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria4\tau_1=1} = (0, 0, 30, 22, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq^*_{Refinaria4\tau_1=2} = (0, 12, 7, 0, 0, 0, 0, 0)$

$$\begin{aligned}
&\bullet Restq_{Refinaria4 \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal4 \tau_1=0}^* = (3, 34, 0, 34, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal4 \tau_1=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal4 \tau_1=2}^* = (0, 34, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal4 \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal5 \tau_1=0}^* = (9, 0, 0, 19, 69, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal5 \tau_1=1}^* = (9, 0, 0, 19, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal5 \tau_1=2}^* = (2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal5 \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal6 \tau_1=0}^* = (0, 0, 12, 88, 33, 0, 450, 310) \\
&\bullet Restq_{Terminal6 \tau_1=1}^* = (0, 0, 12, 0, 33, 0, 130, 310) \\
&\bullet Restq_{Terminal6 \tau_1=2}^* = (0, 0, 12, 0, 0, 0, 0, 310) \\
&\bullet Restq_{Terminal6 \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal7 \tau_1=0}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal7 \tau_1=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal7 \tau_1=2}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal7 \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal8 \tau_1=0}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal8 \tau_1=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal8 \tau_1=2}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal8 \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

(b) Fluxos de transporte (variáveis locais) entre as bases:

$$\begin{aligned}
&\bullet Rf_{1Refinaria2Terminal8 \tau_1=0}^* = (0, 0, 53, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria2Terminal8 \tau_1=1}^* = (0, 35, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria2Terminal8 \tau_1=2}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria2Terminal8 \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Refinaria2 \tau_1=0}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 70, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Refinaria2 \tau_1=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Refinaria2 \tau_1=2}^* = (0, 0, 0, 196, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Refinaria2 \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria2Terminal5 \tau_1=0}^* = (0, 51, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria2Terminal5 \tau_1=1}^* = (0, 8, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \bullet Rf_{1Refinaria2Terminal5}^* \tau_1=2 = (0, 81, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Refinaria2Terminal5}^* \tau_1=3 = (0, 12, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal5Refinaria2}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal5Refinaria2}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal5Refinaria2}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal5Refinaria2}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Refinaria3Terminal8}^* \tau_1=0 = (0, 67, 0, 114, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Refinaria3Terminal8}^* \tau_1=1 = (0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Refinaria3Terminal8}^* \tau_1=2 = (0, 0, 130, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Refinaria3Terminal8}^* \tau_1=3 = (0, 57, 0, 35, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Refinaria3}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 20) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Refinaria3}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Refinaria3}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 100) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Refinaria3}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal7Terminal8}^* \tau_1=0 = (0, 44, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal7Terminal8}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 35, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal7Terminal8}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal7Terminal8}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Terminal7}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Terminal7}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Terminal7}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Terminal7}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Terminal4}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Terminal4}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Terminal4}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal8Terminal4}^* \tau_1=3 = (0, 0, 26, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal4Terminal8}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal4Terminal8}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal4Terminal8}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal4Terminal8}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal5Terminal4}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
& \bullet Rf_{1Terminal5Terminal4}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\bullet Rf_{1\text{Terminal5Terminal4}}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal5Terminal4}}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Terminal5}}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Terminal5}}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Terminal5}}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Terminal5}}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Refinaria4}}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Refinaria4}}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Refinaria4}}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Refinaria4}}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Refinaria4Terminal4}}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Refinaria4Terminal4}}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Refinaria4Terminal4}}^* \tau_1=2 = (0, 76, 0, 11, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Refinaria4Terminal4}}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 50, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Terminal6}}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Terminal6}}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Terminal6}}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal4Terminal6}}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal6Terminal4}}^* \tau_1=0 = (18, 15, 0, 21, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal6Terminal4}}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal6Terminal4}}^* \tau_1=2 = (3, 0, 0, 19, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal6Terminal4}}^* \tau_1=3 = (2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Refinaria4Terminal6}}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Refinaria4Terminal6}}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Refinaria4Terminal6}}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Refinaria4Terminal6}}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal6Refinaria4}}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal6Refinaria4}}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal6Refinaria4}}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal6Refinaria4}}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal7Refinaria4}}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1\text{Terminal7Refinaria4}}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 320, 0)
\end{aligned}$$

- $Rf_{1Terminal7Refinaria4}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 130, 0)$
- $Rf_{1Terminal7Refinaria4}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria4Terminal7}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria4Terminal7}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria4Terminal7}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria4Terminal7}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Plataforma1Refinaria4}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 55, 0)$
- $Rf_{1Plataforma1Refinaria4}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 55, 0)$
- $Rf_{1Plataforma1Refinaria4}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 15, 0)$
- $Rf_{1Plataforma1Refinaria4}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 55, 0)$
- $Rf_{1Refinaria4Plataforma1}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria4Plataforma1}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria4Plataforma1}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria4Plataforma1}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$

4. Dentro do holon região Centro _{$\tau_2=1$} :

(a) Variáveis Holônicas (variáveis de decisão):

i. Planos de Produção ($Rv_{1base\tau_1} \equiv Rplan_{base\tau_1}$)

- $Rplan_{Refinaria2}^* \tau_1=4 = (16, 104, 40, 143, 35, 0, -450, 0)$
- $Rplan_{Refinaria2}^* \tau_1=5 = (16, 104, 40, 143, 35, 0, -450, 0)$
- $Rplan_{Refinaria2}^* \tau_1=6 = (16, 104, 40, 143, 35, 0, -450, 0)$
- $Rplan_{Refinaria2}^* \tau_1=7 = (16, 104, 40, 143, 35, 0, -450, 0)$
- $Rplan_{Refinaria3}^* \tau_1=4 = (9, 59, 34, 81, 25, 0, 0, -305)$
- $Rplan_{Refinaria3}^* \tau_1=5 = (11, 70, 43, 83, 25, 0, -305, 0)$
- $Rplan_{Refinaria3}^* \tau_1=6 = (11, 70, 43, 83, 25, 0, -305, 0)$
- $Rplan_{Refinaria3}^* \tau_1=7 = (9, 59, 34, 81, 25, 0, 0, -305)$
- $Rplan_{Refinaria4}^* \tau_1=4 = (7, 54, 16, 60, 15, 0, -210, 0)$
- $Rplan_{Refinaria4}^* \tau_1=5 = (7, 54, 16, 60, 15, 0, -210, 0)$
- $Rplan_{Refinaria4}^* \tau_1=6 = (7, 54, 16, 60, 15, 0, -210, 0)$
- $Rplan_{Refinaria4}^* \tau_1=7 = (7, 54, 16, 60, 15, 0, -210, 0)$

ii. Estoques ($Rv_{1base\tau_1} \equiv Restq_{base\tau_1}$)

$$\begin{aligned}
&\bullet Restq_{Refinaria2\tau_1=4}^* = (3, 0, 3, 0, 21, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria2\tau_1=5}^* = (2, 4, 12, 340, 42, 0, 450, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria2\tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 173, 63, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria2\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria3\tau_1=4}^* = (3, 0, 8, 0, 0, 0, 310, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria3\tau_1=5}^* = (3, 0, 0, 16, 0, 0, 305, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria3\tau_1=6}^* = (3, 4, 8, 16, 0, 0, 0, 305) \\
&\bullet Restq_{Refinaria3\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria3\tau_1=4}^* = (0, 41, 17, 15, 0, 0, 220, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria3\tau_1=5}^* = (2, 28, 0, 7, 15, 0, 65, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria3\tau_1=6}^* = (4, 14, 17, 3, 30, 0, 155, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria3\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria4\tau_1=4}^* = (6, 0, 30, 79, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria4\tau_1=5}^* = (4, 32, 0, 20, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria4\tau_1=6}^* = (0, 0, 30, 57, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Refinaria4\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal4\tau_1=4}^* = (0, 34, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal4\tau_1=5}^* = (5, 0, 0, 68, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal4\tau_1=6}^* = (0, 34, 0, 34, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal4\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal5\tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal5\tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal5\tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal5\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal6\tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal6\tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal6\tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal6\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal7\tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal7\tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal7\tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Restq_{Terminal7\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

- $Restq_{Terminal8 \tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal8 \tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal8 \tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal8 \tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$

(b) Fluxos de transporte (variáveis locais) entre as bases:

- $Rf_{1 Refinaria2 Terminal8 \tau_1=4}^* = (0, 06, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria2 Terminal8 \tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria2 Terminal8 \tau_1=6}^* = (0, 0, 20, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria2 Terminal8 \tau_1=7}^* = (0, 0, 9, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal8 Refinaria2 \tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal8 Refinaria2 \tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal8 Refinaria2 \tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal8 Refinaria2 \tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria2 Terminal5 \tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria2 Terminal5 \tau_1=5}^* = (5, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria2 Terminal5 \tau_1=6}^* = (0, 5, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria2 Terminal5 \tau_1=7}^* = (0, 7, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal5 Refinaria2 \tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal5 Refinaria2 \tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal5 Refinaria2 \tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal5 Refinaria2 \tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria3 Terminal8 \tau_1=4}^* = (0, 0, 26, 15, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria3 Terminal8 \tau_1=5}^* = (0, 10, 51, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria3 Terminal8 \tau_1=6}^* = (0, 3, 35, 21, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Refinaria3 Terminal8 \tau_1=7}^* = (0, 0, 42, 35, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal8 Refinaria3 \tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal8 Refinaria3 \tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal8 Refinaria3 \tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal8 Refinaria3 \tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal7 Terminal8 \tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal7 Terminal8 \tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1 Terminal7 Terminal8 \tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$

$$\begin{aligned}
&\bullet Rf_{1Terminal7Terminal8}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Terminal7}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Terminal7}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Terminal7}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Terminal7}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Terminal4}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Terminal4}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Terminal4}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal8Terminal4}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal8}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal8}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal8}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal8}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal5Terminal4}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal5Terminal4}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal5Terminal4}^* \tau_1=6 = (5, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal5Terminal4}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal5}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal5}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal5}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal5}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Refinaria4}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Refinaria4}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Refinaria4}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Refinaria4}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal4}^* \tau_1=4 = (2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal4}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal4}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal4}^* \tau_1=7 = (6, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal6}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal6}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal6}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\bullet Rf_{1Terminal4Terminal6}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal6Terminal4}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal6Terminal4}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal6Terminal4}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal6Terminal4}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal6}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal6}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal6}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal6}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal6Refinaria4}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal6Refinaria4}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal6Refinaria4}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal6Refinaria4}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal7Refinaria4}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal7Refinaria4}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal7Refinaria4}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal7Refinaria4}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal7}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal7}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal7}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Terminal7}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma1Refinaria4}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 55, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma1Refinaria4}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 55, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma1Refinaria4}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 55, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma1Refinaria4}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 55, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Plataforma1}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Plataforma1}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Plataforma1}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria4Plataforma1}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

5.Dentro do holon região Leste $_{\tau_2=0}$:

(a)Variáveis Holônicas (variáveis de decisão):

i. Planos de Produção ($Rv_{1\text{ base } \tau_1} \equiv Rplan_{\text{base } \tau_1}$)

- $Rplan_{Refinaria5\ \tau_1=0}^* = (11, 91, 44, 104, 13, -282, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria5\ \tau_1=1}^* = (11, 91, 44, 104, 13, -282, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria5\ \tau_1=2}^* = (8, 48, 24, 75, 20, 0, 0, -282)$
- $Rplan_{Refinaria5\ \tau_1=3}^* = (11, 91, 44, 104, 13, -282, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria6\ \tau_1=0}^* = (5, 48, 23, 57, 7, -150, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria6\ \tau_1=1}^* = (5, 48, 23, 57, 7, -150, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria6\ \tau_1=2}^* = (5, 48, 23, 57, 7, -150, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria6\ \tau_1=3}^* = (5, 32, 16, 45, 12, 0, -150, 0)$

ii. Estoques ($Rv_{1\text{ base } \tau_1} \equiv Restq_{\text{base } \tau_1}$)

- $Restq_{Refinaria5\ \tau_1=0}^* = (43, 132, 13, 222, 50, 282, 0, 145)$
- $Restq_{Refinaria5\ \tau_1=1}^* = (0, 184, 58, 7, 83, 0, 0, 145)$
- $Restq_{Refinaria5\ \tau_1=2}^* = (8, 172, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria5\ \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria6\ \tau_1=0}^* = (4, 113, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria6\ \tau_1=1}^* = (0, 86, 20, 0, 11, 150, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria6\ \tau_1=2}^* = (9, 72, 8, 11, 3, 0, 150, 0)$
- $Restq_{Refinaria6\ \tau_1=3}^* = (0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal9\ \tau_1=0}^* = (0, 9, 20, 0, 20, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal9\ \tau_1=1}^* = (0, 0, 0, 22, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal9\ \tau_1=2}^* = (0, 0, 0, 0, 20, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal9\ \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal10\ \tau_1=0}^* = (0, 10, 0, 0, 0, 0, 0, 150)$
- $Restq_{Terminal10\ \tau_1=1}^* = (0, 10, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal10\ \tau_1=2}^* = (0, 10, 0, 0, 0, 0, 300, 0)$
- $Restq_{Terminal10\ \tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal11\ \tau_1=0}^* = (20, 28, 20, 0, 69, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal11\ \tau_1=1}^* = (0, 2, 0, 0, 69, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal11\ \tau_1=2}^* = (0, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal11\ \tau_1=3}^* = (0, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal12\ \tau_1=0}^* = (10, 14, 10, 29, 10, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal12\ \tau_1=1}^* = (5, 26, 10, 28, 0, 0, 150, 150)$

$$\begin{aligned} \bullet R_{est} q_{Terminal12}^* \tau_1=2 &= (0, 26, 10, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{est} q_{Terminal12}^* \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \end{aligned}$$

(b) Fluxos de transporte (variáveis locais) entre as bases:

$$\begin{aligned} \bullet R_{f1}^* Plataforma6 Terminal12 \tau_1=0 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Plataforma6 Terminal12 \tau_1=1 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 150, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Plataforma6 Terminal12 \tau_1=2 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Plataforma6 Terminal12 \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Plataforma6 \tau_1=0 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Plataforma6 \tau_1=1 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Plataforma6 \tau_1=2 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Plataforma6 \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=0 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=1 &= (5, 0, 0, 1, 10, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=2 &= (5, 0, 0, 10, 0, 0, 150, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=3 &= (0, 0, 10, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Refinaria6 Terminal12 \tau_1=0 &= (0, 0, 3, 25, 10, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=1 &= (0, 12, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=2 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal10 Terminal12 \tau_1=0 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=1 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 150) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=2 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria6 \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Terminal10 \tau_1=0 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Terminal10 \tau_1=1 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Terminal10 \tau_1=2 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Terminal10 \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria5 \tau_1=0 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 145) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria5 \tau_1=1 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria5 \tau_1=2 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 137) \\ \bullet R_{f1}^* Terminal12 Refinaria5 \tau_1=3 &= (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\ \bullet R_{f1}^* Refinaria5 Terminal12 \tau_1=0 &= (0, 0, 7, 0, 0, 0, 0, 0) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal12}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal12}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal12}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal9Refinaria5}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal9Refinaria5}^* \tau_1=1 = (0, 0, 20, 0, 20, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal9Refinaria5}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal9Refinaria5}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal9}^* \tau_1=0 = (0, 67, 20, 38, 20, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal9}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 75, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal9}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 31, 20, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal9}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 45, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal11Refinaria5}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal11Refinaria5}^* \tau_1=1 = (0, 26, 20, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal11Refinaria5}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal11Refinaria5}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal11}^* \tau_1=0 = (0, 25, 20, 0, 41, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal11}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal11}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal11}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma6Terminal10}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma6Terminal10}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma6Terminal10}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 300, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma6Terminal10}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal10Plataforma6}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal10Plataforma6}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal10Plataforma6}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal10Plataforma6}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma2Terminal10}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma2Terminal10}^* \tau_1=1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma2Terminal10}^* \tau_1=2 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma2Terminal10}^* \tau_1=3 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal10Plataforma2}^* \tau_1=0 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

[illegible]

- $Rf_{1Terminal10Plataforma7\tau_1=1}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal10Plataforma7\tau_1=2}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal10Plataforma7\tau_1=3}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$

6. Dentro do holon região Leste $_{\tau_2=1}$:

(a) Variáveis Holônicas (variáveis de decisão):

i. Planos de Produção ($Rv_{1base\tau_1} \equiv Rplan_{base\tau_1}$)

- $Rplan_{Refinaria5\tau_1=4}^* = (11, 91, 44, 104, 13, -282, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria5\tau_1=5}^* = (11, 91, 44, 104, 13, -282, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria5\tau_1=6}^* = (11, 91, 44, 104, 13, -282, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria5\tau_1=7}^* = (11, 91, 44, 104, 13, -282, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria6\tau_1=4}^* = (5, 48, 23, 57, 7, -150, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria6\tau_1=5}^* = (5, 48, 23, 57, 7, -150, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria6\tau_1=6}^* = (5, 48, 23, 57, 7, -150, 0, 0)$
- $Rplan_{Refinaria6\tau_1=7}^* = (5, 32, 16, 45, 12, 0, -150, 0)$

ii. Estoques ($Rv_{1base\tau_1} \equiv Restq_{base\tau_1}$)

- $Restq_{Refinaria5\tau_1=4}^* = (20, 301, 0, 427, 3, 300, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria5\tau_1=5}^* = (0, 356, 106, 427, 0, 282, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria5\tau_1=6}^* = (18, 327, 3, 0, 13, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria5\tau_1=7}^* = (0, 1, 8, 0, 1, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria6\tau_1=4}^* = (27, 186, 28, 8, 100, 150, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria6\tau_1=5}^* = (19, 186, 25, 6, 92, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria6\tau_1=6}^* = (9, 5, 10, 13, 83, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Refinaria6\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal9\tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 22, 14, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal9\tau_1=5}^* = (20, 9, 0, 22, 14, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal9\tau_1=6}^* = (0, 0, 20, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal9\tau_1=7}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal10\tau_1=4}^* = (0, 0, 0, 0, 62, 0, 300, 150)$
- $Restq_{Terminal10\tau_1=5}^* = (0, 0, 0, 10, 62, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal10\tau_1=6}^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 300)$

- $Restq_{Terminal10}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal11}^* \tau_1=4 = (18, 28, 20, 0, 53, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal11}^* \tau_1=5 = (18, 0, 0, 0, 69, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal11}^* \tau_1=6 = (18, 0, 0, 0, 69, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal11}^* \tau_1=7 = (18, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Restq_{Terminal12}^* \tau_1=4 = (10, 0, 8, 0, 10, 150, 150, 0)$
- $Restq_{Terminal12}^* \tau_1=5 = (10, 26, 0, 0, 10, 0, 150, 150)$
- $Restq_{Terminal12}^* \tau_1=6 = (10, 26, 10, 0, 10, 0, 150, 0)$
- $Restq_{Terminal12}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$

(b) Fluxos de transporte (variáveis locais) entre as bases:

- $Rf_{1Plataforma6Terminal12}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 150, 0)$
- $Rf_{1Plataforma6Terminal12}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Plataforma6Terminal12}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Plataforma6Terminal12}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Plataforma6}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Plataforma6}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Plataforma6}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Plataforma6}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Refinaria6}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Refinaria6}^* \tau_1=5 = (0, 0, 8, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Refinaria6}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Refinaria6}^* \tau_1=7 = (0, 26, 10, 0, 0, 0, 150, 0)$
- $Rf_{1Refinaria6Terminal12}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria6Terminal12}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria6Terminal12}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Refinaria6Terminal12}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal10Terminal12}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Refinaria6}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 150)$
- $Rf_{1Terminal12Refinaria6}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Refinaria6}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Terminal10}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1Terminal12Terminal10}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$

$$\begin{aligned}
&\bullet Rf_{1Terminal12Terminal10}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal12Terminal10}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal12Refinaria5}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal12Refinaria5}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 150, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal12Refinaria5}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal12Refinaria5}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal12}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 10, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal12}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal12}^* \tau_1=6 = (0, 0, 10, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal12}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal9Refinaria5}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal9Refinaria5}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal9Refinaria5}^* \tau_1=6 = (20, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal9Refinaria5}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal9}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal9}^* \tau_1=5 = (20, 0, 0, 46, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal9}^* \tau_1=6 = (0, 53, 20, 31, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal9}^* \tau_1=7 = (0, 62, 0, 46, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal11Refinaria5}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal11Refinaria5}^* \tau_1=5 = (0, 28, 20, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal11Refinaria5}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal11Refinaria5}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal11}^* \tau_1=4 = (0, 0, 14, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal11}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 16, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal11}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Refinaria5Terminal11}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma6Terminal10}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma6Terminal10}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma6Terminal10}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Plataforma6Terminal10}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal10Plataforma6}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0) \\
&\bullet Rf_{1Terminal10Plataforma6}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

[illegible]

- $Rf_{1\text{Terminal10Plataforma5}}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1\text{Terminal10Plataforma5}}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1\text{Plataforma7Terminal10}}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1\text{Plataforma7Terminal10}}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1\text{Plataforma7Terminal10}}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1\text{Plataforma7Terminal10}}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1\text{Terminal10Plataforma7}}^* \tau_1=4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1\text{Terminal10Plataforma7}}^* \tau_1=5 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1\text{Terminal10Plataforma7}}^* \tau_1=6 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$
- $Rf_{1\text{Terminal10Plataforma7}}^* \tau_1=7 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$