

ANTONIO MARTINS LIMA FILHO

ALOCAÇÃO DINÂMICA DE RECURSOS: APLICAÇÃO AO  
TRANSPORTE RODOVIÁRIO DE CARGAS EM LONGA DISTÂNCIA

Dissertação apresentada à Escola  
Politécnica da Universidade de São Paulo  
para obtenção do Título de Mestre em  
Engenharia

São Paulo  
2011

ANTONIO MARTINS LIMA FILHO

ALOCAÇÃO DINÂMICA DE RECURSOS: APLICAÇÃO AO  
TRANSPORTE RODOVIÁRIO DE CARGAS EM LONGA DISTÂNCIA

Dissertação apresentada à Escola  
Politécnica da Universidade de São Paulo  
para obtenção do Título de Mestre em  
Engenharia

Área de concentração:  
Engenharia de Transportes

Orientador:  
Prof. Dr. Nicolau D. Fares Gualda

São Paulo  
2011

## FICHA CATALOGRÁFICA

**Lima Filho, Antonio Martins**

**Alocação dinâmica de recursos: aplicação ao transporte rodoviário de cargas em longa distância / A.M. Lima Filho. -- São Paulo, 2011.**

**122 p.**

**Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Transportes.**

**1. Transporte rodoviário 2. Otimização estocástica 3. Heurística 4. Programação dinâmica I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Transportes II. t.**

À minha família

Aos meus amigos

## **AGRADECIMENTOS**

Ao Prof. Dr. Nicolau D. Fares Gualda, por sua orientação, paciência e estímulo.

Ao Prof. Dr. Cláudio Barbieri da Cunha, pelos ensinamentos e apoio.

Ao Prof. Dr. Marco Antonio Brinati, pelos ensinamentos e valiosas sugestões.

Ao Prof. Dr. Gustavo Peixoto Silva, pelas idéias e sugestões pertinentes.

Aos professores e colegas dos Programas de Pós Graduação da Escola Politécnica, e em especial aos estagiários do LPT (Laboratório de Planejamento e Operação de Transportes), pelos ensinamentos, colaboração e incentivos recebidos.

## RESUMO

O planejamento operacional de um sistema de transporte de longa distância implica resolver um problema de otimização de rede dinâmica, visando a efetuar, de forma eficaz e eficiente, o atendimento às demandas de cargas, utilizando a capacidade de transporte disponível.

A metodologia de solução proposta utiliza a abordagem de Rede de Filas Logísticas, a qual substitui o processo de otimização global da rede (usualmente utilizando Programação Linear Inteira) por um modelo de Programação Dinâmica Estocástica, Aproximada e Adaptativa, que permite a resolução de uma série de subproblemas delimitados no tempo, reduzindo sensivelmente a quantidade de variáveis envolvidas. Este método permite a utilização de modelos matemáticos mais realistas em horizontes de planejamento mais amplos.

O presente trabalho estende os modelos encontrados na Literatura, aplicando o método a problemas de maior complexidade, incluindo a consideração de frotas heterogêneas de veículos, janelas de início de atendimento, utilização de terceiros transportadores e penalidades pelo não atendimento das demandas.

São apresentados exemplos de problemas experimentais submetidos com sucesso à técnica desenvolvida. O trabalho inclui ainda o delineamento de um Sistema de Apoio à Decisão incorporando a metodologia proposta.

Palavras-chave: Transporte de Cargas em Longa Distância, Otimização de Operações de Transporte, Programação Dinâmica Aproximada

## ABSTRACT

Operational planning of a long haul transportation system implies to solve a dynamic network optimization problem, aiming to perform the freight movements in an efficient and effective way, while utilizing the available transportation capacity.

The proposed solution methodology utilizes the Logistic Queueing Network approach, replacing the network global optimization process through Integer Linear Programming by a model of Stochastic, Approximate and Adaptive Dynamic Programming, which allows the resolution of a sequence of sub-problems delimited in time, strongly reducing the quantity of variables involved. This method allows the utilization of more realistic mathematical models in a broader planning horizon.

The research extends models found in the literature to solve more complex problems, including the consideration of heterogeneous fleet of vehicles, time windows, third party vehicles and penalties for not attendance of demands.

Experimental problems solved successfully with the developed technique are presented. The work also presents the delineation of a Decision Support System incorporating the proposed methodology.

**Keywords:** Long-Haul Freight Transportation, Optimization of Transportation Operations, Approximate Dynamic Programming

## SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS .....	ix
LISTA DE TABELAS .....	x
CAPÍTULO 1. INTRODUÇÃO .....	1
1.1 APRESENTAÇÃO DO TRABALHO E OBJETIVOS .....	1
1.2 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA.....	1
1.2.1 Ambiente Operacional – O Sistema.....	2
1.2.2 Planejamento Operacional – As Decisões.....	4
1.2.3 Características dos Recursos .....	5
1.3 SEQUÊNCIA DO TRABALHO .....	6
CAPÍTULO 2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	7
2.1 PLANEJAMENTO E EXECUÇÃO DE OPERAÇÕES DE TRANSPORTE .....	7
2.1.1 Níveis de Planejamento .....	7
2.1.2 Planejamento Operacional e Tomada de Decisão.....	8
2.1.3 Decisões Centralizadas x Decisões Descentralizadas .....	9
2.1.4 Interferência do Homem no Processo de Otimização.....	9
2.2 ALOCAÇÃO DE RECURSOS EM SISTEMAS DE TRANSPORTE.....	10
2.2.1 Alocação de Recursos nos diversos Modais de Transporte .....	11
2.2.2 Alocação de Recursos no Modal Rodoviário .....	12
2.2.3 Modelos Estáticos x Modelos Dinâmicos.....	13
2.2.4 Modelos Determinísticos x Modelos Probabilísticos .....	13
2.3 MODELOS DE OTIMIZAÇÃO ESTÁTICOS .....	14
2.4 MODELOS DINÂMICOS E DETERMINÍSTICOS BASEADOS EM PROGRAMAÇÃO LINEAR E FLUXOS EM REDE .....	15



2.5	MODELOS DINÂMICOS E ESTOCÁSTICOS DIVERSOS.....	17
2.6	ABORDAGEM DO PROBLEMA ATRAVÉS DO CONCEITO DE REDE DE FILAS LOGÍSTICAS .....	20
2.7	“CAVE” - UMA HEURÍSTICA PARA ESTIMATIVA DE FUNÇÕES CÔNCAVAS .....	26
2.8	MODELO DINÂMICO E ESTOCÁSTICO DE OTIMIZAÇÃO ATRAVÉS DE PROGRAMAÇÃO DINÂMICA APROXIMADA ADAPTATIVA.....	33
2.8.1	Formulação do Problema de Programação Dinâmica .....	34
2.8.1.1	Variáveis de Decisão .....	34
2.8.1.2	Função Objetivo.....	35
2.8.1.3	Restrições.....	37
2.8.2	Resolução do Problema através Programação Dinâmica Adaptativa.....	39
2.9	OUTROS MODELOS DE PROGRAMAÇÃO DINÂMICA APROXIMADA ...	43
2.9.1	Tratamento de frotas de veículos heterogêneos.....	43
2.9.2	Aplicações recentes da Programação Dinâmica Aproximada .....	44
	CAPÍTULO 3. METODOLOGIA .....	45
3.1	EXTENSÃO DO MODELO: VEÍCULOS HETEROGÊNEOS, JANELAS DE INÍCIO DE ATENDIMENTO, VEÍCULOS DE TERCEIROS, PENALIDADES .....	46
3.2	SOLUÇÃO DO MODELO ESTENDIDO ATRAVÉS DE PROGRAMAÇÃO LINEAR INTEIRA.....	48
3.2.1	Variáveis de Decisão .....	48
3.2.2	Função Objetivo .....	49
3.2.3	Restrições .....	50
3.3	HEURÍSTICA PARA SOLUÇÃO DO MODELO ESTENDIDO ATRAVÉS DE PROGRAMAÇÃO DINÂMICA APROXIMADA .....	52

3.3.1 Solução dos subproblemas de rede.....	52
3.3.1.1 Função Objetivo.....	56
3.3.1.2 Restrições.....	57
3.3.2 Atualização das Funções de Valor (Heurística CAVE) .....	59
3.3.3 A Heurística de Programação Dinâmica Aproximada.....	61
CAPÍTULO 4. DESENVOLVIMENTO DO MODELO .....	64
4.1 PROBLEMA DETERMINÍSTICO.....	64
4.1.1 Configuração do problema determinístico .....	65
4.1.2 Solução do problema determinístico.....	69
4.1.2.1 Problema Determinístico: Solução por Programação Linear Inteira.....	70
4.1.2.2 Problema Determinístico: Solução por Programação Dinâmica Aproximada.....	71
4.1.2.3 Problema Determinístico: Análise e Comparação dos Resultados .....	74
4.2 PROBLEMA ESTOCÁSTICO.....	76
4.2.1 Configuração do problema estocástico.....	78
4.2.2 Solução do problema estocástico .....	82
4.2.3 Problema Estocástico: Aplicação da Heurística de Programação Dinâmica Aproximada .....	83
4.2.4 Problema Estocástico: Análise e Comparação dos Resultados ....	89
4.3 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO.....	91
CAPÍTULO 5. PROPOSTA CONCEITUAL DE SISTEMA DE APOIO À DECISÃO .....	93
5.1 CONSTRUÇÃO DA HEURÍSTICA.....	93
5.2 SISTEMA DE INFORMAÇÕES.....	95
5.3 OPERAÇÃO DO SISTEMA DE APOIO À DECISÃO.....	96

CAPÍTULO 6. CONCLUSÕES.....	97
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	101
APÊNDICE - DETALHES DE EXPERIMENTOS.....	107

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Alocação de Recursos em uma Rede Espaço – Tempo.....	21
Figura 2 - O Conceito de Rede de Filas Logísticas .....	22
Figura 3 - Efeito ao longo da rede resultante do acréscimo de 1 veículo.....	24
Figura 4 - Efeito ao longo da rede resultante do acréscimo de 2 veículos.....	25
Figura 5 - Função Côncava: Resultado Econômico x Quantidade de Veículos.....	27
Figura 6 - Heurística CAVE.....	28
Figura 7 - CAVE: Gradientes Esquerdo e Direito menores que o valor original .....	29
Figura 8 - CAVE: Atualização para gradientes menores que o valor original....	29
Figura 9 - CAVE: Gradiente esquerdo menor e direito maior que o valor original .....	30
Figura 10 - CAVE: Gradiente esquerdo maior e direito menor que o valor original .....	31
Figura 11 - Rede de Transporte como um Problema de 2 Estágios .....	32
Figura 12 – Rede de 2 estágios correspondente ao subproblema no tempo $t$ ..	54
Figura 13 – Heurística de Programação Dinâmica Aproximada.....	63
Figura 14 - Processo do Programa de Computador.....	73
Figura 15 - Experimento Estocástico 1 - Decisões no Período de Planejamento PP01 .....	86
Figura 16 - Experimento Estocástico 1 - Estado do Sistema para o PP02 .....	87
Figura 17 - Experimento Estocástico 1 - Decisões no Período de Planejamento PP02.....	89

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Experimento Determinístico: Configuração do Problema.....	66
Tabela 2 - Experimento Determinístico: Situação no Período de Tempo 1.....	68
Tabela 3 - Experimento Determinístico: Disponibilidade de Veículos .....	69
Tabela 4 - Experimento Determinístico: Resumo dos Resultados da Otimização Global .....	71
Tabela 5 - Experimento Determinístico: Resultados da Otimização Global x Heurística .....	74
Tabela 6 - Experimento Determinístico: Resultados Econômicos Comparados .....	75
Tabela 7 - Experimento Estocástico: Configuração do Problema .....	79
Tabela 8 - Experimento Estocástico: Parâmetros alterados nas séries de experimentos .....	79
Tabela 9 - Valores de $\lambda$ para demandas e disponibilidade de veículos de terceiros .....	81
Tabela 10 - Experimento Estocástico: Disponibilidade de veículos da frota própria .....	82
Tabela 11 - Experimento Estocástico: Quantidade de Iterações x Valor de $\alpha$ ..	85
Tabela 12 - Experimento 1 - PP02: Previsão Demanda para o Horizonte de Planejamento.....	88
Tabela 13 - Experimento Estocástico: Valores Acumulados de Recompensa ..	90
Tabela 14 - Experimento Estocástico: Diferenças em Relação à Otimização Global .....	91

## **CAPÍTULO 1. INTRODUÇÃO**

### **1.1 APRESENTAÇÃO DO TRABALHO E OBJETIVOS**

O presente trabalho aborda o planejamento operacional de um sistema de transporte rodoviário de cargas em longa distância, do ponto de vista da otimização de seu resultado econômico. O problema básico a resolver é a alocação de equipamentos de transporte às demandas de cargas, obedecendo restrições de disponibilidade de veículos e características específicas quanto ao atendimento dos clientes.

O objetivo do trabalho consiste em propor, a partir de modelos matemáticos de otimização pesquisados na literatura, uma metodologia capaz de resolver o problema em foco, levando em conta as peculiaridades desses sistemas de transporte. A metodologia proposta destina-se a ser utilizada como subsídio para a elaboração de um Sistema Informatizado de Apoio à Decisão, o qual poderá servir de base à tomada de decisões e, ainda, ser integrado aos Sistemas de Gerenciamento de Informação do operador de transporte.

O item 1.2 (Caracterização do Problema), a seguir, apresenta uma descrição do sistema de transporte objeto da pesquisa, a qual por sua vez é delineada no item 1.3 (Sequência do Trabalho).

### **1.2 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA**

A ocorrência de operações de transporte rodoviário de carga em longa distância é muito freqüente em países de extenso território, como os Estados Unidos e o Brasil e, ainda, em blocos econômicos como o Mercosul. Nesses territórios as cidades de maior importância são separadas por milhares de quilômetros e os tempos de viagem se contam em dias e não em horas. Daí a

importância de estudos objetivando a otimização dos recursos envolvidos neste tipo de operação.

A seguir são apresentadas as características de tais sistemas de transporte, bem como as suas formas de gestão. Abordam-se, ainda, as características dos recursos envolvidos e as variáveis relacionadas.

### **1.2.1 Ambiente Operacional – O Sistema**

Neste trabalho, o problema de otimização de um Sistema de Transporte Rodoviário de Cargas em Longa Distância é abordado do ponto de vista de seu Planejamento Operacional.

O Sistema é composto de cargas “full-truck-load” (uma única carga constituindo a lotação completa do veículo, a qual é transportada de uma única origem a um único destino). É considerado o caso em que a demanda pelo transporte ocorre em diversos pontos do espaço de forma aleatória, no decorrer do tempo. As cargas são atendidas por uma empresa prestadora de serviços logísticos, através de sua frota própria de veículos e, quando necessário ou conveniente, através de veículos de empresas transportadoras subcontratadas (“veículos de terceiros”). Esta subcontratação pode ocorrer em base fixa (mensal, por exemplo) ou esporádica; no caso de subcontratação por um período fixo de tempo, os veículos de terceiros simplesmente são adicionados à frota do prestador de serviço e passam a ser tratados como tal. No caso de subcontratação esporádica, considera-se que o veículo saia do Sistema, ao término da tarefa, enquanto no caso da frota própria os veículos, após o cumprimento da tarefa, encontram-se disponíveis para nova utilização. A disponibilidade dos veículos subcontratados nos diversos pontos do espaço e tempo é tratada, no presente trabalho, como probabilística.

Uma característica básica deste tipo de transporte, definida através da expressão Longa Distância, é o fato de o veículo não retornar de imediato à base operacional de origem, depois de cumprida a entrega de sua carga.

Dessa forma, para cada veículo tornado disponível, em cada ponto do espaço-tempo, deve-se tomar uma decisão de caráter operacional entre três possíveis alternativas: atender a uma carga nesse ponto, aguardar nesse ponto por uma carga futura, ou deslocar o veículo vazio para outro local.

Conforme Crainic, Gendreau e Dejax (1993), em algumas aplicações práticas a alocação de recursos às cargas pode ser tratada na forma de distribuição de veículos vazios, apenas, sem levar em consideração os deslocamentos de veículos carregados. Com efeito, no caso, por exemplo, da alocação de contêineres marítimos, esses equipamentos, em geral, após serem carregados, são despachados para fora do sistema terrestre, “desaparecendo” para efeito de planejamento subsequente.

Em outros casos, no entanto, os veículos carregados permanecem no interior da rede considerada, tornando-se disponíveis para nova alocação em um curto período de tempo; nesses casos, a distribuição de equipamentos vazios e com carga deve ser considerada concomitantemente (CRAINIC; GENDREAU; DEJAX, 1993). Isto, com efeito, é o que ocorre no caso real estudado e, por essa razão, o modelo adotado irá tratar concomitantemente os veículos vazios e os carregados.

Os veículos disponíveis podem possuir características diferenciadas quanto à capacidade de carga. Este fator implica que algumas cargas só podem ser atendidas por determinado tipo de veículo, enquanto outras podem ser atendidas por mais de um tipo. Esta heterogeneidade dos veículos utilizados é abordada na presente pesquisa através de uma adequada modelagem da rede em consideração.

As cargas, por sua vez, podem apresentar duas diferentes alternativas quanto à obrigatoriedade de atendimento. Em um primeiro caso, elas devem sempre ser atendidas, seja por um veículo próprio, seja por veículo de terceiros sob pena do pagamento de uma “penalidade”. Em um segundo caso, se enquadram cargas eletivas, ou seja, que podem ou não ser atendidas (“penalidade igual a zero”), dependendo da decisão do transportador.



Em ambos os casos, o início da viagem (partida do veículo com a carga) pode ocorrer imediatamente após o surgimento da demanda, ou em períodos de tempo posteriores, até determinado limite pré-estabelecido (janelas de tempo).<sup>1</sup>

Todas as características mencionadas acima são abordadas na presente pesquisa, tornando o modelo bastante similar às situações encontradas no mundo real.

### **1.2.2 Planejamento Operacional – As Decisões**

Tendo em vista o estado da Operação em um determinado momento, isto é, a disponibilidade de veículos e de cargas a atender, as decisões concernentes ao planejamento operacional do Sistema envolvem:

- Atendimento à demanda prevista por transporte, para clientes com compromisso contratual prévio, através da utilização de equipamentos próprios ou da utilização de equipamentos de terceiros (transportadoras subcontratadas). O início do atendimento (partida do veículo com a carga) de algumas cargas pode ser postergado até o limite estabelecido nas janelas de tempo correspondentes.
- Reposicionamento de veículos, vazios ou através do atendimento a cargas “esporádicas” (cargas de clientes sem compromisso contratual prévio). Pode ocorrer um “reposicionamento” para o mesmo local em que o veículo se encontra no momento, para utilização em um período de tempo posterior (manutenção do veículo em estoque).

---

<sup>1</sup> Observe-se que o início do atendimento da demanda pode, em alguns casos, ser o fator limitante imposto pelo embarcador, por questões, por exemplo, de liberação do espaço ocupado pela carga; em outros casos pode ser um fator limitante derivado da necessidade de chegada da carga ao destino antes de determinado prazo limite imposto pelo cliente (neste último caso, o limite é transferido para o início do atendimento considerando-se o tempo de trânsito).

- Atendimento de cargas “esporádicas” permitindo a utilização de eventual capacidade ociosa da frota própria, sem a motivação específica de promover um reposicionamento, apenas com a motivação de preencher a capacidade ociosa. Ou seja, nestes casos o local de destino pode, ou não, apresentar uma demanda de clientes (com ou sem compromisso contratual), o que pode ocasionar um eventual reposicionamento do veículo vazio.

### **1.2.3 Características dos Recursos**

Os veículos utilizados neste tipo de transporte são tipicamente composições de um veículo trator e um semi-reboque por ele deslocado; este tipo de veículo, por sua capacidade, seja em peso, seja em volume, é o que, em geral, apresenta a melhor relação custo / benefício para cargas de longa distância. Os tratores podem apresentar diferentes graus de potência e possuir dois ou três eixos; os semi-reboques são normalmente configurados de acordo com o tipo de carga a ser transportado (graneleiros, “siders” para carga geral, tanques, etc.).

Deve ser citado o problema adicional constituído pelas operações de “drop and hook”, onde o veículo trator é desacoplado do semi-reboque que se encontra à espera de carga, descarga, ou liberação documental. Este problema não será tratado nesta pesquisa. Dessa forma, para este trabalho, o veículo é sempre o trator, e um deslocamento carregado pressupõe a existência de uma carga acomodada no semi-reboque atrelado, enquanto um deslocamento do equipamento vazio pressupõe um semi-reboque atrelado, sem carga.

Para o presente trabalho os veículos serão considerados heterogêneos, entendendo-se que diferenças morfológicas devem ser levadas em conta pelo modelo, ao se efetuar a alocação do recurso à tarefa.

### **1.3 SEQUÊNCIA DO TRABALHO**

No Capítulo 2 é efetuada uma revisão da bibliografia pertinente ao problema em estudo, iniciando com uma abordagem geral do planejamento de operações de transporte e finalizando com o estudo de ferramentas específicas desenvolvidas para problemas de otimização de sistemas com características básicas semelhantes ao sistema objeto do presente trabalho.

O Capítulo 3 trata da modelagem do sistema caracterizado no item 1.2, acima, bem como do desenvolvimento de metodologia que possa resolver o problema de otimização objeto da pesquisa.

No Capítulo 4 são apresentados experimentos objetivando demonstrar a efetividade da metodologia desenvolvida e comparar seus resultados com aqueles obtidos por soluções convencionais disponíveis.

No capítulo 5 são analisadas as possibilidades de aplicação da metodologia para o caso de um operador de transporte rodoviário internacional de cargas, delineando-se o correspondente Sistema de Apoio à Decisão.

O Capítulo 6 apresenta as conclusões da pesquisa, relatando os resultados do trabalho e conseqüentes recomendações para pesquisas futuras.

## **CAPÍTULO 2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **2.1 PLANEJAMENTO E EXECUÇÃO DE OPERAÇÕES DE TRANSPORTE**

São abordados, a seguir, tópicos genéricos relacionados ao tema do presente trabalho, tendo em vista situar o estudo específico em uma moldura mais abrangente.

#### **2.1.1 Níveis de Planejamento**

O presente trabalho aplica-se ao Planejamento Operacional de um Sistema de Transporte Rodoviário de Cargas.

Conforme Crainic (2002) as políticas de gerenciamento que afetam os Sistemas de Transporte de Cargas envolvem os três níveis de planejamento: estratégico, tático e operacional:

- Planejamento Estratégico (longo prazo):

As políticas são estabelecidas pelo mais alto nível de gerenciamento e requerem substanciais investimentos de capital, em horizontes de longo prazo. O Planejamento Estratégico inclui o projeto de redes físicas e sua evolução, a localização de terminais, a aquisição dos recursos de grande porte (veículos de transporte, por exemplo) e a definição de políticas gerais de serviços e tarifas.

- Planejamento Tático (médio prazo):

O planejamento de nível tático tem por objetivo determinar, em um horizonte de médio prazo, uma eficiente alocação e utilização dos recursos disponíveis (os quais por sua vez são resultado do Planejamento Estratégico). As decisões do Planejamento Tático envolvem a definição de rotas e tipos de serviço a operar, programação

de horários de atendimento, roteirização de veículos, reposicionamento da frota para utilização no próximo período de planejamento, etc.

- Planejamento Operacional (curto prazo):

O Planejamento Operacional é efetuado através do pessoal de gerenciamento local atuando em um ambiente altamente dinâmico, onde o fator tempo desempenha um importante papel e devem ser levados em conta os detalhes dos tipos de veículos, instalações e atividades. As decisões deste nível influenciam a implementação e o ajuste dos horários de início e fim de atendimento, a programação das tripulações, as atividades de manutenção, a roteirização e o despacho dos veículos, e a alocação dinâmica de recursos escassos.

### **2.1.2 Planejamento Operacional e Tomada de Decisão**

O planejamento pode ser definido como sendo uma ponte entre o conhecimento (dados, teoria) e a ação, ou tomada de decisão (GUALDA, 1995).

Decisões e Informações fluem através dos três níveis de planejamento de uma forma hierárquica. As decisões se encaminham do nível estratégico para o tático e deste para o operacional, enquanto os dados seguem o percurso inverso (CRAINIC; GENDREAU; DEJAX, 1993). Este relacionamento hierárquico enfatiza as diferenças de escopo, dados e complexidade entre os vários problemas de planejamento, evidenciando a necessidade de utilização de modelos adequados a cada um deles (CRAINIC, 2002).

De acordo com Gualda (1995) o planejamento operacional pressupõe a existência de um sistema físico implantado e visa à otimização operacional desse sistema.

Powell (2003) identifica o Planejamento Operacional de Sistemas de Transporte com o Gerenciamento de Operações, em tempo real, e analisa, para cada tipo de serviço de transporte, os recursos que devem ser

gerenciados e as decisões, as quais constituem a forma de gerenciamento desses recursos. Para o autor, as decisões, por sua vez, devem levar em conta os processos a que se referem, ou seja, a dinâmica e as restrições do Sistema.

### **2.1.3 Decisões Centralizadas x Decisões Descentralizadas**

A operação do sistema pode ser mais ou menos centralizada, permitindo-se maior ou menor grau de liberdade para os administradores locais (MENDIRATTA; TURNQUIST, 1982).

Neste trabalho adota-se um modelo centralizado para as decisões pertinentes, cabendo aos administradores locais tomar apenas as decisões de caráter operacional / local, necessárias à implementação do modelo.

Este enfoque é coerente com a alternativa ao modelo centralizado, proposta por Crainic, Gendreau e Dejax (1993) na forma de uma estrutura em dois níveis, com uma autoridade central e várias autoridades regionais, estas últimas controlando as operações internas às regiões, enquanto a autoridade central administra os movimentos inter-regionais. Esta abordagem pode ser útil, na medida que o modelo de otimização se restrinja aos movimentos que ocorrem entre os centróides<sup>2</sup> das regiões de origem e destino (FRANTZESKAKIS; POWELL, 1990), como é o caso do presente trabalho.

### **2.1.4 Interferência do Homem no Processo de Otimização**

Um modelo matemático de otimização pode ser seguido de forma absoluta ou pode-se admitir a interferência do gerenciador, no sentido de efetuar julgamentos, durante o processo, a respeito de restrições e “tradeoffs”

---

<sup>2</sup> Centróide: ponto em que as coordenadas são as médias das coordenadas dos pontos que formam uma figura geométrica; baricentro, centro geométrico (Dicionário Houaiss da Língua Portuguesa)

(POWELL; SHEFFI, 1989). Dessa forma, pode-se permitir ao usuário gerenciar o processo como um todo, contribuindo com sua experiência e conhecimento do problema; a experiência mostra, por outro lado, que esta possibilidade da interferência humana no processo aumenta as chances de aceitação da metodologia proposta (CRAINIC; ROY, 1992).

Esta desejável interferência do usuário pode ser viabilizada através da utilização de sistemas de apoio à decisão baseados em planilha Excel, aproveitando-se a larga disseminação desta ferramenta nos meios empresariais (SEREF; AHUJA; WINSTON, 2007).

No presente trabalho, por outro lado, cogita-se uma interferência necessária do ser humano no funcionamento do modelo matemático, na medida em que o desempenho dos veículos de transporte é tratado por este de forma determinística, exigindo assim que, a cada nova rodada de planejamento, o estado correto dos veículos seja informado ao sistema computacional. Ademais, algumas decisões oriundas da resolução do modelo podem-se mostrar inconvenientes, em nível local, sendo dessa forma desejável que o sistema computacional permita correções, nesse sentido, a cada rodada.

## **2.2 ALOCAÇÃO DE RECURSOS EM SISTEMAS DE TRANSPORTE**

Os recursos disponíveis devem ser alocados de forma otimizada, levando-se em conta as restrições relacionadas ao nível de serviço (GUALDA, 1995) e outros parâmetros, internos e externos ao sistema. A alocação dos recursos pode-se dar em diversos níveis: distribuição dos equipamentos de transporte disponíveis entre várias operações regionais (PANDOLFI, 1999), alocação de equipamentos de transporte a cargas (como no presente trabalho), escala de tripulações aos equipamentos de transporte (GOMES, 2009), etc.

Os modelos de alocação de recursos têm-se aproximado mais e mais da condição real à medida que evoluem as técnicas de processamento de dados e de programação matemática.

### 2.2.1 Alocação de Recursos nos diversos Modais de Transporte

A necessidade de planejar a alocação de recursos é comum às várias operações de transporte, de cargas ou de passageiros, nos diversos modais.

No caso do modal marítimo, contêineres vazios disponibilizados em um determinado local devem ser reposicionados para outros locais, tendo em vista atender às demandas existentes ou previstas (WHITE, 1972, CRAINIC; GENDRAU; DEJAX, 1993).

Vagões ferroviários de carga também devem ser, em muitos casos, reposicionados após a conclusão de uma tarefa; além disso, os vagões, vazios ou carregados, devem ser alocados a composições formando os trens (MENDIRATTA; TURNQUIST, 1982, JORDAN; TURNQUIST, 1983, HAGHANI, 1989).

O problema de determinação do tipo de aeronave a designar para os diversos vôos programados por uma empresa de transporte aéreo é estudado por Hane et al. (1995). O modal aéreo apresenta ainda, como problema característico, a necessidade de alocação de tripulações às aeronaves, obedecendo a regras severas de regime de trabalho. Neste campo, pode ser citado o artigo de Desaulniers et al.<sup>3</sup> (1998, *apud* CRAINIC, 2002) e o artigo de Desrosiers, Solomon e Soumis<sup>4</sup> (1992, *apud* POWELL; JAILET; ODONI, 1995), bem como os trabalhos de Gomes (2009) e Gomes e Gualda (2010).

Finalmente, a alocação de uma frota de aeronaves às requisições de clientes, em operações do tipo taxi aéreo para vôos entre diversos aeroportos, é tratada por Topaloglu e Powell (2006), utilizando técnicas semelhantes àquelas empregadas na presente pesquisa.

---

<sup>3</sup> DESALNIERS, G. et al. Crew Scheduling in Air Transportation. In: Crainic, T. G., Laporte, G. **Fleet Management and Logistics**. Norwell, M.A.: Kluwer Academic Publishers, 1998. p. 169-185

<sup>4</sup> DESROSIERS, J; SOLOMON, M; SOUMIS, F. Time constrained routing and scheduling. Technical report, Groupe d'études et de recherche en analyse des décisions (1992)



### 2.2.2 Alocação de Recursos no Modal Rodoviário

A alocação de veículos a rotas construídas para satisfazer necessidades de transporte de cargas unitárias é tratada nos problemas do tipo coleta e entrega (GPDP-General Pickup and Delivery Problem) (SAVELSBERGH; SOL, 1995). Estão neste caso os problemas do tipo “dial-a-ride” como, por exemplo, serviços de táxi, transporte de pessoas deficientes, transporte de documentos. Estes problemas podem ser formulados como problemas de partição de conjuntos (SAVELSBERGH; SOL, 1998), nos quais o conjunto de requisições de transporte é particionado para um conjunto de rotas praticáveis.

Yang, Jaillet e Mahmassani (2004) introduzem um “Generic Real-Time Multivehicle Truckload Pickup and Delivery Problem”, onde os veículos devem atender a cargas que surgem continuamente no decorrer do tempo. Nesse trabalho é formulada uma estratégia de solução por Programação Linear Mista Inteira para o problema “off-line” e diversas estratégias de solução por técnicas de horizonte rolante para o problema em tempo real.

O transporte rodoviário de cargas fracionadas em curta distância (coleta e distribuição) é outro exemplo de aplicação das metodologias em questão. De um modo geral os problemas deste tipo são conhecidos como problemas de roteirização ou roteamento de veículos. São comuns pacotes comerciais de softwares para resolver estes problemas através de métodos heurísticos (CUNHA, 2000).

Para a alocação de veículos a cargas no transporte rodoviário de longa distância é necessário distinguir entre os serviços regulares, onde o planejamento tático é o mais importante, e os serviços não-regulares, onde o planejamento operacional se destaca. Para os serviços regulares podem ser citados os trabalhos de Crainic e Roy (1992) e de Powell e Sheffi (1989). Os serviços não-regulares, por sua vez, constituem o escopo do presente trabalho, bem como dos artigos, entre outros, de Frantzeskakis e Powell (1990), Powell et al. (1995), Powell e Carvalho (1998a) e Godfrey e Powell (2002a, 2002b).

### **2.2.3 Modelos Estáticos x Modelos Dinâmicos**

Os modelos podem ser estáticos ou dinâmicos. Decisões tomadas em um determinado instante do tempo influenciam diretamente a oferta futura de veículos em cada ponto do espaço e, dessa forma, as decisões a serem tomadas no futuro (FRANTZESKAKIS; POWELL, 1990). Portanto, os modelos dinâmicos são mais convenientes ao planejamento, uma vez que conseguem captar as mudanças ocorridas ao longo do tempo.

No caso do Transporte Rodoviário de Cargas em Longa Distância, a alocação dinâmica, mais que uma escolha de modelagem e de ferramenta de solução, é uma verdadeira necessidade imposta pela característica do problema: o recurso (equipamento de transporte), após servir uma tarefa, vai se encontrar disponível em uma localização diferente da original, onde pode ou não haver novas tarefas aguardando para serem servidas.

A alocação de recursos aqui considerada é “dinâmica” em três diferentes sentidos (POWELL; JAILLET; ODONI, 1995): o problema é dinâmico, uma vez que os dados mudam com o passar do tempo (os recursos são dinâmicos por se reposicionarem ao término das tarefas); o modelo utilizado para representar o problema é também dinâmico, uma vez que incorpora explicitamente a interação de atividades através do tempo; e, finalmente, o método de solução (Programação Dinâmica) é constituído de repetidas soluções, à medida que nova informação se torna disponível.

Em Sistemas de Telefonia e em Sistemas para Tratamento de Dados, alocação dinâmica refere-se à designação do servidor melhor posicionado de forma a otimizar o atendimento (aproveita-se então o fato de existir mais de um possível servidor para melhorar o desempenho de resposta).

### **2.2.4 Modelos Determinísticos x Modelos Probabilísticos**

Um modelo dinâmico pode estar captando o estágio temporal das atividades físicas, mas não o estágio temporal da informação; neste caso o modelo é chamado determinístico. (POWELL, 2003).

Dependendo das características específicas da rede em estudo, modelos determinísticos podem conduzir a resultados de otimização muito inferiores aqueles obtidos por modelos estocásticos, produzindo, por exemplo, um excesso de movimentos de reposicionamento causados por uma sobre-estimativa do valor de veículos vazios para o atendimento de demandas incertas (JORDAN; TURNQUIST, 1983).

Ademais, o nível de incerteza em relação à demanda cresce à medida que se consideram períodos de tempo mais distantes no futuro (FRANTZESKAKIS; POWELL, 1990).

O modelo proposto no presente trabalho se caracteriza por tratar a demanda por serviços, isto é, a quantidade de cargas a transportar, como uma variável aleatória. Os tempos de trânsito, por sua vez, são considerados determinísticos. Frantzeskakis e Powell (1990) introduzem a possibilidade de um tratamento dos tempos de viagem como aleatórios, ocasionando que a oferta de veículos em uma região em determinado momento seja estocástica, mesmo após a tomada de decisões de despacho ter sido realizada; os autores, no entanto, assumem no trabalho citado que os tempos de viagem são determinísticos.

### 2.3 MODELOS DE OTIMIZAÇÃO ESTÁTICOS

Misra<sup>5</sup> (1972, *apud* JORDAN; TURNQUIST, 1983, p. 125) abordou a distribuição de vagões vazios como um “problema de transporte” resolvido por programação linear; esta abordagem, no entanto, apresenta os inconvenientes de ser estática (ignora o fator tempo) e determinística (ignora o fator aleatório).

---

<sup>5</sup> MISRA, S.C. Linear Programming of Empty Wagon Disposition. **Rail International**, v. 3, p. 151-158 (1972)

Powell e Sheffi (1989) utilizam uma abordagem estática e determinística para um problema de otimização destinado ao projeto tático de redes de transporte fracionado do tipo “serviço regular”. Os autores levam em consideração a necessidade de minimizar, simultaneamente, os custos das rotas regulares, os custos de transporte de cargas fechadas do mesmo operador, bem como aqueles derivados de deslocamentos vazios, objetivando uma análise mais acurada dos custos de reposicionamento. Estes custos são então minimizados, da mesma forma que os custos de transporte e armazenamento, próprios de uma rede de transporte fracionado, utilizando-se programação matemática inteira - mista.

Os modelos estáticos se prestam melhor ao planejamento tático, onde o fator tempo pode ser deixado em segundo plano. Dessa forma, o problema de otimizar o transporte rodoviário de cargas em longa distância pode comportar uma abordagem estática e determinística, quando se tratar de planejamento em nível tático de serviços de transporte do tipo “não-regular”. É possível assim a obtenção de parâmetros destinados à formulação de uma política de vendas de serviços esporádicos, ou de contratação de terceiros para o próximo período mensal.

Modelos estáticos admitem, ainda, uma abordagem estocástica, como, por exemplo, em Cooper e Leblanc <sup>6</sup> (1977, *apud* FRANTZESKAKIS; POWELL, 1990).

## **2.4 MODELOS DINÂMICOS E DETERMINÍSTICOS BASEADOS EM PROGRAMAÇÃO LINEAR E FLUXOS EM REDE**

White (1972) formula o problema de distribuição de contêineres vazios como uma Rede de Transbordo Dinâmica. Os nós da rede correspondem a pontos no espaço e no tempo e as respectivas ofertas e demandas por

---

<sup>6</sup> COOPER, L. e LEBLANC, L.J. Stochastic Transportation Problems and Other Network Related Convex Problems. **Naval Res. Logist. Quart.** v. 24, p. 327-337 (1977)

contêineres, e os arcos representam os custos de deslocamento. A demanda é determinística e os tempos de partida dos deslocamentos são previamente fixados. O problema é solucionado através de uma versão do algoritmo out-of-kilter, proposto por Ford e Fulkerson (1962) para resolver problemas de circulação de custo mínimo. O algoritmo utilizado é indutivo, aproveitando a característica não cíclica da rede, ocasionada pela dimensão temporal na definição dos nós. O autor propõe ainda a utilização de técnicas de programação de característica dinâmica, visando a estender o horizonte de tempo: a cada vez que o modelo é resolvido, os dados são atualizados, eliminando-se o período inicial da iteração anterior e incorporando informação relativa ao período imediatamente seguinte no horizonte de tempo.

Haghani (1989) também propõe a utilização de uma rede espaço-tempo, incorporando características dinâmicas ao problema combinado de otimização da rede e formação de trens e distribuição dos vagões vazios. A solução implica a utilização de uma técnica heurística de decomposição para o problema, o qual é formulado como programação inteira - mista, com função objetivo não linear e restrições lineares.

Diferentemente dos modelos anteriores, os quais assumem que os veículos são homogêneos, Crainic, Gendreau e Dejax (1993) apresentam uma formulação "multicommodity" para o problema de alocação de contêineres marítimos vazios. Nesse trabalho a otimização se restringe aos custos de reposicionamento de veículos vazios, independentemente dos fluxos com carga. Os autores propõem uma rede dinâmica com um eixo adicional ao tradicional par espaço-tempo, sendo este eixo adicional representativo dos tipos de contêiner manejados. O processo de otimização enquadra-se nos modelos de fluxo de rede de mínimo custo. Os autores acenam com a utilização de métodos de decomposição como forma de contornar a dimensão do problema.

No caso do transporte rodoviário de cargas em longa distância, Frantzeskakis e Powell (1990) utilizam, para comparação de resultados com o modelo estocástico descrito no próximo tópico, uma formulação de rede dinâmica (cada nó representando uma região em um determinado período de

tempo) com três tipos de arcos: cargas conhecidas (para o primeiro período), cargas previstas (períodos subseqüentes) e movimentos de veículos vazios. Neste modelo, o objetivo é a maximização dos resultados econômicos obtidos pela prestação dos serviços menos os custos dos movimentos de veículos vazios, sujeita às restrições habituais de balanceamento da rede e limites superiores representados pelas demandas.

## **2.5 MODELOS DINÂMICOS E ESTOCÁSTICOS DIVERSOS**

Mendiratta e Turnquist (1982) abordam o gerenciamento da distribuição de vagões vazios como uma composição de dois tipos de decisões: centralizadas, relativas à rede de transporte como um todo, e localizadas, relativas à alocação de cargas a vagões em cada terminal. O primeiro subproblema é resolvido como uma otimização de rede, como a do problema do transporte; o segundo subproblema é resolvido por programação dinâmica, e leva em consideração demandas estocásticas.

Jordan e Turnquist (1983) tratam o problema de distribuição de vagões de carga vazios na forma de uma rede dinâmica, em um horizonte de planejamento fixado, considerando as características estocásticas pertinentes à demanda de cargas e à oferta de equipamentos de transporte. No caso da oferta, a incerteza pode estar relacionada à variabilidade nos tempos de trânsito, distorcendo o efeito esperado de decisões de distribuição tomadas em períodos passados. O modelo leva em consideração as expectativas de receita provenientes de cargas disponíveis, os custos decorrentes do não atendimento das demandas, os custos de manter vagões vazios em antecipação a demandas futuras e, finalmente, os custos decorrentes da movimentação dos vagões vazios através do sistema.

Para a solução do modelo acima é utilizado o algoritmo de Frank-Wolfe para programação não-linear (FRANK; WOLFE,<sup>7</sup> 1956, *apud* FRANTZESKAKIS; POWELL, 1990). A estratégia do algoritmo consiste na decomposição do problema não-linear em subproblemas, resolvidos por programação linear. Uma característica importante do modelo, ressaltada por Frantzeskakis e Powell (1990), é que a solução para o período de tempo imediato pode revisar decisões tomadas nos períodos anteriores, através da roteirização dos vagões vazios em trânsito.

Powell (1987) propõe tratar o fator incerteza das demandas futuras atribuindo um valor marginal para cada veículo adicional em cada região no período futuro. Este valor pode então ser utilizado como um componente da solução de um problema puro de otimização de rede.

A distribuição terrestre de contêineres marítimos vazios é objeto de uma formulação estocástica proposta por Crainic, Gendreau e Dejax (1993), através de um modelo de alocação, sem levar em conta os movimentos de contêineres carregados. É considerada uma estrutura de otimização em 2 estágios (BIRGE; LOUVEAUX, 1997), onde o primeiro estágio trata as decisões tomadas no primeiro período de planejamento, com base em informação determinística, enquanto o segundo estágio constitui um problema de inventário estocástico, para cada possível local. A função objetivo do primeiro estágio, a ser minimizada, é constituída pela soma dos custos associados com as variáveis determinísticas consideradas, mais a “função de recurso” do problema de segundo estágio.

A forma de modelagem proposta no modelo acima, em 2 estágios, é comumente utilizada em problemas de distribuição de produtos, nos casos em que se utilizam estoques intermediários entre o produtor e os consumidores; neste caso, o movimento produtos-estoque é planejado no primeiro estágio, quando as demandas ainda são desconhecidas e o movimento estoque-

---

<sup>7</sup> FRANK, M. e WOLFE, P. An Algorithm for Quadratic Programming. **Naval Res. Logist. Quart.** v. 3, p. 95-110 (1956)

consumidor constitui o segundo estágio, após a “realização” das demandas (POWELL; FRANTZESKAKIS, 1994).

Uma técnica de solução para o problema de alocação dinâmica e estocástica de veículos no transporte rodoviário de cargas não-fracionadas em longa distância é apresentada por Frantzeskakis e Powell (1990). Os autores descrevem o problema de designar os veículos disponíveis para um movimento carregado ou um movimento vazio para outra região, em busca de uma carga requisitada ou prevista, ou a manutenção do veículo na mesma região, até o período seguinte. É formulado um Programa Estocástico de N Estágios com Recurso de Rede. Este “recurso de rede” representa uma forma de remediar, no processo de otimização, o problema representado pelas penalidades inerentes a todas as situações de falta ou excesso de veículos, provocadas pelas decisões anteriores no tempo, e não somente a penalização representada pelo custo do movimento vazio desnecessário ou pelo custo de perda de uma carga (“recurso simples”).

Neste trabalho os autores introduzem a noção de “recurso nodal”, substituindo o problema de transporte original por um problema de otimização mais simples, cuja solução produz uma boa aproximação da função de recurso (POWELL, FRANTZESKAKIS, 1994). Uma função convexa de valor para os veículos disponíveis em determinado ponto do espaço tempo é submetida a um processo de linearização, de forma a se obter um valor médio, a partir do qual se constrói o algoritmo. Esta formulação dinâmica e estocástica mostrou-se superior a formulações alternativas, estáticas ou dinâmicas determinísticas, em experimentos conduzidos pelos autores através de uma técnica de horizonte rolante, que possibilitou comparar os resultados obtidos em termos de frações do valor ideal (aquele que seria conseguido se a demanda futura fosse sempre conhecida).

Alternativamente ao método de recurso nodal, Powell e Cheung (1994a) propuseram uma técnica de recurso de rede com arcos capacitados randômicos, primeiramente utilizada para resolver problemas de 2 estágios (POWELL; CHEUNG, 1994b) e depois estendida para problemas multi-estágio (CHEUNG; POWELL, 1996a e 1996b).



## 2.6 ABORDAGEM DO PROBLEMA ATRAVÉS DO CONCEITO DE REDE DE FILAS LOGÍSTICAS

Powell (1986) propõe representar o problema de alocação de recursos em transporte de longa distância na forma de uma rede espaço-tempo, como a da Figura 1, a seguir. Na figura, as setas em linha cheia representam fluxos de equipamentos com carga e as setas em linha pontilhada fluxos de equipamentos vazios (inclusive entre dois períodos de tempo para o mesmo local, ou seja, retenção do equipamento para uso futuro no mesmo local).

Esta forma de modelagem produz uma rede de estrutura acíclica<sup>8</sup>, facilitando a operação de algoritmos de otimização ou heurísticas que tiram partido desta mesma estrutura. Por exemplo, no trabalho acima citado, o autor considera variáveis de decisão formuladas em termos de envio de frações da oferta de veículos em um nó para cada um dos arcos dele originados, ou seja, de um par espaço / tempo para outro par espaço / tempo localizado adiante em período futuro. É então proposta uma solução através do algoritmo de Frank-Wolfe, permitindo um tratamento estocástico para o problema de otimização.

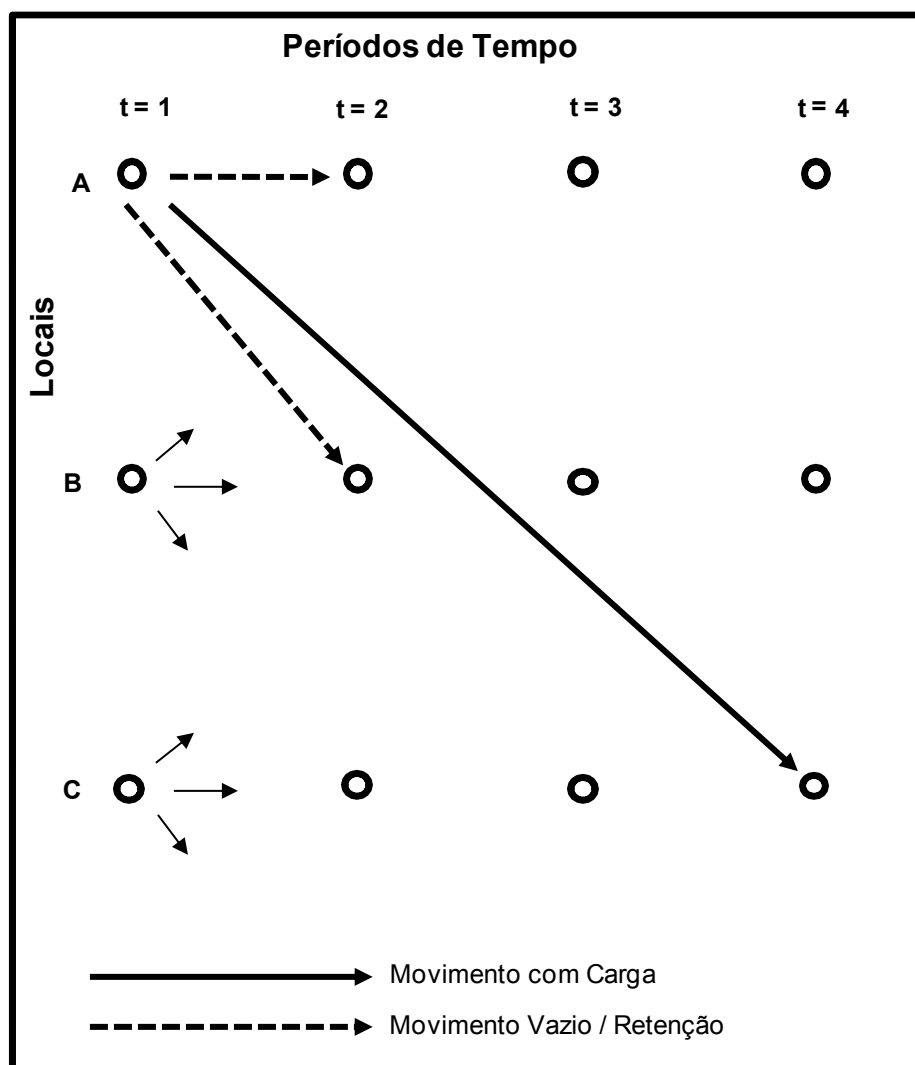
A dificuldade com este tipo de abordagem de rede é a grande extensão dos problemas envolvidos, em termos de quantidade de variáveis. Alguns poucos locais considerados em um horizonte de tempo com alguns poucos períodos já produzem um problema de dimensão de difícil tratamento, especialmente quando se tenta a otimização pela via da programação linear inteira. Ademais, quaisquer detalhes da operação, como janelas de tempo, por exemplo, implicam novas multiplicações da quantidade de variáveis.

Uma forma de contornar as dificuldades de solução aqui apontadas é apresentada por Powell et al. (1995). Partindo da idéia por trás dos chamados Sistemas Dinâmicos de Eventos Discretos (Discrete Event Dynamic System – DEDS) os autores propõem uma nova abordagem, onde demandas são enfileiradas em terminais, enquanto aguardam pela disponibilização de

---

<sup>8</sup> Entende-se por redes de estrutura acíclica aquelas em que, para cada nó, não é possível haver uma seqüência de arcos que, partindo desse nó, venha a retornar a ele.

capacidade de atendimento e, da mesma forma, os equipamentos ao serem disponibilizados se enfileiram, aguardando designação.



**Figura 1 - Alocação de Recursos em uma Rede Espaço – Tempo**

O modelo, assim formulado, assume a característica de uma rede com filas duplas (cargas e equipamentos) em cada um dos nós. Daí a denominação “Rede de Filas Logísticas” (Logistics Queueing Network – LQN). A Figura 2, com base em Crainic (2002), constitui uma representação deste modelo.

A proposta, nesse caso, é substituir a solução global de otimização através de Programação Linear por uma solução de Programação Dinâmica

Recursiva, permitindo decompor a solução geral do problema de rede em uma série de soluções de subproblemas em nível de cada um dos locais.

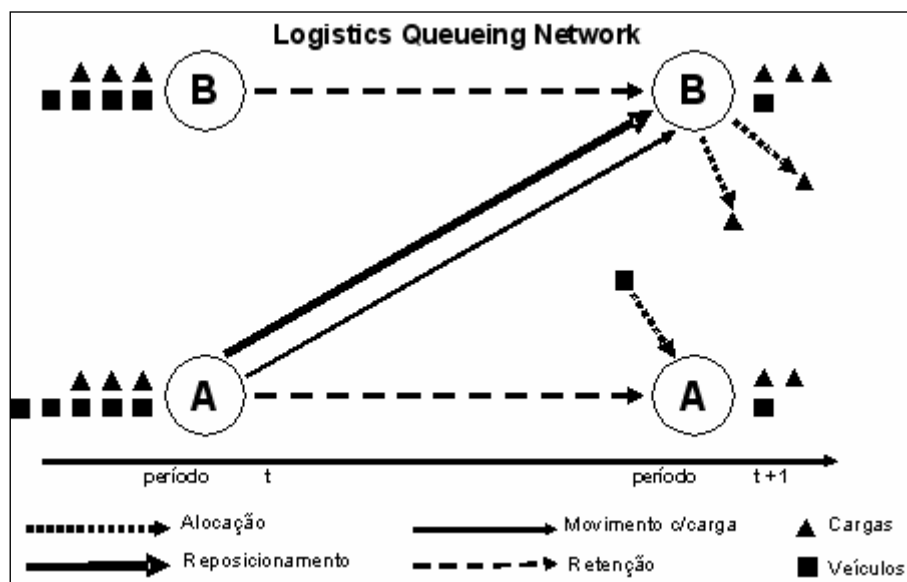


Figura 2 - O Conceito de Rede de Filas Logísticas

A abordagem geral de solução consiste de uma série de passos para frente e para trás, através da linha do tempo: a cada iteração, o passo para a frente designa veículos a cargas e efetua, de forma limitada, reposicionamentos de veículos; o passo para trás calcula gradientes, e uma fase de ajuste de controles modifica os valores potenciais e os limites dos movimentos de veículos vazios. O processo continua até que se assegure um nível desejado de convergência (CRAINIC, 2002).

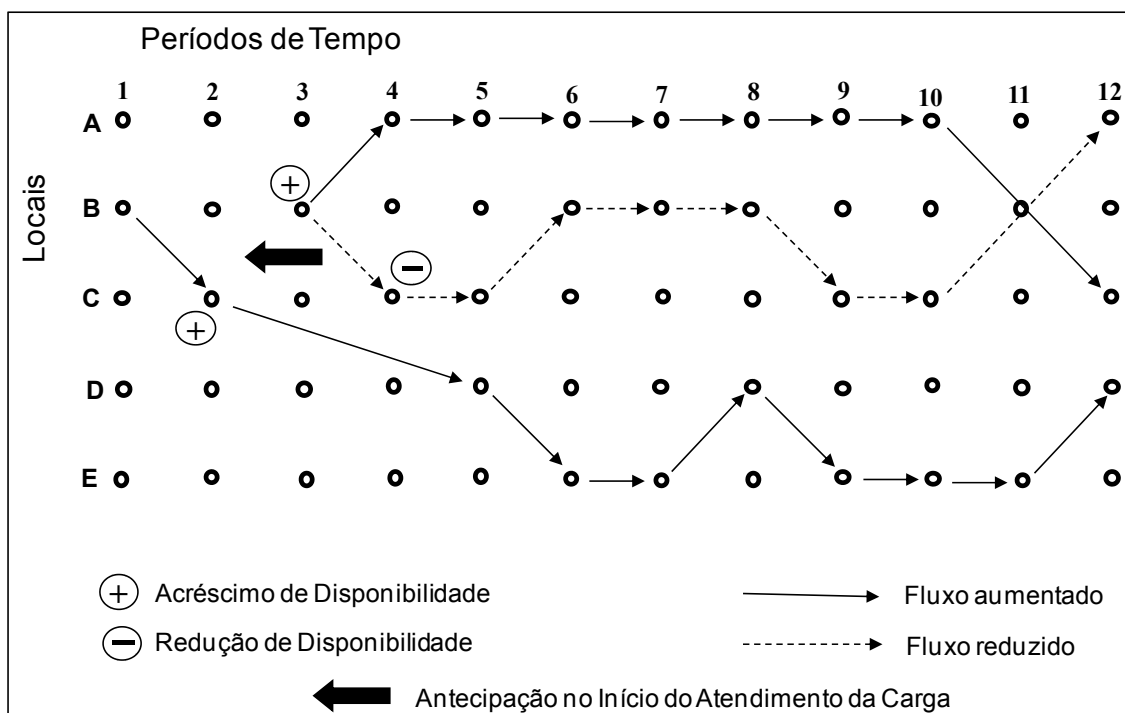
Os gradientes representam a contribuição, em cada par local / período, de se acrescentar ou retirar um veículo da quantidade definida na iteração anterior para este mesmo par. Esta contribuição abrange todo o restante do horizonte de planejamento considerado, a partir do período a que se refere. Em termos de programação dinâmica, os gradientes correspondem às derivadas direita e esquerda da função de valor, em relação à quantidade de equipamentos disponíveis.

A solução dos subproblemas pode advir de algo tão simples como uma ordenação por valor das cargas disponíveis em um terminal, atendendo-se às mesmas por ordem decrescente de valor. Deslocamentos de veículos vazios são necessários para equilibrar a oferta e a demanda em cada local e, dessa forma, o desafio passa a ser um tratamento dos subproblemas “esperto” o suficiente para levar em conta o problema global, o que depende fortemente do tratamento dado aos gradientes.

Os primeiros resultados obtidos utilizando este tipo de abordagem, em torno de 4 por cento inferiores aos de um otimizador comercial por Programação Linear (POWELL et al., 1995), e as perspectivas que o método abria em relação à solução de problemas muito complexos, levaram ao desenvolvimento de novas pesquisas, como aquelas relatadas no artigo de Powell e Carvalho (1998a), o qual aperfeiçoa a formulação da solução através de Rede de Filas Logísticas.

Neste novo trabalho, os autores se detêm com mais detalhe na análise dos fluxos de equipamentos / cargas entre os locais no decorrer do tempo, especialmente quanto aos efeitos ao longo de toda a rede causados por qualquer alteração na disponibilidade de recursos em um determinado nó (POWELL; CARVALHO, 1998b). Esta análise pode ser acompanhada nas figuras a seguir.

Na primeira figura (Figura 3) demonstra-se um possível efeito ao longo da rede ocasionado pela disponibilização de um veículo adicional no local B, no período de tempo 1. Esta disponibilidade acarreta um fluxo em direção a C-2 e, como consequência, o atendimento de uma demanda em C-2 que antes só teria sido atendida em C-4. Isto, por sua vez, provoca uma disponibilidade em B-3, a qual é direcionada para A-4 e se propaga ao longo da rede, até C-12; da mesma forma, a ausência do veículo em C-4 se propaga até A-12.



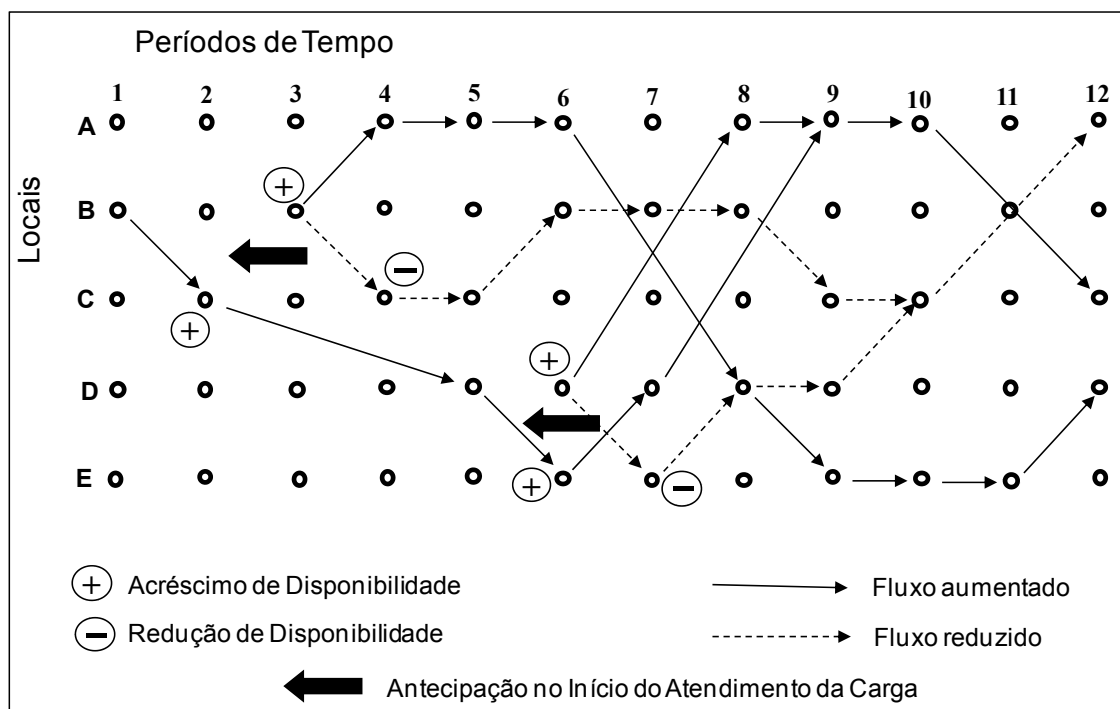
**Figura 3 - Efeito ao longo da rede resultante do acréscimo de 1 veículo**

Neste caso, tem-se um exemplo de aumento de fluxo simples, sem a ocorrência de posteriores combinações (encontros em um mesmo nó) entre o caminho diretamente atingido e aqueles atingidos indiretamente.

Na figura seguinte (Figura 4) é mostrada uma complexidade de combinações de fluxos, as quais decorrem, em relação ao exemplo anterior, de um acréscimo de disponibilidade também em D-5. Como se pode observar existem combinações de fluxos em D-8, A-9 e C-10. O processo é semelhante ao anterior, apenas com a ocorrência de perturbações mais complexas ao longo da rede.

Powell e Carvalho (1998a) provam que o processo de obtenção de gradientes, por eles proposto, é eficaz nas situações em que, após a disponibilização de um veículo em determinado nó, não ocorrem combinações de fluxos ao longo da rede. Caso contrário, os gradientes se mostram inferiores ou superiores às alterações de valores que se podem esperar, em função das combinações de fluxos em um mesmo nó, no futuro. Os autores, no entanto, justificam a sua metodologia, em função da dificuldade prática de se resolver

este problema e dos resultados obtidos, resultados estes que ficaram acima de 95% daqueles obtidos por um otimizador comercial.



**Figura 4 - Efeito ao longo da rede resultante do acréscimo de 2 veículos**

As soluções acima citadas utilizam uma estimativa de Função de Valor linear e resolvem o problema do excesso pouco produtivo de deslocamentos de veículos vazios limitando artificialmente a quantidade desses deslocamentos.

Carvalho e Powell (2000) apresentam um novo método, mais refinado, sempre com base na mesma técnica, acrescentando um procedimento de ajustes parciais e sucessivos na Função de Valor, de forma a evitar resultados abruptos entre as iterações. Da mesma forma que os anteriores, no entanto, este método só funciona para problemas determinísticos.

Os artigos de Powell et al. (1995), de Powell e Carvalho (1998a) e de Carvalho e Powell (2000) propõem soluções que se aplicam a problemas determinísticos, embora os autores reconheçam que a demanda de cargas por equipamentos de transporte possui características estocásticas, assemelhando-se a um processo do tipo Poisson. A limitação constituída pelo tratamento determinístico foi superada a partir do desenvolvimento da

heurística CAVE de Godfrey e Powell (2001), a qual é apresentada no próximo item. A heurística CAVE também superou a limitação constituída pela estimativa de Função de Valor do tipo linear, tornando desnecessária a limitação artificial da quantidade de deslocamentos vazios.

## **2.7 “CAVE” - UMA HEURÍSTICA PARA ESTIMATIVA DE FUNÇÕES CÔNCAVAS**

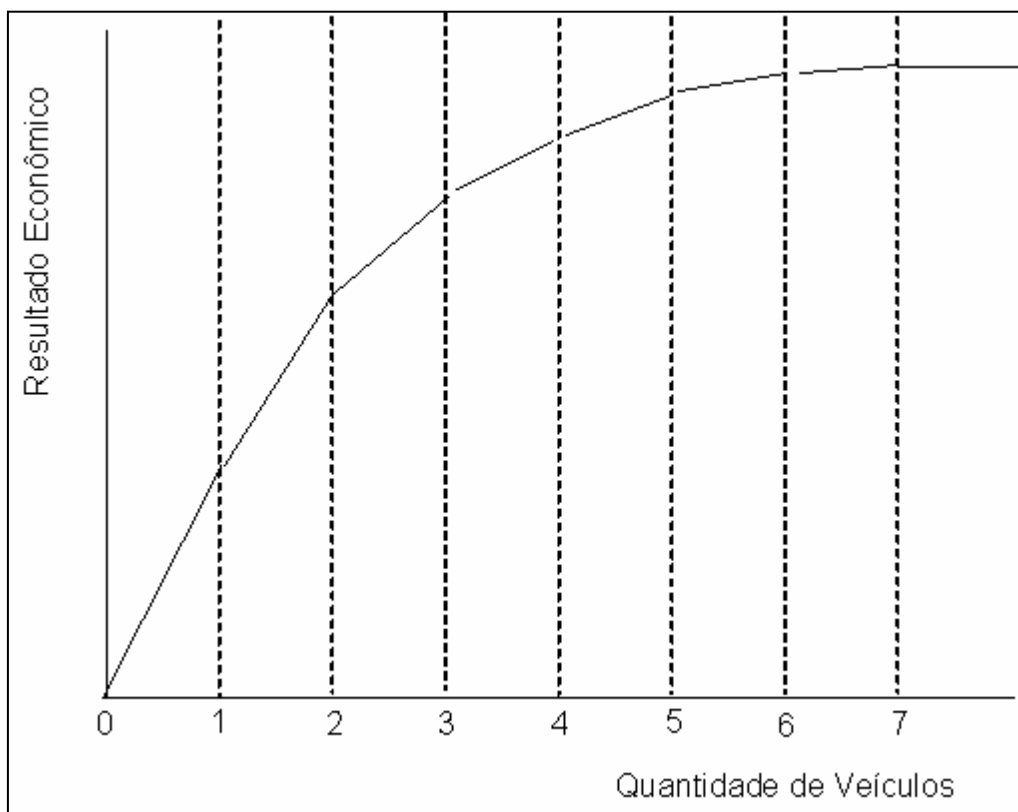
Uma das características das redes apresentadas no item anterior é o fato de que os limites superiores dos arcos, ou seja, a demanda por recursos de transporte, só são conhecidos com precisão para aqueles arcos que são originados em nós correspondentes ao período de tempo corrente. Para os períodos futuros de tempo deve-se estar sempre trabalhando com uma previsão que pode ou não se realizar de acordo com determinada distribuição de probabilidades.

Dessa forma, caso se tenha, por exemplo, uma demanda prevista de 5 cargas em um determinado nó no futuro, pode-se encarar o valor 5 como a média de uma distribuição de probabilidades (utiliza-se freqüentemente Poisson). Agora, o Resultado Econômico total esperado, de cada veículo que tenha sido direcionado para este nó, fica ponderado pela probabilidade de ocorrência da respectiva carga que ele irá servir. Em lugar de uma função linear, do tipo Resultado Econômico x Quantidade de Veículos, passa-se a ter uma função que é côncava, aproximadamente da forma mostrada na figura 5.

Assim, passar de um tratamento determinístico para um tratamento estocástico do problema implica substituir o resultado absoluto que seria obtido do atendimento de cada demanda por um resultado esperado, em função da probabilidade de ocorrência dessa mesma demanda.

Godfrey e Powell (2001) apresentam uma heurística capaz de efetuar uma estimativa acurada de funções côncavas de valor como estas, com base nos resultados de uma sucessão de experiências. A heurística tem ainda a

vantagem de não depender de se conhecer a específica função de probabilidades associada aos eventos.



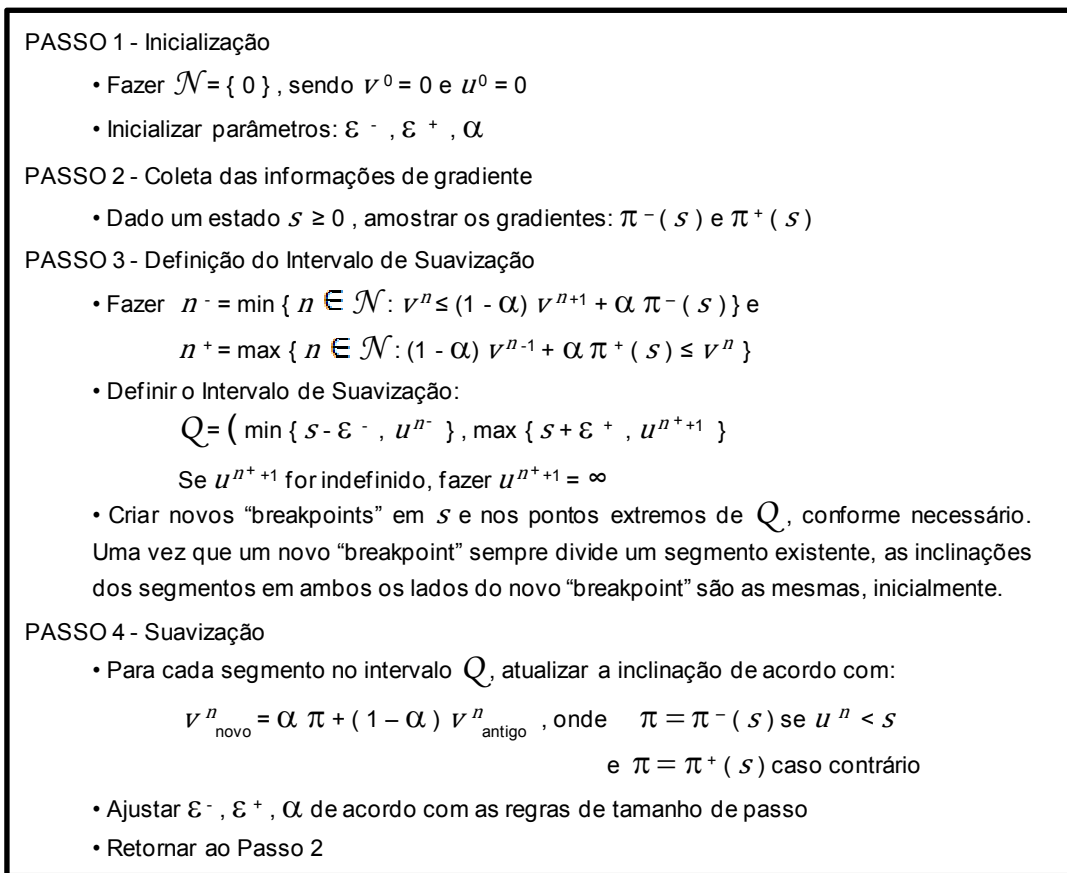
**Figura 5 - Função Côncava: Resultado Econômico x Quantidade de Veículos**

Esta heurística (Figura 6), denominada CAVE (Concave, Adaptive Value Estimation), baseia-se na geração de gradientes positivos ( $\pi^+$ ) e negativos ( $\pi^-$ ) para a quantidade de recursos disponibilizada ( $s$ ), levando em conta o resultado obtido tendo em vista a demanda realmente ocorrida. A partir daí, a heurística efetua uma alteração suavizada (através de um fator  $\alpha$ ), na forma da curva, para utilização na iteração seguinte. Para cada quantidade de recursos considerada, o valor ( $v$ ) correspondente torna-se:

$$V_{\text{novo}} = \alpha \pi + (1 - \alpha) V_{\text{antigo}},$$

onde o valor de  $\pi$  utilizado é  $\pi^-$  se o ponto está à esquerda de  $s$  e  $\pi^+$  em caso contrário.

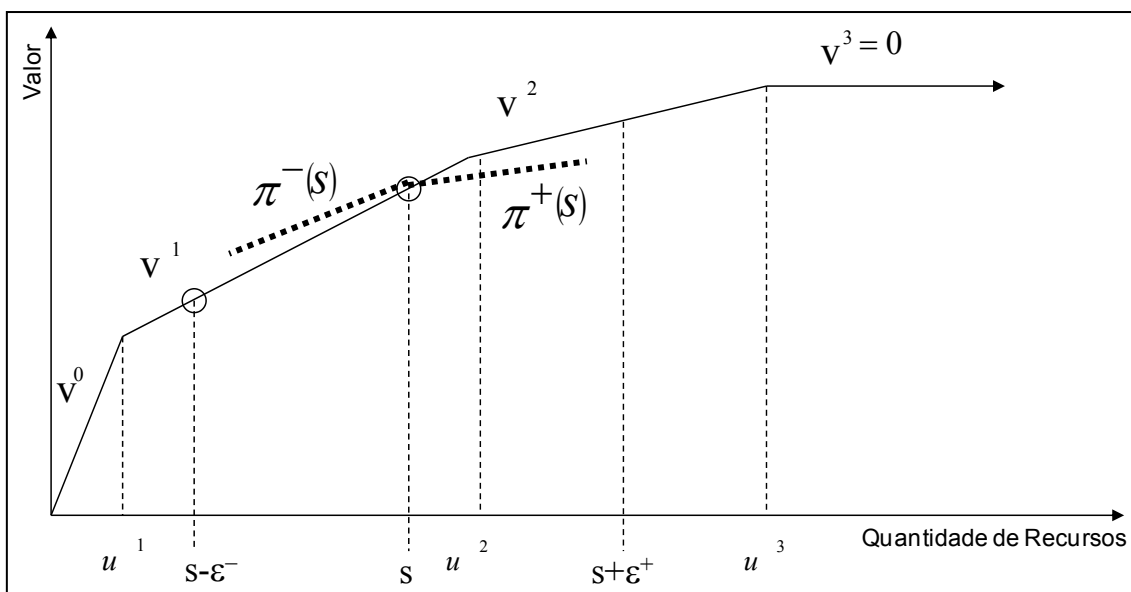




**Figura 6 - Heurística CAVE**

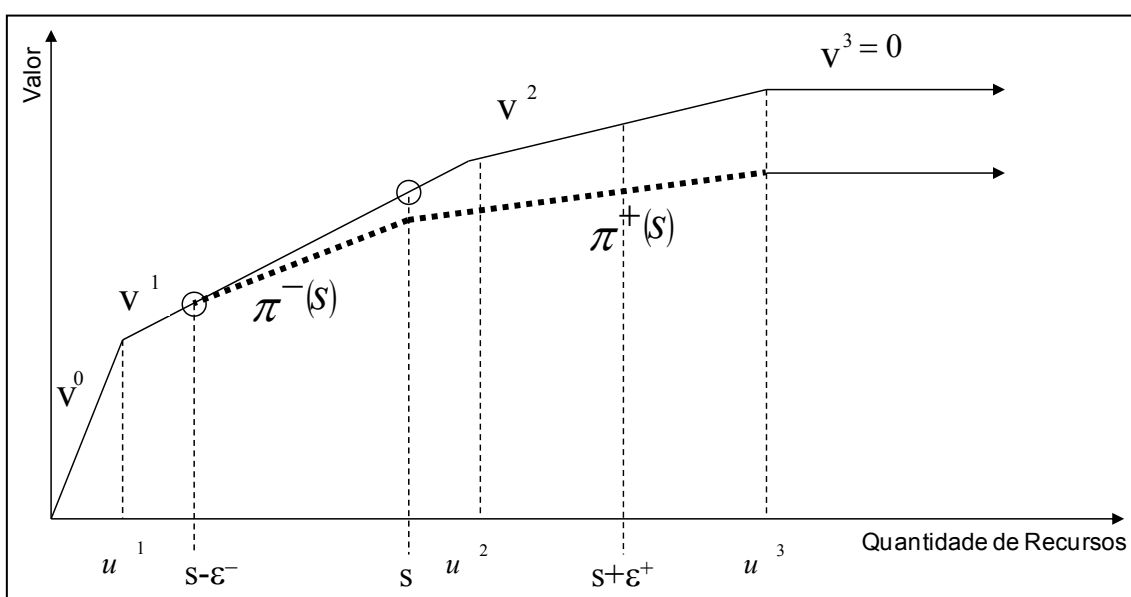
Essa alteração de forma da curva é efetuada em intervalos de magnitude pré-estabelecida ( $\varepsilon$ ), delimitados por pontos bem definidos ( $u^n$ ) ao longo do espaço de estados ( $\mathcal{N}$ ) e em torno do ponto considerado ( $n=s$ ). As alterações de forma da curva se fazem sempre de maneira a preservar a concavidade da função.

O funcionamento da heurística é aqui ilustrado em dois exemplos. No primeiro, parte-se da situação mostrada na figura a seguir (Figura 7), onde “ $s$ ” representa a quantidade de recursos disponibilizados pela iteração anterior.



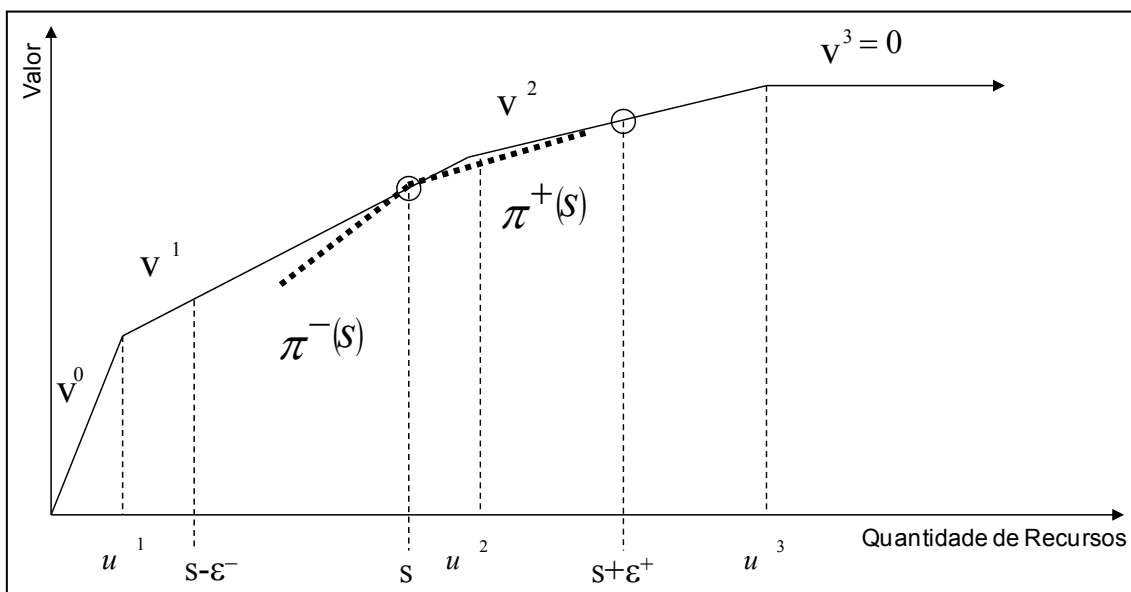
**Figura 7 - CAVE: Gradientes Esquerdo e Direito menores que o valor original**

Os gradientes obtidos,  $\pi^-(s)$  e  $\pi^+(s)$ , são ambos menores que o valor original  $v(s)$  e, dessa forma, todas as inclinações se mostram diminuídas na nova curva obtida, como mostrado na Figura 8. Pode-se notar, também, que o intervalo de alteração foi estendido até o ponto  $u^3$ , tendo em vista preservar a concavidade.



**Figura 8 - CAVE: Atualização para gradientes menores que o valor original**

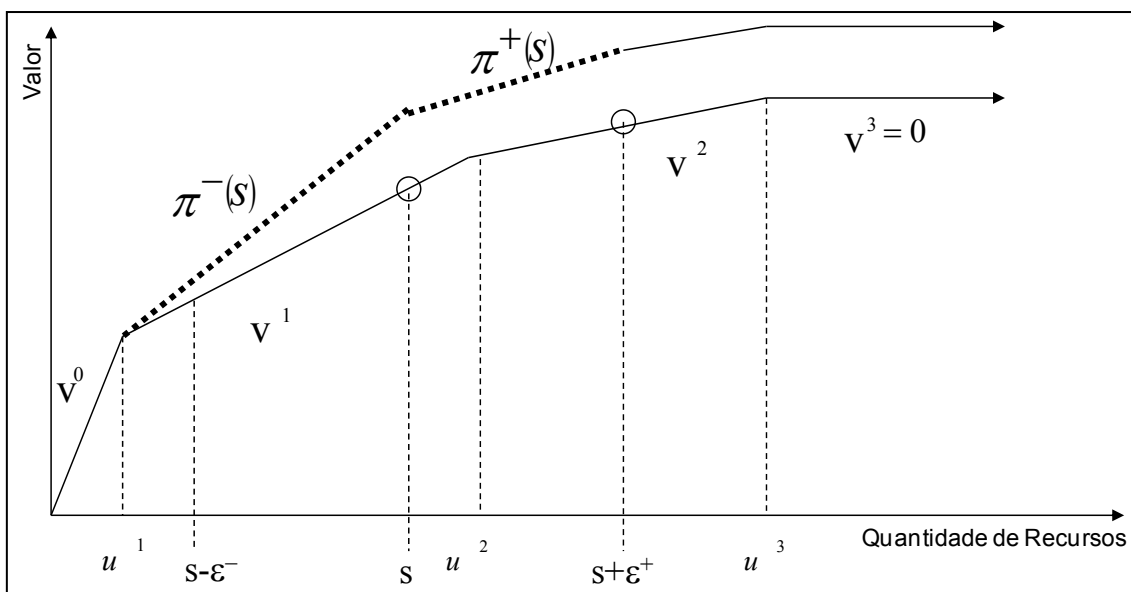
Outro exemplo, mostrado na Figura 9, ilustra o que ocorre quando temos  $\pi^-(s) < v(s)$  e  $\pi^+(s) > v(s)$ . Neste caso ocorreu uma diminuição nas inclinações nos intervalos  $[u^1, s)$  e  $[s, u^2)$  e um aumento na inclinação no intervalo  $[u^2, s + \varepsilon^+)$ .



**Figura 9 - CAVE: Gradiente esquerdo menor e direito maior que o valor original**

Ainda outro exemplo, conforme a Figura 10, a seguir, mostra o que acontece quando temos  $\pi^-(s) > v(s)$  e  $\pi^+(s) < v(s)$ . Neste caso ocorreu um aumento nas inclinações nos intervalos  $[u^1, s)$  e  $[u^2, s + \varepsilon^+)$  e uma diminuição na inclinação no intervalo  $[s, u^2)$ .

A heurística CAVE pode ser utilizada para resolver uma grande variedade de problemas onde decisões dependem de uma estimativa de função côncava. Os autores, no artigo aqui abordado, comparam soluções obtidas através da CAVE com soluções exatas tradicionais para dois problemas distintos e mostram que os resultados obtidos são muito próximos, com a vantagem, no caso da CAVE, de não necessitar de um conhecimento prévio, nem do tipo de distribuição de probabilidades, nem de seus parâmetros.



**Figura 10 - CAVE: Gradiente esquerdo maior e direito menor que o valor original**

Um desses problemas é o chamado Newsvendor Problem, onde um vendedor de jornais deve decidir a quantidade a adquirir do produto ( $Q$ ) a cada dia, sem conhecer de antemão qual será a real demanda pelo produto ( $D$ ). Ele adquire a um custo  $c$  e vende a um preço  $p$ ; unidades adquiridas e não vendidas podem ser devolvidas ao fornecedor por um valor de recuperação  $h$ , o qual é certamente menor que o valor pago originalmente.

A solução clássica para o problema (BIRGE; LOUVEAUX, 1997) aponta para uma decisão de compra  $Q$  tal que a função de densidade de probabilidade de demanda neste ponto, ou em outras palavras, a probabilidade de que a demanda  $D$  seja menor ou igual a  $Q$ , é igual à razão:

$$(p - c) / (p - h).$$

Conhecida a distribuição de probabilidades (Poisson, por exemplo), e seus parâmetros, encontra-se um valor que maximiza o resultado do vendedor. A heurística CAVE produz para o problema resultados próximos a 99% desse valor ótimo (GODFREY; POWELL, 2001).

O outro problema considerado no mesmo artigo corresponde a uma rede de transporte resolvida como um problema de 2 estágios. A rede está

representada na Figura 11, a seguir. No primeiro estágio tem-se um problema determinístico, onde as demandas são conhecidas; a otimização é então efetuada em função dos resultados obtidos no atendimento dessas demandas, adicionando-se o valor do estoque de veículos nos nós de destino.

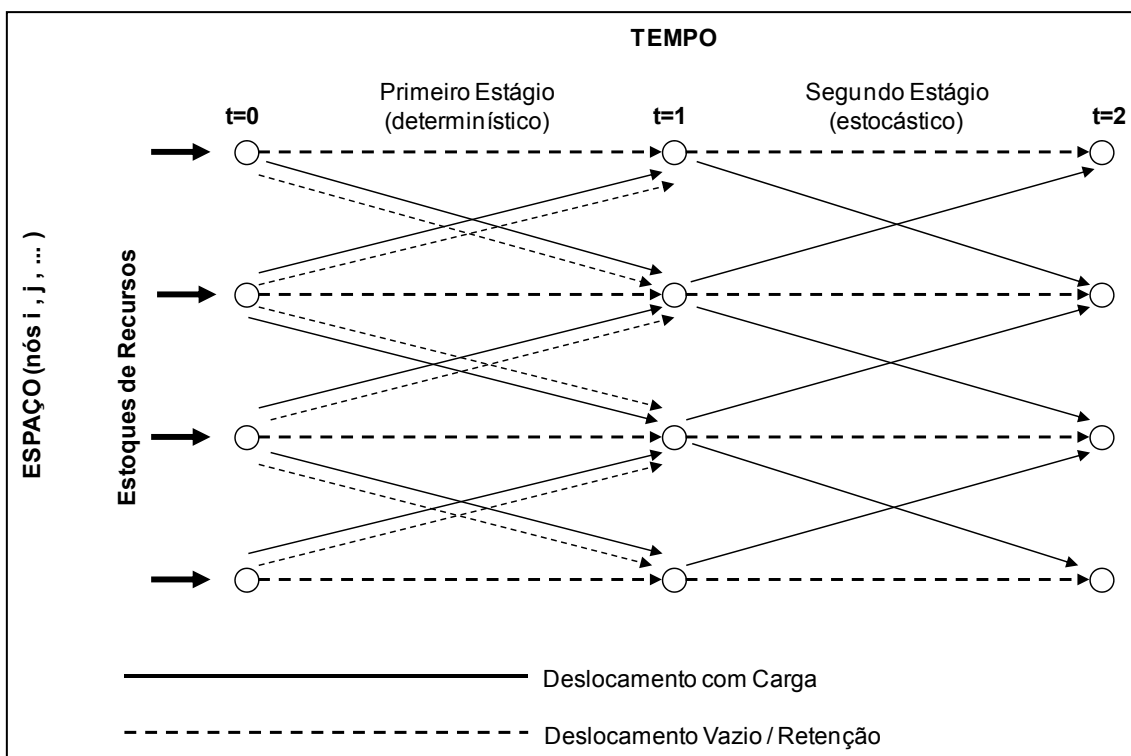


Figura 11 - Rede de Transporte como um Problema de 2 Estágios

Problemas desse tipo podem ser resolvidos de maneira ótima, desde que seja conhecida a exata distribuição de probabilidades associada às demandas do segundo estágio. Powell e Cheung (1994b), por exemplo, resolvem o problema através de uma estratégia denominada Recurso Nodal. Comparativamente, podem-se obter resultados muito próximos destes utilizando a heurística CAVE, mais uma vez com a vantagem de que, neste caso, não é necessário um conhecimento da distribuição de probabilidades envolvida.

Na execução da heurística, o problema de segundo estágio é resolvido através de uma simples ordenação das demandas, por valor decrescente. Em

cada nó é atendida uma demanda total, limitada pela quantidade de cargas ou pela quantidade de veículos disponíveis; veículos eventualmente excedentes são simplesmente mantidos no mesmo local, a custo zero. O mesmo processo de ordenação das demandas por valor já serve para calcular os valores de  $\pi^+$  (resultado de se adicionar um veículo ao estoque, ou seja, de atender a próxima carga, se ela existir) e de  $\pi^-$  (resultado de se retirar um veículo de estoque, ou seja, de não atender à última carga).

Os novos valores são calculados por um processo de suavização, executado em um intervalo pré-definido, o qual é estendido, se necessário, o quanto suficiente para preservar a concavidade (ver nas figuras 8, 9 e 10 anteriores os valores de  $\varepsilon$  *versus* o intervalo realmente considerado). Define-se um coeficiente de suavização ( $\alpha$ ) e obtém-se os novos resultados para a inclinação da função em cada ponto do intervalo.

O valor de  $\alpha$  deve ser “calibrado” de forma a garantir uma convergência da Função de Valor à medida que as iterações são realizadas. Powell (2009) apresenta diversos métodos para efetuar esta calibração; no presente trabalho, é utilizada uma particular estratégia, descrita no Capítulo 4 (Desenvolvimento do Modelo), a qual se mostrou adequada ao problema em estudo.

Como será visto no próximo item desta revisão bibliográfica, a heurística CAVE pode ser utilizada como parte de um modelo destinado à solução de redes de complexidade muito maior que a simples rede de dois estágios ilustrada anteriormente.

## **2.8 MODELO DINÂMICO E ESTOCÁSTICO DE OTIMIZAÇÃO ATRAVÉS DE PROGRAMAÇÃO DINÂMICA APROXIMADA ADAPTATIVA**

É apresentada, a seguir, a solução proposta por Godfrey e Powell (2002a e 2002b) para o problema de alocação dinâmica de recursos (veículos)

a tarefas (cargas), aplicado ao transporte rodoviário de cargas em longa distância.

Este modelo constitui um exemplo de utilização de um método de solução por Programação Dinâmica a um problema dinâmico modelado como tal, ou seja, incorporando explicitamente a interação de atividades através do tempo (ver o item 2.2.3, acima).

Jensen (2008) observa que, para modelar um problema como Programação Dinâmica, é necessária uma certa abstração ou redução de complexidade em relação ao problema real. Esta necessidade se deve tanto ao fato de ser impossível levar em conta toda a complexidade dos fatores envolvidos, como às limitações computacionais derivadas da grande dimensionalidade dos modelos de Programação Dinâmica.

Nesta linha, Godfrey e Powell (2002a e 2002b) efetuam uma modelagem e propõem uma solução centrada basicamente em duas reduções de complexidade: o problema é separado por local / período (conceito de Rede de Filas Logísticas, conforme descrito no item 2.6) e depois é resolvido utilizando uma estimativa do valor associado aos estados futuros (a heurística CAVE, descrita no item 2.7 acima).

## **2.8.1 Formulação do Problema de Programação Dinâmica**

Godfrey e Powell (2002a e 2002b) propõem o seguinte modelo de otimização, dinâmico e estocástico, para a alocação de veículos de transporte (recursos) às cargas disponíveis (tarefas):

### **2.8.1.1 Variáveis de Decisão**

Sejam:

$T$  = número de períodos no horizonte de planejamento

$\mathcal{T} = \{0, 1, \dots, T - 1\}$  = tempos em que as decisões são tomadas,  
representados por  $t$

$\mathcal{J}$  = conjunto de locais físicos na rede, indexados por  $i$  e  $j$

$\mathcal{L}_{it}^+$  = conjunto das cargas a serem atendidas iniciando no tempo  $t$ , a partir do  
local  $i$

$R_{it}^+$  = quantidade total de recursos no local  $i$  disponíveis para atuar no tempo  $t$

Para este modelo, em termos de Programação Dinâmica, os elementos do conjunto  $\mathcal{T}$  constituem os estágios do problema, enquanto o conjunto  $\mathcal{L}$  e o vetor  $R$  representam o estado do sistema em cada estágio  $t$ .

As variáveis de decisão, para cada  $t \in \mathcal{T}$ ,  $i, j \in \mathcal{J}$ ,  $l \in \mathcal{L}_{it}^+$ , podem ser representadas por:

$$x_{ilt} = \begin{cases} 1, & \text{se um recurso em } i \text{ é designado para uma tarefa } l \in \mathcal{L}_{it}^+ \text{ no tempo } t \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$y_{ijt}$  = quantidade de recursos reposicionados de  $i$  para  $j$  iniciando no tempo  $t$

### 2.8.1.2 Função Objetivo

Inicialmente, para um particular período de tempo  $t$ , pode ser definida a seguinte função de recompensa:



$$g_t(x_t, y_t) = \sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{l \in \mathcal{L}_{i,t}^+} r_{lt} x_{lt} - \sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{j \in \mathcal{J}} c_{ij} y_{ijt} \quad (1)$$

onde:

$r_{lt}$ ="recompensa" obtida por atender a tarefa  $l \in \mathcal{L}_{i,t}^+$  iniciando no tempo  $t \in \mathcal{T}$

$c_{ij}$ ="custo" de reposicionar um recurso do local  $i$  para o local  $j$

Considerando agora todo o horizonte de planejamento, a função objetivo, em termos de Programação Dinâmica Estocástica, é dada por:

$$\max_{x_0, y_0 \in \mathcal{H}_0} g_0(x_0, y_0) + E \left\{ \sum_{t \in \mathcal{T} \setminus 0} \max_{x_t, y_t \in \mathcal{H}_t} g_t(x_t, y_t) \right\} \quad (2)$$

onde:

$\mathcal{H}_t$  é o  $\sigma$ -álgebra (sub-conjunto de eventos do espaço amostral  $\Omega$ , para o qual a medida de probabilidade  $\mathbf{P}$  é definida) gerado por  $(W_0, \dots, W_t)$ , sendo  $W_t = (\hat{R}_t, \hat{L}_t)$  a nova informação (estimativa dos recursos disponíveis, estimativa das tarefas a atender) chegando no período de tempo  $t$ .

Obs.: 1.  $(W_t)_{t=0}^T$  é o processo estocástico de informação, com realização

$$W_t(\omega) = \omega_t = (\hat{R}_t(\omega), \hat{L}_t(\omega))$$

2. O espaço de probabilidades é dado, então, por  $(\Omega, \mathcal{H}, \mathbf{P})$ , onde  $\mathbf{P}$  é uma medida de probabilidade definida em  $(\Omega, \mathcal{H})$ .

### 2.8.1.3 Restrições

As restrições são de 2 tipos, aplicando-se às decisões e à dinâmica do sistema:

1º. – restrições que se aplicam às decisões tomadas em um ponto no tempo  $t$  sob realização estocástica  $\omega \in \Omega$  :

$$\sum_{i \in \mathcal{J}} y_{ijt}(\omega) + \sum_{l \in \mathcal{L}_{it}^+(\omega)} x_{lt}(\omega) = R_{itt}^+(\omega) \quad \forall i \in \mathcal{J} \quad (3)$$

A restrição em (3) garante que todos os equipamentos disponíveis em um determinado local, no tempo  $t$ , sejam tratados por alguma variável de decisão: atendendo às demandas ou deslocando-se sem carga, ou ainda permanecendo em estoque no mesmo local.

As restrições em (4) e (5) confirmam as características da variável de decisão  $x$ .

$$x_{lt}(\omega) \leq 1 \quad \forall l \in \mathcal{L}_t^+(\omega) \quad (4)$$

$$x_{lt}(\omega) \geq 0 \quad \forall l \in \mathcal{L}_t^+(\omega) \quad (5)$$

A restrição em (6) garante a não negatividade da quantidade de deslocamentos de veículos vazios. Deve-se notar que os valores da variável  $y_{ijt}$  devem ser inteiros não negativos.

$$y_{ijt}(\omega) \geq 0 \quad \forall i, j \in \mathcal{J} \quad (6)$$

2º. – restrições que controlam a dinâmica do sistema no tempo:

De acordo com a restrição em (7), as quantidades de veículos disponíveis em cada local ( $j$ ), para efeito de planejamento em um dado período ( $t + 1$ ), são resultantes das decisões de deslocamento de veículos vazios e de atendimento de cargas tomadas no período  $t$ . Assim, cada decisão tomada em  $t$  altera a disponibilidade de veículos no local de destino ( $j$ ) no período  $t + \tau_{ij}$ , onde  $\tau_{ij}$  é o tempo de viagem de  $i$  a  $j$ , sendo  $i, j \in \mathcal{J}$ .

$$\begin{aligned} R_{j, t+1, t+\tau}(\omega) &= \sum_{i \in \mathcal{J}: \tau_{ij}=\tau} \left( y_{ijt}(\omega) + \sum_{l \in \mathcal{L}_{ij}^+(\omega)} x_{lt}(\omega) \right) \\ &+ R_{j, t, t+\tau} \quad \forall j \in \mathcal{J} \end{aligned} \quad (7)$$

A restrição em (8) refere-se às cargas que se expiram em um determinado período e, portanto, não serão consideradas para atendimento no período seguinte.

$$\mathcal{L}_{t+1}(\omega) = \mathcal{L}_t^+(\omega) \setminus \mathcal{L}_t^e(\omega) \quad \forall (t = 1, \dots, \tau_{\max}) \quad (8)$$

sendo:

$\tau_{\max}$  = o maior tempo de viagem entre quaisquer pares de locais, e

$\mathcal{L}_t^e$  = conjunto das tarefas que expiram no tempo  $t$  (porque foram atendidas ou porque deixaram o sistema devido a alguma outra razão)

### 2.8.2 Resolução do Problema através Programação Dinâmica Adaptativa

Godfrey e Powell (2002a e 2002b) afirmam que, em aplicações práticas para esta classe de problemas, a estratégia de solução mais natural é utilizar um procedimento de otimização por Programação Linear em um ambiente de horizonte rolante, resolvendo o problema no tempo  $t$ , utilizando o que é conhecido no tempo  $t$  e mais uma previsão de eventos futuros sobre algum horizonte de tempo.

O objetivo dos autores é produzir um método que ultrapasse em desempenho esta abordagem básica e, para isso, utilizam uma estratégia baseada em Programação Dinâmica Estocástica Aproximada e Adaptativa, conforme descrito a seguir.

Começa-se por escrever a Função Objetivo utilizando o princípio de otimalidade de Bellman (1957): tomando-se como ponto de partida qualquer estágio de um problema de programação dinâmica, a solução ótima para o problema a partir desse estágio coincide com a solução ótima referente ao

mesmo problema a partir de um estágio anterior ao considerado<sup>9</sup>. Para isto deve-se escolher a forma de representar o estado do sistema, em termos da quantidade de recursos disponíveis e do conjunto das tarefas a atender.

Define-se, para tanto, a variável de estado  $S_t^+ = \{R_t^+, \mathcal{L}_t^+\}$ , a qual é “completa” (conforme representado pelo sobrescrito “+”), no sentido de levar em conta, para cada instante de tempo, a nova informação chegando ao sistema.

A utilização deste tipo de variável de estado completa garante que as decisões tomadas levam em conta toda a informação disponível. Tomando-se como referência o período em que o planejamento é efetuado ( $t$ ), a variável de estado para o período subsequente,  $S_{t+1}^+$ , é aleatória, no sentido de que incorpora a nova informação que estará chegando no período  $t+1$ .

A Função Objetivo, isto é, a equação (2) acima, pode ser expressa, de acordo com o princípio da otimalidade, na forma da Função de Valor ( $V$ ) correspondente à Variável de Estado ( $S$ ) e torna-se então:

$$V_t^+(S_t^+) = \max_{x_t, y_t \in \mathcal{H}_t} g_t(x_t, y_t) + E \{V_{t+1}^+(S_{t+1}^+) | S_t^+\} \quad (9)$$

A dificuldade com esta equação é que ela não é tratável computacionalmente, tendo em vista três problemas de dimensionalidade: o espaço de estados, o espaço de realização da variável aleatória e o espaço de decisões possíveis.

Godfrey e Powell (2002a e 2002b) propõem resolver este problema de intratabilidade da equação (9) substituindo a variável de estado completa por uma variável de estado incompleta,  $S_t = \{R_t, \mathcal{L}_t\}$ , a qual leva em conta o

---

<sup>9</sup> “An optimal policy has the property that whatever the initial state and initial decisions are, the remaining decisions must constitute an optimal policy with regard to the state resulting from the first decision” (Bellman, 1957, pg. 83).

estado do sistema após a tomada de decisão no período  $t - 1$  e antes de se conhecer a nova informação chegando no período  $t$ .

Dessa forma a equação (9) pode ser re-escrita da seguinte forma:

$$V_t(S_t) = E \left\{ \max_{x_t, y_t \in \mathcal{H}_t} g_t(x_t, y_t) + V_{t+1}(S_{t+1}) \mid S_t \right\} \quad (10)$$

A partir desta formulação pode-se eliminar a expectância e resolver o problema para uma determinada realização da variável aleatória ( $\omega$ ), ou seja:

$$V_t(S_t, \omega_t) = \max_{x_t(\omega_t), y_t(\omega_t) \in \mathcal{H}_t(S_t, \omega_t)} g_t[x_t(\omega_t), y_t(\omega_t)] + V_{t+1}[S_{t+1}(\omega_t)] \quad (11)$$

Com isto, é possível resolver a equação (11) para  $x_t$  e  $y_t$  usando a amostra  $\omega_t$ , sem violar as condições de mensurabilidade da decisão (como ocorreria no caso de se efetuar o recurso utilizando a variável de estado completa, onde se estaria escolhendo  $x_t$  através da utilização de  $\omega_{t+1}$ ).

No passo seguinte, os autores propõem a utilização de uma aproximação da função de valor em termos apenas de  $R_t$ , em lugar de se considerar  $S_t = \{R_t, \mathcal{L}_t\}$ , levando em conta que as tarefas são sempre atendidas assim que surgem (ou são descartadas), o que implica  $\mathcal{L}_t$  ser sempre vazio.

Dessa forma tem-se a seguinte aproximação da Função de Valor ( $\tilde{V}$ ) para o período  $t$  com base na estimativa de Função de Valor ( $\hat{V}$ ) para o período  $t+1$ :

$$\begin{aligned} \tilde{V}_t(R_t, \omega_t) = & \max_{x_t(\omega_t), y_t(\omega_t) \in \mathcal{H}_t(R_t, \omega_t)} g_t[x_t(\omega_t), y_t(\omega_t)] \\ & + \hat{V}_{t+1}[R_{t+1}(\omega_t)] \end{aligned} \quad (12)$$

Godfrey e Powell (2002a) utilizam, ademais, uma estimativa de Função de Valor separada por local, na forma  $\hat{V}_t(R_t) = \sum \hat{V}_{it}(R_{it})$ , onde as funções  $\hat{V}_{it}(R_{it})$  são estimadas utilizando a heurística CAVE (GODFREY; POWELL, 2001).

O problema é resolvido executando-se um “passo para a frente” no tempo, determinando um conjunto de decisões  $(x_t, y_t)_{t \in \mathcal{T}}$ , para uma particular amostra  $\omega$ , e usando um particular conjunto de aproximações da função de valor  $(\hat{V}_t)_{t \in \mathcal{T}}$ .

Conhecida a estimativa de Função de Valor  $\hat{V}_t(R_t)$  e um resultado aleatório  $\omega \in \Omega$  para as demandas futuras, resolve-se a seguinte seqüência de subproblemas de rede, começando com  $t = 0$  e continuando até  $t = T - 1$ :

$$\max_{x_t, y_t \in \mathcal{H}_t} g_t(x_t, y_t) + \sum_{\tau=1}^{\tau_{\max}} \hat{V}_{t+1, t+\tau}(R_{t+1, t+\tau}) \quad (13)$$

Ao final do “passo para a frente” são calculadas as variáveis duais, obtidas da solução de cada  $\tilde{V}_t$  (ou seja, da equação 13), através da utilização de um recurso a mais (dual positivo) e de um recurso a menos (dual negativo) em relação ao problema base. Estas variáveis duais são então utilizadas para atualizar as aproximações funcionais, usando a heurística CAVE.

A solução do problema é encontrada após sucessivas aproximações das variáveis de decisão (“passos para a frente”), seguidas das respectivas

atualizações das funções de valor, conforme detalhado no Capítulo 3 (Metodologia), a seguir.

## **2.9 OUTROS MODELOS DE PROGRAMAÇÃO DINÂMICA APROXIMADA**

A solução de problemas por técnicas de Programação Dinâmica vem evoluindo consideravelmente a partir dos desenvolvimentos no campo computacional e da aplicação de métodos aproximados, como aquele utilizado no presente estudo. Segue-se um exemplo de aplicação a frotas heterogêneas no transporte rodoviário de cargas e exemplos de diversas outras aplicações.

### **2.9.1 Tratamento de frotas de veículos heterogêneos**

Topaloglu e Powell (2006) apresentam uma extensão da solução descrita acima para problemas estocásticos envolvendo frotas heterogêneas de aeronaves. Os autores utilizam uma estimativa de Função de Valor “híbrida”, ou seja, uma estimativa Linear, para os deslocamentos com carga (para os quais existe um limite superior natural, constituído pela demanda), e uma estimativa Côncava, para os deslocamentos de equipamentos vazios.

As demandas não atendidas, como nos estudos anteriores desta linha, são consideradas “perdidas”, ou seja, são atendidas por veículos fretados, sem considerar a limitação de quantidade destes veículos.

A metodologia proposta é testada, no trabalho desses autores, através da comparação com soluções por Programação Linear em horizonte rolante, bem como com uma solução global para todo o período de planejamento, após conhecidas as demandas, ou seja, uma solução determinística. Esta linha de experimentos coincide com aquela adotada na presente pesquisa, descrita no Capítulo 4 (Desenvolvimento do Modelo).



Na presente pesquisa é desenvolvida uma modelagem que permite eliminar essas duas limitações do modelo de Topaloglu e Powell (2006), viabilizando a estimativa Côncava para todos os deslocamentos e, ainda, o atendimento de cargas através de equipamentos de terceiros, limitados à sua disponibilidade e / ou ao pagamento de penalidades pelo não atendimento da demanda. Esta modelagem é mostrada no Capítulo 3 (Metodologia) do presente trabalho.

### **2.9.2 Aplicações recentes da Programação Dinâmica Aproximada**

As técnicas de solução de problemas por Programação Dinâmica Aproximada vêm encontrando uma grande variedade de campos de aplicação na área de Alocação de Recursos, onde as decisões envolvem o gerenciamento de pessoas, equipamentos, energia, produtos agrícolas e dinheiro (POWELL, 2009).

As aplicações estendem-se para problemas de transportes, cadeias de suprimentos, gerenciamento de portfólios financeiros e outros (POWELL, 2008), interessando, de acordo com Powell (2009), a pesquisadores das áreas de Ciência da Computação e Teoria de Controle, aparecendo sob denominações como Programação Neuro-Dinâmica e Programação por Reforço de Aprendizagem.

As limitações mais importantes destas metodologias encontram-se no desenvolvimento de formulações apropriadas para a regulação do passo entre as iterações das heurísticas utilizadas, buscando uma rápida e adequada convergência das Funções de Valor (POWELL, 2008; POWELL, 2009).

### **CAPÍTULO 3. METODOLOGIA**

O objetivo deste trabalho é a otimização de um Sistema de Transporte Rodoviário de Cargas em Longa Distância, do ponto de vista de seu Planejamento Operacional, problema caracterizado no item 1.2 acima. Neste capítulo é apresentada a modelagem do problema na forma de uma extensão do tratamento encontrado na literatura (item 3.1 - Extensão do modelo: Heterogeneidade, Janelas de Início de Atendimento, Veículos de Terceiros, Penalidades).

Para solução do problema proposto será utilizado o método de Programação Dinâmica Adaptativa descrito por Godfrey e Powell (2002a e 2002b), com as necessárias extensões de tratamento e algumas modificações. O modelo e suas modificações, bem como a fundamentação teórica para a solução, são descritos neste Capítulo.

Inicialmente é apresentada uma proposta para solução do problema completo, ou seja, considerando todo o horizonte de planejamento de forma determinística (item 3.2 - Solução do Modelo Estendido através de Programação Linear Inteira). Esta formulação permite tratar com segurança as variáveis e restrições envolvidas, captando toda a complexidade do modelo proposto; serve, ainda, para comparação com a solução por Programação Dinâmica, conforme será visto no Desenvolvimento do Modelo (Capítulo 4).

A heurística proposta por Godfrey e Powell (2002a e 2002b) trabalha sobre sucessivas previsões de demanda no tempo e executa basicamente duas tarefas: (1) solução aproximada para os valores das variáveis de decisão nos subproblemas de rede e (2) atualização das aproximações das Funções de Valor. A base teórica para a realização destas duas tarefas, no modelo estendido, é apresentada no item 3.3 (Heurística para Solução do Modelo Estendido através de Programação Dinâmica Aproximada).

### 3.1 EXTENSÃO DO MODELO: VEÍCULOS HETEROGÊNEOS, JANELAS DE INÍCIO DE ATENDIMENTO, VEÍCULOS DE TERCEIROS, PENALIDADES

O presente trabalho foca a situação em que os tempos de viagem entre dois locais podem ser múltiplos da unidade de tempo adotada, podendo os valores correspondentes de tempos de viagem ser diferentes para diferentes pares de locais, conforme Godfrey e Powell (2002b); ademais, a situação tratada neste trabalho abrange diferentes tempos de viagem para o mesmo par de locais, em função das diferentes características dos clientes atendidos. Esta é uma premissa mais realista para o Transporte Rodoviário de Cargas em Longa Distância do que a premissa de tempos de viagem sempre unitários adotada por Godfrey e Powell (2002a).

Tendo em vista a maior complexidade do problema aqui abordado, quando comparado com o modelo de Godfrey e Powell (2002a e 2002b), é oportuno um desenvolvimento preliminar na forma de Problema Determinístico de Programação Linear (item 3.2), permitindo uma melhor compreensão das variáveis e restrições envolvidas.

A seguir são apresentados os parâmetros envolvidos no modelo estendido, bem como a notação utilizada.

Sejam:

$T$  = número de períodos no horizonte de planejamento

$\mathcal{T} = \{0, 1, \dots, T - 1\}$  = tempos em que as decisões são tomadas, indexados por  $t$ .

Obs.: O planejamento ocorre imediatamente antes do período  $t = 0$ . As decisões para esse período são de caráter irreversível e impactam o estado do Sistema nos períodos subseqüentes. As decisões correspondentes a esses períodos subseqüentes, por sua vez, poderão ser alteradas oportunamente.

$\mathcal{J}$  = conjunto de locais físicos na rede, indexados por  $i$  e  $j$

$\mathcal{K}$  = conjunto dos tipos possíveis de veículos, indexados por  $k$

$\mathcal{K}_l$  = conjunto dos tipos de veículos que podem atender as cargas do tipo  $l$ ,  
indexados por  $k_l$  (veículo do tipo  $k$  pode atender carga do tipo  $l$ )

$\mathcal{L}_{ij t}$  = conjunto das cargas que podem ser atendidas com início de viagem no período  $t$ , com origem em  $i$  e destino em  $j$ , indexadas por  $l_{ij}(a,b)$ , onde  $a, b \in \mathcal{T}$ , sendo:

$a$  = primeiro período de tempo em que é possível iniciar o atendimento

$b$  = último período de tempo em que é possível iniciar o atendimento

$D^{l_{ij}(a,b)}$  = demanda para cargas do tipo  $l_{ij}(a,b)$

Obs.: A quantidade de cargas cuja primeira janela de início de atendimento ocorre no período de planejamento ( $t = 0$ ) é definida através de requisição do cliente, conhecida imediatamente antes do período; a quantidade a atender nos períodos subsequentes constitui uma previsão.

$L_t^{l_{ij}(a,b)}$  = quantidade de cargas do tipo  $l_{ij}(a,b)$  que podem ser atendidas com início de viagem no tempo  $t$ , sendo  $a \leq t \leq b$

Obs.: Notar que para algum  $a \leq t \leq b$ , pode-se ter  $L_t^{l_{ij}(a,b)} = 0$  (aos domingos, por exemplo). Deve-se levar em conta que, para um determinado período  $t$ ,  $t < b$ , a quantidade de cargas que podem ter o atendimento iniciado será igual à diferença entre a demanda e as cargas atendidas nos períodos anteriores; no período  $b$ , por outro lado, devem

ter início os atendimentos de todas as cargas remanescentes, ou ocorrerá o pagamento de uma penalidade.

$S_{it}^k$  = quantidade total de veículos de terceiros, do tipo  $k$ , no local  $i$ , disponíveis para atuar (iniciar viagem) no tempo  $t$

### 3.2 SOLUÇÃO DO MODELO ESTENDIDO ATRAVÉS DE PROGRAMAÇÃO LINEAR INTEIRA

Tendo em vista a complexidade envolvida, é conveniente formular uma instância de solução por Programação Linear Inteira, aplicável a uma situação determinística, com o objetivo de avaliar a efetividade do modelo matemático proposto, suas variáveis e restrições.

O problema de Programação Linear Inteira é explicitado a seguir.

#### 3.2.1 Variáveis de Decisão

As variáveis de decisão, para cada  $t \in \mathcal{T}$ ,  $i, j \in \mathcal{J}$ , são:

1. Variáveis relativas ao atendimento de cargas com veículos da frota própria:

$X_t^{l_{ij}(a,b),k}$  = quantidade de cargas do tipo  $l_{ij}(a,b)$ , atendidas com início no tempo  $t$  ( $a \leq t \leq b$ ), com origem  $i$  e destino  $j$ , com veículos do tipo  $k$ , da frota própria, com recompensa igual a  $r^{lk}$

2. Variáveis relativas aos deslocamentos de veículos vazios:

$y_{ijt}^k$  = quantidade de veículos da frota própria do tipo  $k$  reposicionados de  $i$  para  $j$  no tempo  $t$ , com custo igual a  $c_{ij}^k$

3. Variáveis relativas ao atendimento de cargas com terceiros:

$z_t^{l_{ij}(a,b),k}$  = quantidade de cargas do tipo  $l_{ij}(a,b)$ , atendidas com início no tempo  $t$  ( $a \leq t \leq b$ ), com veículos do tipo  $k$ , de terceiros, com recompensa igual a  $s^{lk}$

4. Variáveis relativas ao não atendimento, e pagamento de penalidade:

$m_t^{l_{ij}(a,b)}$  = quantidade de cargas do tipo  $l_{ij}(a,b)$  que deveriam ter sido (e não foram) atendidas com início de viagem até o tempo  $t$  ( $t = b$ ), com penalidade igual a  $p^l$

### 3.2.2 Função Objetivo

Para todo o horizonte de planejamento, deve-se maximizar:

$$\begin{aligned}
g(x, y, z, m) = & \sum_{t=0}^{T-1} \left( \sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{l_{ij}(a,b) \in \mathcal{L}_{ijt}} \sum_{k \in \mathcal{K}_l} X_t^{l_{ij}(a,b), k} r^{lk} \right. \\
& - \sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{k \in \mathcal{K}} y_{ijt}^k c_{ij}^k \\
& + \sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{l_{ij}(a,b) \in \mathcal{L}_{ijt}} \sum_{k \in \mathcal{K}_l} Z_t^{l_{ij}(a,b), k} s^{lk} \\
& \left. - \sum_{l_{ij}(a,b) \in \{\mathcal{L}_{ijt} | t=b\}} m_t^{l_{ij}(a,b)} p^l \right) \tag{14}
\end{aligned}$$

### 3.2.3 Restrições

a – Atendimento total de cada demanda, considerando frota própria e terceiros, tipos de veículo e multas por não cumprimento:

$$\sum_{t=a}^b \left( \sum_{k \in \mathcal{K}_l} X_t^{l_{ij}(a,b), k} + \sum_{k \in \mathcal{K}_l} Z_t^{l_{ij}(a,b), k} + m_t^{l_{ij}(a,b)} \right) = D^{l_{ij}(a,b)} \tag{15}$$

b – Conservação de fluxo dos veículos da frota própria

Para um dado local  $i$ , e um dado período  $t$ , relativamente aos veículos do tipo  $k$ , devemos ter:

$$\begin{aligned}
& \sum_j \sum_{l_{ij}(a,b) \in \mathcal{L}_{ijt}} x_t^{l_{ij}(a,b),k} + \sum_j y_{ijt}^k \\
& - \sum_{t' \in \{T | t' < t\}} \left( \sum_{j \in \mathcal{J}: \tau_{ji} = t' - t} \sum_{l_{ji}(a,b) \in \mathcal{L}_{jit'}} x_{t'}^{l_{ji}(a,b),k} \right. \\
& \quad \left. + \sum_{j \in \mathcal{J}: \tau_{ji} = t' - t} y_{jit}^k \right) \\
& = R_{it}^k
\end{aligned} \tag{16}$$

onde:

$\tau_{ij}$  = tempo de trânsito entre os locais  $i$  e  $j$

$R_{it}^k$  = quantidade total de veículos da frota própria, do tipo  $k$ , no local  $i$ , disponíveis para atuar no tempo  $t$ , em função de decisões anteriores ao período de planejamento

c – Disponibilidade de veículos de terceiros:

Para um dado local  $i$  e um dado período  $t$ :

$$\sum_j \sum_{l_{ij}(a,b) \in \mathcal{L}_{ijt}} z_t^{l_{ij}(a,b),k} \leq S_{it}^k \tag{17}$$

d – Restrições de valores inteiros e não negativos para todas as variáveis de decisão



### **3.3 HEURÍSTICA PARA SOLUÇÃO DO MODELO ESTENDIDO ATRAVÉS DE PROGRAMAÇÃO DINÂMICA APROXIMADA**

A metodologia proposta constitui uma extensão do modelo de Godfrey e Powell (2002a e 2002b). A extensão tem o objetivo de tratar, além do problema resolvido pelos autores, as seguintes situações, encontradas comumente em um Sistema de Transporte Rodoviário de Cargas de Longa Distância:

- Frotas Heterogêneas
- Utilização de veículos de terceiros, com disponibilidade limitada e estocástica
- Janelas de tempo para o início de atendimento
- Penalidades por não atendimento das demandas

Para entendimento da metodologia utilizada são abordados, nos itens 3.3.1 (Solução dos subproblemas de rede) e 3.3.2 (Atualização das Funções de Valor), os detalhes dos procedimentos que constituem a heurística de Programação Dinâmica Adaptativa proposta.

No item 3.3.3 é apresentada uma versão completa da heurística, a qual se constitui de um número definido de iterações, cada uma das quais é composta da solução dos subproblemas de rede e seus respectivos duais, seguida das atualizações das Funções de Valor para utilização na iteração seguinte.

#### **3.3.1 Solução dos subproblemas de rede**

Como visto no item 2.8.2 acima, Godfrey e Powell (2002a e 2002b) propõem uma formulação de Programação Dinâmica, representada na equação (13), a qual deve ser resolvida sucessivamente para os diversos períodos de tempo que compõem o Horizonte de Planejamento. No caso do modelo estendido tratado nesta pesquisa, a equação (13) toma a forma:

$$\max_{x_t, y_t, z_t, m_t \in \mathcal{H}_t} g_t(x_t, y_t, z_t, m_t) + \sum_{\tau=1}^{\tau_{\max}} \hat{V}_{t+1, t+\tau}(R_{t+1, t+\tau}) \quad (18)$$

O subproblema (18) no tempo  $t$  pode ser visto como uma rede de 2 estágios, como ilustrado na Figura 12. As setas em linha cheia indicam movimentos com carga. Estes movimentos têm um valor de recompensa =  $r^{lk}$  (veículo da frota própria) ou  $s^{lk}$  (veículo de terceiros) e limite superior  $L_t^{l_{ij}(a,b)}$  (quantidade de cargas disponíveis para início de atendimento).

Deve-se observar, no caso do modelo estendido:

- 1º. Cada arco na verdade se desdobra em múltiplos arcos, de acordo com os tipos de veículos e de frota (própria, terceiros) que podem atender a cada particular carga;
- 2º. O valor da recompensa depende do tipo de veículo ( $k$ );
- 3º. O limite superior, correspondente à quantidade de cargas disponíveis para início de atendimento, refere-se à soma dos valores de fluxo nos arcos desdobrados;
- 4º. Cargas não atendidas até o prazo limite de sua janela de início de atendimento terão penalidade =  $p^l$ ;
- 5º. As Funções de Valor (nós do 2º. estágio na Figura 12) só se aplicam aos deslocamentos de veículos da Frota Própria.

As setas em linha pontilhada, na Figura 12, representam reposicionamentos de veículos da frota própria sem carga, com custo =  $c_{ij}^k$  e limite superior =  $+\infty$ .

A rede de 1o. estágio na Figura 12 corresponde àquela do planejador “míope”, o qual sempre escolhe manter os veículos em estoque (custo = 0) em

vez de reposicioná-los (custo > 0). As decisões de 2o. estágio (tempos  $t' = t + \tau$ ,  $\tau > 0$ ) incorporam a aproximação de Função de Valor  $\hat{V}_{t+1,t'}(R_{t+1,t'})$ .

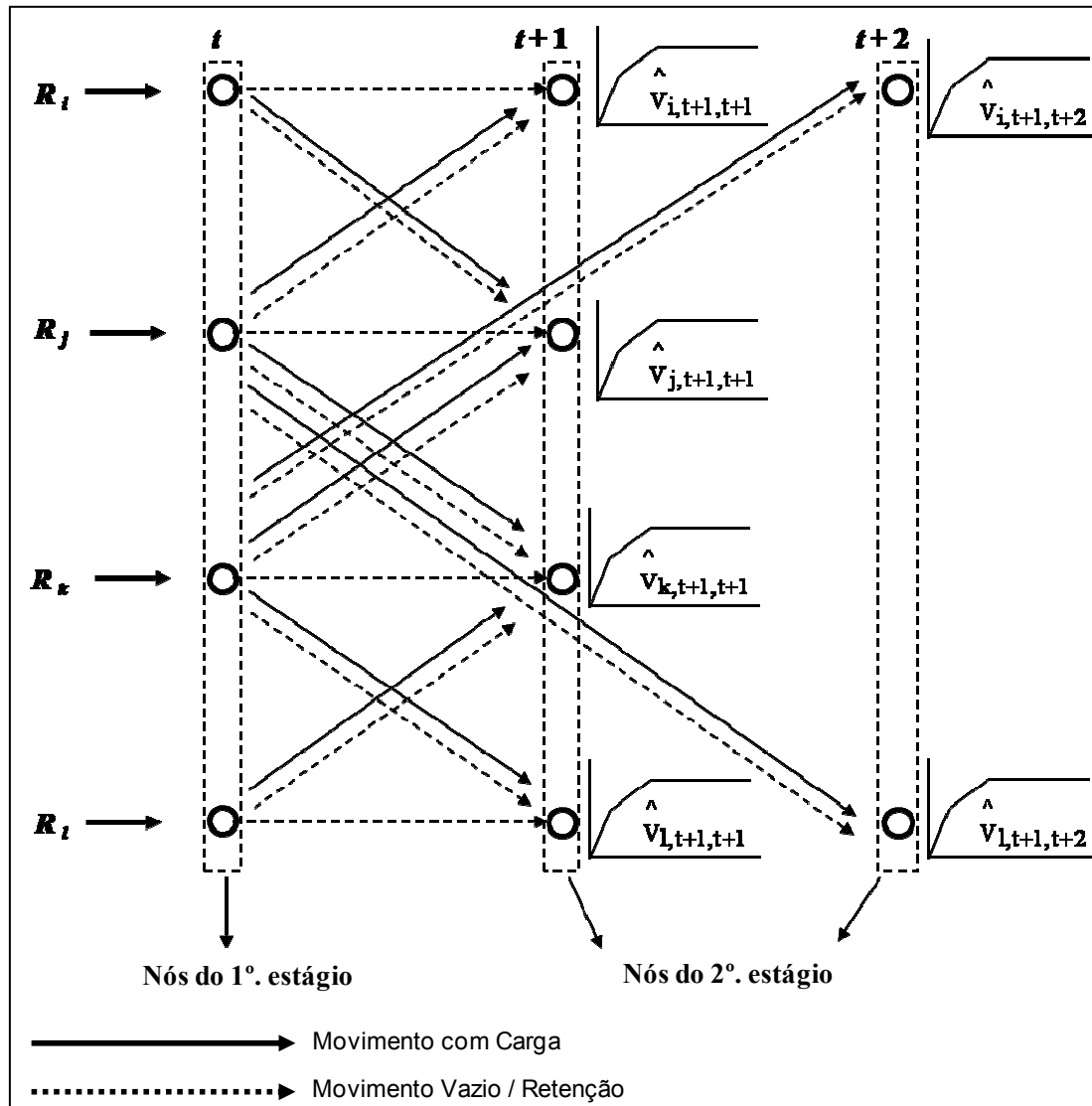


Figura 12 – Rede de 2 estágios correspondente ao subproblema no tempo  $t$

Na Figura 12 notam-se as aproximações de Função de Valor separadas por local, ou seja, cada  $\hat{V}_{j,t+1,t'}(R_{j,t+1,t'})$  aplica-se ao nó correspondente ao local  $j$  no tempo  $t'$ . Dessa forma, o segundo termo da equação (18) corresponde à somatória:

$$\sum_j \sum_{\tau=1}^{\tau_{\max}} \hat{V}_{j, t+1, t+\tau} (R_{j, t+1, t+\tau})$$

Estas aproximações simplesmente relacionam uma grandeza escalar (quantidade de recursos) a outra grandeza escalar (valor futuro). Isto permite que a Função de Valor seja representada por uma série de inclinações e comprimentos de segmentos, que podem ser interpretados na forma de arcos conectados a um sorvedouro comum (não ilustrado na Figura 12). Cada arco representa a possibilidade de um recurso disponibilizado ao final do 1º. estágio; o fluxo através de cada arco assumirá os valores 0 ou 1 e o “custo” será igual ao valor apurado através da heurística CAVE (ver item 3.3.2, a seguir). O último arco tem “custo” finito (possivelmente igual a zero) e limite superior infinito, se necessário, para absorver o excesso de fluxo e garantir que a rede sempre tenha uma solução viável.

No entanto, para aplicar um modelo de Programação Linear Inteira à resolução da equação (18), é necessário modelar os arcos do 2º. estágio do subproblema no tempo  $t$ . Para isso, devem-se definir:

a)  $\mathcal{N}_{i, t, t+\tau}^k = \{1, \dots, n, \dots, n_{\max}\} :$

seqüência dos veículos do tipo  $k$  disponibilizados no local  $i$ , no subproblema de tempo  $t$ , para atuar no período  $t + \tau$ , sendo  $\tau = 1, 2, \dots, \tau_{\max}$  e  $t + \tau \leq T - 1$ , em função das decisões tomadas em  $t$  e nos subproblemas de períodos anteriores a  $t$

b)  $u_{i,n,t,t+\tau}^k$  :

variável binária correspondente ao fluxo efetivo do  $n$  - ésimo ( $n \in \mathcal{N}_{i,t,t+\tau}^k$ ) veículo do tipo  $k$  no local  $i$ , período  $t + \tau$ , no subproblema de tempo  $t$ , com recompensa igual a  $v_{i,n,t+1,t+\tau}^k$

c)  $v_{i,n,t+1,t+\tau}^k$  :

valor da recompensa atribuída ao fluxo do  $n$  - ésimo veículo do tipo  $k$ , local  $i$ , período  $t + \tau$ , calculada após as decisões do subproblema de tempo  $t + 1$

Utiliza-se, para os fluxos no período  $t$ , o valor de recompensa calculado no período  $t + 1$ , tendo em vista contornar a dificuldade apresentada por problemas multiperíodo discutida adiante (item 3.3.2).

### 3.3.1.1 Função Objetivo

Substituindo na equação (18) a formulação da função  $g_t$  descrita no modelo estendido (equação 14), bem como a modelagem proposta acima para os componentes da Função de Valor, a solução do subproblema referente ao período  $t$  corresponde a maximizar a seguinte função:

$$\begin{aligned}
& f_t(x_t, y_t, z_t, m_t) \\
&= \sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{l_{ij}(a,b) \in \mathcal{L}_{ij t}} \sum_{k \in \mathcal{K}_l} x_t^{l_{ij}(a,b), k} r^{lk} \\
&- \sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{k \in \mathcal{K}} y_{ij t}^k c_{ij}^k \\
&+ \sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{l_{ij}(a,b) \in \mathcal{L}_{ij t}} \sum_{k \in \mathcal{K}_l} z_t^{l_{ij}(a,b), k} s^{lk} \\
&- \sum_{l_{ij}(a,b) \in \{\mathcal{L}_{ij t} | t=b\}} m_t^{l_{ij}(a,b)} p^l \\
&+ \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{\tau=1}^{\tau_{\max}} \sum_{n \in \mathcal{N}} u_{i,n,t,t+\tau}^k v_{i,n,t+1,t+\tau}^k
\end{aligned} \tag{19}$$

### 3.3.1.2 Restrições

As restrições, para o problema de Programação Linear Inteira correspondente, são:

a) Atendimento das cargas disponíveis cujo limite tempo de início de viagem ainda não tenha sido atingido no período correspondente ao subproblema:

$$\sum_{k \in \mathcal{K}_l} x_t^{l_{ij}(a,b), k} + \sum_{k \in \mathcal{K}_l} z_t^{l_{ij}(a,b), k} \leq L_t^{l_{ij}(a,b)} \quad , a \leq t < b \tag{20}$$

b) Atendimento das cargas disponíveis cujo limite de tempo de início de viagem corresponda ao período considerado no subproblema:

$$\sum_{k \in \mathcal{K}_l} x_t^{l_{ij}(a,b),k} + \sum_{k \in \mathcal{K}_l} z_t^{l_{ij}(a,b),k} + m_t^{l_{ij}(a,b)} = L_t^{l_{ij}(a,b)}, t = b \quad (21)$$

c) Conservação de fluxo dos veículos da frota própria

No período de tempo  $t$ , para um dado local  $i$ , relativamente aos veículos de tipo  $k$ , deve-se ter, para o 1º. estágio de cada subproblema:

$$\begin{aligned} & \sum_j \sum_{l_{ij}(a,b) \in \mathcal{L}_{ijt}} x_t^{l_{ij}(a,b),k} + \sum_j y_{ijt}^k \\ & - \sum_{t' \in \{T | t' < t\}} \left( \sum_{j \in \mathcal{J}: \tau_{ji} = t' - t} \sum_{l_{ji}(a,b) \in \mathcal{L}_{jit'}} x_{t'}^{l_{ji}(a,b),k} \right. \\ & \quad \left. + \sum_{j \in \mathcal{J}: \tau_{ji} = t' - t} y_{jit}^k \right) = R_{it}^k \end{aligned} \quad (22)$$

No 2º. estágio, para cada par  $(j, t + \tau)$ , relativamente aos veículos de tipo  $k$ , deve-se ter:

$$\sum_{i \in \mathcal{J}} \sum_{l_{ij}(a,b) \in \mathcal{L}_{i,j,t,t+\tau}} x_{t,t+\tau}^{l_{ij}(a,b),k} + \sum_{i \in \mathcal{J}} y_{ij,t,t+\tau}^k = \sum_{n \in \mathcal{N}} u_{j,t+\tau,n}^k \quad (23)$$

d) Disponibilidade de veículos de terceiros:

Para cada local  $i$  :

$$\sum_j \sum_{l_{ij}(a,b) \in \mathcal{L}_{ijt}} z_t^{l_{ij}(a,b),k} \leq S_{it}^k \quad (24)$$

e) Restrições de valores inteiros e não negativos para todas as variáveis de decisão

### 3.3.2 Atualização das Funções de Valor (Heurística CAVE)

A Função Objetivo a maximizar em cada subproblema de tempo  $t$ , descrita na equação (19), incorpora uma Função de Valor da forma  $v_{i,n,t+1,t+\tau}^k$ , a qual é referida ao subproblema de tempo  $t + 1$ ; esta defasagem destina-se a contornar a dificuldade apresentada por problemas em que o tempo de trânsito é multiperíodo, conforme exposto a seguir.

A decisão efetiva do operador de transporte sobre as variáveis  $x$ ,  $z$ ,  $m$  e  $y$  é baseada na solução obtida para a equação (19), no período  $t = 0$ ; tomada a decisão, a mesma é implementada e não pode ser revista, ou seja, o novo estado do sistema por ela provocado é irreversível. As decisões para os períodos subseqüentes, no entanto, poderão ser alteradas com o passar do tempo, ou seja, no próximo período de planejamento a decisão adotada para o então período  $t = 1$  poderá ser revista, agora que esse período é o novo período  $t = 0$ .

A dificuldade adicional, no caso de problemas multiperíodo, é o fato dessa precedência na seqüência de decisões acarretar escolhas de certa forma “precipitadas”, provocando o deslocamento prematuro (em função do maior tempo de trânsito), de veículos vazios de locais mais distantes do ponto



considerado, a um custo mais alto. Tem-se, como consequência desta visão antecipada dos valores no local / período de destino em relação aos períodos de planejamento subseqüentes, a implementação de uma decisão pior para o sistema como um todo.

Uma das possibilidades de tratamento dessa dificuldade, conforme Godfrey e Powell (2002b), consiste na consideração de duais postergados (“Dualnext”), quando da execução da heurística CAVE, de forma que, por exemplo, o valor a ser considerado para o período 0 em relação ao período 2 seja computado em função das decisões tomadas no período 1, possibilitando a ocorrência de mais uma rodada de decisões e, portanto, a chance de que um deslocamento que ocorra no período 1 seja considerado quando da decisão no período 0.

Os valores de  $v_{i,n,t+1,t+\tau}^k$  na equação (19) devem ser calculados utilizando-se a heurística CAVE, conforme descrito no item 2.7, acima. O funcionamento da heurística está baseado no cálculo de gradientes correspondentes aos valores duais de aumento e diminuição de fluxo (quantidade de recursos) em todos os nós da rede.

Os valores duais a considerar são:

$\pi_{i,t+1,t+\tau}^+$  = valor marginal de um recurso a mais no nó  $i$ , calculado no subproblema de tempo  $t + \tau$  ( $\tau = 1, 2, \dots, \tau_{\max}$ ), após a implementação das decisões tomadas no período  $t + 1$

$\pi_{i,t+1,t+\tau}^-$  = valor marginal de um recurso a menos no nó  $i$ , calculado no subproblema de tempo  $t + \tau$  ( $\tau = 1, 2, \dots, \tau_{\max}$ ), após a implementação das decisões tomadas no período  $t + 1$

Os valores de  $\pi_{i,t+1,t+\tau}^+$  e  $\pi_{i,t+1,t+\tau}^-$  servirão para cálculo dos valores de  $v_{i,n,t+1,t+\tau}^k$ , sempre de acordo com o mecanismo CAVE: a cada iteração calculam-se os novos valores a partir dos valores antigos, utilizando a forma de

suavização  $v_{\text{novo}} = \alpha \pi + (1 - \alpha) v_{\text{antigo}}$ , onde  $\alpha$  é um parâmetro de suavização adequado a cada particular problema.

Para o propósito do presente trabalho, devem-se considerar os seguintes aspectos práticos na aplicação da heurística CAVE:

1. O valor de  $s$  (ver Figura 6, item 2.7) corresponde à quantidade de veículos disponíveis em determinado par espaço-tempo
2. O valor de  $\varepsilon$  (ver figura 6, item 2.7), por sua vez, corresponde à quantidade de veículos adicionada ou retirada da quantidade disponível ( $s$ ). Um valor maior de  $\varepsilon$  permite que a heurística alcance com mais facilidade a região ideal, caso a quantidade original de recursos seja muito diferente deste ideal.
3. Quando  $\varepsilon$  é maior que 1 (ou menor que -1), o valor obtido para  $\pi$  deve ser dividido pelo valor de  $\varepsilon$  para obtenção da inclinação correspondente, ou seja, para se obter o gradiente relativo à adição ou retirada de um veículo.
4. O valor de  $\pi^+$  afeta a disponibilidade de veículos correspondente ao ponto ( $s + 1$ ); o valor de  $\pi^-$  afeta a disponibilidade correspondente ao ponto  $s$ .

A Função de Valor atualizada pelo mecanismo aqui descrito será utilizada na próxima iteração da heurística de Programação Dinâmica Aproximada, conforme descrito no item a seguir.

### 3.3.3 A Heurística de Programação Dinâmica Aproximada

O planejamento operacional do sistema deve ocorrer a cada novo período de tempo, levando em conta o estado resultante das decisões do

período anterior, as informações disponíveis para o período imediato e as previsões para os demais períodos do horizonte de planejamento considerado.

Em uma abordagem determinística, as decisões obtidas do processo de otimização efetuado para cada Período de Planejamento podem ser implementadas para todo o horizonte considerado; em problemas estocásticos, porém, a decisão a ser implementada refere-se apenas ao período operacional imediato, uma vez que a informação para os demais períodos é apenas uma previsão.

Para cada Período de Planejamento, de acordo com a metodologia descrita no presente trabalho, deve-se efetuar, sucessivamente, o processo de otimização dos subproblemas de rede e as atualizações das funções de valor através de uma determinada quantidade de iterações.

A heurística correspondente a um Período de Planejamento é apresentada na Figura 13, a qual considera um modelo estocástico; para o modelo determinístico basta trocar previsão de demanda e disponibilidade de veículos de terceiros por informação de demanda e disponibilidade de veículos de terceiros nos períodos operacionais seguintes ao período  $t = 0$ .

Ao final do processo obtém-se a decisão de alocação de recursos a ser aplicada ao período operacional imediato (no caso de problema probabilístico) ou a todo o horizonte (problema determinístico).

Em problemas estocásticos ocorre a chegada de nova informação, com o passar do tempo. No intervalo entre dois Períodos de Planejamento, a nova informação deve ser incorporada, incluindo as previsões para o último período operacional do horizonte, o qual não estava considerado no planejamento anterior.

No Capítulo 4 (Desenvolvimento do Modelo) é apresentado um modelo simplificado, baseado em situações encontradas na prática, resolvido através da metodologia proposta, e são descritos os resultados obtidos. Finalmente, no Capítulo 5 (Proposta Conceitual de Sistema de Apoio à Decisão) é apresentada a concepção de um Sistema de Apoio a Decisão, o qual incorpora o método

desenvolvido neste trabalho e pode servir de base para o Planejamento Operacional de um Sistema de Transportes específico.

#### PASSO 1 - Inicialização

- ◆ Captar informações do sistema para  $T = \{0, 1, \dots, T-1\}$  :
  - Disponibilidade - Veículos Frota Própria,  $R_{it}^k$ , para  $t = 0, 1, \dots, \tau_{\max} - 1$
  - Disponibilidade - Veículos de Terceiros,  $S_{it}^k$ , para  $t = 0, 1, 2, \dots, T-1$
  - Cargas requisitadas e remanescentes,  $L_t^{l_{ij}(a,b)}$ , para  $t = 0$
  - Demanda prevista de cargas,  $D^{l_{ij}(a,b)}$ , para  $a = 1, 2, \dots, T-1$
- ◆ Definir o valor de  $E_{\max}$  (quantidade de iterações) e fazer  $E = 1$
- ◆ Definir o valor inicial de  $\alpha$  e captar a Função de Valor derivada do planejamento anterior,  $v_{i,n,t+1,t+\tau}^k$  para  $t = 0, 1, \dots, T-1$ ,  $\tau = 1, 2, \dots, \tau_{\max}$  e  $i \in J$

#### PASSO 2 - Solução do subproblema para o período $t = 0$

- ◆ Maximizar  $f_0(x_0, y_0, z_0, m_0)$  (Equação 19)
- ◆ Atualizar o estado do sistema (veículos, cargas)

#### PASSO 3 - Solução do subproblema e duais para os períodos $t > 0$

- ◆ Efetuar, para  $t = 1, 2, \dots, T-1$  :
  - Maximizar  $f_t(x_t, y_t, z_t, m_t)$
  - Atualizar o estado do sistema (veículos, cargas)
  - Calcular os valores duais  $\pi_{i,t+1,t+\tau}^+$  e  $\pi_{i,t+1,t+\tau}^-$

#### PASSO 4 - Atualizar a Função de Valor

- ◆ Para cada  $v_{i,n,t+1,t+\tau}^k$  calcular  $v_{\text{novo}} = \alpha \pi + (1 - \alpha) v_{\text{antigo}}$
- ◆ Fazer  $E = E + 1$
- ◆ Caso  $E > E_{\max}$ , PARAR; caso contrário, atualizar o valor de  $\alpha$  e voltar ao PASSO 2

**Figura 13 – Heurística de Programação Dinâmica Aproximada**

## **CAPÍTULO 4. DESENVOLVIMENTO DO MODELO**

No presente capítulo são descritos experimentos que procuram comprovar a eficácia da Metodologia apresentada no capítulo anterior, quando aplicada a problemas que simulam as situações encontradas na prática, de acordo com a experiência do autor na área.

Duas séries de experimentos são descritas nos itens a seguir. A primeira, de caráter determinístico, tem o objetivo de comprovar a efetividade do modelo proposto nos itens 3.1 e 3.2 acima, utilizando Programação Linear Inteira, bem como avaliar de forma preliminar a eficácia da heurística de Programação Dinâmica Aproximada, quando aplicada ao mesmo problema; para tanto, foram comparados os resultados de ambos os métodos com aqueles obtidos pelo assim denominado “planejador míope”, ou seja, aquele que toma suas decisões a cada período operacional, sem levar em conta as conseqüências dessas decisões para os períodos posteriores.

A segunda série de experimentos, de caráter estocástico, busca comprovar a superioridade do método de Programação Dinâmica Aproximada em relação à Programação Linear Inteira, em um cenário de Horizonte Rolante, ou seja, de tomada de decisões para sucessivos Períodos de Planejamento. Os dois métodos, por sua vez, são comparados com a solução do “planejador míope” e, ainda, com uma solução do problema após o conhecimento de todas as informações estocásticas (“informação perfeita”).

### **4.1 PROBLEMA DETERMINÍSTICO**

Em uma primeira série de experimentos, visando a avaliar a aplicabilidade e a eficácia do modelo proposto, foi tratada uma situação simplificada, em que as demandas foram tomadas como determinísticas. É de se esperar que a extensão destes experimentos para problemas com demandas probabilísticas seja garantida, uma vez que, para tanto, é suficiente

alterar as características da rede e a forma de alocar quantidades de demanda para o próximo período de planejamento (ver o Item 4.2 - Problema Estocástico).

O experimento foi conduzido utilizando um problema dimensionado de forma a ser possível resolvê-lo também através de um modelo de otimização geral por Programação Linear Inteira e assim comparar tal solução com aquela obtida pelo método de Programação Dinâmica. Adicionalmente, as duas soluções foram comparadas com o resultado obtido pela otimização de forma isolada de cada período de tempo, sem levar em conta as conseqüências para o restante do período, ou seja, o método do planejador “míope”.

#### **4.1.1 Configuração do problema determinístico**

O problema consiste de 3 locais de origem e/ou destino das cargas e um horizonte de planejamento de 7 períodos, numerados de 0 a 6. As cargas podem ser atendidas por veículos da Frota Própria ou por veículos de Terceiros; para ambos os casos existem 2 tipos de veículo: Simples (S), com 1 único eixo traseiro e Trucado (T), com 2 eixos traseiros. As cargas podem ter o início de atendimento em 1 ou 2 janelas de tempo, conforme definido no contrato com o cliente. Cargas cujo início de atendimento não ocorra no período especificado implicam o pagamento de penalidades.

Onze configurações de parâmetros para a mesma estrutura básica do problema foram simuladas. Uma primeira configuração, denominada “problema base”, corresponde à situação descrita a seguir. Para as demais configurações variou-se, sucessivamente, em relação ao problema base, a disponibilidade de cargas, o valor da recompensa pelo atendimento das cargas, a distribuição de veículos no período inicial pelos 3 locais considerados, e o custo de deslocamento vazio entre 2 locais.

A Tabela 1 mostra os locais e as características das demandas, bem como as correspondentes recompensas e penalidades e inclui os custos de

deslocamento de equipamentos vazios (estes últimos aplicáveis apenas aos veículos próprios). Alguns pares de locais possuem mais de uma característica de demanda, conforme pode ser visto na Tabela (A linha “Identificação da Carga” permite acompanhar essas distinções).

**Tabela 1 - Experimento Determinístico: Configuração do Problema**

Local de Origem		A		B			C		
Local de Destino		B	C	A	C		A	B	
Tempos de Trânsito (Veículo Vazio)		2	3	2	2		3	2	
Custo Deslocamento Veículo Vazio	Veículo S	51	71	52	88		89	72	
	Veículo T	56	78	57	96		98	79	
Identificação da Carga		AB1	AC1	BA1	BC1	BC2	CA1	CA2	CB1
Tempos de Trânsito (com Carga)		2	3	2	2	3	3	3	2
Recompensa: Frota Própria	Veículo S	22	42	10	32	0 <sup>(*)</sup>	34	0 <sup>(*)</sup>	15
	Veículo T	16	34	0 <sup>(*)</sup>	23	21	0 <sup>(*)</sup>	26	27
Recompensa: Terceiros	Veículo S	7	12	1	5	0 <sup>(*)</sup>	6	0 <sup>(*)</sup>	-6
	Veículo T	1	5	0 <sup>(*)</sup>	-1	-4	0 <sup>(*)</sup>	-1	3
Penalidade		20	20	20	20	20	20	20	20
Janelas de Início de Atendimento		1	2	2	1	2	1	1	1
Demandas (Cargas)	Período -1 (**)	NA	3	0	NA	1	NA	NA	NA
	Período 0	5	4	2	1	0	1	0	2
	Período 1	7	0	0	3	0	1	1	1
	Período 2	13	2	0	0	0	1	2	4
	Período 3	7	7	1	0	2	0	1	0
	Período 4	7	1	0	0	1	0	1	2
	Período 5	6	3	1	0	1	3	0	5
	Período 6	9	3	0	0	0	2	1	3

(\*) O tipo de veículo não pode ser utilizado para este tipo de carga

(\*\*) Cargas não atendidas no período anterior ao início do horizonte de planejamento

Os tempos de trânsito para deslocamento de veículos vazios e com carga estão também assinalados, podendo variar, entre o mesmo par de locais, de acordo com características específicas da carga.

Nos experimentos efetuados, os valores de recompensa, bem como os de custo de deslocamento de veículos vazios, para o período 0, foram ligeiramente diferenciados em relação aos demais períodos (recompensas maiores em \$ 0,90 e custos menores em \$ 0,90 do que aqueles apresentados na Tabela 1). Existem dois motivos para essa diferenciação: evitar “empates” nas soluções, permitindo avaliar melhor os resultados dos diversos experimentos e, para casos reais, funcionar como uma estratégia visando a privilegiar soluções que proporcionem um melhor resultado para o período atual de planejamento, aquele para o qual as decisões são definitivas.

Algumas cargas têm janela de tempo de dois períodos e outras devem ter o atendimento iniciado no período em que surgem; algumas cargas podem ser atendidas indiferentemente por veículos Simples (S) ou Trucados (T); outras devem ser atendidas por apenas um dos tipos de veículo. A Tabela 1 apresenta, ao final, os valores de demanda para os diversos períodos.

A Tabela 2, por sua vez, mostra uma situação típica do problema, no caso para o período 1 do problema base, especificando a relação entre as demandas e as janelas de início de atendimento.



Tabela 2 - Experimento Determinístico: Situação no Período de Tempo 1

Local		Tipo da Carga	Janela de Tempo		Veículos	Demanda		Recompensa Frota Própria		Recompensa Terceiros		Pena- lidade	
De	Para		<i>a</i>	<i>b</i>		$\mathcal{K}_l$	$D^{l_{ij}(a,b)}$	$L_t^{l_{ij}(a,b)}$	$r^{lk}$		$s^{lk}$		
					<i>k</i> =S				<i>k</i> =T	<i>k</i> =S	<i>k</i> =T	$p^l$	
A	B	AB1	1	1	S,T(*)	7	7	22	16	7	1		20
	C	AC1	0	1	S,T	4	(**)	42	34	12	5	20	
			1	2		0	0						
B	A	BA1	0	1	S	2	(**)	10		1		20	
			1	2		0	0						
	C	BC1	BC2	1	1	S,T	3	3	32	23	5	-1	20
				0	1	T	0	(**)		21		-4	20
				1	2		0	0					
C	A	CA1	1	1	S	1	1	34		6		20	
		CA2	1	1	T	1	1		26		-1	20	
	B	CB1	1	1	S,T	1	1	15	27	-6	3	20	

(\*) - S = Veículos com Tratores Simples; T = Veículos com Tratores Trucados

(\*\*) - Demanda total (-) Demanda não atendida em períodos anteriore

A configuração de veículos para os dois tipos considerados, Veículo Simples ( $k = S$ ) e Veículo Trucado ( $k = T$ ), bem como a sua respectiva disponibilidade são mostradas na Tabela 3. Veículos da Frota Própria aparecem até o período 2, como conseqüência de decisões tomadas anteriormente. A disponibilidade de veículos de terceiros é considerada para cada local, em todos os períodos.

Um total de 34 veículos próprios foi considerado, na maioria dos experimentos efetuados; em alguns casos este número foi reduzido de 1 veículo ou aumentado de 1 a 4 veículos (ver tabela 4, coluna Valor Alterado a cada Experimento).

Tabela 3 - Experimento Determinístico: Disponibilidade de Veículos

Período	Local	Veículos Frota Própria		Veículos de Terceiros	
		$R_{it}^k$		$S_{it}^k$	
		$k=S$	$k=T$	$k=S$	$k=T$
0	A	2	1	4	0
	B	4	2	3	1
	C	1	2	5	2
1	A	2	3	3	0
	B	6	2	5	0
	C	1	1	3	0
2	A	1	1	7	2
	B	0	0	0	0
	C	3	2	4	1
3	A	0	0	10	0
	B	0	0	3	0
	C	0	0	5	0
4	A	0	0	6	0
	B	0	0	1	0
	C	0	0	5	0
5	A	0	0	8	0
	B	0	0	1	0
	C	0	0	4	2
6	A	0	0	4	0
	B	0	0	1	0
	C	0	0	3	2

#### 4.1.2 Solução do problema determinístico

Os dados do problema, extraídos de uma situação típica do mundo real, foram organizados em uma Planilha Excel (ver Tabelas 1 a 3, acima) e tratados pela abordagem proposta (Programação Dinâmica Aproximada), através da solução de subproblemas, bem como por uma formulação global (abrangendo todo o horizonte de planejamento). Foram comparados os resultados de ambas as aplicações entre si e com os resultados que seriam obtidos pelo planejador “míope”, o qual toma decisões para cada período, sem levar em conta as implicações dessas decisões para períodos futuros.

#### 4.1.2.1 Problema Determinístico: Solução por Programação Linear Inteira

Para cada uma das onze configurações do problema o processo de otimização global (considerando de uma só vez todos os períodos de tempo) foi efetuado através de Programação Linear Inteira, de acordo com a metodologia descrita no item 3.2. Em todos os experimentos foi utilizado o software livre “LP\_solve” (BUTTREY, 2005).

O problema de Programação Linear Inteira foi configurado com um total de 408 variáveis e 143 restrições, abrangendo as equações (14) a (17) descritas nos itens 3.2.2 e 3.2.3, acima. A dimensão do problema corresponde à de uma matriz 408 x 143, atingindo um total de 58.344 elementos.

A Tabela 4 apresenta os resultados obtidos (“Recompensa \$”) para as diversas instâncias experimentadas, em termos do valor da correspondente Função Objetivo (conforme a equação 14, descrita no item 3.2.2, acima). A tabela mostra, ainda, a variação desses valores nos diversos experimentos em relação ao problema base (“Alteração na Recompensa \$”).

Os resultados obtidos, em termos de recompensas, reproduzem aqueles encontrados em situações reais. Por exemplo, no experimento 4, a existência de um veículo próprio a mais fornece um ganho de \$ 42,90, quando comparado ao experimento 1. O mesmo ocorre para o experimento 10, porém com um ganho comparativamente menor, porque o local C tem demanda mais baixa, impondo custos de movimentos de reposicionamento, para melhor aproveitar a maior disponibilidade de veículos (ver Tabela 1, acima, para detalhes das características das demandas).

**Tabela 4 - Experimento Determinístico: Resumo dos Resultados da Otimização Global**

Exp.	Valor alterado a cada experimento	De	Para	Recompensa \$	Alteração na Recompensa \$
1	Dados originais (problema base)	-	-	1,834.60	-
2	Valor da Penalidade para todas as cargas	20	10	1,960.60	(+) 126.00
3	Valor da Penalidade para todas as cargas	20	30	1,736.40	(-) 98.20
4	Quantidade de veículos próprios (S) em A, período 0	2	3	1,877.50	(+) 42.90
5	Quantidade de veículos próprios (S) em A, período 0	2	1	1,776.70	(-) 57.90
6	Quantidade de veículos terceiros (S) em A, período 0	4	5	1,862.50	(+) 27.90
7	Quantidade de veículos terceiros (S) em A, período 0	4	3	1,806.70	(-) 27.90
8	Recompensa para a carga AC1 com veículo T, período 1	34	41	1,855.60	(+) 21.00
9	Recompensa para a carga AC1 com veículo T, período 1	34	27	1,820.60	(-) 14.00
10	Quantidade de veículos próprios (S) em C, período 0	1	5	1,858.60	(+) 24.00
11	Quantidade de veículos próprios (S) em C, período 0	1	5	2,048,86	(+) 214,26
	Custo para o deslocamento vazio veículo S de C para A	89	8,9		

O experimento 11 simula uma situação semelhante àquela tratada no experimento 10. No entanto, para “estimular” o reposicionamento dos veículos, o custo de deslocamento vazio (do local C para o local A) foi sensivelmente reduzido. O resultado, como pode ser visto na Tabela 4, refletiu-se em um ganho considerável de valor para a recompensa.

#### **4.1.2.2 Problema Determinístico: Solução por Programação Dinâmica Aproximada**

Em seguida a esse processo de otimização global, aplicou-se a cada configuração o método de Programação Dinâmica Aproximada, de acordo com a metodologia descrita no item 3.3 (Heurística para Solução do Modelo Estendido através de Programação Dinâmica Aproximada).

Para execução da heurística (ver o item 3.3.3 da Metodologia), o problema foi decomposto em 7 subproblemas, um para cada período de tempo.

Cada um dos subproblemas foi tratado como um problema de Programação Linear Inteira, visando à maximização da Equação (19), formulada no item 3.3.1.1 acima.

Os problemas de Programação Linear Inteira assim definidos foram configurados com um total de 58 variáveis inteiras para a rede de 1º. estágio e 360 variáveis binárias para as funções de valor. A quantidade de restrições, correspondentes às equações (20) a (24) descritas no item 3.3.1.2, atingiu um total de 41 para cada subproblema. A dimensão do problema, neste caso, corresponde à de uma matriz  $418 \times 41$ , atingindo um total de 17.138 elementos.

Das 41 restrições mencionadas no parágrafo anterior, 18 se referem à equação (23); cada uma dessas restrições abrange um grupo de 20 das 360 variáveis que representam as funções de valor, uma vez que para cada nó espaço-tempo, para cada tipo de veículo, são valorizados, no experimento, até 20 recursos. Dessa forma, embora a quantidade de variáveis seja semelhante no problema global e em cada subproblema, a dimensão da matriz é sensivelmente reduzida (cerca de 58.000 para cerca de 17.000 elementos).

Para a realização dos experimentos foi desenvolvido um Sistema de Apoio à Decisão em Excel e Visual Basic, O software livre "lp\_solve" (BUTTREY, 2005) foi utilizado para resolver os subproblemas de otimização por Programação Linear Inteira. A Figura 14 mostra o processo de programa computacional utilizado.

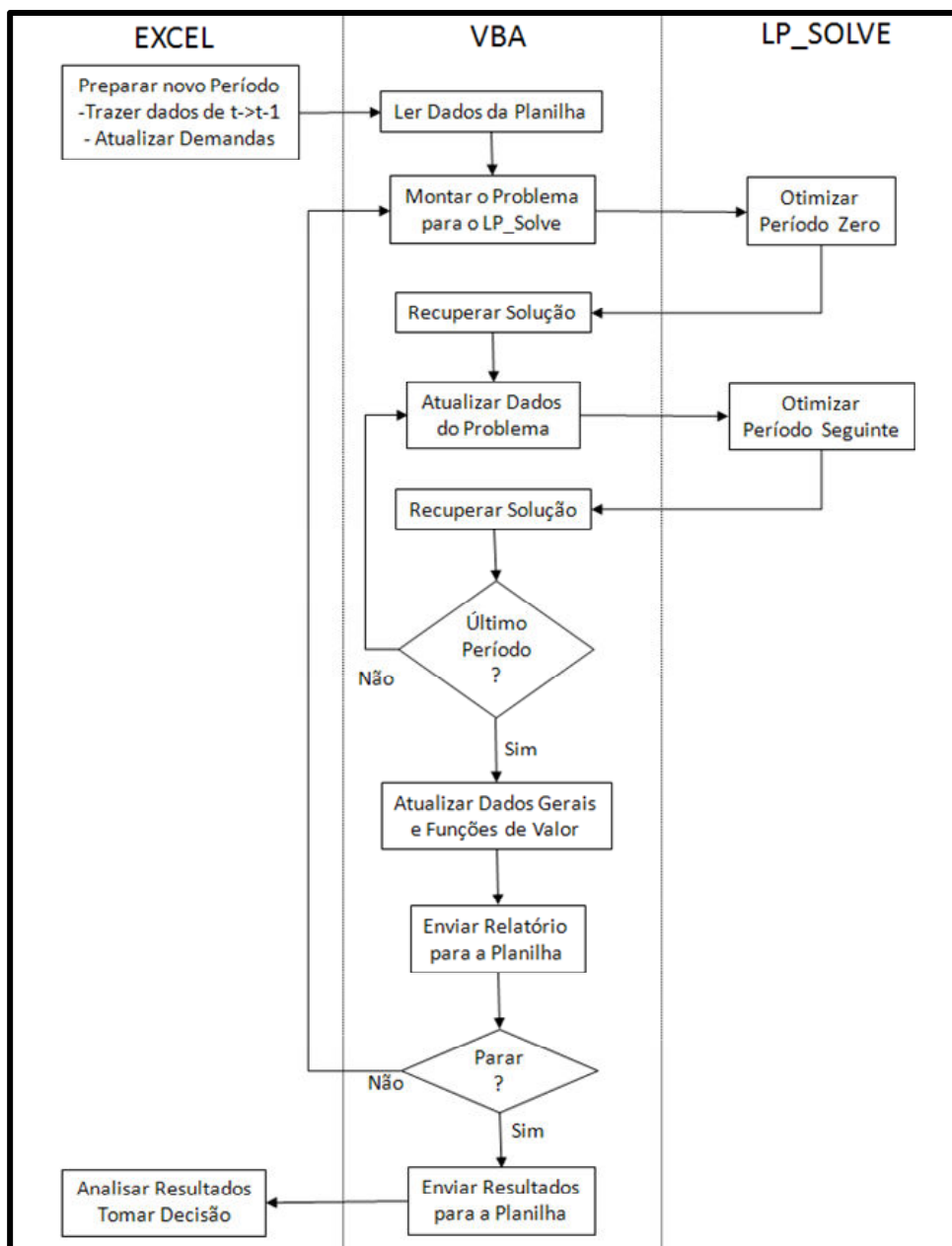


Figura 14 - Processo do Programa de Computador

A Tabela 5 (ver o item a seguir) mostra um resumo dos experimentos efetuados e uma comparação dos mesmos com o experimento base. Os valores de recompensa total, em todos os experimentos, foram semelhantes àqueles fornecidos pelo processo de otimização “global” da rede, mostrando a eficácia da abordagem do modelo em subproblemas.

#### 4.1.2.3 Problema Determinístico: Análise e Comparação dos Resultados

A Tabela 5 apresenta uma comparação entre os resultados obtidos nos diversos experimentos, na otimização global e na otimização através da heurística proposta. A tabela mostra, ainda, para cada experimento, a primeira iteração em que foi obtido o melhor resultado pela heurística, o total de iterações efetuadas, os valores de  $\epsilon$  adotados no início e no final das iterações e, por fim, os valores de  $\alpha$  utilizados (em função do número da iteração,  $n$ ).

**Tabela 5 - Experimento Determinístico: Resultados da Otimização Global x Heurística**

Experimento	Recompensa \$ Otimização Global	Recompensa \$ Heurística	Percentual Heurística x Global	Primeira iteração com o melhor resultado	Total de iterações efetuadas	Valor de $\epsilon$		Valor de $\alpha$
						Inicial	Final	
1	1.834,60	1.828,60	99,7%	5	160	8	1	$5/(n+5)$
2	1.960,60	1.954,60	99,7%	9	180	8	1	$5/(n+5)$
3	1.736,40	1.733,40	99,8%	92	300	8	1	$5/(n+5)$
4	1.877,50	1.874,50	99,8%	89	260	8	2	$5/(n+5)$
5	1.776,70	1.770,70	99,7%	8	240	8	2	$5/(n+5)$
6	1.862,50	1.856,50	99,7%	5	180	8	2	$5/(n+5)$
7	1.806,70	1.800,70	99,7%	14	200	8	2	$20/(n+20)$
8	1.855,60	1.847,60	99,6%	37	200	8	2	$20/(n+20)$
9	1.820,60	1.807,60	99,3%	7	200	8	2	$5/(n+5)$
10	1.858,60	1.852,60	99,7%	5	200	8	2	$5/(n+5)$
11	2.048,86	2.035,96	99,4%	6	200	8	2	$1/(n+1)$

Para o Experimento 11, como exemplo, um relatório detalhado dos dados de entrada e das decisões resultantes da aplicação de cada um dos métodos, é apresentado no Apêndice (Detalhes de Experimentos), onde podem ser verificadas as decisões relativas ao atendimento das cargas, em termos de tipos de frotas e de veículos e, ainda, as decisões de reposicionamento e retenção dos veículos da frota própria.

A Tabela 6 mostra, para os 11 experimentos efetuados, um resumo dos resultados obtidos, em termos de recompensa, para cada período operacional do horizonte de planejamento.

**Tabela 6 - Experimento Determinístico: Resultados Econômicos Comparados**

		Período Operacional							Total	Ganhos / Míope
		0	1	2	3	4	5	6		
Exp. 1	PM	299,60	279,00	267,00	205,00	154,00	390,00	63,00	1.657,60	
	PLI	266,60	258,00	201,00	273,00	195,00	331,00	310,00	1.834,60	10,7%
	PDA	242,60	310,00	217,00	289,00	201,00	382,00	187,00	1.828,60	10,3%
Exp. 2	PM	309,60	309,00	287,00	205,00	204,00	402,00	139,00	1.855,60	
	PLI	276,60	298,00	199,00	357,00	177,00	343,00	310,00	1.960,60	5,7%
	PDA	252,60	308,00	257,00	331,00	175,00	328,00	303,00	1.954,60	5,3%
Exp. 3	PM	289,60	249,00	247,00	205,00	164,00	402,00	39,00	1.595,60	
	PLI	30,40	238,00	353,00	331,00	101,00	397,00	286,00	1.736,40	8,8%
	PDA	154,40	115,00	361,00	331,00	95,00	322,00	355,00	1.733,40	8,6%
Exp. 4	PM	344,50	279,00	267,00	205,00	142,00	390,00	63,00	1.690,50	
	PLI	309,50	224,00	185,00	323,00	201,00	331,00	304,00	1.877,50	11,1%
	PDA	285,50	225,00	217,00	323,00	195,00	352,00	277,00	1.874,50	10,9%
Exp. 5	PM	241,70	279,00	267,00	205,00	154,00	378,00	63,00	1.587,70	
	PLI	208,70	258,00	201,00	315,00	201,00	319,00	274,00	1.776,70	11,9%
	PDA	184,70	268,00	217,00	331,00	201,00	340,00	229,00	1.770,70	11,5%
Exp. 6	PM	327,50	279,00	267,00	205,00	154,00	390,00	63,00	1.685,50	
	PLI	294,50	258,00	193,00	281,00	207,00	319,00	310,00	1.862,50	10,5%
	PDA	270,50	310,00	217,00	289,00	201,00	382,00	187,00	1.856,50	10,1%
Exp. 7	PM	271,70	279,00	267,00	205,00	154,00	390,00	63,00	1.629,70	
	PLI	238,70	258,00	159,00	357,00	201,00	319,00	274,00	1.806,70	10,9%
	PDA	214,70	276,00	225,00	315,00	189,00	286,00	295,00	1.800,70	10,5%
Exp. 8	PM	299,60	298,00	265,00	205,00	169,00	426,00	61,00	1.723,60	
	PLI	266,60	271,00	193,00	289,00	219,00	313,00	304,00	1.855,60	7,7%
	PDA	266,60	271,00	201,00	323,00	165,00	311,00	310,00	1.847,60	7,2%
Exp. 9	PM	299,60	265,00	267,00	205,00	169,00	402,00	63,00	1.670,60	
	PLI	266,60	244,00	185,00	289,00	219,00	313,00	304,00	1.820,60	9,0%
	PDA	242,60	289,00	225,00	281,00	201,00	370,00	199,00	1.807,60	8,2%
Exp. 10	PM	299,60	300,00	279,00	205,00	154,00	402,00	91,00	1.730,60	
	PLI	290,60	238,00	213,00	323,00	201,00	319,00	274,00	1.858,60	7,4%
	PDA	266,60	268,00	217,00	331,00	201,00	340,00	229,00	1.852,60	7,0%
Exp. 11	PM	299,60	300,00	279,00	205,00	169,00	402,00	103,00	1.757,60	
	PLI	207,36	267,00	302,00	262,50	243,00	370,00	397,00	2.048,86	16,6%
	PDA	216,36	310,00	268,10	316,50	201,00	327,00	397,00	2.035,96	15,8%

Legenda: PM - Planejador Míope  
 PLI - Programação Linear Inteira  
 PDA - Programação Dinâmica Aproximada



Além dos resultados do processo de otimização global e do processo de otimização pelo método proposto, a tabela mostra o resultado que seria obtido pelo “planejador míope”, otimizando a cada período sem levar em conta os reflexos nos períodos futuros. As decisões do planejador “míope” correspondem, neste trabalho, aos resultados da primeira iteração da heurística, quando a Função de Valor está constituída apenas de “zeros”.

Embora o problema testado seja relativamente pequeno em tamanho, o tempo de processo computacional é de cerca de 1 segundo, o que permite considerar sua aplicabilidade a casos de dimensões substancialmente maiores. É possível sugerir que a solução em estágios, típica da Programação Dinâmica, não aumenta o tamanho do problema a ser resolvido em cada estágio, se o horizonte de tempo for estendido; haverá, simplesmente, uma maior quantidade de subproblemas a serem computados. Dessa forma, se o problema resolvido acima tivesse um horizonte de 30 períodos, a solução do problema de otimização global consumiria um tempo computacional maior que a solução para 7 períodos, porém o tempo de solução para cada subproblema permaneceria o mesmo.

## **4.2 PROBLEMA ESTOCÁSTICO**

Na pesquisa foram desenvolvidos dois métodos de solução para um problema bastante simples, mas com as mesmas características do caso real, e com variáveis estocásticas. O modelo deste problema simples é semelhante àquele mostrado anteriormente (ver Figura 12, no Capítulo 3 - Metodologia): neste caso com 3 locais, com rotas de reposicionamento e rotas com carga entre todos os pares de nós (cada nó é um par local / período de tempo). As características gerais do problema utilizado são as mesmas descritas no item 4.1.1, acima.

Cada período de tempo pode ser pensado como o intervalo definido para tomada e implementação das decisões operacionais relativas à rede como um todo, e é denominado, neste estudo, “período operacional”. Neste contexto,

um Período de Planejamento corresponde ao período operacional presente, mais aqueles que compõem o horizonte de planejamento. Cada Período de Planejamento constitui, assim, um particular problema a ser otimizado, levando em conta as informações conhecidas para o período operacional presente (“período 0”), mais as estimativas para os períodos operacionais subseqüentes.

O problema se torna estocástico à medida que as demandas e as disponibilidades de veículos de terceiros devem ser atualizadas após cada Período de Planejamento, para utilização no Período de Planejamento seguinte. O horizonte de planejamento utilizado é de 7 períodos, ou seja, a cada Período de Planejamento são consideradas como conhecidas as demandas para o período operacional presente (“período 0”) e para os 6 períodos operacionais seguintes.

A solução deve otimizar o resultado econômico do sistema tendo como restrições os recursos disponíveis e as cargas a atender. O problema pode ser resolvido também como um problema de Programação Linear Inteira, e a solução pode ser comparada com aquela que é obtida através do modelo proposto na Metodologia.

O modelo desenvolvido é de “horizonte rolante”, no sentido de simular a operação real onde, a cada novo Período de Planejamento, as decisões do primeiro período operacional do Período de Planejamento anterior já terão sido implementadas e não se pode mais alterar suas conseqüências; além disso, cada novo Período de Planejamento traz informações atualizadas a respeito da demanda, informações estas que devem ser consideradas nas decisões desse novo Período.

A idéia é resolver o problema inicial a fim de tomar as decisões referentes ao período atual (“período operacional 0”) e, a partir daí, eliminar sucessivamente o período onde já ocorreram as decisões e acrescentar um período operacional ao final do horizonte.

Os dois métodos devem ser comparados com os resultados obtidos pelo planejador “miope”, ou seja, aquele que toma as decisões para cada período sem levar em conta as conseqüências para os períodos seguintes.

Ao final de cada série de experimentos, decorrido todo o horizonte de planejamento na operação real, pode-se obter uma quarta solução, ainda através de Programação Linear Inteira, a qual leva em conta a denominada “informação completa”, ou seja, a hipótese de que toda a demanda do período seja conhecida desde o início, não ocorrendo, portanto, variações no decorrer do tempo. Esta solução teórica é por certo a de melhor resultado na comparação que as outras três, originadas em um ambiente de informação incompleta. A idéia é mostrar que a solução através da heurística, embora inferior à solução com informação completa, haverá de se mostrar superior à solução através de programação inteira; ambas as soluções, por sua vez, devem ter qualidade superior àquela do planejador “míope”.

#### **4.2.1 Configuração do problema estocástico**

Efetuaram-se dez séries de experimentos sobre diferentes instâncias de um problema consistindo de 3 locais de origem / destino. Existem demandas por cargas entre todos os pares de locais e, em alguns casos, um determinado par origem / destino apresenta mais de um tipo de carga.

O problema-base (Série 1) foi configurado conforme a Tabela 7, onde se mostram os valores correspondentes ao atendimento das cargas e aos deslocamentos vazios entre os vários locais da rede, bem como os tempos de trânsito correspondentes e as janelas de atendimento.

A linha Identificação da Carga permite identificar cargas de diferentes clientes com mesma configuração origem / destino.

A Tabela apresenta, ainda, os valores de penalidades relativos ao não atendimento de cada um dos tipos de carga.

**Tabela 7 - Experimento Estocástico: Configuração do Problema**

Local de Origem		A		B			C		
Local de Destino		B	C	A	C		A	B	
Tempos de Trânsito (Veículo Vazio)		2	3	2	2		3	2	
Custo Deslocamento Veículo Vazio	Veículo S	51	88	52	71		89	72	
	Veículo T	56	96	57	78		98	79	
Identificação da Carga		AB1	AC1	BA1	BC1	BC2	CA1	CA2	CB1
Tempos de Trânsito (com Carga)		2	3	2	2	3	3	3	2
Recompensa: Frota Própria	Veículo S	22	42	10	32	0 <sup>(*)</sup>	34	0 <sup>(*)</sup>	15
	Veículo T	16	34	0 <sup>(*)</sup>	23	21	0 <sup>(*)</sup>	26	27
Recompensa: Terceiros	Veículo S	7	12	1	5	0 <sup>(*)</sup>	6	0 <sup>(*)</sup>	-6
	Veículo T	1	5	0 <sup>(*)</sup>	-1	-4	0 <sup>(*)</sup>	-1	3
Penalidade		30	20	20	20	20	20	20	20
Janelas de Início de Atendimento		1	2	2	1	2	1	1	1

(\*) Carga não pode ser atendida por este tipo de veículo

Alguns dos parâmetros foram alterados para as séries de experimentos subsequentes, conforme mostra a Tabela 8, tendo em vista testar o comportamento dos métodos de solução em diferentes situações.

**Tabela 8 - Experimento Estocástico: Parâmetros alterados nas séries de experimentos**

	Série de Experimentos									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Penalidade não atendimento carga CB1	20	20	20	20	0	0	0	0	0	0
Recompensa carga AB1 Próprio Simples	22	22	22	22	22	32	32	32	32	32
Recompensa carga AB1 Próprio Trucado	16	16	16	16	16	26	26	26	26	26
Recompensa carga AB1 Terceiros Simples	7	7	7	7	7	17	17	17	17	17
Recompensa carga AB1 Terceiros Trucado	1	1	1	1	1	11	11	11	11	11
Penalidade não atendimento carga AB1	30	30	30	30	30	40	80	80	80	80

Os valores sujeitos a variação estocástica (demandas e disponibilidade de veículos de terceiros) foram obtidos pelo processo de geração de números aleatórios para a distribuição de Poisson, utilizando-se a ferramenta correspondente incorporada no Microsoft Excel.

Deve-se observar que a utilização da distribuição de Poisson no contexto dos experimentos efetuados, embora venha ao encontro ao preconizado na literatura pertinente (GODFREY; POWELL; 2002a e 2002b, TOPALOGLU; POWELL; 2006), apresenta alguns inconvenientes. Em primeiro lugar, o coeficiente de variação (desvio padrão / média) para esta distribuição é bastante elevado, quando o parâmetro é da ordem de 0,1 (316,2%) a 10 (31,6%), como nos experimentos efetuados. Em segundo lugar, os valores aleatórios foram atualizados, nos experimentos efetuados, a cada novo Período de Planejamento, o que contrasta com a situação encontrada em operações reais, onde se sabe que, por exemplo, a demanda estimada ontem para 5 dias à frente não deverá se alterar muito no dia de hoje; pode-se dizer, inclusive, que as estimativas se tornam menos dispersas quanto mais próximo o período em análise.

Existindo dados históricos confiáveis, o método mais adequado será a construção de uma variável discreta a partir desses dados, a qual possibilite a geração de números aleatórios utilizando-se a ferramenta correspondente do Microsoft Excel (“Distribuição Discreta”).

Foi utilizado um padrão de demanda / disponibilidade de veículos fixo para cada série de experimentos, o que significa que os valores foram obtidos com base em uma distribuição de Poisson com valor de  $\lambda$  fixado para cada tipo de carga e para a disponibilidade de cada tipo de veículo de terceiros em cada local. Os valores de  $\lambda$  utilizados em cada série de experimentos são mostrados na Tabela 9.

**Tabela 9 - Valores de  $\lambda$  para demandas e disponibilidade de veículos de terceiros**

	Série de Experimentos									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Demanda por Cargas AB1	7,7	7,7	7,7	7,7	7,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7
Demanda por Cargas AC1	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9
Demanda por Cargas BA1	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6
Demanda por Cargas BC1	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	3,2	3,2	3,2	3,2
Demanda por Cargas BC2	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6
Demanda por Cargas CA1	1,1	1,1	1,1	1,1	1,1	1,1	1,1	1,1	1,1	1,1
Demanda por Cargas CA2	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9
Demanda por Cargas CB1	3,4	3,4	3,4	3,4	3,4	3,4	3,4	3,4	3,4	3,4
Disponibilidade Terceiros Simples em A	6,0	2,0	2,0	2,0	2,0	2,0	2,0	2,0	2,0	2,0
Disponibilidade Terceiros Trucados em A	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3
Disponibilidade Terceiros Simples em B	2,0	2,0	2,0	2,0	2,0	2,0	2,8	2,8	2,8	2,8
Disponibilidade Terceiros Trucados em B	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1
Disponibilidade Terceiros Simples em C	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1
Disponibilidade Terceiros Trucados em C	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0

As quantidades de veículos da frota própria disponíveis para cada série de experimentos aparecem na Tabela 10. A disponibilidade mostrada na tabela é a quantidade total; esta quantidade está dividida pelos três primeiros períodos operacionais de cada série, como resultado de decisões anteriores ao planejamento.

**Tabela 10 - Experimento Estocástico: Disponibilidade de veículos da frota própria**

	Série de Experimentos									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Veículos Simples no Local A	4	4	9	9	9	9	9	14	9	14
Veículos Trucados no Local A	5	5	5	5	5	12	12	12	12	12
Veículos Simples no Local B	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
Veículos Trucados no Local B	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
Veículos Simples no Local C	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
Veículos Trucados no Local C	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
Total de Veículos Simples	19	19	24	24	24	24	24	29	24	29
Total de Veículos Trucados	14	14	14	14	14	21	21	21	21	21

Analisando as tabelas anteriores (Tabela 8 a Tabela 10), pode-se verificar que algumas séries de experimentos possuem as mesmas características: a série 3 é igual à série 4, a série 7 é igual à série 9 e a série 8 é igual à série 10. Nestes casos, o que distinguiu as diferentes séries de experimentos foi o fato de se ter promovido uma nova geração de números aleatórios.

#### 4.2.2 Solução do problema estocástico

Para cada uma das 10 séries de experimentos efetuadas adotou-se o procedimento descrito a seguir:

a. Definição dos parâmetros do problema (ver Tabelas 7, 8, 9 e 10, acima)

b. Geração de números aleatórios (demandas, disponibilidade de veículos de terceiros) para um total de 70 Períodos de Planejamento. Os primeiros 20 períodos servem para o processo de “aquecimento” da heurística e são denominados PA01 a PA20; os 50 períodos subseqüentes correspondem a uma fase de operação em regime normal e são denominados PP01 a PP50.

c. Solução dos 20 primeiros Períodos de Planejamento (PA01 a PA20) por Programação Linear Inteira, aplicada de forma global aos 7 períodos operacionais envolvidos em cada Período de Planejamento. Utiliza-se aqui o mesmo procedimento descrito no item 4.1.2.1, acima.

d. Solução dos 20 primeiros Períodos de Planejamento (PA01 a PA20) através da heurística de Programação Dinâmica Aproximada (fase de “aquecimento” da heurística). O item 4.2.3, a seguir, descreve o processo de solução em detalhe.

e. Atualização do estado do problema, para o Período de Planejamento seguinte ao PA20 (PP01), utilizando o resultado obtido por Programação Linear Inteira.

f. Solução dos 50 períodos de planejamento remanescentes (PP01 a PP50) por Programação Linear Inteira, aplicada de forma global aos 7 períodos operacionais envolvidos em cada Período de Planejamento. Novamente é utilizado nesta fase o procedimento descrito no item 4.1.2.1, acima.

g. Solução dos períodos de planejamento PP01 a PP50 por Programação Dinâmica Aproximada (ver o item 4.2.3 para detalhes).

h. Solução dos períodos de planejamento PP01 a PP50 do ponto de vista do planejador “miope”. Neste caso é aplicada apenas a primeira iteração da heurística de Programação Dinâmica Aproximada, utilizando-se uma Função de Valor composta por zeros.

i. Solução global dos períodos de planejamento PP01 a PP50 por Programação Linear Inteira, considerando as demandas e as disponibilidades de veículos utilizadas anteriormente para cada um dos períodos operacionais iniciais (“informação perfeita”).

#### **4.2.3 Problema Estocástico: Aplicação da Heurística de Programação Dinâmica Aproximada**



Em cada série de experimentos e para cada Período de Planejamento foi aplicada a heurística de Programação Dinâmica Aproximada descrita na figura 13. Entre um Período de Planejamento e o seguinte, o estado do sistema foi atualizado em função das decisões tomadas e dos novos valores conhecidos de demanda e disponibilidade de veículos de terceiros.

A Função de Valor obtida na última iteração de cada Período de Planejamento foi considerada para a primeira iteração do Período de Planejamento seguinte, conforme preconizado pela heurística. Da mesma forma, a tomada de decisão baseou-se sempre no resultado da última iteração de cada Período de Planejamento, embora em alguns poucos casos se tenha observado decisões de melhor resultado em iterações intermediárias.

Uma preocupação considerada na aplicação dos experimentos refere-se à “convergência” do sistema na seqüência de iterações. Os testes efetuados para o experimento determinístico (ver item 4.1, acima) levaram a algumas conclusões de caráter empírico, as quais foram aplicadas em todas as séries de experimentos estocásticos da forma descrita a seguir.

Foi estabelecida uma quantidade de 90 iterações para o Período de Planejamento PA01, o qual inicia cada série. Em termos da heurística, isto significa um valor de  $E_{\max} = 90$ , com o valor de  $E$ ; portanto, variando de 1 a 90 no decorrer das iterações. A partir do Período de Planejamento seguinte, no entanto, a quantidade de iterações foi diminuída de uma unidade a cada período, mantendo-se  $E_{\max}$  em 90 e acrescentando-se uma unidade ao valor inicial de  $E$ . Dessa forma, para o último Período de Planejamento de cada série (PP50) o valor inicial de  $E$  foi estabelecido em 70, ou seja, efetuou-se um total de 21 iterações para esse Período de Planejamento.

O procedimento descrito no parágrafo anterior permite associar valores do parâmetro de suavização,  $\alpha$ , decrescentes com o progresso dos experimentos e das iterações dentro dos experimentos. Os testes empíricos efetuados apontaram para a conveniência de utilização de uma relação exponencial inversa entre o valor de  $\alpha$  e o número seqüencial da iteração ( $E$ )

da forma:  $\alpha = 0,0891 e^{-0,051E}$ . A aplicação desta relação resultou na seqüência de valores que é mostrada, de forma exemplificada, na Tabela 11.

**Tabela 11 - Experimento Estocástico: Quantidade de Iterações x Valor de  $\alpha$**

Período de Planejamento	Quantidade de Iterações	Valor de $E$		Valor de $\alpha = 0,0891 e^{-0,051E}$			
		Primeira Iteração	Última Iteração	Primeira Iteração	Décima Iteração	Vigésima Iteração	Última Iteração
PA01	90	1	90	0,0847	0,0535	0,0321	0,0009
PA02	89	2	90	0,0805	0,0508	0,0305	0,0009
...	...	...	...	...	...	...	...
PA19	72	19	90	0,0338	0,0214	0,0128	0,0009
PA20	71	20	90	0,0321	0,0203	0,0122	0,0009
PP01	70	21	90	0,0305	0,0193	0,0116	0,0009
PP02	69	22	90	0,0290	0,0183	0,0110	0,0009
...	...	...	...	...	...	...	...
PP10	61	30	90	0,0193	0,0122	0,0073	0,0009
...	...	...	...	...	...	...	...
PP20	51	40	90	0,0116	0,0073	0,0044	0,0009
...	...	...	...	...	...	...	...
PP30	41	50	90	0,0070	0,0044	0,0026	0,0009
...	...	...	...	...	...	...	...
PP40	31	60	90	0,0042	0,0026	0,0016	0,0009
...	...	...	...	...	...	...	...
PP50	21	70	90	0,0025	0,0016	0,0010	0,0009

É mostrado a seguir, como exemplo, o processo de aplicação da heurística na série de experimentos 1. A Figura 15 apresenta, para o período operacional 0 do Período de Planejamento PP01, a configuração do Sistema e as decisões tomadas, quanto ao início de viagem de cargas e quanto à alocação de veículos.

Local A			Local B			Local C		
Veículos	Cargas	OBS	Veículos	Cargas	OBS	Veículos	Cargas	OBS
S-01	AC1	ex PP00	S-03	BA1		S-10	CB1	
S-02	AC1		S-04		Estoque	S-11		Estoque
T-01	AC1		S-05		Estoque	S-12		Estoque
T-02	AC1		S-06		Estoque	S-13		Estoque
FTS	AB1		S-07		Estoque	T-03	CA2	
FTS	AB1		S-08		Estoque	T-04	CB1	
FTS	AB1		S-09		Repos.-> Local C	T-05	CB1	
FTS	AB1		FTS		Ocioso	T-06		Estoque
FTS	AB1			BC2	Adiada	T-07		Estoque
	AC1	Adiada				T-08		Estoque
	AC1	Adiada				T-09		Estoque
						T-10		Estoque
						FTS		Ociosos (5)
						FTT		Ociosos (4)

Legenda:

- S-xx - Veículo da Frota Própria, tipo Simples
- T-xx - Veículo da Frota Própria, tipo Trucado
- FTS - Veículo(s) de Terceiros, tipo Simples
- FTT - Veículo(s) de Terceiros, tipo Trucado

**Figura 15 - Experimento Estocástico 1 - Decisões no Período de Planejamento PP01**

As decisões tomadas no PP01, somadas àquelas de períodos anteriores, mudam o estado do sistema para o Período de Planejamento seguinte, PP02, conforme mostra a Figura 16. Nesta figura aparecem os veículos da Frota Própria disponíveis para utilização nos períodos operacionais 0, 1 e 2, sendo o período 2 o mais distante que pode ser alcançado por decisões de períodos anteriores, uma vez que o tempo de trânsito máximo é de 3 períodos.

Os veículos de terceiros, por sua vez, têm sua disponibilidade mostrada, na figura, para todos os períodos operacionais do Horizonte de Planejamento; no caso do período operacional 0 esta disponibilidade é efetiva e para os períodos operacionais seguintes ela é uma previsão.

	Local A	Local B	Local C
Período Operacional 0	Veículos S-14   S-15  FTS   5 Veículos Cargas   Quant.   Obs. AC1   2   ex PP01 AB1   6 AC1   2	Veículos S-04   S-05   S-06 S-07   S-08  FTS   3 Veículos Cargas   Quant.   Obs. BC2   1   ex PP01 BA1   1 BC1   2	Veículos S-11   S-12   S-13 S-16   S-17   S-18 T-06   T-07   T-08 T-09   T-10   T-11  FTS   7 Veículos Cargas   Quant.   Obs. CA1   2 CA2   1 CB1   1
Período Operacional 1	Veículos Frota Própria S-03   S-19   T-12  Previsão Veículos Terceiros FTS   7 Veículos	Veículos Frota Própria S-10   T-04   T-05  Previsão Veículos Terceiros FTS   1 Veículo	Veículos Frota Própria S-09   T-13   T-14  Previsão Veículos Terceiros FTS   5 Veículos FTT   1 Veículo
Período Operacional 2	Veículos Frota Própria T-03  Previsão Veículos Terceiros FTS   3 Veículos	Veículos Frota Própria  Previsão Veículos Terceiros FTS   1 Veículo	Veículos Frota Própria S-01   S-02   T-01 T-02  Previsão Veículos Terceiros FTS   6 Veículos
Período Oper. 3	Previsão Veículos Terceiros FTS   6 Veículos	Previsão Veículos Terceiros FTS   1 Veículo	Previsão Veículos Terceiros FTS   7 Veículos FTT   3 Veículos
Período Oper. 4	Previsão Veículos Terceiros FTS   5 Veículos	Previsão Veículos Terceiros FTS   2 Veículos	Previsão Veículos Terceiros FTS   6 Veículos FTT   1 Veículo
Período Oper. 5	Previsão Veículos Terceiros FTS   5 Veículos	Previsão Veículos Terceiros FTS   1 Veículo	Previsão Veículos Terceiros FTS   2 Veículos FTT   1 Veículo
Período Oper. 6	Previsão Veículos Terceiros FTS   7 Veículos	Previsão Veículos Terceiros FTS   3 Veículos	Previsão Veículos Terceiros FTS   4 Veículos FTT   1 Veículo
Legenda: S-xx - Veículo da Frota Própria, tipo Simples T-xx - Veículo da Frota Própria, tipo Trucado FTS - Veículo(s) de Terceiros, tipo Simples FTT - Veículo(s) de Terceiros, tipo Trucado			

**Figura 16 - Experimento Estocástico 1 - Estado do Sistema para o PP02**

A Figura 16 mostra, ainda, as quantidades de cargas com início de atendimento para o período operacional 0, como resultado de requisições de clientes e / ou de não atendimento na janela anterior (PP01).

A previsão de demandas de cargas para os períodos operacionais seguintes (período 1 a período 6), componentes do restante do horizonte de planejamento do Período de Planejamento PP01, é mostrada na Tabela 12.

**Tabela 12 - Experimento 1 - PP02: Previsão Demanda para o Horizonte de Planejamento**

Carga	Período Operacional					
	1	2	3	4	5	6
AB1	9	5	11	13	7	6
AC1	4	1	1	4	4	3
BA1	0	1	0	1	0	0
BC1	0	1	1	0	1	0
BC2	0	0	1	1	1	0
CA1	0	1	2	0	0	0
CA2	2	0	0	0	1	2
CB1	5	3	5	2	2	4

Os valores mostrados na Tabela 12 foram obtidos por geração de números aleatórios de acordo com uma distribuição de Poisson, conforme explicado no item 4.2.1. No caso do Experimento 1, foram utilizados os valores de  $\lambda$  informados na coluna correspondente a este experimento na Tabela 9 constante do item mencionado.

A heurística de Programação Dinâmica Aproximada pode ser agora aplicada ao PP02, considerando o estado do Sistema descrito acima. A Figura 17 mostra as decisões tomadas (período operacional 0).

Local A			Local B			Local C		
Veículos	Cargas	OBS	Veículos	Cargas	OBS	Veículos	Cargas	OBS
S-14	AC1	ex PP01	S-04	BA1		S-11	CA1	
S-15	AC1	ex PP01	S-05	BC1		S-12	CA1	
	AC1	Adiada	S-06	BC1		S-13	CB1	
	AC1	Adiada	S-07	-----	Estoque	S-16	-----	Estoque
FTS	AB1		S-08	-----	Estoque	S-17	-----	Estoque
FTS	AB1		FTS	-----	Ocioso	S-18	-----	Estoque
FTS	AB1		FTS	-----	Ocioso	T-06	CA2	
FTS	AB1		FTS	-----	Ocioso	T-07	-----	Estoque
FTS	AB1					T-08	-----	Estoque
Penalidade	AB1		Penalidade	BC2	ex PP01	T-09	-----	Estoque
						T-10	-----	Estoque
						T-11	-----	Estoque
						FTS	-----	Ociosos (7)

Legenda:

- S-xx - Veículo da Frota Própria, tipo Simples
- T-xx - Veículo da Frota Própria, tipo Trucado
- FTS - Veículo(s) de Terceiros, tipo Simples

**Figura 17 - Experimento Estocástico 1 - Decisões no Período de Planejamento PP02**

Os resultados obtidos nas diversas séries de experimentos estão registrados na Tabela 13. Os valores correspondem à recompensa acumulada nos Períodos de Planejamento PP01 a PP50 para cada série de experimentos.

#### 4.2.4 Problema Estocástico: Análise e Comparação dos Resultados

Analisando os dados da linha “Totais” na Tabela 13, acima, verifica-se que os dois métodos testados (Programação Linear Inteira e Programação Dinâmica Aproximada) conseguem resultados expressivos quanto a melhorar o desempenho do planejador “míope”, que consegue, em geral, chegar a pouco mais de 50% do resultado que seria obtido no caso de informação perfeita (Otimização Global).

**Tabela 13 - Experimento Estocástico: Valores Acumulados de Recompensa**

Série de Experimentos	Otimização Global	Programação Linear Inteira	Programação Dinâmica Aproximada	Planejador Míope
1	11.372,00	9.193,00	10.231,00	6.954,00
2	3.625,00	2.766,00	3.002,00	(268,00)
3	4.382,00	3.706,00	3.051,00	(56,00)
4	4.757,00	3.711,00	3.692,00	374,00
5	4.682,00	3.731,00	4.122,00	1.816,00
6	5.089,00	1.771,00	2.548,00	(4.175,00)
7	6.051,00	906,00	(376,00)	(7.423,00)
8	5.794,00	1.039,00	(914,00)	(11.122,00)
9	9.407,00	3.403,00	4.825,00	(3.594,00)
10	10.856,00	5.171,00	4.472,00	(4.072,00)
Totais	66.015,00	35.397,00	34.653,00	(21.566,00)

Os resultados obtidos não permitem avaliar qual dos dois métodos testados (Programação Dinâmica Aproximada e Programação Linear Inteira) é mais eficaz; a eficácia variou a favor ora de um ora do outro método, a cada série de experimentos, como se pode verificar na Tabela 14, a qual analisa as diferenças (totais e percentuais) entre o resultado de cada método e a Otimização Global.

**Tabela 14 - Experimento Estocástico: Diferenças em Relação à Otimização Global**

Série	Programação Linear Inteira		Programação Dinâmica Aproximada		Planejador Míope	
	Diferença Total	Dif. %	Diferença Total	Dif. %	Diferença Total	Dif. %
1	2.179,00	19,2%	1.141,00	10,0%	4.418,00	38,8%
2	859,00	23,7%	623,00	17,2%	3.893,00	107,4%
3	676,00	15,4%	1.331,00	30,4%	4.438,00	101,3%
4	1.046,00	22,0%	1.065,00	22,4%	4.383,00	92,1%
5	951,00	20,3%	560,00	12,0%	2.866,00	61,2%
6	3.318,00	65,2%	2.541,00	49,9%	9.264,00	182,0%
7	5.145,00	85,0%	6.427,00	106,2%	13.474,00	222,7%
8	4.755,00	82,1%	6.708,00	115,8%	16.916,00	292,0%
9	6.004,00	63,8%	4.582,00	48,7%	13.001,00	138,2%
10	5.685,00	52,4%	6.384,00	58,8%	14.928,00	137,5%
Totais	30.618,00	46,4%	31.362,00	47,5%	87.581,00	132,7%

### 4.3 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO

Os resultados dos experimentos determinísticos efetuados permitem concluir que o modelo construído é adequado ao tratamento do problema, uma vez que variações nos parâmetros de entrada, entre os diversos experimentos, levaram a resultados compatíveis.

Estes experimentos comprovam, ainda, a eficácia do método de solução por subproblemas, o qual conduziu a resultados levemente inferiores aos obtidos por Programação Linear Inteira.

Com relação aos experimentos de caráter estocástico, pode-se concluir que ambos os métodos testados (Programação Dinâmica Aproximada e Programação Linear Inteira) apresentam eficácia superior ao planejamento do tipo “míope” e eficácia inferior em relação a uma situação em que a informação é conhecida *a priori*. O método de Programação Dinâmica chegou, para alguns



experimentos, a apresentar resultados melhores que aqueles obtidos por Programação Linear Inteira.

Os experimentos conduzidos permitem concluir pela possibilidade de aplicação do método de Programação Dinâmica Aproximada ao tipo de problema considerado, o que atende os objetivos da presente pesquisa.

## **CAPÍTULO 5. PROPOSTA CONCEITUAL DE SISTEMA DE APOIO À DECISÃO**

Neste capítulo é enfocada a aplicação da Metodologia proposta à concepção de um Sistema de Apoio à Decisão que possa ser utilizado por uma particular empresa dedicada ao tipo de operação estudado. Será abordado o caso específico do transporte rodoviário internacional, o qual possui características próprias adicionais àquelas do transporte nacional de cargas em longa distância e, ademais, no caso brasileiro, compreende uma porção significativa dessas operações (especialmente as rotas entre o Brasil e a Argentina).

O objetivo deste capítulo é contribuir para a elaboração de sistemas informatizados de apoio à decisão para uso na gestão operacional de empresas transportadoras dedicadas a operações de transporte de cargas em longa distância, especialmente aquelas dedicadas ao Transporte Internacional.

A proposta aqui apresentada pretende ser uma síntese dos temas abordados na pesquisa e servir de subsídio à aplicação prática da mesma para empresas específicas. O nível de detalhe é bastante genérico, uma vez que uma proposta detalhada deveria partir das características atuais do planejamento operacional da empresa, o que deve ser objeto de estudos de caso efetuados “ad hoc” e fogem ao escopo do presente trabalho.

São abordados, a seguir, o processo de construção da heurística a ser utilizada no Sistema de Apoio à Decisão, as principais características do Sistema de Informações envolvido e o processo de operação do Sistema.

### **5.1 CONSTRUÇÃO DA HEURÍSTICA**

Na construção da heurística específica a ser utilizada deve ser considerada a questão da escolha do método e as características próprias do sistema de transporte em questão que impactam na modelagem do problema.

Quanto à escolha do método, no decorrer da presente pesquisa a Programação Dinâmica Aproximada mostrou-se de eficácia semelhante à Programação Linear Inteira em Horizonte Rolante. Isto indica que devem ser efetuados testes com a utilização dos dados históricos disponíveis (ou com as informações da operação no momento do estudo) utilizando-se as duas metodologias, desde que o sistema computacional e o software de otimização disponíveis permitam o tratamento simultâneo da grande quantidade de variáveis e restrições envolvidas, no caso da Programação Linear Inteira.

No tocante à modelagem do problema, a qual é comum às duas metodologias, devem ser considerados, entre outros, os seguintes aspectos específicos:

- Identificação dos locais e tipos de cargas bem como as suas características
- A previsão de demandas de cargas e de disponibilidade de veículos de terceiros deve ser coerente com as informações históricas e as previsões de caráter qualitativo da equipe responsável, em contato com os principais clientes
- Características das operações vinculadas à carga / descarga e processos alfandegários podem ser distintos para diferentes dias da semana, implicando em tempos de trânsito diferenciados, de acordo com o dia de embarque de cada viagem
- Identificação dos tipos de veículos que compõem a frota utilizada e que deverão ser considerados como distintos no modelo
- Vinculação dos tipos de cargas aos tipos de veículos, levando em consideração detalhes como, por exemplo, o fato de que certas cargas podem exigir tipos específicos de semi-reboques e estes por sua vez exigirem tipos específicos de veículo trator

No processo de construção da heurística deve ser previsto um período de “aquecimento” em que se efetuarão comparações entre seus resultados e aqueles proporcionados pelo atual sistema de planejamento operacional. Deve ser equacionado, também, o método a ser utilizado na transferência do sistema atual para o novo sistema, com a operação ocorrendo em tempo real.

## 5.2 SISTEMA DE INFORMAÇÕES

A metodologia de otimização deverá ser implantada através de linguagem de programação compatível com os demais recursos computacionais da empresa, da mesma forma que sua interface com os operadores humanos. No caso do Transporte Internacional o trabalho de programação de cargas e veículos pode ser efetuado em planilhas eletrônicas, se for o caso, uma vez que a quantidade de viagens por período é relativamente pequena. Para estas situações o modelo computacional utilizado na presente pesquisa (ver a Figura 14, Capítulo 4) pode se mostrar adequado em termos de confiabilidade e custo.

As informações de programação geradas pela heurística deverão ser trocadas, de forma automática ou manual, com os demais Sistemas de Informações envolvidos:

- SIG (Sistema Integrado de Gestão) ou ERP (Enterprise Resource Planning) - Informações contábeis, financeiras, comerciais e operacionais
- TMS (Transportation Management System) - Informações relativas às atividades comerciais e operacionais do setor de transporte da empresa
- FMS (Fleet Management System) - Informações relativas ao controle dos veículos (manutenção, documentação legal, seguro, etc.) e controle dos motoristas
- Sistema de Rastreamento integrado ao equipamento GPS do veículo, com funções de segurança e de acompanhamento de rotas

### 5.3 OPERAÇÃO DO SISTEMA DE APOIO À DECISÃO

O pessoal responsável pelas atividades de programação (“scheduling”) de cargas e veículos desenvolve de forma rotineira as atividades descritas a seguir, garantindo o funcionamento do Sistema de Apoio à Decisão implementado:

- Atualização das informações relativas à requisição de cargas e previsão de demanda futura
- Atualização das informações relativas à posição dos veículos da Frota Própria
- Atualização das informações relativas à disponibilidade de veículos de terceiros
- Alimentação dos dados de entrada da heurística
- Execução da heurística
- Atualização das decisões de alocação de cargas a veículos, de acordo com os resultados fornecidos pela heurística

Cabe, aqui, uma observação referente à Interferência do Ser Humano na Otimização: o Sistema de Apoio à Decisão pode incluir uma interface destinada à escolha, pelo operador, de soluções que embora não ótimas estejam mais de acordo com a sensibilidade deste. Ver, a este respeito, o trabalho de Powell e Sheffi (1989).

- Emissão de Ordens às bases operacionais para implementação das decisões
- Acompanhamento da Operação em tempo real para eventuais correções

## CAPÍTULO 6. CONCLUSÕES

O presente trabalho abordou o Planejamento Operacional de um Sistema de Transporte Rodoviário de Cargas em Longa Distância, tendo em vista maximizar o resultado econômico do Sistema em função da alocação de equipamentos de transporte a cargas. Estas cargas apresentam uma demanda com características estocásticas e devem ser atendidas por veículos integrantes do Sistema ou veículos subcontratados de terceiros; estes últimos, por sua vez, disponibilizados pelo mercado de uma forma também estocástica.

Para a otimização da alocação desses recursos (frotas de veículos) a tarefas (cargas disponíveis para transporte), em diferentes pontos no espaço e no tempo, é necessário levar em conta o fato de que, após o atendimento de cada tarefa, o recurso integrante do Sistema se torna disponível e pode então ser utilizado no mesmo local (imediatamente ou após algum tempo de espera) ou ser reposicionado para outro local.

Para essa finalidade foi proposto um método de Programação Dinâmica Estocástica, Aproximada e Adaptativa, introduzindo um modelo que permite o gerenciamento de demandas não atendidas, considerando o pagamento de penalidades e/ou a utilização de empresas de transporte subcontratadas. O modelo contempla, ainda, a existência de veículos heterogêneos e de janelas de atendimento das demandas. Dessa forma o modelo permite o tratamento de problemas mais complexos do que aqueles abordados na literatura.

O método de otimização proposto envolve a solução de subproblemas correspondentes a cada período de tempo, tratando cada local da rede através do conceito de Rede de Filas Logísticas, ou seja, filas de veículos aguardando alocação e filas de cargas aguardando atendimento. Utilizou-se, então, uma estimativa de valor futuro, de acordo com o princípio da otimalidade de Bellman, para a otimização da rede em todo o horizonte de planejamento.

A Função de Valor utilizada é derivada de uma técnica de estimativa de valores de funções côncavas denominada CAVE (Concave Adaptive Value

Estimation), para definir os valores correspondentes, em cada subproblema, à melhor solução para o restante do período de planejamento. Cada subproblema foi então formulado como uma rede em 2 estágios: o primeiro estágio corresponde à alocação de veículos no período considerado e o segundo estágio a uma atribuição de valor a cada veículo em seu local de destino. A otimização de cada subproblema foi efetuada por Programação Linear Inteira, utilizando-se o software livre “Lp\_solve”.

Foram resolvidos exemplos de problemas experimentais submetidos com sucesso à técnica desenvolvida. Os problemas tratados foram dimensionados de forma a permitir a obtenção de soluções globais para todo o Horizonte de Planejamento, tendo em vista comparar esses resultados com os do método proposto. Os experimentos compreenderam versões determinísticas, destinadas a verificar a acuracidade do modelo, e versões probabilísticas, onde as demandas e a disponibilidade de veículos de terceiros foram simuladas por geração de números aleatórios, com uma distribuição de Poisson.

Nas versões determinísticas, o horizonte de planejamento considerado foi de 7 períodos e toda a informação foi tratada como conhecida a priori. Os experimentos efetuados permitem considerar que o modelo está formulado adequadamente: variações nos parâmetros de entrada ocasionam efeitos semelhantes àqueles detectados em operações reais. Esses experimentos mostram, ainda, que o método de solução através de subproblemas possui eficácia semelhante à solução global por Programação Linear Inteira e que ambos os métodos são superiores aos resultados obtidos pelo planejamento míope (que não leva em consideração os efeitos de suas decisões no futuro).

Nas versões probabilísticas, foram considerados um total de 70 períodos de planejamento, sendo os 20 primeiros períodos utilizados para “aquecimento” da heurística. Os experimentos foram conduzidos utilizando-se a técnica de horizonte rolante, sendo considerados 7 períodos a cada vez; nestes casos, a informação foi tratada como estocástica para todos os períodos após o período inicial. Cada série de 7 períodos foi submetida ao método de solução proposto, ao método de solução global do horizonte de planejamento por Programação

Linear Inteira e ao método do planejador míope. Em cada versão dos experimentos foi ainda efetuada a otimização global para os 50 períodos considerados, por Programação Linear Inteira.

Os resultados obtidos mostram uma nítida superioridade das técnicas de Programação Dinâmica Aproximada e Programação Linear Inteira em relação ao método do planejador míope. Com a técnica de Programação Dinâmica obtém-se tempos de processamento computacional uniformes para a solução de cada período, independentemente da extensão do horizonte considerado. Dessa forma, o modelo pode ser aplicado a problemas do mundo real, de grande dimensão, substituindo com vantagem estratégias empíricas e técnicas de otimização que levam em consideração apenas a informação disponível para o próximo período de planejamento.

Os resultados demonstram, ainda, a importância da “informação perfeita”, ou seja, o melhor resultado é obtido quando a demanda e a disponibilidade de veículos não se alteram ao longo de todo o planejamento, isto é, quando a informação disponível no primeiro período de planejamento se mantém com o passar do tempo.

O trabalho é complementado com a análise de um Sistema de Transporte Rodoviário Internacional discutindo-se alternativas de implementação da metodologia estudada a esse problema real.

A partir dos resultados da presente pesquisa vislumbra-se a possibilidade de aplicação do método de Programação Dinâmica Aproximada a problemas de maior complexidade e dimensão, caso de muitas situações encontradas na prática. A metodologia poderá ser aperfeiçoada com a introdução de ferramentas de otimização compatíveis com problemas de grande dimensão, eventualmente levando à utilização de metaheurísticas.

Cabe, ainda, uma recomendação quanto aos processos de simulação da realidade que devem ser adotados em pesquisas futuras. As demandas probabilísticas a considerar possuem como característica uma não independência da variável aleatória entre os períodos de tempo analisados.



Dessa forma, existe a necessidade do desenvolvimento de metodologia que permita a geração de valores aleatórios que considere esta dependência.

O método apresentado, por outro lado, pode ser aplicado à solução de problemas de Programação Dinâmica em geral, o que permite sua utilização para a elaboração de sistemas de apoio à decisão associados a atividades cujas características levam naturalmente à modelagem por Programação Dinâmica.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BELLMAN, R. **Dynamic Programming**. New Jersey: Princeton University Press, 1957.

BIRGE, J.R.; LOUVEAUX, F. **Introduction to stochastic programming**. New York: Springer-Verlag, 1997.

BUTTREY, S. E. Calling the Ip\_solve Linear Program Software from R, S-PLUS and Excel. **Journal of Statistical Software**, v. 14 (4), 2005.

CARVALHO, T.A.; POWELL, W.B. A multiplier adjustment method for dynamic resource allocation problems. **Transportation Science**, v. 34 (2), p. 150-164, 2000.

CHEUNG, R.K-M.; POWELL, W.B. An algorithm for multistage dynamic networks with random arc capacities, with an application to dynamic fleet management. **Operations Research**, v. 44 (6), p. 951-963, 1996a.

CHEUNG, R.K-M.; POWELL, W.B. Models and algorithms for distribution problems with uncertain demands. **Transportation Science**, v. 30 (1), p. 43-59, 1996b.

CRAINIC, T.G. **A survey of optimization models for long-haul freight transportation**. Centre de recherche sur les transports, Université de Montréal, 2002. Disponível em <http://www.crt.umontreal.ca/~theo/mba8l91.html>. Acesso em 13 jun. 2005.

CRAINIC, T., GENDREAU, M. e DEJAX, P. Dynamic stochastic models for the allocation of empty containers. **Operations Research**, v. 41, p. 102-126, 1993.

CRAINIC, T., ROY J. Design of regular intercity driver routes for the LTL motor carrier industry. **Transportation Science**, Baltimore, v. 26, p. 280-295, 1992.

CUNHA, C. B. Aspectos práticos da aplicação de modelos de roteirização de veículos a problemas reais. **Transportes**, v. 8 (2), 2000.

FORD, L.R., FULKERSON, D.R. Flows in Networks. New Jersey: Princeton University Press, 1962.

FRANTZESKAKIS, L.F., POWELL, W.B. A successive linear approximation procedure for stochastic, dynamic vehicle allocation problems. **Transportation Science**, Baltimore, v. 24 (1), p. 40-57, 1990.

GODFREY, G.A.; POWELL, W.B. An adaptive, distribution free algorithm for the Newsvendor Problem with censored demands, with applications to inventory and distribution problems. **Management Science**, v. 47 (8), 2001.

GODFREY, G.A., POWELL, W.B. An adaptive dynamic programming algorithm for dynamic fleet management, I: single period travel times. **Transportation Science**, Baltimore, v. 36 (1), p. 21-39, 2002a.

GODFREY, G.A., POWELL, W.B. An adaptive dynamic programming algorithm for dynamic fleet management, II: multiperiod travel times. **Transportation Science**, Baltimore, v. 36 (1) p. 40-54, 2002b.

GOMES, W. P. **Programação de Tripulantes de Aeronaves no Contexto Brasileiro**. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Engenharia de Transportes, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.

GOMES, W. P., GUALDA, N. D. F. **Airline Crew Scheduling in the Brazilian Context**. In: 12<sup>th</sup> World Conference on Transport Research (WCTR), Lisboa, Portugal. Selected Proceeding of the 12<sup>th</sup> WCTR (Paper ID 02861). Lisboa: WCTRS, p. 1-19, 2010.

GUALDA, Nicolau Dionísio Fares. **Terminais de transportes: contribuição ao planejamento e ao dimensionamento operacional**. Tese (Livre-Docência) – Departamento de Engenharia de Transportes, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 1995.

HAGHANI, A. Formulation and solution of a combined train routing and makeup, and empty car distribution model. **Transportation Research**, v. 23B (6), p. 433-452, 1989.

HANE, C.; BARNHART, C.; JOHNSON, E.; MARSTEN, R.; NEMHAUSER, G.; SIGISMONDI G. The fleet assignment problem: solving a large-scale integer program. **Mathematical Programming**, Amsterdam, v. 70 , p. 211-232, 1995.

JENSEN, P.A. Operations Research – Models and Methods. Internet: <http://www.me.utexas.edu/~jensen/ORMM/>. Acesso em 13 fev. 2008.

JORDAN, W., TURNQUIST, M. A stochastic dynamic network model for railroad car distribution. **Transportation Science**, Baltimore, v. 17, p. 123-145, 1983.

MENDIRATTA, V., TURNQUIST, M. A model for the management of empty freight cars. **Transportation Research Record**, v. 838, p. 50-55, 1982.

PANDOLFI, Marcos. **Alocação de veículos a centros de distribuição segundo critérios de margem de contribuição unitária e produtividade**. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Engenharia de Transportes, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1999.

POWELL, W.B. A stochastic model of the dynamic vehicle allocation problem. **Transportation Science**, v. 20 (2), p. 117-129, 1986.

POWELL, W.B. An operational planning model for the dynamic vehicle allocation problem with uncertain demands. **Transportation Research**, v. 21B (3), p. 217-232, 1987.

POWELL, W.B. **Dynamic models of transportation operations**. In: Handbooks in Operations Research and management science, 11: Supply Chain Management: design, coordination and operation. A.G. de Kok e Stephen C. Graves (eds), Amsterdam; Boston: Elsevier, 2003.

POWELL, W. B. **Approximate Dynamic Programming: Lessons from the Field**. In: Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference. S. J. Mason, R. R. Hill, L. Moench, O. Rose, eds., 2008.

POWELL, W. B. What You Should Know About Approximate Dynamic Programming. **Naval Research Logistics**, v. 56, pp. 239-249, 2009.

POWELL, W.B.; CARVALHO, T.A. Dynamic control of logistics queueing networks for large-scale fleet management. **Transportation Science**, v. 32 (2), p. 90-109, 1998a.

POWELL, W.B.; CARVALHO, T.A. Real-Time optimization of containers and flatcars for intermodal operations. **Transportation Science**, v. 32 (2), p. 110-126, 1998b.

POWELL, W.B.; CARVALHO, T.A.; GODFREY, G.A.; SIMÃO, H.P. Dynamic fleet management as a logistics queueing network. **Annals of Operations Research**, v. 61, p. 165-168, 1995.

POWELL, W.B.; CHEUNG, R.K.-M. A network recourse decomposition method for dynamic networks with random arc capacities. **Networks**, v. 24, p. 369-384, 1994a.

POWELL, W.B.; CHEUNG, R.K.-M. Stochastic programs over trees with random arc capacities. **Networks**, v. 24, p. 161-175, 1994b.

POWELL, W.B.; FRANTZESKAKIS, L. Restricted recourse strategies for dynamic networks with random arc capacities. **Transportation Science**, v. 28 (1), p. 3-23, 1994.

POWELL, W.B.; JAILLET, P.; ODoni, A. **Stochastic and dynamic networks and routing**. In: Handbook in Operations Research and Management Science, 8: Network Routing. M.O. Ball et al. (eds), Amsterdam; Boston: Elsevier, p. 141-295, 1995.

POWELL, W.B., SHEFFI, Y. Design and implementation of an interactive optimization system for network design in the motor carrier industry. **Operations Research**, v. 37 (1), 1989.

SAVELSBERGH, M.W.; SOL, M. The general pickup and delivery problem. **Transportation Science**, v. 29 (1), 1995.

SAVELSBERGH, M.; SOL, M. DRIVE: Dynamic Routing of Independent Vehicles. **Operations Research**, v. 46 (4), 1998.

SEREF, M.M.H.; AHUJA, R.K.; WINSTON, W.L. **Developing Spreadsheet-Based Decision Support Systems (Using Excel and VBA for Excel)**. Belmont, Massachusetts: Dynamic ideas, 2007.

TOPALOGLU, H.; POWELL, W.B. Dynamic programming approximations for stochastic time-staged integer multicommodity-flow problems. **INFORMS Journal on Computing**, v. 18 (1), 2006.

WHITE, W.W. Dynamic transshipment networks: an algorithm and its application to the distribution of empty containers. **Networks**, v. 2, p. 211-236, 1972.

YANG, J.; JAILLET, P.; MAHMASSANI, H. Real-Time Multivehicle Truckload Pickup and Delivery Problems. **Transportation Science**, Vol. 38 (2), pp. 135-148, 2004.

## APÊNDICE - DETALHES DE EXPERIMENTOS

As tabelas apresentadas neste Apêndice procuram descrever a dinâmica do Sistema tratado, através das informações relativas a um dos experimentos determinísticos efetuados no decorrer da pesquisa, descritos no item 4.1 deste trabalho.

São apresentadas as informações de entrada para o planejamento bem como as decisões resultantes da aplicação das técnicas estudadas, ou seja, a Otimização Global através de Programação Linear Inteira e a Heurística de Programação Dinâmica Aproximada.

Para cada uma destas versões do experimento são fornecidas tabelas correspondentes aos diversos períodos operacionais do Horizonte de Planejamento (Período 0 a Período 6). Com isto é possível acompanhar o atendimento das decisões às restrições do problema e, além disso, os efeitos que as decisões de cada período acarretam no estado do Sistema nos períodos subseqüentes.

As tabelas constantes deste Apêndice estão formatadas, para melhor entendimento, de forma a descrever do lado esquerdo as operações efetuadas pelos veículos, seja iniciando viagem com cargas, seja se reposicionando entre locais ou permanecendo retidos no mesmo local; nesta mesma região das tabelas encontram-se as operações efetuadas sobre as cargas disponíveis para início de viagem.

Cada tabela apresenta ainda, do lado direito, um resumo da utilização dos veículos disponíveis, mostrando o atendimento às restrições relativas a cada tipo de veículo para cada local.

Para maior clareza descrevem-se, a seguir, as siglas utilizadas para descrever os tipos de veículos:

FPS - Veículos da Frota Própria, tipo Simples

FPT - Veículos da Frota Própria, tipo Trucado

FTS - Veículos de Terceiros, tipo Simples



FTT - Veículos de Terceiros, tipo Trucado.

Para o entendimento das demais siglas e abreviaturas utilizadas nas tabelas veja-se o item 4.1.1 (Configuração do problema determinístico).

## Experimento Determinístico 11-Solução por Otimização Global

### Período 0

Período 0		Total	FPS	FPT	FTS	FTT	
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 0	5				
		Viagens Iniciadas	4	0	0	4	0
		Viagens com Penalidade	1				
		AC1 - Requisições ex Período (-) 1	3				
		Viagens Iniciadas	3	2	1	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 0	4				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
	Viagens com Início Postergado	4					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	7	2	1	4	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
		Total Utilizado	7	2	1	4	0
Total Disponível		7	2	1	4	0	
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período (-) 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 0	2				
		Viagens Iniciadas	2	2	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 0	1				
		Viagens Iniciadas	1	0	1	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período (-) 1	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 0	0					
	Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	4	2	2	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		2	2	0			
Total Utilizado		6	4	2	0	0	
Total Disponível		10	4	2	3	1	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 0	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 0	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	Veículos Utilizados	CB1 - Requisições do Período 0	2				
		Viagens Iniciadas	2	0	0	0	2
		Viagens com Penalidade	0				
		Início de Viagem com Carga	3	1	0	0	2
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	4	4	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local	2	0	2				
Total Utilizado	9	5	2	0	2		
Total Disponível	14	5	2	5	2		

## Experimento Determinístico 11-Solução por Otimização Global

### Período 1

		Período 1	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 1	7				
		Viagens Iniciadas	3	0	0	3	0
		Viagens com Penalidade	4				
		AC1 - Requisições ex Período 0	4				
		Viagens Iniciadas	4	2	2	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	7	2	2	3	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	1	0	1		
Total Utilizado		8	2	3	3	0	
Total Disponível	8	2	3	3	0		
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 0	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 1	3				
		Viagens Iniciadas	3	2	1	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 0	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 1	0					
	Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	3	2	1	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		7	6	1			
Total Utilizado		10	8	2	0	0	
Total Disponível		15	8	2	5	0	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 1	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 1	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	CB1 - Requisições do Período 1	1					
	Viagens Iniciadas	1	0	1	0	0	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	3	1	2	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local		1	0	1			
Total Utilizado		4	1	3	0	0	
Total Disponível		7	1	3	3	0	

## Experimento Determinístico 11-Solução por Otimização Global

### Período 2

		Período 2	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 2	13				
		Viagens Iniciadas	12	3	0	7	2
		Viagens com Penalidade	1				
		AC1 - Requisições ex Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 2	2				
		Viagens Iniciadas	2	0	2	0	0
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	14	3	2	7	2
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
		Total Utilizado	14	3	2	7	2
Total Disponível		14	3	2	7	2	
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 2	0					
	Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	0	0	0	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		7	6	1			
Total Utilizado		7	6	1	0	0	
Total Disponível		7	6	1	0	0	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 2	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 2	2				
		Viagens Iniciadas	2	NA	2	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	CB1 - Requisições do Período 2	4					
	Viagens Iniciadas	4	0	2	1	1	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	7	1	4	1	1
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local		2	2	0			
Total Utilizado		9	3	4	1	1	
Total Disponível		12	3	4	4	1	

## Experimento Determinístico 11-Solução por Otimização Global

### Período 3

		Período 3	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 3	7				
		Viagens Iniciadas	7	0	0	7	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições ex Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 3	7				
		Viagens Iniciadas	5	4	0	1	0
		Viagens com Início Postergado	2				
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	12	4	0	8	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	1	1	0		
		Total Utilizado	13	5	0	8	0
Total Disponível		15	5	0	10	0	
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 3	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 3	2					
	Viagens Iniciadas	2	NA	2	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	3	1	2	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	5	5	0		
		Total Utilizado	8	6	2	0	0
		Total Disponível	11	6	2	3	0
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 3	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
		CB1 - Requisições do Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	1	0	1	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	5	5	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Retenção no Local	3	1	2		
		Total Utilizado	9	6	3	0	0
Total Disponível		14	6	3	5	0	

## Experimento Determinístico 11-Solução por Otimização Global

### Período 4

		Período 4	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 4	7				
		Viagens Iniciadas	7	0	1	6	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições ex Período 3	2				
		Viagens Iniciadas	2	2	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 4	1				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
	Viagens com Início Postergado	1					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	9	2	1	6	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
Total Utilizado		9	2	1	6	0	
Total Disponível	9	2	1	6	0		
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 4	1					
	Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	1	0	1	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		9	8	1			
Total Utilizado		10	8	2	0	0	
Total Disponível		11	8	2	1	0	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 4	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	CB1 - Requisições do Período 4	2					
	Viagens Iniciadas	2	0	2	0	0	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	3	0	3	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local		4	3	1			
Total Utilizado		7	3	4	0	0	
Total Disponível		12	3	4	5	0	

## Experimento Determinístico 11-Solução por Otimização Global

### Período 5

		Período 5	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 5	6				
		Viagens Iniciadas	6	0	0	6	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições ex Período 4	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 5	3				
		Viagens Iniciadas	3	1	0	2	0
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	10	2	0	8	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	2	0	2		
		Total Utilizado	12	2	2	8	0
Total Disponível		12	2	2	8	0	
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 5	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 5	1					
	Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	2	1	1	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		7	7	0			
Total Utilizado		9	8	1	0	0	
Total Disponível		10	8	1	1	0	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 5	3				
		Viagens Iniciadas	3	3	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	Veículos Utilizados	CB1 - Requisições do Período 5	5				
		Viagens Iniciadas	5	0	3	0	2
		Viagens com Penalidade	0				
		Início de Viagem com Carga	8	3	3	0	2
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local	0	0	0				
Total Utilizado	8	3	3	0	2		
Total Disponível	12	3	3	4	2		

## Experimento Determinístico 11-Solução por Otimização Global

### Período 6

		Período 6	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 6	9				
		Viagens Iniciadas	9	2	3	4	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições ex Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 6	3				
		Viagens Iniciadas	3	3	0	0	0
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	12	5	3	4	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
		Total Utilizado	12	5	3	4	0
Total Disponível		12	5	3	4	0	
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 6	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 6	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 6	0					
	Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	0	0	0	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		10	7	3			
Total Utilizado		10	7	3	0	0	
Total Disponível		11	7	3	1	0	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 6	2				
		Viagens Iniciadas	2	2	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 6	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	CB1 - Requisições do Período 6	3					
	Viagens Iniciadas	3	2	1	0	0	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	6	4	2	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local		0	0	0			
Total Utilizado		6	4	2	0	0	
Total Disponível		11	4	2	3	2	



## Exp. Determinístico 11 - Solução por Programação Dinâmica Aproximada

## Período 0

Período 0		Total	FPS	FPT	FTS	FTT	
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 0	5				
		Viagens Iniciadas	4	0	0	4	0
		Viagens com Penalidade	1				
		AC1 - Requisições ex Período (-) 1	3				
		Viagens Iniciadas	3	2	1	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 0	4				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
	Viagens com Início Postergado	4					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	7	2	1	4	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
		Total Utilizado	7	2	1	4	0
Total Disponível		7	2	1	4	0	
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período (-) 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 0	2				
		Viagens Iniciadas	2	2	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 0	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período (-) 1	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 0	0					
	Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	4	3	1	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		2	1	1			
Total Utilizado		6	4	2	0	0	
Total Disponível		10	4	2	3	1	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 0	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 0	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	CB1 - Requisições do Período 0	2					
	Viagens Iniciadas	2	0	0	0	2	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	3	1	0	0	2
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	4	4	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local		2	0	2			
Total Utilizado		9	5	2	0	2	
Total Disponível		14	5	2	5	2	

## Exp. Determinístico 11 - Solução por Programação Dinâmica Aproximada

## Período 1

		Período 1	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 1	7				
		Viagens Iniciadas	4	1	0	3	0
		Viagens com Penalidade	3				
		AC1 - Requisições ex Período 0	4				
		Viagens Iniciadas	4	1	3	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	8	2	3	3	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
		Total Utilizado	8	2	3	3	0
Total Disponível	8	2	3	3	0		
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 0	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 1	3				
		Viagens Iniciadas	3	3	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 0	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 1	0					
	Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	3	3	0	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		7	4	3			
Total Utilizado		10	7	3	0	0	
Total Disponível		15	7	3	5	0	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 1	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 1	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	CB1 - Requisições do Período 1	1					
	Viagens Iniciadas	1	0	1	0	0	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	3	1	2	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local		1	0	1			
Total Utilizado		4	1	3	0	0	
Total Disponível		7	1	3	3	0	

## Exp. Determinístico 11 - Solução por Programação Dinâmica Aproximada

## Período 2

		Período 2	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 2	13				
		Viagens Iniciadas	11	2	0	7	2
		Viagens com Penalidade	2				
		AC1 - Requisições ex Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 2	2				
		Viagens Iniciadas	2	1	1	0	0
		Viagens com Início Postergado	0				
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	13	3	1	7	2
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
Total Utilizado		13	3	1	7	2	
Total Disponível		13	3	1	7	2	
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 1	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições do Período 2	0				
	Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	0	0	0	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	7	4	3		
Total Utilizado		7	4	3	0	0	
Total Disponível		7	4	3	0	0	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 2	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 2	2				
		Viagens Iniciadas	2	NA	2	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
		CB1 - Requisições do Período 2	4				
	Viagens Iniciadas	4	2	1	0	1	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	7	3	3	0	1
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	1	1	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
Total Utilizado		8	4	3	0	1	
Total Disponível		12	4	3	4	1	

## Exp. Determinístico 11 - Solução por Programação Dinâmica Aproximada

### Período 3

		Período 3	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 3	7				
		Viagens Iniciadas	7	0	0	7	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições ex Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 3	7				
		Viagens Iniciadas	7	5	0	2	0
		Viagens com Início Postergado	0				
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	14	5	0	9	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
		Total Utilizado	14	5	0	9	0
Total Disponível	15	5	0	10	0		
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 3	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 2	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições do Período 3	2				
	Viagens Iniciadas	2	NA	2	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	3	1	2	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	6	4	2		
Total Utilizado		9	5	4	0	0	
Total Disponível	12	5	4	3	0		
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 3	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
		CB1 - Requisições do Período 3	0				
	Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	1	0	1	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	5	5	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Retenção no Local	1	0	1		
Total Utilizado		7	5	2	0	0	
Total Disponível	12	5	2	5	0		

## Exp. Determinístico 11 - Solução por Programação Dinâmica Aproximada

## Período 4

Período 4		Total	FPS	FPT	FTS	FTT	
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 4	7				
		Viagens Iniciadas	7	0	1	6	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições ex Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 4	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	0	0	0
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	8	1	1	6	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
		Total Utilizado	8	1	1	6	0
Total Disponível	8	1	1	6	0		
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 3	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 4	1					
	Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	1	0	1	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	10	8	2		
Total Utilizado		11	8	3	0	0	
Total Disponível	12	8	3	1	0		
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 4	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	CB1 - Requisições do Período 4	2					
	Viagens Iniciadas	2	0	2	0	0	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	3	0	3	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local		2	1	1			
Total Utilizado		5	1	4	0	0	
Total Disponível	10	1	4	5	0		

## Exp. Determinístico 11 - Solução por Programação Dinâmica Aproximada

## Período 5

		Período 5	Total	FPS	FPT	FTS	FTT
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 5	6				
		Viagens Iniciadas	6	0	0	6	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições ex Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 5	3				
		Viagens Iniciadas	3	3	0	0	0
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	9	3	0	6	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	2	0	2		
		Total Utilizado	11	3	2	6	0
Total Disponível		13	3	2	8	0	
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 5	1				
		Viagens Iniciadas	1	1	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 4	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 5	1					
	Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	2	1	1	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		8	7	1			
Total Utilizado		10	8	2	0	0	
Total Disponível		11	8	2	1	0	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 5	3				
		Viagens Iniciadas	3	2	NA	1	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	CB1 - Requisições do Período 5	5					
	Viagens Iniciadas	5	0	2	1	2	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	8	2	2	2	2
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local		0	0	0			
Total Utilizado		8	2	2	2	2	
Total Disponível		10	2	2	4	2	

## Exp. Determinístico 11 - Solução por Programação Dinâmica Aproximada

## Período 6

Período 6		Total	FPS	FPT	FTS	FTT	
Local de Origem = A	Cargas	AB1 - Requisições do Período 6	9				
		Viagens Iniciadas	9	2	3	4	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições ex Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		AC1 - Requisições do Período 6	3				
		Viagens Iniciadas	3	3	0	0	0
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	12	5	3	4	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
		Retenção no Local	0	0	0		
		Total Utilizado	12	5	3	4	0
Total Disponível		12	5	3	4	0	
Local de Origem = B	Cargas	BA1 - Requisições ex Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		BA1 - Requisições do Período 6	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	NA	0	NA
		Viagens com Início Postergado	0				
		BC1 - Requisições do Período 6	0				
		Viagens Iniciadas	0	0	0	0	0
		Viagens com Penalidade	0				
		BC2 - Requisições ex Período 5	0				
		Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	BC2 - Requisições do Período 6	0					
	Viagens Iniciadas	0	NA	0	NA	0	
	Viagens com Início Postergado	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	0	0	0	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para C	0	0	0		
Retenção no Local		11	7	4			
Total Utilizado		11	7	4	0	0	
Total Disponível		12	7	4	1	0	
Local de Origem = C	Cargas	CA1 - Requisições do Período 6	2				
		Viagens Iniciadas	2	2	NA	0	NA
		Viagens com Penalidade	0				
		CA2 - Requisições do Período 6	1				
		Viagens Iniciadas	1	NA	1	NA	0
		Viagens com Penalidade	0				
	CB1 - Requisições do Período 6	3					
	Viagens Iniciadas	3	2	1	0	0	
	Viagens com Penalidade	0					
	Veículos Utilizados	Início de Viagem com Carga	6	4	2	0	0
		Início de Viagem - Reposicionamento para A	0	0	0		
		Início de Viagem - Reposicionamento para B	0	0	0		
Retenção no Local		1	1	0			
Total Utilizado		7	5	2	0	0	
Total Disponível		12	5	2	3	2	