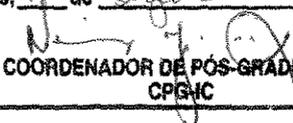


Este exemplar corresponde à redação final da
Tese/Dissertação devidamente corrigida e defendida
por: Maikol Magalhães Rodrigues
e aprovada pela Banca Examinadora.
Campinas, 29 de Agosto de 2001

COORDENADOR DE PÓS-GRADUAÇÃO
CPGIC

**Problema de Planejamento de Viagens no Transporte
Coletivo**

Maikol Magalhães Rodrigues

Dissertação de Mestrado

Problema de Planejamento de Viagens no Transporte Coletivo

Maikol Magalhães Rodrigues¹

Julho de 2001

Banca Examinadora:

- Prof. Dr. Cid Carvalho de Souza (Orientador)
- Prof. Dr. Marcus Vinicius Soledade Poggi de Aragão
Departamento de Informática – PUC/RJ
- Prof. Dr. Arnaldo Vieira Moura
Instituto de Computação – UNICAMP
- Prof. Dr. Alexandre Xavier Falcão (Suplente)
Instituto de Computação – UNICAMP

¹Com apoio da FAPESP (processo 99/03548-8).

UNIDADE	P.C.
N.º CHAMADA:	T/ UNICAMP
	R618p
V. _____	Ex. _____
TOMBO BC/	46823
PROC.	16-392/01
C <input type="checkbox"/>	D <input checked="" type="checkbox"/>
PREÇO	R\$ 41,00
DATA	31/10/01
N.º CFD	

CM00161220-2

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA DO IMECC DA UNICAMP

Rodrigues, Maikol Magalhães

R618p Problema de planejamento de viagens no transporte coletivo /
Maikol Magalhães Rodrigues -- Campinas, [S.P. :s.n.], 2001.

Orientador : Cid Carvalho de Souza

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas,
Instituto de Computação.

1. Transporte coletivo. 2. Otimização combinatória. 3. Heurística.
4. Teoria da computação. I. Souza, Cid Carvalho de. II. Universidade
Estadual de Campinas. Instituto de Computação. III. Título.

Problema de Planejamento de Viagens no Transporte Coletivo

Este exemplar corresponde à redação final da Dissertação devidamente corrigida e defendida por Maikol Magalhães Rodrigues e aprovada pela Banca Examinadora.

Campinas, 30 de Julho de 2001.



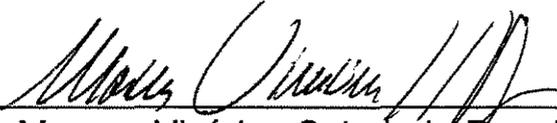
Prof. Dr. Cid Carvalho de Souza
(Orientador)

Dissertação apresentada ao Instituto de Computação, UNICAMP, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE

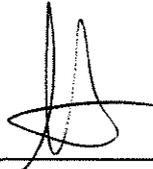
TERMO DE APROVAÇÃO

Tese defendida e aprovada em 25 de julho de 2001, pela Banca Examinadora composta pelos Professores Doutores:

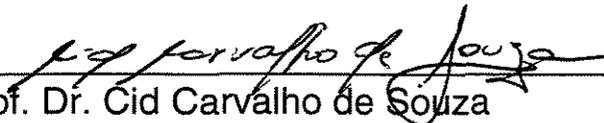


Prof. Dr. Marcus Vinícius Soledade Poggi de Aragão

DI- PUC/RJ



Prof. Dr. Arnaldô Vieira Moura
IC - UNICAMP



Prof. Dr. Cid Carvalho de Souza
IC - UNICAMP

© Maicol Magalhães Rodrigues, 2001.
Todos os direitos reservados.

Resumo

Este trabalho de mestrado procurou estudar e resolver o problema de planejamento de viagens de linhas de ônibus da região metropolitana de São Paulo. Para tanto foi proposta uma ferramenta computacional capaz de gerar automaticamente as programações de viagens para uma linha de ônibus urbano. A programação de viagens tem um grande impacto não só na qualidade do serviço prestado aos passageiros da linha mas também no custo operacional das empresas de transporte. Portanto, o problema aqui estudado é de grande relevância prática e social. Os dados de entrada incluem uma curva com a demanda horária de passageiros da linha e um conjunto de restrições operacionais relativas à frota e aos funcionários. Na saída, deve-se produzir uma tabela com os horários das viagens além da escala de serviço completa dos carros e dos funcionários que irão operar na linha.

Os algoritmos propostos por essa dissertação concentram-se no desenvolvimento de heurísticas baseadas em modelos de Programação Linear Inteira para resolver o problema de programação de viagens. Estes algoritmos foram implementados como parte de uma ferramenta computacional e os resultados são comparados com as soluções adotadas atualmente pelas empresas de transportes urbano. A análise dos resultados computacionais mostra que é possível obter reduções substanciais nos custos da operação sem que com isso haja uma redução na qualidade de serviço.

Abstract

This dissertation aimed at studying and solving a real world trip planning problem. The problem considered arises from the daily operation of an urban transit bus company that serves the metropolitan area of the city of São Paulo, in Brazil. In this work we present a software that automatically generates a planning for the trips of a urban bus line. The trip planning has an enormous impact not only on the quality of the service offered to the passengers but also on the operational cost of the transportation companies. Therefore, the problem tackled here is of great importance for practical and social reasons. The input data includes the hourly demand of passengers and a set of operational constraints related to the vehicles and the employees. In the output, the trip time table as well as the vehicle and the crew schedules are produced.

All the proposed algorithms in this work focus on the design of heuristics based on Integer Linear Programming models for the problem. The algorithms are implemented as part of a software whose results are compared with the solutions adopted in the bus companies nowadays. The analysis of our experiments indicates that it was possible to achieve a substantial cost reduction without loss in the quality of service.

Agradecimentos

Agradeço...

À Deus, a quem recorri em tantas ocasiões e por inúmeras razões, agradeço pelas inspirações, pela força, pela disposição, pela perseverança, pela saúde e, principalmente, por ter me iluminado quando me achava perdido entre dúvidas e incertezas. Obrigado pelos desafios e pela coragem de enfrentá-los.

Aos meus pais (Aurélio e Regina), pelo amor, dedicação, carinho e, sobretudo, pelo apoio e incentivo que sempre me ofereceram, respeitando minhas decisões de vida mesmo quando resultaram em caminhos por demais tortuosos para todos nós.

Às minhas irmãs, Melissa e Priscilla, pela ajuda, pelo pensamento positivo e pelos estímulos constantes.

À minha namorada, Jucymara Pinho Borges, por toda a compreensão, paciência e amor nestes quase três anos furtados de nosso convívio e, especialmente, por ter feito meus olhos brilharem.

Ao meu orientador, Cid Carvalho de Souza, pelo apoio, atenção e pela confiança que depositou em mim. Seu tempo, sua atenção e suas preocupações para com o meu trabalho foram, para mim, sem preço. Não poderia deixar de agradecê-lo por seus esforços na direção do desenvolvimento profissional de seus alunos.

Às família Magalhães Rodrigues e Pinho Borges pela ajuda e apoio incondicional.

Aos meus amigos e companheiros de moradia, Sandro, Edmar e Arthur, por terem propiciado a criação de um ambiente amigável durante os vários meses de convivência.

Aos professores da Universidade Estadual do Ceará que sempre acreditaram em minha capacidade e empenho. Em especial aos Professores Plácido Rogério Pinheiro e Elder Magalhães Macambira pela orientação e amizade dispensada e sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

Aos amigos da Universidade Estadual do Ceará que tive o prazer de conhecer, pelo convívio, pelos conselhos e pela troca de experiências. Em especial, ao companheiro de iniciação científica Tibérius de Oliveira e Bonates.

Aos amigos Paulo Elton, Erivaldo, Júnior e Marcelo, pela ajuda, pelo apoio, pelos momentos de descontração durante as férias e, principalmente, pela amizade dispensada.

Aos professores e aos funcionários do Instituto de Computação que direta ou indiretamente contribuíram ainda mais para minha formação profissional.

Aos amigos e colegas do IC que de diversas formas me apoiaram e proporcionaram momentos alegres. Em especial, aos Maringuetes, André, Daniel, Alessandro, Marcos André, Delano, Guilherme Pimentel, Guilherme Albuquerque, Danival, José Augusto, Rogério, Sérgio Yunes, Jó, Tallys Hoover Yunes, Claudio, Márcio, Cesar, Alvaro, Hana, Rodrigo Alexandre, Jean Carlos, Juliana, Candida, Felipe e Glauber, pelo convívio, pelos conselhos e pela troca de experiências. Agradeço muito à Deus por tê-los conhecido.

Ao Prof. Fernando A. Vanini por ter gentilmente cedido o *software* APROVE (Analisador de Programação de Viagens e Escala), o qual foi bastante utilizado durante o desenvolvimento deste trabalho.

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo apoio financeiro que viabilizou o desenvolvimento deste trabalho.

Para ser grande, sê inteiro: nada
Teu exagera ou exclui.

Sê todo em cada coisa. Põe quanto és
No mínimo que fazes.

Assim em cada lago a lua toda
Brilha, porque alta vive.

Fernando Pessoa
Odes de Ricardo Reis, 1933

Conteúdo

Resumo	xi
Abstract	xiii
Agradecimentos	xv
Lista de Tabelas	xxiii
Lista de Figuras	xxv
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivos do Trabalho	3
1.3 Organização do Texto	4
2 Descrição do Problema	5
2.1 Trabalhos Relacionados	5
2.1.1 Introdução	6
2.1.2 Abordagem Seqüencial Tradicional (AST)	7
2.1.3 Abordagem Integrada (AI)	11
2.1.4 Comparativo entre a AI e AST	12
2.2 Descrição do PPV	15
2.2.1 Dados de Entrada	16
2.2.2 Restrições do Problema	16
2.3 Resolução do PPV nas empresas	17
2.4 Características do PPV	19
3 Um Modelo Inicial para Solucionar o PPV	23
3.1 Modelo Inicial (MI)	23
3.2 Gerador de Perfis para Modelo MI (GPMI)	24

3.2.1	Descrição do GPMI	24
3.3	Descrição do Modelo MI	25
3.4	Análise e resultados computacionais do modelo MI	29
3.4.1	Número de restrições e variáveis estimados do MI	29
3.4.2	Resultados computacionais do Modelo Inicial (MI)	31
4	Um Algoritmo Hierárquico Iterativo para Solucionar o PPV	35
4.1	Um Algoritmo Hierárquico Iterativo para o PPV	35
4.2	O Gerador de Horários de Aderência (GHA)	38
4.2.1	Variantes dos PHA	39
4.2.2	Modelo PLI para o PHA com Horários Livres	39
4.3	O Gerador de Perfis (GP)	43
4.3.1	Características dos Perfis	43
4.3.2	Parâmetros de um Gerador de Perfis	44
4.3.3	Variações do Gerador de Perfis	44
4.4	O Módulo RPL	48
4.4.1	Modelo de Empacotamento (ME)	49
4.4.2	Modelo de Cobertura (MC)	53
4.4.3	Análise dos Modelos ME e MC	54
4.5	O módulo HEUR	56
4.6	Resultados Preliminares	60
4.6.1	Resumo do AHI	61
4.6.2	Análise de desempenho do módulo HEUR	61
5	Análise dos Resultados Computacionais	65
5.1	Instâncias e dados de entrada	65
5.1.1	Principais características das instâncias OS03 e OS07	66
5.2	Comparativo entre a alocação de carros e motoristas das SIMEM e das SAHI	69
5.2.1	Descrição dos gráficos	70
5.2.2	Alocação de duplas	70
5.2.3	Alocação de carros	70
5.2.4	Tempo de jornada das duplas	73
5.3	Comparativo do uso dos carros	73
5.3.1	Empilhamento	73
5.3.2	Número de carros na garagem ou em viagem	76
5.4	Atendimento à demanda	77
5.5	Análise dos tempos de processamento do AHI	80
5.5.1	Tempo total de processamento	84
5.5.2	Comparativo de tempo entre as fases do AHI	84

5.6	Comparativos entre a distribuição de horários	85
5.7	Análise comparativa entre as soluções automática e manual	87
6	Conclusões e Considerações Finais	95
6.1	Trabalhos Futuros	96
	Bibliografia	98
A	Glossário	105

Lista de Tabelas

3.1	Número de restrições do modelo MI-I.	29
3.2	Testes com o algoritmo do MI-I.	32
3.3	Tabela de Horários (PC1) - Solução do RPPV do modelo MI-I	33
4.1	Cálculo do valor de β . Sendo que NV_{ih} representa o número de viagens da faixa horária h no PC i	41
4.2	Tempo de computação do PHA para variante com horários livres.	43
4.3	Tipos de Geradores.	46
4.4	Tipo de formulação para PHA.	46
4.5	Tabela comparativa das soluções dos geradores.	48
4.6	Comparativo entre as três FO implementadas para o modelo ME.	53
4.7	Comparativos entre as formulações de cobertura e empacotamento.	55
4.8	Tabela de Horários (PC1) - Solução usando AHI	62
4.9	Tabela de Horários (PC1) - Solução Usando AI	63
5.1	Características das instâncias do PPV.	66
5.2	Dados de Entrada da Instância OS03	67
5.3	Dados de Entrada da Instância OS07.	68
5.4	Características do atendimento à demanda para as soluções geradas pelo AHI.	80
5.5	Tabela de Horários (PC1) - SAHI	87
5.6	Tabela de Horários (PC1) - SIMEM	88
5.7	Tabela de Horários (PC2) - SAHI	88
5.8	Tabela de Horários (PC2) - SIMEM	91
5.9	Características das soluções geradas pelo AHI.	92
5.10	Características das soluções geradas pelas empresas.	92

Lista de Figuras

2.1	Problemas de escalonamento no transporte coletivo.	6
2.2	(A) Rede de escalonamento (1). (B) Rede de escalonamento (2)	14
2.3	Tipos de perfis de jornada.	19
2.4	Curva de demanda típica ao longo do dia.	20
3.1	Esquema inicial para solucionar o PPV.	23
3.2	Pseudo-código de parte do GPMI. A título de exemplo, uma chamada inicial para esta rotina pode ser dada por: <code>Formar_Perfil(06:00, 06:00, 0, P, 1)</code>	25
4.1	Algoritmo Hierárquico Iterativo para o PPV.	36
4.2	Grafo G representante das viagens viáveis entre PC1-PC2.	40
4.3	(A) Comparativo entre o número de perfis gerados por GP. (B) Comparativo entre o tempo de resolução do PPV dependendo do GP usado.	47
4.4	(a), (b), e (c) representam os gráficos provenientes das funções objetivo MAXHRA, MAXAMINNA e PARÁBOLA, respectivamente. O eixo y simboliza o valor da penalização ou da premiação de cada viagem pertencente a uma dado perfil. Sendo assim, os coeficientes das funções objetivo MAXHRA, MAXAMINNA e PARÁBOLA podem ser calculados da seguinte forma: $P_j - N_j $, onde P_j e $ N_j $ representam respectivamente a soma das premiações e das penalizações das viagens pertencentes ao perfil j	52
4.5	Pseudo-código da heurística de distribuição de horários (HEUR). Nesse algoritmo considera-se apenas dois PCs.	57
4.6	Representa o comportamento da função <i>Atualiza_Parametros_Deslocamento</i> . (a) Quando adiamos a viagem v em x minutos. (b) Quando antecipamos a viagem v em x minutos.	59
5.1	(A) Solução manual da instância OS03. (B) Solução automática da instância OS03.	71
5.2	(A) Solução manual da instância OS07. (B) Solução automática (AHI) da instância OS07.	72

5.3	Número de horas trabalhadas por dupla. (A) Solução manual da instância OS03. (B) Solução automática da instância OS03.	74
5.4	Número de horas trabalhadas por dupla. (A) Solução manual da instância OS07. (B) Solução automática da instância OS07.	75
5.5	Número de carros parados no ponto / tempo. (A) Solução manual da instância OS03. (B) Solução automática da instância OS03.	76
5.6	Número de carros parados no ponto / tempo. (A) Solução manual da instância OS07. (B) Solução automática da instância OS07.	77
5.7	Carros na garagem. (A) Solução manual das instâncias OS07 e OS03, respectivamente. (B) Solução automática (AHI) das instâncias OS07 e OS03, respectivamente.	78
5.8	Carros em viagens. (A) Solução manual das instâncias OS07 e OS03, respectivamente. (B) Solução automática das instâncias OS07 e OS03, respectivamente.	79
5.9	Solução automática da instância OS07.	81
5.10	Atendimento à demanda / FH. (A) Solução manual da instância OS03. (B) Solução automática (AHI) da instância OS03.	82
5.11	Atendimento à demanda / FH. (A) Solução manual da instância OS07. (B) Solução automática (AHI) da instância OS07.	83
5.12	Gráfico do Tempo de Processamento / Instâncias do PPV.	84
5.13	Gráfico do Tempo / Fases do AHI.	86
5.14	Gráfico do número de viagens / FH do PC1.	89
5.15	Gráfico do número de viagens /FH do PC2.	90

Capítulo 1

Introdução

Há muitos anos o transporte urbano de passageiros no Brasil tem apresentado vários problemas. É sabido que a maior parte do transporte coletivo no país é realizado por ônibus e dentre os problemas mais comuns encontram-se as reclamações por parte dos passageiros quanto à frequência dos carros que operam as linhas.

Por outro lado, principalmente com a maior estabilidade da economia, as empresas estão se confrontando cada vez mais com a necessidade de redução dos custos operacionais. No caso de empresas de transporte coletivo urbano, cerca de 50% destes custos advém da mão-de-obra.

Ocorre que os problemas operacionais a serem resolvidos de modo a permitir um uso racional dos recursos, i.e., carros, motoristas e cobradores, exige um planejamento cuidadoso da operação diária das linhas de ônibus. Como resultado deste planejamento deve-se produzir um escalonamento de carros e de pessoal que represente de forma precisa como e quando serão realizadas as viagens em uma dada linha de ônibus.

A dificuldade em realizar este planejamento pode ser percebida quando considerada a quantidade enorme de restrições que precisam ser tratadas e os diferentes objetivos a serem atingidos. As restrições são de vários tipos e incluem desde regras e limites no uso da frota até o atendimento a leis trabalhistas e acordos sindicais, passando pelas restrições de atendimento da demanda dentro de certos padrões de qualidade de serviço. Os objetivos também não são tão fáceis de serem estabelecidos quanto possa parecer inicialmente. Seria natural, por exemplo, minimizar o número de horas extras dos funcionários. Não menos natural, seria a minimização no número de veículos para operar a linha. Contudo, muitos destes objetivos acabam por se tornar conflitantes e é necessário então estabelecer prioridades.

Neste contexto, identifica-se duas situações típicas. Na primeira, o Órgão Gestor (OG) do transporte municipal apresenta para a empresa uma ordem de serviço contendo a tabela de horários das viagens a serem realizadas em uma linha operada por ela. Cabe a empresa então, definir quais os carros irão realizar cada uma das viagens e que motoristas estarão

conduzindo estes carros em cada uma destas viagens. Deverão ser incluídas também as viagens entre a garagem e os pontos de controle que não fazem parte da ordem de serviço enviada pelo OG. Note-se que, neste caso, a empresa não tem flexibilidade para alterar os horários de partida a menos, é claro, que isto seja negociado com o OG. Este cenário é encontrado, por exemplo, na cidade de Belo Horizonte. Um trabalho que aborda esse problema em específico pode ser visto em [50].

Uma outra situação encontrada é aquela em que o OG permite à empresa elaborar inclusive a tabela de horários de partida das viagens da linha. Ou seja, a própria empresa acaba por elaborar a sua ordem de serviço a partir da distribuição de demanda de passageiros ao longo do dia, cabendo ao OG decidir se aquela ordem atende à demanda com a qualidade de serviço esperada. Esta maior flexibilidade concedida às empresas tem a vantagem de permitir que estas possam operar a linha de modo mais econômico. Contudo, a complexidade de elaboração do planejamento diário da operação da linha cresce substancialmente. Esta situação é observada, por exemplo, na cidade de São Paulo.

Note que nesta segunda situação, pode-se imaginar um outro cenário onde o planejamento da operação fosse feito pelo próprio OG, o qual entregaria às empresas uma descrição da forma de operação da linha.

Este planejamento das atividades diárias necessárias para a operação de uma linha de ônibus é denominado comumente nas empresas de *Problema de Programação de Viagens*, doravante denotado por PPV.

Este trabalho está focado no equacionamento e na resolução do PPV. Em geral, os modelos matemáticos resultantes de problemas de escalonamento são de grande porte. No caso aqui tratado, a matriz de coeficientes do programa linear associado a algumas instâncias do PPV chega a conter centena de milhares de colunas. Todos os algoritmos propostos para a solução do problema foram implementados e testados sobre dados reais obtidos junto a empresas da região metropolitana de São Paulo. A análise dos resultados computacionais mostra que foi possível obter soluções de excelente qualidade em um tempo de computação adequado para as necessidades das empresas.

O restante desse capítulo é dedicado à exposição dos objetivos e das motivações intrínsecas a este trabalho.

1.1 Motivação

Algumas características particulares do PPV serviram de motivação para este trabalho. Em primeiro lugar, existe um desafio do ponto de vista teórico que é encontrar boas formulações em Programação Linear Inteira (PLI) para o problema. Para validar essas formulações, e obter soluções para o PPV, implementou-se algoritmos baseados em modelos matemáticos.

Em segundo lugar, um outro atrativo para esse estudo é o fato de que o problema

tratado nessa dissertação ocorre na operação diária de empresas de transporte coletivo em todos os centros urbanos do país. Ou seja, é um problema de grande relevância prática. Os dados utilizados referem-se a empresas situadas na região metropolitana de São Paulo e, portanto, algumas características operacionais aqui consideradas são inerentes à operação das linhas de ônibus desta localidade. Contudo acredita-se que os resultados aqui obtidos possam ser adaptados para empresas de outras localidades sem grandes dificuldades.

Outros problemas de otimização relacionados à operação de serviço de transporte urbano, como por exemplo problemas de escalonamento de pessoal são comumente encontrados na literatura (cf., [4, 20]) e, usualmente, são bem resolvidos por técnicas de otimização baseadas em modelos de PLI. Motivados por estes resultados, decidiu-se investigar neste projeto a adequação destas técnicas ao PPV.

1.2 **Objetivos do Trabalho**

Antes de se expor os objetivos dessa dissertação, evidencia-se as diferenças entre soluções *operacionais* e soluções *viáveis*, as quais serão de grande valia para análises de soluções mais adiante. Denota-se por soluções *viáveis* aquelas que atendem às restrições de um modelo matemático, no nosso caso uma formulação PLI para PPV. Já as soluções *operacionais* são aquelas passíveis de serem implementadas na prática. Idealmente toda solução *viável* deveria ser *operacional*. Contudo, para que um modelo possa ser resolvido num tempo computacional aceitável, várias simplificações são introduzidas. Estas simplificações podem acabar por aceitar como soluções *viáveis* do modelo soluções que não sejam *operacionais*. Ao longo desse trabalho tenta-se obter modelos que apresentem um tempo de resolução aceitável e um pequeno distanciamento entre os conjuntos de soluções *viáveis* e *operacionais*.

A seguir, destaca-se os principais objetivos desse trabalho:

- Estudar formulações para o Problema de Planejamento de Viagens usando Programação Linear Inteira, como por exemplo, aquelas descritas nos capítulos 3 e 4.
- Produzir uma ferramenta computacional que permita resolver o PPV de uma forma eficiente. A ferramenta deverá ter como característica principal um alto índice de automação deste processo. Idealmente a ferramenta deverá ser capaz de encontrar soluções que dispensem totalmente a intervenção de seres humanos. Contudo, sabe-se que esta situação dificilmente ocorre na prática pois ao final, sempre há necessidade de análise e eventual manipulação da solução por um especialista. Esse fato está intimamente relacionado com as diferenças entre soluções *viáveis* e *operacionais*.
- Comparar as soluções obtidas pela ferramenta proposta com os planejamentos de viagens implementados atualmente pelas empresas de transportes urbano.

É importante destacar que a intenção de se concentrar em elaborar algoritmos eficientes (heurísticos) para solucionar o PPV, e não em algoritmos exatos, está no fato do problema em questão ser muito complexo, sendo isso um caso comum em problemas de montagem de horários e escalonamento [26, 45]. Além disso, nesse problema em particular, algumas tentativas de heurísticas simples mostraram-se totalmente incapazes de gerar soluções que fossem operacionais.

1.3 Organização do Texto

Este texto está dividido da seguinte forma. No capítulo 2, a seguir, comenta-se sobre os problemas conhecidos na literatura que estão intimamente relacionados com o Problema de Planejamento de Viagens ou fazem parte do mesmo. Ainda nesse capítulo descreve-se detalhadamente o PPV e a forma como ele é resolvido nas empresas. No capítulo 3 apresenta-se uma formulação inicial em PLI para o problema tratado nesta dissertação e os resultados obtidos com a mesma. Em seguida, no capítulo 4 é proposto um algoritmo hierárquico iterativo (AHI) para solucionar o problema supra-citado. Uma análise dos resultados gerados pelo AHI, juntamente com um comparativo entre as soluções automáticas, obtidas com o AHI, e manuais, implementadas pelas empresas de transporte, são evidenciados no capítulo 5. No capítulo 6, exhibe-se as conclusões e as considerações finais decorrentes desse trabalho e, por fim, no Apêndice A, apresenta-se o significado das principais siglas utilizadas nesta dissertação.

Cabe observar que ao longo do texto aparecem vários termos em língua inglesa. A decisão de manter esta nomenclatura foi motivada pela ampla aceitação destes termos na literatura especializada.

Capítulo 2

Descrição do Problema

Neste capítulo faz-se uma descrição dos problemas abordados pela literatura que fazem parte, ou estão intimamente relacionados com o PPV. Dentre estes problemas, são evidenciados o problema de escalonamento de veículos e o problema de escalonamento de tripulação. Logo em seguida, descreve-se detalhadamente o PPV, abordando seus dados de entrada/saída (seção 2.2.1) e suas restrições (seção 2.2.2). Já na seção 2.3, exhibe-se o método de resolução do PPV nas empresas; enquanto que na seção 2.4 comenta-se sobre algumas características do PPV.

2.1 Trabalhos Relacionados

O PPV está relacionado a vários outros problemas de planejamento operacional de transportes. Dentre estes, pode-se citar: o problema de montagem de horários (PMH), os problemas de escalonamento de veículos (PEV) e de tripulação (PET) e o problema de *rostering* de tripulação¹ (PRT).

Durante esta seção são apresentadas duas abordagens para solucionar problemas típicos do planejamento operacional de transportes. Ambas abordagens acabam por exigir a resolução do PEV e do PET, enquanto que os outros dois problemas (PMH e PRT) são independentes da abordagem utilizada. Cabe evidenciar que a integração dos problemas PEV e PET é bastante semelhante ao PPV, sendo este o principal motivo do destaque dado a essas abordagens.

Deste modo, divide-se esta seção da seguinte forma. Na subseção 2.1.2 define-se a abordagem tradicional para o problema, na qual o PEV e PET são resolvidos em seqüência, sendo que a saída de um deles serve como entrada para o problema seguinte. Na subseção 2.1.3, comenta-se sobre a abordagem integrada, onde propõem-se a resolução destes

¹Estes quatro problemas são conhecidos na literatura por *timetabling*, *vehicle scheduling*, *crew scheduling* e *crew rostering* respectivamente.

problemas concomitantemente. Por fim, faz-se um comparativo entre essas duas abordagens na subseção 2.1.4. Abaixo inicia-se com uma pequena introdução sobre problemas de escalonamento no transporte coletivo.

2.1.1 Introdução

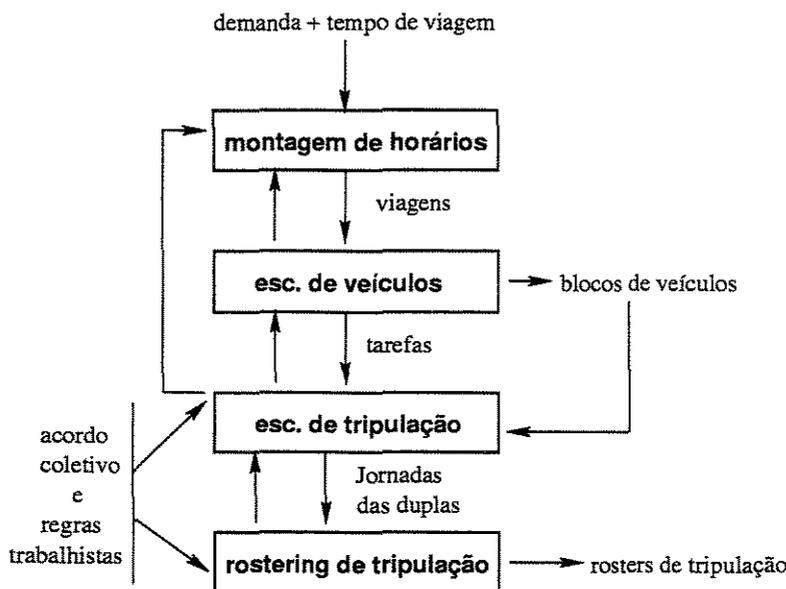


Figura 2.1: Problemas de escalonamento no transporte coletivo.

Na figura 2.1 mostra-se o relacionamento entre quatro problemas de planejamento operacional típicos das organizações de transporte público. Uma vez definida a rota de uma linha e feito o levantamento da demanda, dos tempos de viagem e definido um padrão da qualidade de serviço, parte-se para a resolução do problema de montagem de horários cuja solução irá determinar quais viagens são necessárias. Estas viagens são especificadas pelos tempos de início e término e pelos locais de partida e chegada, denominados pontos de controle ou simplesmente PCs (vide seção 2.2).

Resolvido o problema de montagem de horários, os dois próximos passos do planejamento são o *escalonamento de veículos* e o *escalonamento de tripulação*, os quais consistem em alocar veículos às viagens e duplas motorista/cobrador² aos veículos, respectivamente. Tipicamente, o *escalonamento da tripulação* é um planejamento de curto prazo (e.g. um ou vários dias), enquanto que o *rostering* da tripulação é um planejamento de longo prazo (e.g. um ou vários meses) (c.f., [49, 47, 2, 5]).

²No contexto do PPV, a tripulação (em inglês *crew*) é representada por uma dupla.

Em muitas situações práticas esses processos comunicam-se como evidenciado na figura 2.1. Alguns trabalhos consideram o escalonamento de veículos com uma *janela de tempo*, ou seja, o PEV tem uma certa flexibilidade para definir os horários de partidas das viagens dos veículos, sendo esta liberdade definida pela *janela de tempo* (c.f., [11, 18]). Como pode-se notar mais adiante, esta é uma característica do PPV. A seguir comenta-se sobre a abordagem seqüencial tradicional.

2.1.2 Abordagem Seqüencial Tradicional (AST)

A primeira abordagem a ser considerada para solucionar os problemas de escalonamento de veículos e pessoal foi do tipo seqüencial (AST). Nesta os veículos são escalonados antes e independentemente das duplas (c.f., [18, 17]). Depois, em um segundo momento, o escalonamento de veículos e duplas são ajustados entre si para obter-se uma solução viável e mais eficiente operacionalmente. A seguir, comenta-se sobre o PEV, e logo em seguida, discute-se sobre o PET, respectivamente o primeiro e o segundo problemas tratados na AST.

Problema de Escalonamento de Veículos (PEV)

O problema de escalonamento de veículos é definido³ como se segue. Dados uma garagem⁴, um conjunto de viagens com tempo de início e final fixo, e o tempo de viagem entre os PCs, entre a garagem e os PCs e vice-versa, deseja-se encontrar um escalonamento de custo mínimo, tal que (1) cada viagem é alocada para um veículo, e (2) cada veículo executa uma seqüência viável de viagens. Um escalonamento para veículos é composto de **blocos de veículo**, onde cada bloco consiste de uma saída da garagem, de uma seqüência viável de viagens e de um retorno para a garagem. A função objetivo é o custo operacional, usualmente medido pelo número de veículos utilizados e a distância total percorrida pelos carros.

Vale ressaltar que existem muitas variações do PEV. Na versão do PPV tratada neste texto leva-se em conta que todos os veículos são idênticos. Porém existem variantes do PEV, onde pode-se ter diferentes modelos de veículos. Mais detalhes sobre o problema de escalonamento de veículos podem ser encontrados em [8, 33]. Referências aos problemas de escalonamento de veículos relacionados especificamente a ônibus urbanos são encontradas em [25, 32, 31, 26]. A seguir apresenta-se um breve histórico sobre esta variante do PEV.

Por volta da década de 70, heurísticas para escalonamento de trens [42] foram adaptadas para formar o primeiro algoritmo de escalonamento de ônibus (VAMPIRES). Em meados da década de 70, um sistema mais amigável chamado TASC foi desenvolvido (c.f., [38]) e, logo

³Nesta definição usa-se a variante do PEV com uma única garagem.

⁴Local onde os ônibus iniciam e terminam seu itinerário.

em seguida, no ano de 1980, a capacidade de otimização do VAMPIRES e a versatilidade do TASC foram embutidas dentro do sistema BUSPLAN (um componente chave do pacote BUSMAN [7, 44]). Recentemente foi proposto o sistema BOOST [26] que utiliza o algoritmo VAMPIRES inserido no paradigma orientado a objetos.

Problema de Escalonamento de Tripulação (PET)

Antes da definição do PET é válido definir a relação entre blocos, jornadas e tarefas. Desta forma, um bloco pode ser definido como um conjunto de jornadas, que por sua vez, compõem-se por um uma seqüência de tarefas, as quais representam a unidade mínima de trabalho.

O *problema de escalonamento de tripulação* é definido da seguinte forma. Dado um conjunto de tarefas, encontre um conjunto de jornadas de custo mínimo, tal que: (1) cada tarefa é alocada para uma jornada, (2) cada jornada é uma seqüência de tarefas que podem ser executadas por uma dupla, e (3) uma tarefa representa a porção mínima de trabalho que pode ser alocada para uma dupla. Até aqui pode-se definir a variante do PET denominada na literatura de problema de escalonamento de pessoal independente de veículo. A principal característica desta variante é a liberdade em alocar duplas sem se preocupar com os veículos, c.f., [17, 18].

Note-se que enquanto o PEV aloca viagens a veículos, o PET envolve a alocação de tarefas a duplas, ou melhor, a jornadas. Assim há uma grande similaridade entre os dois problemas, porém o PET é usualmente mais complexo, devido a várias restrições, tais como regras de trabalho para as duplas.

Considerando a dependência do PEV com o PET, tem-se que a solução do primeiro problema define os blocos de cada veículo, que por sua vez, deverão ser cobertos por um conjunto de jornadas de custo mínimo. Os blocos são subdivididos entre os *relief time*⁵, que são caracterizados por sua localização e tempos de início e término. Já uma tarefa de uma jornada é definida por dois *relief time* consecutivos. Cada jornada deve satisfazer várias restrições complexas, correspondentes às regras de trabalho das duplas. A função de custo do PET é usualmente uma combinação de custos fixos (salários), e custos variáveis (pagamento de horas extras), c.f., [20, 29, 48, 4, 43, 36].

Vale ressaltar que heurísticas simples tem sido aplicadas com considerável sucesso para os diversos problemas de escalonamento no transporte coletivo. Como exceção, tem-se os problemas de escalonamento de tripulação, onde a topologia de espaço de pesquisa tem levado a ótimos locais pobres [45]. Abaixo faz-se um breve histórico dos métodos de resolução do PET.

Até a década de 70 foram usados métodos heurísticos para solucionar o PET. Em meados

⁵Nestes pontos pode ocorrer mudanças de motoristas.

dos anos 80 foi reconhecido que heurísticas sozinhas não são boas em geral para este tipo de problema, embora tenha-se implementados dois sistemas de uso comercial, com relativo sucesso, baseados apenas em heurísticas (TRACS [28] e o RUCUS [41]). A partir da década de 80 os pacotes de resolução do PET passaram a ser baseados em programação matemática ([43]). Exemplos destes sistemas são: HASTUS, IMPACS, HOT e TRACS II (veja [3, 43, 16]). De um modo geral as restrições do PET podem ser classificadas em dois tipos comentados logo a seguir.

Uma vez que uma jornada é definida como uma seqüência de tarefas e paradas, pode-se considerar restrições que definam a viabilidade de uma jornada como **restrições de recursos ou locais**. Exemplos de tais restrições seriam:

1. *Restrições de tempo*: limitação no tempo de uma jornada (tempo de trabalho limitado, tempo pago limitado, tempo de trabalho sem descanso limitado, etc).
2. *Restrições de localização*: limitação no local visitado durante uma jornada. Por exemplo, uma jornada deve iniciar e terminar em um mesmo local.
3. *Restrições de veículos*: define ligações entre veículos e duplas. Por exemplo, um número limitado de troca de veículos durante a jornada de uma dupla (*changeovers*).
4. *Restrições Crew dead-heading*: limitação no transporte de duplas quando as mesmas não estão trabalhando no veículo.

Além das restrições de recursos, existem também as **restrições globais**. Exemplos destas restrições são evidenciados a seguir:

1. *Restrições de tempo*, e.g. tempo de trabalho médio limitado.
2. *Restrições de jornada*, e.g. número limitado de jornadas com horas extras.

É importante ressaltar que os problemas de escalonamento de veículos e tripulação são NP-difíceis (c.f., [13, 14]). Mais adiante será visto que o PET faz parte do PPV, juntamente com o PEV e o PMH.

Um exemplo prático de aplicação da AST no Brasil

A AST é muito utilizada na literatura para solucionar problemas reais de escalonamento. Exemplos práticos desta abordagem podem ser encontrados em [46, 12]. Nestas publicações foram aplicados *softwares* de escalonamento da universidade de *Leeds* em linhas de ônibus de três cidades brasileiras. As cidades utilizadas foram: Fortaleza, São Paulo e Sorocaba. Na primeira cidade o trabalho foi completado em 1994 e, portanto, foram usados versões

antigas dos *softwares*. Os outros dois projetos usaram versões recentes, porém os testes em São Paulo foram muito incipientes, enquanto que o maior projeto foi realizado em Sorocaba.

O processo de construção do escalonamento de ônibus e motoristas nas três cidades Brasileiras seguiu os seguintes passos:

1. Criar um conjunto de viagens (de ônibus) de acordo com a demanda de passageiros e o tempo de jornada indicado (esta fase foi feita manualmente);
2. Aplicar o *software de escalonamento de veículos* para cobrir eficientemente as viagens criadas acima. No escalonamento do veículo adotou-se a estratégia de deixá-lo provisoriamente ocioso nos terminais, em vez de mandá-lo para a garagem, exceto no final do dia. Esta opção de deixar o veículo parado no ponto é adotada para facilitar a alocação de descanso para as duplas (motorista, trocador) durante o escalonamento da tripulação;
3. Aplicar o *software de escalonamento da tripulação* para criar jornadas, levando em conta o escalonamento de veículos acima, e provendo descanso de duração apropriada;
4. Revisar o escalonamento de veículos para que ele elimine ao máximo os *changeovers*, pois esta prática não é bem vista no Brasil.

Os *softwares* usados para solucionar as instâncias das três cidades brasileiras foram:

- **Escalonamento de veículos:** ALOCA, BUSPLAN e BOOST, sendo os dois primeiros usados em Fortaleza e o último usado em São Paulo e Sorocaba. Para maiores detalhes sobre os pacotes de escalonamento utilizados veja [26, 7, 44].
- **Escalonamento de tripulação:** CREWPLAN, IMPACS e TRACS II, sendo os dois primeiros usados em Fortaleza e o último usado em São Paulo e Sorocaba. Para maiores detalhes sobre os pacotes de escalonamento utilizados veja [43, 16].

O exercício de resolução das instâncias provenientes das cidades brasileiras trouxe alguns resultados importantes. Em uma das cidades tratadas o percentual de economia do número de veículos foi de 3,6%; nos outros dois casos, devido a simplicidade das instâncias tratadas, não houve ganho em se tratando de veículos. No caso da economia do número de duplas houve um ganho em duas cidades, sendo que uma conseguiu diminuir o total de duplas em 3.1% e a outra em 6%.

Nesta experiência com cidades brasileiras foi constatado que a utilização de pacotes fechados (prontos) não é suficiente. De acordo com [12] e [46], pelas peculiaridades da legislação brasileira, é necessário ainda uma manipulação da solução gerada automaticamente para torná-la operacional. Em [46] os autores afirmam que um comparativo com

soluções atualmente em vigor nas empresas brasileiras é bastante complicada, já que estas não obedecem totalmente às regras impostas pelos órgãos de transporte.

É importante destacar que não foi possível fazer um comparativo dos resultados obtidos em [46, 12] com os alcançados nessa dissertação pois, além dos dados das instâncias de testes não estarem disponíveis, os *softwares* citados não são de domínio público.

2.1.3 Abordagem Integrada (AI)

O problema resultante da integração entre o PEV e o PET, denotado por PIVT, é definido da seguinte forma: dado um conjunto de requerimentos de serviços ou viagens dentro de um planejamento de duração fixa, encontre um escalonamento de custo mínimo para os veículos e as duplas, tal que ambos os escalonamentos sejam viáveis e mutuamente compatíveis. Os modelos disponíveis na literatura para esta abordagem baseiam-se nas seguintes suposições:

1. As características do problema de escalonamento de veículos correspondem ao PEV com um único tipo de veículo, ou seja, veículos idênticos e tempo de início de viagens fixos (seção 2.1.2).
2. A função custo para PIVT é simplesmente a junção das funções de custos do PEV e do PET.
3. Uma seqüência de tarefas contidas em bloco de veículo, as quais podem ser executadas por uma dupla sem interrupção, só deverá ser restringida pelo seu tempo de duração.

Em comparação com a AST, foram poucos os trabalhos encontrados na literatura que utilizaram AI [18]. Abaixo relaciona-se as principais publicações que utilizaram essa técnica.

Trabalhos desenvolvidos usando AI

A AI é utilizada principalmente em problemas de escalonamento de ônibus e duplas (variantes do PEV e PET), e todas as abordagens propostas na literatura pertencem a uma das duas categorias mostradas abaixo:

1. Completa integração do escalonamento de veículos e tripulação.
2. Inclusão de propriedades (de regras) das duplas no processo de escalonamento de veículos; o escalonamento (final) de duplas é apenas executado depois.

Muitas das abordagens apresentadas na literatura pertencem a primeira categoria. Os primeiros modelos desta classe se baseavam em procedimentos heurísticos propostos em [1]. Estes métodos envolvem a definição de uma rede de escalonamento, sendo a mesma

composta por um conjunto de vértices, os quais simbolizam as viagens que devem ser executadas por um veículo e uma dupla, e por um conjunto de arcos que indicam basicamente a execução destas viagens em seqüência. Vale destacar que normalmente os vértices s e t representam as garagens. Mais adiante será mostrado um exemplo de rede de escalonamento que facilitará a compreensão da mesma. O procedimento de solução destas redes de escalonamento é decomposto dentro de três componentes. Todos os três componentes são resolvidos usando um algoritmo de emparelhamento em grafos. Outras abordagens heurísticas que seguem esta metodologia podem ser encontrados em [40, 34, 10].

Recentemente abordagens da primeira categoria foram propostas. Em [19] foi proposto um algoritmo exato para PIVT, onde os aspectos de escalonamento de veículos e tripulação foram modelados usando restrições do tipo partição. Neste trabalho foi proposto um algoritmo *branch-and-cut-and-price*, ou seja, geração de colunas e geração de cortes foram combinados em um algoritmo de *branch-and-bound* baseado em programação linear. Resultados computacionais utilizando este algoritmo indicaram que problemas com 10 viagens podem ser resolvidos dentro de 1 (um) minuto, problemas com 20 viagens podem ser resolvidos em uma hora, e problemas com 30 viagens não puderam ser resolvidos. Ou seja, pode-se concluir com estes resultados que problemas reais dessa natureza dificilmente podem ser resolvidos de maneira ótima dentro de um tempo de computação adequado.

Finalmente, em [6] é proposto um algoritmo heurístico baseado em relaxação lagrangeana com geração de colunas para um problema de PIVT com múltiplas garagens. Resultados computacionais preliminares, provenientes deste trabalho, mostraram alguns melhoramentos da AI sobre a AST. Para os testes computacionais foram utilizadas instâncias reais de uma operadora de transporte público da Itália.

Abordagens da segunda categoria são propostos por [9] como uma parte interativa de um sistema de suporte a decisão, e por [37], como um algoritmo (heurístico) de escalonamento de veículos a partir das características das jornadas das duplas. Como pode-se ver mais adiante usou-se uma abordagem semelhante a essa para solucionar o PPV.

Poucos comparativos entre as AST e AI são encontrados na literatura. Os resultados exibidos na próxima seção foram compilados de [17, 18].

2.1.4 Comparativo entre a AI e AST

Os problemas de escalonamento de veículos e tripulação freqüentemente interagem entre si, ou seja, restrições do PET são levadas em conta no PEV ou vice versa. Como o escalonamento de veículos é mais flexível do que o de duplas, pode ser ineficiente escalonar veículos sem considerar o escalonamento de duplas. Algumas características específicas dos problemas de escalonamento de veículos e duplas tornam a AI bem mais eficiente do que AST. Exemplos destas características são mostrados abaixo:

1. Restrição no número de *changeovers*, ou seja, existe uma restrição que limita o número de mudanças de veículos de uma dupla durante sua jornada (seção 2.1.2).
2. Alocação obrigatória de duplas aos veículos, mesmo esses estando parados.
3. Mínima duração de uma jornada.
4. Domínio dos custos de duplas sobre os custos de veículos.
5. *Changeover* não pode ocorrer fora do depósito.
6. Tempo de viagem extra quando uma nova dupla é alocado para um veículo.

Se nenhuma destas características faz parte do problema tratado, provavelmente não há necessidade da integração entre escalonamento de veículos e tripulação [18]. Isso deve-se ao fato das duplas poderem ser alocadas independentemente dos veículos. Contudo, combinações de características mencionadas acima aparecem freqüentemente em situações práticas. A integração do PEV e PET tem dois propósitos: viabilidade e/ou eficiência de custo. Abaixo ilustra-se dois exemplos práticos onde obteve-se um melhor desempenho da AI em relação à AST.

O primeiro exemplo foi encontrado em [40]. Neste artigo foi estudado um problema de escalonamento de duplas de ônibus interurbano, onde a duração das viagens são bem longas e a restrição de *dead-heading* existe. Neste exemplo foi constatado que modelos da AST não conseguem atingir escalonamentos viáveis, ou seja, a integração entre PEV e PET é necessária para obtenção de soluções factíveis. A seguir exibe-se o segundo exemplo.

A figura 2.2 mostra as redes de escalonamento de dois veículos, e tem como propósito ilustrar um exemplo onde integração é mais eficiente em termos de custos do que AST. Uma rede de escalonamento de veículos direcionada tem um nó origem s , um destino t e um nó para cada viagem, onde assume-se que as viagens são numeradas de acordo com a ordem de partida. Um arco saindo da origem para um nó, corresponde a um veículo saindo do depósito para executar uma viagem, e um arco de um nó para o depósito, corresponde a um veículo entrando na garagem depois de executar uma viagem, enquanto que um arco entre duas viagens corresponde a um veículo executando ambas as viagens em seqüência. Apenas os arcos correspondentes ao escalonamento dos três veículos são desenhados nas figuras 2.2 (A) e (B).

A idéia aqui é que dois diferentes escalonamentos de veículos (EV) possam ser servidos (executados) por escalonamentos de tripulações de custos diferentes. Por exemplo, suponha que um *changeover* não possa ser executado e a máxima duração de uma jornada seja de duas viagens. Então, pelo menos 5 (cinco) jornadas são necessárias para cobrir os três veículos no escalonamento de veículos da figura 2.2 (A). Já no EV da figura 2.2 (B) é possível economizar uma jornada ajustando o EV com o mesmo número de veículos. Neste

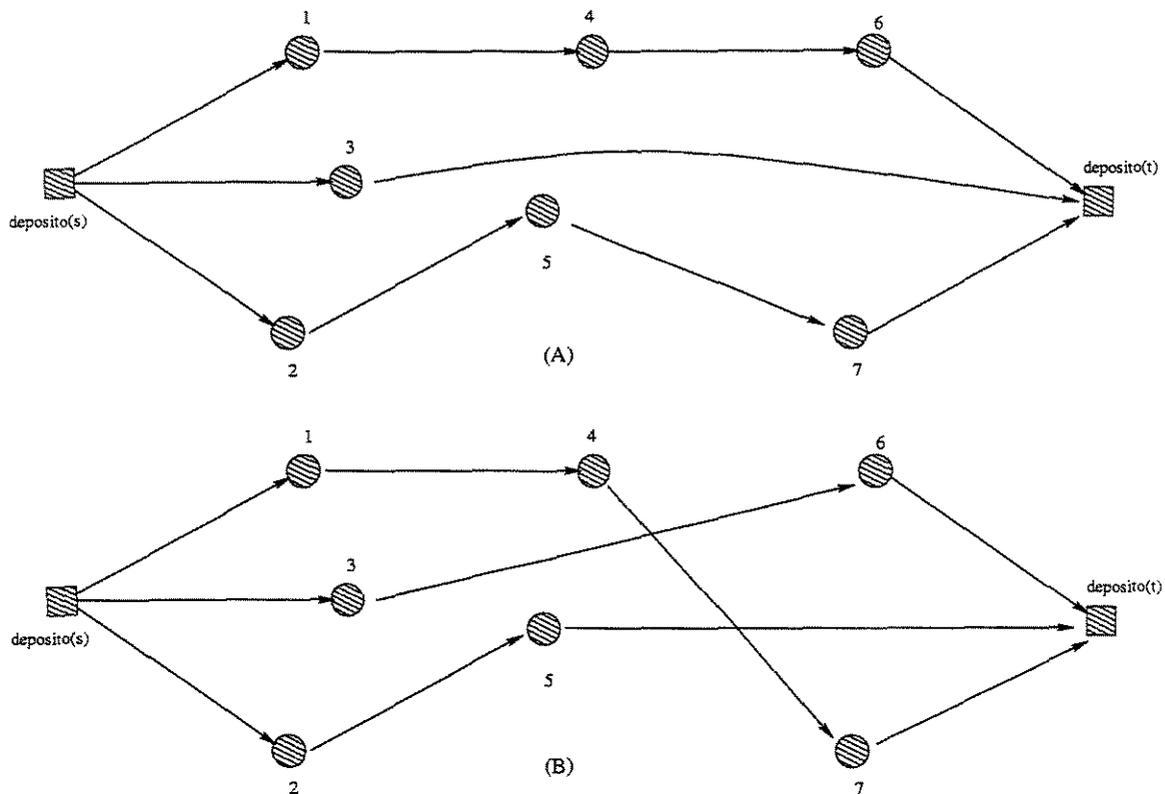


Figura 2.2: (A) Rede de escalonamento (1). (B) Rede de escalonamento (2)

caso quatro jornadas são necessárias para cobrir este escalonamento. Com isso verifica-se que EV diferentes podem induzir escalonamentos de tripulações diferentes, portanto um EV que não leva em conta o escalonamento da tripulação pode obter soluções com custos mais elevados, como visto nas figuras 2.2 (A) e (B), onde são necessárias 5 e 4 jornadas, respectivamente.

Vale ressaltar que a maioria dos algoritmos publicados na literatura seguem a abordagem seqüencial tradicional, embora a AI tenha sido indicada por vários pesquisadores (desde 1983) como a abordagem mais eficiente ([1]). Além disso, vários algoritmos incorporados em pacotes computacionais de sucesso no mercado foram baseados na AST [46, 12, 16].

Na AI o número de variáveis e restrições é normalmente muito alto. Freling and Wagelmans em [17], citam esta característica como a principal razão do PIVT ter recebido pouca atenção dos pesquisadores até hoje.

Potencial Benefício da Integração

Sem solucionar o PIVT pode-se ter uma medida dos benefícios da integração com respeito a eficiência de custos. Considere os valores das soluções das seguintes três abordagens:

1. Abordagem seqüencial tradicional (valor da solução v_1): primeiro resolve-se o PEV e depois o PET (seção 2.1.2).
2. Abordagem independente (valor da solução v_2): independentemente resolve-se o PEV e o PET independente de veículo (seção 2.1.2).
3. Abordagem integrada (valor da solução v_3): estima-se o valor de PIVT (seção 2.1.3).

As soluções das abordagens independentes não são de uso prático já que o resultado do escalonamento de veículos e tripulação são usualmente não compatíveis. Contudo, é bem mais fácil obter soluções para as duas primeiras abordagens do que para a terceira. Sabe-se também que $v_2 \leq v_3 \ll v_1$ [17]. Então, se v_2 é significantemente menor que v_1 , pode-se intuir que a solução do escalonamento de tripulação é bem melhor quando usa-se a AI em vez da AST. Por outro lado, se a diferença entre v_1 e v_2 for pequena, a vantagem da AI sobre a AST será pequena.

2.2 Descrição do PPV

O Problema de Planejamento de Viagens consiste em, a partir da demanda de passageiros, elaborar uma tabela de horários de partida de viagens para uma linha de ônibus operada por uma empresa de transporte coletivo. O objetivo é produzir uma tabela de horários de viagens, uma escala de carros e uma escala de funcionários que obedeça um conjunto de restrições operacionais e estratégicas da empresa. Vale ressaltar que os dados básicos utilizados nesta seção referem-se a acordos coletivos e legislações específicas da cidade de São Paulo, podendo ser adaptados para outros municípios, sem maiores problemas.

Neste texto, os únicos funcionários considerados serão os motoristas. Em geral, as escalas dos cobradores diferem levemente das escalas de motoristas uma vez que um tempo adicional deve ser acrescido às suas jornadas de trabalho de modo a permitir-lhes a entrega da fêria na garagem da empresa.

Tipicamente em uma linha de ônibus existem dois pontos nos quais as viagens se iniciam ou se encerram. Tais locais são denominados **pontos de controle** (PC). Nos PCs os motoristas param para descansar e aguardar a próxima viagem que terão de fazer.

A tabela de horários de viagens que é submetida à aprovação do órgão gestor dos transportes representa os horários de partida dos carros dos PCs. Na verdade, a resposta do PPV é um pouco mais complexa que aquela submetida ao órgão gestor. Ela inclui ainda

as viagens entre a garagem e os PCs, quando os carros vão para a rua, e as viagens no sentido inverso, quando os carros são recolhidos para a garagem. Além disso, a solução do PPV descreve completamente a escala de uso dos carros da frota e a escala de trabalho dos funcionários.

Uma vez entendido o que é uma solução do PPV, exhibe-se no restante desta subsecção a descrição detalhada dos dados de entrada e das diferentes restrições que devem ser atendidas pelo problema abordado.

2.2.1 Dados de Entrada

Os dados de entrada dizem respeito a uma linha de ônibus específica que a empresa tem concessão para operar e a um tipo de dia (útil, feriado ou fim-de-semana). São eles:

1. uma tabela contendo a demanda de passageiros a serem atendidos por faixa horária (FH) do dia e por sentido (de um PC para o outro e vice versa);
2. uma tabela contendo o número de passageiros por metro quadrado transportado pelo veículo e a sua classificação em termos da **qualidade de serviço** (ótimo, bom, regular, ruim);
3. a quantidade máxima de ônibus que podem permanecer simultaneamente estacionados em cada PC, a qual é denominada **limite de empilhamento**;
4. a duração aproximada das viagens entre os PCs e entre os PCs e a garagem, por faixa horária e por sentido, e
5. o número de ônibus disponíveis para realizar o serviço.

2.2.2 Restrições do Problema

Em seguida apresenta-se as restrições do PPV. Para tanto, elas são divididas em duas categorias: aquelas relativas à frota e aquelas relativas à mão-de-obra. As restrições relativas à frota são:

- o número de viagens partindo de cada um dos PCs em uma faixa horária e em um sentido deve ser tal que atenda à demanda de passageiros com uma qualidade de serviço superior ou igual àquela fixada pelo órgão gestor;
- o número de ônibus simultaneamente estacionados num PC deve ser inferior ao limite de empilhamento;

- o número de ônibus que podem ser usados para operar a linha não pode ser maior do que a frota disponível;
- a programação deve incluir necessariamente viagens em horários pré-fixados para a primeira e a última viagem em cada um dos PCs;
- no **Pico da manhã** (PM) e no **Pico da Tarde** (PT), respectivamente, às 7:00 e às 18:00 horas, toda a frota deve estar na rua (restrição de pico);
- parte da frota de uma linha deve permanecer algumas horas por dia na garagem no entrepico para manutenção e
- os horários de partida dos carros por PC e por faixa horária devem estar distribuídos de forma *quase uniforme* em cada faixa horária, impedindo que o intervalo de tempo entre duas partidas naquele PC e naquela faixa seja demasiadamente curto ou longo.

Com exceção das restrições de pico, a qual é particular à operação das linha de ônibus na grande São Paulo, as outras restrições relativas à frota são de caráter bastante geral. Já em relação à mão-de-obra, as restrições do PPV são as seguintes:

- a jornada de trabalho diária máxima de um empregado é de 7 horas e 20 minutos;
- todo empregado tem direito a um descanso de 30 minutos ao longo do dia, o qual deve ser concedido entre a 2^a e a 6^a hora da jornada, sendo que a companhia pode optar pela não concessão do descanso mas, neste caso, o funcionário terá sua jornada encurtada em pelo menos 30 minutos e, finalmente,
- há um limite de horas extras que um funcionário pode fazer por dia, o que usualmente depende da estratégia de operação adotada pela empresa.

Pode-se perceber que todas as restrições relativas à mão-de-obra (citadas acima) são referentes às restrições de tempo; c.f., veja seção 2.1.2 (restrição de recursos). As restrições globais, citadas na seção 2.1.2, não aparecem no PPV.

2.3 Resolução do PPV nas empresas

Devido ao grande número de restrições, na prática, os gerentes de operações das empresas costumam resolver o PPV da seguinte forma. Inicialmente definem-se regras que caracterizam os **perfis de jornada** de um carro da frota que são viáveis e financeiramente interessantes de acordo com a estratégia de operação da empresa. Cada perfil descreve completamente o uso de um carro durante o dia, identificando os horários de partida das

suas viagens e a sua localização a cada instante. Os perfis são concebidos de modo a satisfazer às restrições de mão-de-obra e a garantir que o carro estará na rua no PM e no PT.

Determinadas estas regras, alguns milhares ou mesmo milhões de perfis de jornada irão atendê-las. O problema agora é escolher quais destes perfis podem ser combinados de modo a se obter uma escala de viagens que satisfaça às restrições sobre a frota. Note-se que, procedendo desta forma, as restrições de mão-de-obra ficam automaticamente satisfeitas pela escolha dos perfis de jornada da frota e não precisam mais ser tratadas explicitamente no PPV. Nesse trabalho adotou-se também este método de resolução do problema. Contudo, como na prática o número de perfis que são tratados é muito baixo, restringindo-se apenas àqueles gerados seguindo a experiência do programador de viagens, a idéia aqui é tratar um número bem maior de perfis aumentando assim as chances de se encontrar uma solução de melhor qualidade.

Em geral, dois tipos de perfis são considerados interessantes na prática. O perfil P_1 é dividido em dois perfis menores cada um correspondendo a uma jornada de trabalho de um motorista. O primeiro perfil ($P_{1,1}$) atravessa o horário do PM e o outro ($P_{1,2}$) atravessa o horário do PT. Em ambas as jornadas, o motorista deve pegar e recolher o carro na garagem. O perfil P_2 também é dividido em duas jornadas cada uma atravessando um dos horários de pico. Mas, neste caso, o primeiro motorista deve pegar o carro na garagem e é rendido pelo segundo motorista em um PC. Por sua vez o segundo motorista recolhe o carro para a garagem. Esses perfis estão representados na figura 2.3.

Inicialmente considera-se cada um dos perfis $P_{1,1}$ e $P_{1,2}$ como sendo um perfil independente. Na medida do possível, os perfis $P_{1,1}$ e $P_{1,2}$ serão emparelhados ao final do processo reduzindo-se assim a um único perfil P_1 . A importância do perfil P_1 pode ser medida sob dois aspectos. Primeiro porque a curva de demanda de passageiros típica (vide figura 2.4) apresenta dois pontos de máximo um no pico da manhã e outro no pico da tarde. Nestes horários é preciso haver mais carros na rua para atender a alta demanda. No entropico, a demanda cai e é interessante recolher alguns carros para a garagem para que eles passem pela manutenção. Com isto impede-se ainda um excesso de carros estacionados no ponto e reduz-se o custo de operação pois, do contrário, haveriam carros rodando com poucos passageiros.

Ainda nesse contexto, considera-se um outro tipo de perfil um pouco diferente dos perfis P_1 e P_2 . Este novo tipo de perfil, ao qual denominou-se de P_3 , caracteriza-se por ser semelhante ao perfil P_2 , só que dividido em três jornadas: a primeira atravessa o horário do PM, a segunda ou a terceira atravessa o horário do PT. Neste perfil o primeiro motorista deve pegar o carro na garagem e ser rendido por um segundo motorista em um PC, que por sua vez também é rendido em um PC por um terceiro motorista que completa o perfil e, finalmente recolhe o carro para a garagem. Este perfil foi levado em conta em algumas

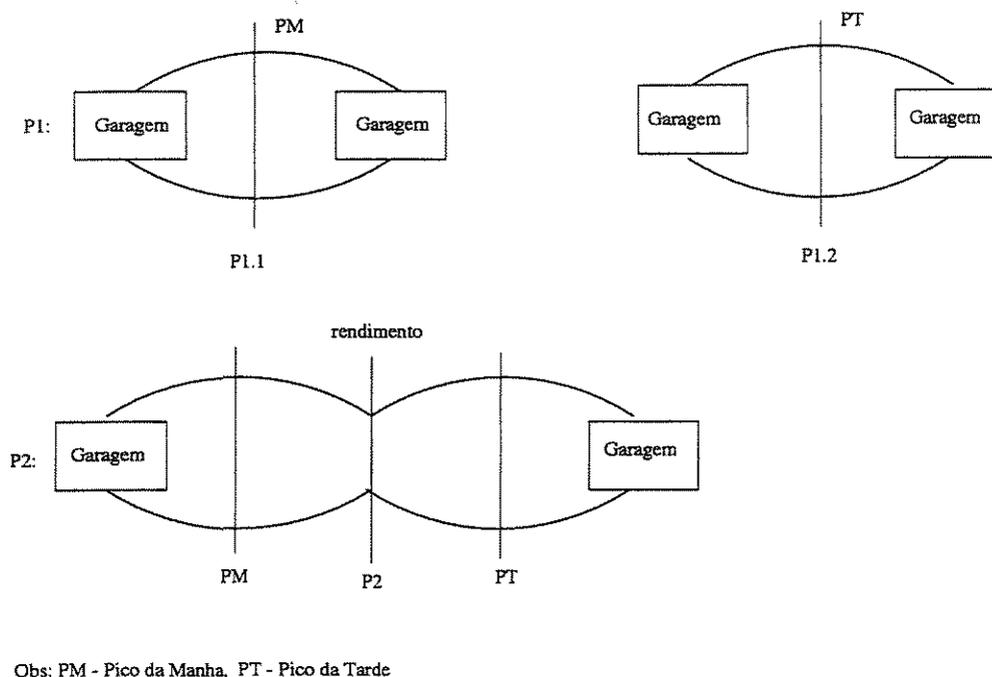


Figura 2.3: Tipos de perfis de jornada.

instâncias (vide subseção 3.4.2), pois tem-se notícia de que ele é utilizado em determinadas empresas.

Vale observar que todos perfis considerados são **maximais** no sentido que sempre conterão o maior número possível de viagens, respeitado o limite de duração de uma jornada já acrescido do limite de horas extras que a empresa se dispõe a pagar. Esta hipótese deve-se ao fato de que, em sua enorme maioria, as empresas não querem pagar as **horas ociosas**, ou seja, aquelas onde o funcionário não trabalha quando faz uma jornada inferior a 7 horas e 20 minutos mas que são efetivamente pagas no seu salário. A seguir faz-se considerações sobre algumas características do PPV.

2.4 Características do PPV

Algumas características do PPV que influenciaram o desenvolvimento dos modelos propostos neste trabalho são elencados abaixo:

1. Não há *changeovers*, ou seja, uma dupla não pode mudar de veículo durante sua jornada (veja seção 2.1.4).

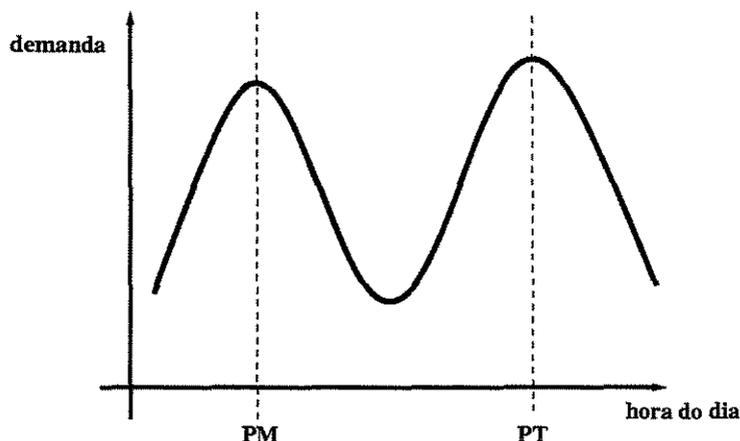


Figura 2.4: Curva de demanda típica ao longo do dia.

2. Alocação obrigatória de duplas aos veículos, mesmo esses estando parados (em algumas empresas isso é considerado).
3. Em algumas instâncias do PPV é considerada a restrição de duração mínima de uma jornada de uma dupla.
4. Existência de um **tempo de rendimento**, ou seja, a troca de duplas em um perfil de jornada exige que seja alocado um tempo extra de jornada tanto à dupla que entrega quanto à que recebe o carro.
5. Finalmente, é importante notar que diferentemente do PET e do PEV, o PPV não tem viagens pré-definidas a serem cumpridas e, com algumas poucas exceções, também não apresenta horários pré-definidos para partidas de viagens.

As quatro primeiras características mostram que uma abordagem integrada entre o PEV e o PET é aconselhável para o PPV. Assim, foram propostos nos capítulos 3 e 4, algoritmos que levam em consideração as restrições de duplas no processo de escalonamento de veículos. Por sua vez, a última característica, permite uma maior flexibilidade na definição dos horários de partida das viagens, o que torna possível a obtenção de programações de viagens de menor custo em relação ao PEV. Mas, como estes horários precisam ser conhecidos para que se possa gerar os perfis de jornada da frota, é preciso que haja uma fase anterior onde eles são computados. No capítulo 4 apresenta-se um algoritmo hierárquico iterativo para o PPV, onde este cálculo é feito resolvendo-se o chamado *PHA*. Este algoritmo constitui-se na melhor forma de resolução do PPV encontrada neste trabalho.

Por fim, é importante ressaltar que o PPV pode ser considerado como uma integração de três problemas conhecidos na literatura: montagem de horários, escalonamento de veículos e escalonamento de tripulação.

Capítulo 3

Um Modelo Inicial para Solucionar o PPV

O modelo inicial proposto para o problema de planejamento de viagens (MI) foi baseado em programação linear inteira 0-1. Suas variáveis indicam o uso ou não de perfis de jornada da frota na solução do problema. Os perfis considerados no modelo são obtidos através de um programa gerador de perfis, doravante denotado por GPMI. A seguir, descreve-se detalhadamente este modelo e seus resultados computacionais, destacando-se principalmente os motivos pelos quais essa abordagem não foi bem sucedida.

3.1 Modelo Inicial (MI)

Inicialmente o PPV foi dividido em duas fases, como pode-se ver na figura 3.1. Na primeira fase gera-se os perfis viáveis que estão associados às variáveis do modelo. Em seguida, na segunda fase, soluciona-se o modelo do PPV propriamente dito usando um resolvidor de PLI. Ambas as fases serão discutidas detalhadamente nas duas seções subseqüentes.

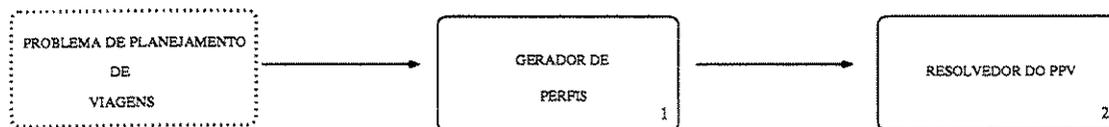


Figura 3.1: Esquema inicial para solucionar o PPV.

3.2 Gerador de Perfis para Modelo MI (GPMI)

O GPMI tem a função de gerar perfis viáveis, aos quais estão vinculadas as variáveis no MI. Esses perfis são concebidos de acordo com as características descritas na seção 2.2, ou seja, eles são construídos de modo a satisfazer as restrições de mão-de-obra¹. A seguir descreve-se o GPMI em detalhes.

3.2.1 Descrição do GPMI

Primeiramente, o GPMI recebe como entrada um arquivo texto contendo os tempos de viagens entre os PCs e as características que definem os perfis viáveis como o número de horas máximo de trabalho por motorista, o tempo de descanso, etc. Note que a demanda não é levada em conta neste gerador de perfis. Em seguida o GPMI enumera todos os perfis de $P_{1.1}$, $P_{1.2}$, P_2 e P_3 , definidos na seção 2.3, que podem ser construídos usando os dados de entrada e as regras definidas na seção 2.2.

No GPMI é estabelecido uma faixa de horários de início de um perfil. Depois, para cada instante de tempo nesta faixa, o GP procede conforme descrito na figura 3.2. Nesta figura, representa-se um pseudo-código responsável por gerar os perfis do tipo $P_{1.1(2)}$. Para efeito de simplificação não foram observados nesse pseudo-código os tempos de garagem terminal e terminal garagem inclusos na implementação original do GPMI.

Para o melhor entendimento da figura 3.2 introduz-se a nomenclatura abaixo:

- **Hr_Ini** - Horário de início do perfil.
- **Hr_Via** - Horário da viagem atual.
- **Alm** - Variável binária. Indica se o descanso já foi alocado para perfil correspondente.
- **TEM_IN_AL** - Tempo de jornada mínimo, a partir do qual pode ser concedido o descanso para o motorista.
- **TEM_FL_AL** - Tempo de jornada máximo, antes do qual deve ser concedido o descanso para o motorista.
- **HR_MAX** - Tempo de jornada máximo de um perfil, já incluindo as horas extras.
- **TAB_HR** - Estrutura de dados contendo os tempos de viagens entre os PCs.
- **TEM_DESC** - Tempo de descanso do motorista.

¹Como visto no capítulo 2, procedendo-se desta forma, as restrições de mão-de-obra ficam automaticamente satisfeitas, pela escolha dos perfis e não precisam mais ser tratadas explicitamente no modelo.

- **Troca(PC)** - Função responsável por alternar entre os PCs (1,2).
- **Gr_Per(P)** - Grava o perfil **P** em um arquivo de saída.

```

Formar_Perfil(Hr_Ini, Hr_Via, Alm, Perfil, PC)
0. Perfil.insere(Hr_Via, "VIAGEM");
1. Tempo_Jor ← Hr_Via - Hr_Ini;
2. Se ((!Alm) E (Hr_Via ≥ TEM_IN_AL) E (Hr_Via ≤ TEM_FLAL)), Então
3.   Perfil.insere(Hr_Via, "ALMOCO");
4.   Formar_Perfil(Hr_Ini, Hr_Via+TEMP_DESC, 1, Perfil, PC);
5.   Perfil.deleta(Hr_Via, "ALMOCO");
6. Tempo_Jor ← Hr_Via - Hr_Ini + TAB_HR[Hr_Via%60, PC];
7. Se (Tempo_Jor ≥ HR_MAX), Então
8.   Gr_Perf(Perfil);
9.   Retorna;
10. Senão
11.   Hr_Via ← Hr_Via + TAB_HR[Hr_Via%60, PC];
12.   Troca(PC);
13.   Formar_Perfil(Hr_Ini, Hr_Via, Alm, Perfil, PC);
Fim

```

Figura 3.2: Pseudo-código de parte do GPMI. A título de exemplo, uma chamada inicial para esta rotina pode ser dada por: `Formar_Perfil(06:00, 06:00, 0, P, 1)`.

Como pode-se ver pela figura 3.2 os perfis são construídos inserindo-se uma viagem de cada vez, ou melhor, a cada iteração é decidido se o motorista: almoça, continua suas viagens entre os PCs ou finaliza o itinerário. No final de cada recursão o objeto *Perfil* contém a descrição de um perfil viável em termos de horas e atividades. Os perfis gerados pelo GPMI são gravados em um arquivo de saída que, por sua vez, irão ajudar a compor as restrições do MI. Outro algoritmo, semelhante àquele da figura 3.2, é responsável pela geração dos perfis do tipo P_2 . A união destes perfis preenchem o arquivo de saída final do GPMI.

3.3 Descrição do Modelo MI

Com os perfis construídos pelo GPMI, o PPV foi formulado inicialmente da seguinte forma. Seja n o número de perfis de jornada a serem considerados, e x_i , para todo $i = \{1, \dots, n\}$, as variáveis definidas por:

$$x_i = \begin{cases} 1, & \text{se o perfil de jornada } i \text{ faz parte da solução;} \\ 0, & \text{c.c.} \end{cases}$$

Para todo $p \in \{1, 2\}$, seja A^p a matriz contendo 24 linhas (faixas horárias do dia) e n colunas definidas por:

$$A_{ij}^p = \begin{cases} 1, & \text{se o perfil } j \text{ possui uma viagem saindo de } p \text{ na faixa horária } i; \\ 0, & \text{c.c.} \end{cases}$$

Além disso, se d^p é um vetor de 24 linhas onde d_i^p é a demanda de viagens no ponto p na faixa horária i , então as restrições de demanda podem escritas como:

$$A^p x \geq d^p, \quad x \in \{0, 1\}^n, \quad p \in \{1, 2\}.$$

Note-se que d_i^p é calculado de modo que o número de viagens saindo de p na faixa horária i atenda à demanda de passageiros com a qualidade de serviço mínima desejada. Contudo, há também uma restrição quando à qualidade máxima do serviço, não só porque as viagens em excesso representam custos para as empresas, mas também porque um número excessivo de carros na rua provoca problemas de tráfego. Este último fato leva o órgão gestor dos transportes a limitar o número de viagens em certas faixas horárias do dia. Assim, se s_i^p denota o número de viagens em excesso saindo do PC p na faixa horária i , tem-se o seguinte conjunto de restrições:

$$0 \leq s_i^p \leq u_i^p \quad \forall i \in \{1, \dots, 24\}, p \in \{1, 2\},$$

onde u_i^p é o limite estabelecido pelo órgão gestor. Note que neste caso, as restrições de demanda podem ser reescritas como:

$$A^p x - s^p = d^p, \quad \forall p \in \{1, 2\}.$$

Para tratar a questão do empilhamento máximo de ônibus em um PC e eliminar a possibilidade de duas partidas simultâneas de um mesmo PC, define-se as matrizes B^p e G^p da seguinte forma:

$$G_{ti}^p = \begin{cases} 1, & \text{se o perfil } i \text{ tem uma viagem partindo de } p \text{ no minuto } t; \\ 0, & \text{c.c.} \end{cases}$$

$$B_{ti}^p = \begin{cases} 1, & \text{se o perfil } i \text{ tem um descanso programado no ponto } p \text{ para o} \\ & \text{minuto } t \text{ do dia;} \\ 0, & \text{c.c.} \end{cases}$$

onde $i \in \{1, \dots, 1440\}$ e $p \in \{1, 2\}$.

Assim as restrições de empilhamento nos PCs são dadas por: $\{B^p x \leq \lambda^p \cdot \mathbb{I}_{1440}, p \in \{1, 2\}\}$ onde λ^p é o limite de ônibus que podem estacionar em p (\mathbb{I}_{1440} é o vetor de 1's no \mathbb{R}^{1440}). Já as restrições que impedem partidas simultâneas nos PCs são dadas por $\{G^p x \leq \mathbb{I}_{1440}, p \in \{1, 2\}\}$.

Finalmente tem-se como última restrição a limitação do número de ônibus disponíveis. Para representá-la pode-se inserir a restrição:

$$\mathbb{I}_n x \leq t, \quad (3.1)$$

onde t representa o número de ônibus disponíveis para a linha.

É importante observar que um perfil $P_{1.1}$ pode sempre ser emparelhado com um perfil $P_{1.2}$ (por construção) pois não há incompatibilidade de horários. Isto significa que ambas as jornadas podem ser atendidas por um único ônibus. Feito este emparelhamento, a restrição 3.1 estaria incorreta pois os ônibus no perfil $P_{1.1}$ ($P_{1.2}$) estariam sendo computados em dobro. Para contornar este problema, utiliza-se as duas restrições a seguir:

$$\begin{aligned} \mathbb{I}x_{P_{1.1}} + \mathbb{I}x_{P_2} &\leq t, \\ \mathbb{I}x_{P_{1.2}} + \mathbb{I}x_{P_2} &\leq t, \end{aligned}$$

onde $x_{P_{1.1}}$ ($x_{P_{1.2}}$) representa as variáveis correspondentes aos perfis $P_{1.1}$ ($P_{1.2}$) e x_{P_2} aquelas que correspondem aos perfis P_2 . Note que, neste caso, tem-se uma matriz de restrições inteiramente composta de coeficientes +1, -1 e 0.

Falta ainda descrever a função objetivo. No MI, utilizou-se uma função objetivo que minimiza o número de viagens em excesso, onde a mesma reduziu-se a $\min \sum_{p=1}^2 \sum_{i=1}^{24} s_i^p$. Contudo, diferentes funções objetivos podem ser consideradas, detalhando-se mais os custos (por exemplo, computando-se os custos das horas extras, o custo de uso de veículos, etc). Definidas as variáveis e as restrições, exibe-se, a seguir, o primeiro modelo do problema de planejamento de viagens, doravante denotado por MI-I.

$$\min \sum_{p=1}^2 \sum_{i=1}^{24} s_i^p \quad (3.2)$$

$$\text{sujeito a} \quad (3.3)$$

$$\sum_{j=1}^n A_{ij}^p x_j - s_i^p = d_i^p, \quad \forall i \in \{1, \dots, 24\}, \quad (3.4)$$

$$\sum_{i=1}^n B_{ti}^p x_i \leq \lambda_t^p \cdot 11440, \quad \forall t \in \{1, \dots, 1440\}, \quad (3.5)$$

$$\sum_{i=1}^n G_{ti}^p x_i \leq 11440, \quad \forall t \in \{1, \dots, 1440\}, \quad (3.6)$$

$$\mathbb{I}x_{P_{1.1}} + \mathbb{I}x_{P_2} \leq t, \quad (3.7)$$

$$\mathbb{I}x_{P_{1.2}} + \mathbb{I}x_{P_2} \leq t. \quad (3.8)$$

$$x_j \in \{0, 1\}, \quad \forall j \in \{1, \dots, n\}, \quad (3.9)$$

$$p \in \{1, 2\}. \quad (3.10)$$

As inequações 3.4, 3.5, 3.6 representam, respectivamente, as restrições de atendimento à demanda, empilhamento e coincidência de horários. Já as restrições 3.7 e 3.8, como mencionado anteriormente, limitam o número de ônibus.

Por razões que serão discutidas mais adiante modificou-se o MI-I para outra formulação denotada aqui por MI-II. A diferença dos dois modelos está na substituição das restrições de coincidência de horários dos ônibus (3.6) pelas restrições de espalhamento de horários de saída (3.11). A seguir discute-se as restrições de espalhamento de horários. Antes porém, definem-se as seguintes quantidades:

$$V_f^p = \left\lceil \frac{d_f^p}{C} \right\rceil \quad \text{e} \quad T_f^p = \left\lfloor \frac{60}{V_f^p + 1} \right\rfloor$$

onde C , V_f^p e T_f^p representam respectivamente a capacidade do veículo em quantidade de passageiros, número de viagens e o espaçamento de tempo mínimo entre estas viagens na faixa horária f do PC p . Além disso, seja I_f e F_f o minuto de início e término da faixa horária f , e seja E^p , para $p = \{1, 2\}$, a matriz cujos elementos são dados por:

$$E_{ij}^p = \begin{cases} 1, & \text{se o perfil } j \text{ possui uma viagem saindo de } p \text{ entre os minutos } i \text{ e } i + T_i^p; \\ 0, & \text{c.c.} \end{cases}$$

Dessa forma, a restrição de espalhamento de horários é dada por:

$$\sum_{l=i}^{i+T_f^p-1} \sum_{j=1}^n E_{lj}^p x_j \leq 1, \quad \forall i \in \{I_f, \dots, F_f - T_f^p\} \quad (3.11)$$

$$\forall f \in \{1, \dots, 24\} \quad (3.12)$$

$$\forall p \in \{1, 2\}. \quad (3.13)$$

Portanto o modelo MI-II é composto pelas seguintes restrições: 3.4, 3.5, 3.7, 3.8, 3.9, 3.11, 3.12, 3.13 e a sua função objetivo é a mesma do MI-I.

3.4 Análise e resultados computacionais do modelo MI

Divide-se esta seção da seguinte forma: na subseção 3.4.1 faz-se uma estimativa do número de variáveis e restrições do modelo MI, em seguida, na subseção 3.4.2 analisa-se os resultados computacionais desta formulação.

3.4.1 Número de restrições e variáveis estimados do MI

Número de restrições:

Restrição	Número de Restrições	Tipo da Restrição
Demanda	48	Igualdade (=)
Empilhamento	2880	Desigualdade (\leq)
Coincidência de Hrs	2880	Desigualdade (\leq)
No. de ônibus	2	Desigualdade (\leq)
TOTAL	5810	

Tabela 3.1: Número de restrições do modelo MI-I.

Pela tabela 3.1 nota-se que o MI-I tem aproximadamente 5810 restrições, sendo que o MI-II tem um pouco menos, em razão das restrições de espalhamento de horários.

Número de variáveis:

Após calculado o número de restrições, contabiliza-se o número de variáveis. Para tanto define-se regras que descrevem os perfis usualmente considerados interessantes. Note-se que

estaremos supondo por um momento a existência de certos parâmetros, como por exemplo o tempo de início de perfil, que poderão ser diferentes dos parâmetros encontrados na prática. Contudo, não se espera uma grande variação na ordem de grandeza do número de variáveis do problema ao serem considerados parâmetros reais das empresas. Assim, para perfil $P_{1.1}$ temos:

- **Hipótese 1:** a primeira viagem começará no mínimo 30 minutos e no máximo 180 minutos antes do pico da manhã. Ou seja, existem 150 possibilidades de início de jornada.
- **Hipótese 2:** a jornada terá tempo J de duração (em minutos), onde: $300 \leq J \leq 440 + \epsilon$, e ϵ são os minutos extras ($0 \leq \epsilon \leq 20$).
- **Hipótese 3:** o almoço se dará entre os minutos 120 e 330 contados a partir do início da jornada e tendo duração de 30 minutos (de acordo com a lei trabalhista).

Tipicamente, fixado o instante (minuto) de início da jornada, assumindo um valor médio de 60 minutos por viagem, só haverá de 4 a 5 possibilidades para alocar o horário de almoço de um motorista. Assim, lembrando que existem 2 PCs, o número máximo de perfis $P_{1.1}$ é dado por: $|X_{P_{1.1}}| = 150 \times 5 \times 2 = 1500$. Para perfil $P_{1.2}$ tem-se:

- **Hipótese 1:** a primeira viagem começará no mínimo 30 minutos e no máximo 120 minutos antes do pico da tarde. Novamente existem 150 possibilidades de início da jornada.
- **Hipótese 2 e 3:** análogas as do perfil $P_{1.1}$.

Logo, o número máximo de perfis $P_{1.2}$ também é dado por: $|X_{P_{1.2}}| = 1500$ (análogo a $|X_{P_{1.1}}|$). Já para o perfil P_2 tem-se:

- **Hipótese 1:** a primeira viagem começará no mínimo 30 minutos e no máximo 120 minutos antes do pico da manhã. Ou seja, existem 90 possíveis instantes de início para jornada da primeira dupla.
- **Hipótese 2 e 3:** análogas as do perfil $P_{1.1}$.

Logo, o número máximo de perfis P_2 é dado por $|X_{P_2}| = 90 \times 5 \times 5 \times 2 = 4500$. Portanto o número total de variáveis é dado por $n = |X_{1.1}| + |X_{1.2}| + |X_2| = 7500$.

Assim, o problema de programação de viagens (PPV) corresponderá a um problema de PLI com aproximadamente 6000 restrições, 7500 variáveis binárias e 48 variáveis contínuas (as variáveis s_i^p).

3.4.2 Resultados computacionais do Modelo Inicial (MI)

Para testar o modelo inicial implementou-se dois módulos. O primeiro GPMI faz uma enumeração dos perfis viáveis, conforme definido na seção 3.2, que servem de base para a construção das colunas da matriz de restrições do PLI. O segundo módulo RPPV usa a saída do GPMI para construir o modelo PLI² no formato do *framework* ABACUS (c.f., [39, 23]) que, por sua vez, carrega e resolve o mesmo, com o auxílio das bibliotecas do CPLEX (um resolvidor de PL).

Inicialmente implementou-se o segundo módulo do MI com a seguinte idéia: carrega-se na memória as restrições de demanda e empilhamento nos PCs, enquanto que as restrições que evitam a coincidência de horários de partida de viagens foram usadas como planos de corte para eliminar soluções com estas características indesejáveis, ou seja, usou-se a idéia de um algoritmo *branch-and-cut*. Porém esta estratégia mostrou-se inviável porque, mesmo com a diminuição dos tempos de computação das relaxações lineares, o programa tardava a encontrar soluções inteiras, e conseqüentemente a árvore de enumeração se expandia enormemente.

Notou-se então que, mesmo com o tempo muito elevado de resolução das relaxações lineares, era mais aceitável carregar todas as restrições *a priori*. Assim, considerando-se apenas os perfis gerados por GPMI, conseguiu-se atingir respostas ótimas para os modelos de algumas instâncias reais do PPV. Estes resultados são discutidos em detalhes a seguir.

Para ilustrar o desempenho do MI-I, usando a estratégia de carregar todas as restrições *a priori*, apresenta-se na tabela 3.2 os tempos de resolução de 4 instâncias típicas do PPV. Para construção desta tabela foi estipulado um tempo máximo de execução de 180 minutos (10800 seg). Na última coluna, encontra-se indicado o percentual máximo de afastamento em relação à solução ótima (ASO), onde o símbolo “-” indica que para a instância em questão não foi possível atingir soluções viáveis no tempo estipulado.

A nomenclatura utilizada nas colunas da tabela 3.2 é a seguinte:

- #INST - instância resolvida.
- #PRUT - tipos de perfis utilizados (P_1 , P_2 ou P_3 , veja seção 2.2).
- #TEMP - Tempo de execução do algoritmo correspondente ao MI-I (em minutos).
- #NSUB - número de nós da árvore de *branch-and-bound*.
- #NVAR - número de variáveis do problema.
- #ASO - afastamento em relação à solução ótima.

²Correspondente ao modelo inicial.

#INST	#PRUT	#TEMP	#NSUB	NVAR	#ASO
INST1	(P_1, P_2)	56 (min)	11	6837	0%
INST2	(P_1, P_2, P_3)	58 (min)	11	19523	0%
INST3	(P_1, P_2, P_3)	169 (min)	25	23478	0%
INST4	(P_1, P_2, P_3)	180 (min)	29	21318	–

Máquina utilizada: PENTIUM III de 450 MHz e com 256 MB de RAM.

Tabela 3.2: Testes com o algoritmo do MI-I.

Analisando-se a tabela 3.2 pode-se verificar que o algoritmo para MI-I consegue encontrar soluções ótimas em um tempo razoável, posto que em apenas uma linha da tabela 3.2 a solução ótima não foi atingida (para essa instância o MI não encontrou nem mesmo uma solução viável). Contudo, observou-se que as soluções geradas com o modelo MI-I tendem a apresentar uma concentração elevada de viagens partindo de um mesmo PC em pequenos intervalos de tempo. Para ilustrar este fato, mostra-se na tabela 3.3 os horários de partida gerados pelo MI-I no PC1 e relativos à instância INST3. Nesta tabela os horários de partida são dados em minutos dentro de cada faixa horária iniciando-se às 04:00 da manhã e estendendo-se até às 22:00. O resultado evidenciado pela tabela explicita, de um modo geral, o que ocorreu nas instâncias reais resolvidas pelo MI-I. Vê-se, por exemplo, que na faixa horária das 05:00 da manhã há uma grande concentração de viagens nos 5 primeiros minutos e entre os minutos 40 e 45.

Ao analisar um pouco mais a fundo as soluções geradas pelo MI-I, percebeu-se que era necessário alterar o modelo através da adição de restrições que impedissem que os perfis escolhidos iniciassem em instantes muito próximos um dos outros, evitando-se assim acúmulos de viagens em curtos intervalos de tempo. Por isso, passou-se a usar a formulação MI-II, ou seja, foram inseridas as restrições de espalhamento de horários (vide inequações 3.11) no lugar das inequações de coincidência de horários. Entretanto a inserção destas restrições, ou mesmo, só de uma pequena quantidade delas, já faz com que a computação do modelo torne-se intratável computacionalmente.

Como o número de variáveis nos modelos é bastante elevado, também foi considerada a possibilidade de usar um algoritmo de geração de colunas. Contudo, deparou-se com vários obstáculos, tais como: dificuldade em modelar o sub-problema de separação de colunas e resolvê-lo num tempo computacional aceitável, usando métodos de Programação Matemática; dificuldade em gerar uma base inicial viável, já que achar uma solução viável para o PPV também é uma tarefa complicada pela quantidade de restrições do problema (no algoritmo inicial foi tentada a inserção de perfis fictícios de alto custo que fornecessem uma base inicial cara, porém essa técnica não se mostrou eficaz) e, finalmente, a não garan-

4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
33	00	04	08	21	11	00	13	00	15	16	14	14	10	00	00	12	01	00
34	02	05	11	22	13	01	14	01	16	17	21	16	14	05	12	13	02	30
36	03	29	12	47	15	02	15	21	33	37	38	27	15	11	36	14	03	32
	04	30	13	49	16	04	16	25	34	41	39	28	16	13	42	46	04	33
	05	32	14	50	20	27	17	26	35	42	56	29	17	15	43	49		
	07	33	15	53	24	43	18	32	36	48	57	30	18	16	44	59		
	25	36	16	54	42	44	19	33	37	49		32	35	36	45			
	37	37	18	55	58		32	34	38	50		34	39	45				
	41	38	36	56	59		34	36	39			40	46	46				
	42	39	41	57			39	38	52			51	47	54				
	43	40	48	58				59	54				48	57				
	44	41	52	59					59				49					
	45	42	53										52					
		54	54										58					
		55	55															
		58	56															

Tabela 3.3: Tabela de Horários (PC1) - Solução do RPPV do modelo MI-I

tia de que usando algoritmos heurísticos para gerar as colunas chegar-se-ia a uma solução viável para o modelo. Por tudo isso, achou-se melhor abandonar essa estratégia de geração de colunas. Um texto com uma discussão mais aprofundada sobre este tema encontra-se em preparação [35].

Outra importante característica observada nos testes foi o número de ônibus que podem ser empilhados por PC. Se fixarmos em um estes limites, as restrições tornam o PPV inviável para alguns casos. Uma maneira de contornar este problema é só considerar perfis onde o carro não fique empilhado no PC em momento algum do dia. Mas isto implica que o(s) motorista(s) que opera(m) o carro não terão horário de descanso. Verificou-se junto às empresas que muitas vezes estas negociam com os sindicatos e acabam adotando um tipo de perfil onde o motorista transfere o seu descanso para o final de sua jornada de trabalho o que, na prática, corresponde a sair mais cedo do serviço. Esse ponto foi observado também na seção 2.2.

Vale ressaltar que as soluções geradas pelos modelos anteriores sem a restrição de espaçamento de horários fornecem excelentes limitantes inferiores para a solução ótima do PPV quando o objetivo é minimizar o número de viagens. Entretanto pela dificuldade de obtenção de soluções operacionais, principalmente devido ao grande acúmulo de viagens

partindo num curto espaço de tempo, teve-se que voltar para estágio de remodelagem do PPV. Além disso, foi constatada a necessidade de propor um gerador de perfis mais adequado, e para obter-se isso, foram feitos vários estudos que serão apresentados no capítulo 4.

No próximo capítulo exhibe-se uma nova estratégia para resolver o PPV, e com essa, tenta-se contornar as dificuldades apresentadas pelos modelos iniciais.

Capítulo 4

Um Algoritmo Hierárquico Iterativo para Solucionar o PPV

Neste capítulo é proposto um algoritmo hierárquico iterativo para solucionar o PPV. Esta abordagem de resolução do PPV foi dividida em 4 etapas. Cada uma dessas fases é descrita detalhadamente em uma das seções deste capítulo. Para efeito de apresentação, separa-se as seções a seguir da seguinte forma: na seção 4.1 descreve-se o Algoritmo Hierárquico Iterativo (AHI) de uma forma global, logo em seguida, na seção 4.2 discute-se o Problema dos Horários de Aderência (PHA). Os Geradores de Perfis (GPs) e suas variações são comentados na seção 4.3. A avaliação dos modelos de empacotamento (ME) e cobertura (MC) é feita na seção 4.4. Em seguida, na seção 4.5 descreve-se a heurística de distribuição de horários (HEUR). Por fim, na seção 4.6 analisa-se os resultados preliminares do AHI.

Durante a descrição do AHI evidencia-se os motivos pelos quais certas decisões que afetaram o desenvolvimento do algoritmo foram tomadas. Além disso, serão também discutidos os resultados dos testes que fundamentaram estas decisões.

4.1 Um Algoritmo Hierárquico Iterativo para o PPV

O AHI proposto para o PPV está esquematizado na figura 4.1. Como se vê, foi adotada uma estratégia hierárquica no tratamento do problema. Nesta seção são apresentados os módulos básicos que compõem o algoritmo proposto. São eles: (1) o *Gerador dos Horários de Aderência* (GHA); (2) o *Gerador de Perfis* (GP); (3) o *Resolvedor de Programação Linear Inteira* (RPL) e (4) a *Heurística para melhorar o espaçamento entre as partidas das viagens* (HEUR).

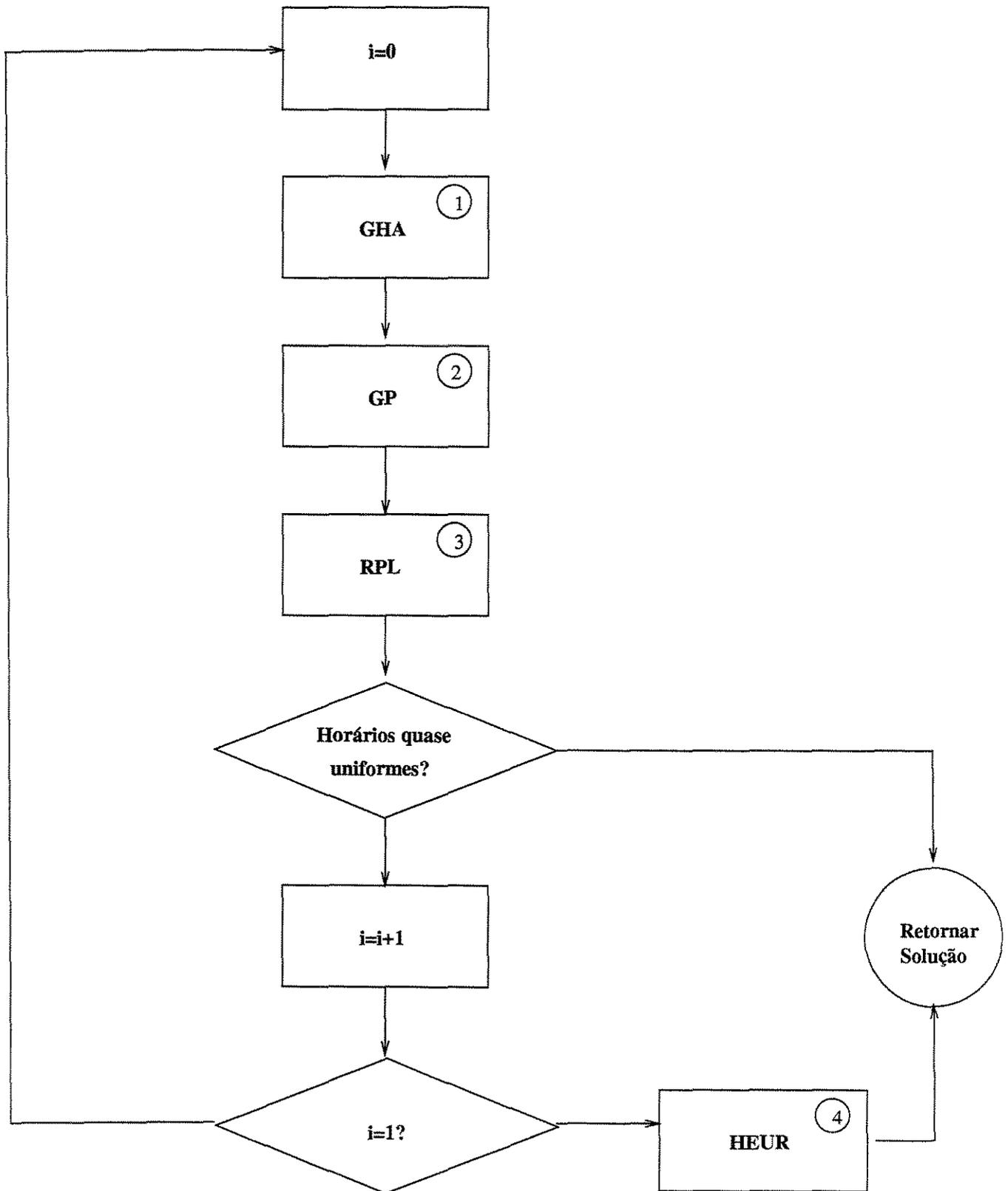


Figura 4.1: Algoritmo Hierárquico Iterativo para o PPV.

Primeiramente define-se o conceito de *horários de aderência* que é fundamental para a construção de uma solução do PPV a partir do algoritmo proposto. Um *horário de aderência* (HA) é aquele onde é altamente desejável que haja uma viagem partindo em uma determinada faixa horária e PC. Idealmente, se todos os horários de partida de uma programação ocorressem em um HA e, além disso, em todo HA houvesse uma partida, então o PPV estaria resolvido.

Para o cálculo dos HAs usa-se o módulo GHA. Inicialmente são computados os números mínimos de partidas por cada faixa horária e PC necessários ao atendimento da demanda dentro da qualidade de serviço exigida. Em seguida usando as informações sobre as durações estimadas das viagens por faixa horária e por sentido, constrói-se um grafo bipartido, onde os vértices representam os minutos do dia em cada PC e as arestas simbolizam as *viagens viáveis* entre estes vértices. Por definição, uma viagem (u, v) é viável se somente se $d_u \leq (v - u) \leq d_u + j$, onde d_u e j representam, respectivamente, o tempo de viagem da faixa horária que contém u e o tempo de espera máximo de um ônibus no terminal para iniciar a próxima viagem.

Ainda no módulo GHA, gera-se um modelo de PLI que resolve um problema de otimização combinatória definido sobre esse grafo bipartido, que é equivalente à uma versão do PMH da seção 2.1. Uma solução deste problema é dada por um subconjunto de vértices que representam os HAs. O objetivo é maximizar o número de arestas no subgrafo induzido por estes vértices. Como será visto em seguida, os perfis são construídos dando prioridade a que as suas viagens partam de HAs. Assim, ao resolver o problema acima, pretende-se que os HAs escolhidos aumentem a probabilidade de que um perfil contenha viagens que possam ser seqüenciadas uma imediatamente após a outra.

A seguir, o módulo GP passa a enumerar todos os perfis $P_{1,1}$, $P_{1,2}$ e P_2 . Para cada perfil, o GP cria a seqüência das viagens que serão realizadas devendo, para isso, determinar os seus horários de partida, o que é feito priorizando os HAs. Além disso, os perfis gerados pelo GP dependem de vários parâmetros que se dividem em dois grupos. O primeiro limita-se aos próprios dados de entrada enquanto o segundo refere-se à estratégia de solução aplicada pelo algoritmo. Não serão descritos aqui todos os parâmetros tratados. Contudo, dois deles merecem ser destacados.

O primeiro parâmetro importante é o *acréscimo de tempo de viagem*, denotado por Δ . O valor de Δ é o tempo de folga que é acrescido à duração prevista de uma viagem. Por exemplo, se uma viagem é prevista para durar 50 minutos e Δ vale 5 minutos então o tempo de duração daquela viagem que será considerado na construção dos perfis será de 55 minutos. Mais adiante, será visto que este tempo é fundamental para que se possa melhorar o espaçamento entre as viagens. O outro parâmetro importante é o *tempo máximo de ponto* denotado por δ . Suponha que durante a construção de um perfil, a última viagem realizada encerrou-se no instante t no PC p . Se k for o número de horários de aderência no PC p no

intervalo de tempo $[t, t + \delta]$ então o GP deverá considerar as k possibilidades de continuação do perfil com partidas nestes HAs. É claro que quanto maior o valor de δ maior o número de perfis tratados e mais difícil será resolver o PPV. Um valor baixo deste parâmetro é usado para controlar de forma implícita e não rigorosa o número de ônibus estacionados no ponto (restrição de empilhamento).

Construídos os perfis, o PPV é formulado como um problema clássico de empacotamento/cobertura ([30]). Cada restrição do problema refere-se a um HA e diz que o número de viagens partindo de um HA é limitado a um. Cada coluna da matriz de restrições reduz-se ao vetor característico de um perfil em relação aos HA calculados. Na função objetivo, de maximização, o custo de cada perfil é calculado de modo que este é premiado toda vez que possui uma partida em um HA e penalizado toda vez que uma partida não corresponde a um HA.

Ao resolver este problema, tipicamente tem-se uma solução onde há muitas partidas em horários que não são de aderência os quais, pelas características do modelo, não se encontram bem espaçados no tempo. Nestes casos, usando a própria solução do RPL, que usualmente tem um número de partidas por faixa horária e por sentido maior que o número de horários de aderência calculados originalmente, realimenta-se o módulo GHA, reiniciando-se o processo. Testes preliminares mostraram que este ciclo não deve ser repetido mais de uma vez sob pena de aumentar excessivamente o número de HAs.

Normalmente após a segunda execução do módulo RPL, chega-se a uma solução bastante próxima de uma programação de viagens satisfatória. Contudo, em algumas faixas horárias, observa-se que certos horários de partida ainda podem ficar mal distribuídos. Nestes casos, chama-se o módulo HEUR o qual, baseando-se numa heurística gulosa simples, procura realizar pequenos deslocamentos das viagens para antes ou depois do seu horário original de partida. O objetivo é espaçar melhor o tempo de partida entre duas viagens quaisquer. Neste processo percebe-se que a escolha do parâmetro Δ adequado é extremamente útil.

Os detalhes sobre cada módulo do AHI são discutidos nas seções subseqüentes, a começar pelo Problema dos Horários de Aderência (PHA).

4.2 O Gerador de Horários de Aderência (GHA)

A escolha dos horários de aderência influencia muito a geração dos perfis e conseqüentemente a solução do PPV. Esta escolha é feita resolvendo-se o Problema de Horários de Aderência.

Esta seção está dividida da seguinte forma. Na subseção 4.2.1 mostra-se as variantes do problema de horários de aderência que levaram a diferentes implementações do GHA no algoritmo da seção 4.1. Em seguida, na subseção 4.2.2 descreve-se o PHA para horários livres. Por fim, discute-se sucintamente sobre a importância do PHA na resolução do PPV.

4.2.1 Variantes dos PHA

Para descrever as variantes do PHA é necessário definir primeiro o que se entende por *emparelhamento* de duas viagens. Uma viagem u emparelha-se com a viagem v se e somente se $t_u \leq t_v \leq t_u + j_u$, onde j_u , t_v e t_u representam, respectivamente, o tempo de espera máximo de um ônibus no terminal para iniciar a próxima viagem na faixa horária que contém u e os tempos de início das viagens u e v .

Em todas as variantes do PHA o número de horários de aderência por faixa horária e por PC é fixo, sendo que esse número é calculado de forma a atender a demanda de passageiros. Assim, as três variantes do PHA que foram consideradas para o cálculo desses horários foram:

- **Variante com Horários Fixos:** os Horários de Aderência são calculados para ambos os PCs de forma a ter um espaçamento perfeitamente uniforme, sem levar em consideração qualquer outro fator como por exemplo o emparelhamento de viagens nos PCs.
- **Variante com Horários Fixo e Livre:** para as viagens saindo de um dos PCs os HA são calculados como no caso anterior. Já nas viagens do outro PC os HA são calculados de tal forma que haja um espaçamento aceitável entre eles e que o número de emparelhamento de viagens seja maximizado.
- **Variante com Horários Livres:** nenhum horário é fixado a priori nos PCs. Os HA nos dois PCs devem ser escolhidos de forma a maximizar o número de pares de viagens emparelhados, respeitando-se um espaçamento aceitável entre elas.

Dentre as variantes examinadas, a com horários livres foi a que se comportou mais eficientemente e, por conta disso, a mesma foi adotada no algoritmo da figura 4.1. A seguir descreve-se esta variante.

4.2.2 Modelo PLI para o PHA com Horários Livres

Para resolver o PHA na variante de horários livres, ele foi formulado em termos de um problema de otimização em grafos. Inicialmente constrói-se um grafo direcionado bipartido $G = (V_1 \cup V_2, E)$ onde cada vértice U_{ixy} de V_i representa uma partida de viagem do PC $_i$ no minuto y da faixa horária x , sendo $i \in \{1, 2\}$, $x \in \{1, \dots, 24\}$ e $y \in \{0, \dots, 59\}$. Por sua vez, o conjunto de arcos de G é tal que o arco (U_{ixy}, U_{jzw}) , com $j = (i \bmod 2) + 1$, está em E se e somente se $d^i(x) \leq (z \times 60 + w) - (x \times 60 + y) \leq d^i(x) + T_{xi}$, onde $d^i(x)$ é a duração das viagens que partem do PC $_i$ na faixa horária x e T_{xi} é o tempo máximo de espera entre partidas de viagem no PC $_i$ na faixa horária x . A figura 4.2 ilustra a construção do grafo G .

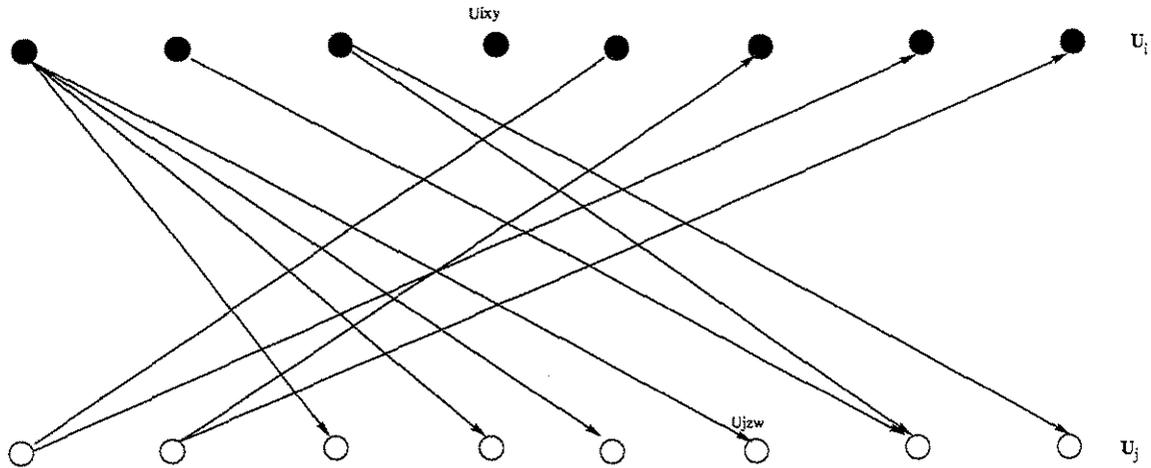


Figura 4.2: Grafo G representante das viagens viáveis entre PC1-PC2.

Uma vez entendido como é construído o grafo G , pode-se descrever o PHA como o problema de encontrar um subconjunto de vértices $U = U_1 \cup U_2$ onde: (1) $U_1 \subset V_1$, (2) $U_2 \subset V_2$, (3) o número de vértices de U_i na faixa horária x , para todo $i = \{1, 2\}$ e $x = \{1, \dots, 24\}$ é igual ao número de partidas exigido para o atendimento da demanda do PC_i naquela faixa horária e, finalmente, (4) o número de arcos ligando os vértices de U_1 e U_2 é máximo.

Para construir um modelo de PLI para o problema descrito acima, define-se inicialmente os conjuntos de variáveis a seguir:

$$x_u = \begin{cases} 1, & \text{se } u \in U_1 \text{ ou } U_2; \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

$$y_{uv} = \begin{cases} 1, & \text{se } u \in U_1 \text{ e } v \in U_2 \text{ ou } u \in U_2 \text{ e } v \in U_1; \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Para descrever as restrições do modelo, usa-se a seguinte notação:

- F : Número de faixas horárias no qual se divide o problema.
- n_{ih} : é o número necessário de partidas de viagens no PC_i na faixa horária h .
- m_{hi}, M_{hi} : Espaçamento mínimo e máximo entre viagens na faixa horária h no PC_i . Os valores de m_{hi} e M_{hi} são computados pelas fórmulas abaixo.

$$M_{hi} = \left\lfloor \frac{60}{n_{ih+1}} \right\rfloor + \beta + 1;$$

$$m_{hi} = \left\lfloor \frac{60}{n_{ih+1}} \right\rfloor + \beta$$

onde β é um parâmetro de folga que depende de n_{hi} . A seguir exibe-se uma tabela de β usada na implementação do AHI.

NV_{ih}	Valor de β
maior 15	0
entre 9 e 15	1
entre 4 e 9	2
entre 1 e 4	4

Tabela 4.1: Cálculo do valor de β . Sendo que NV_{ih} representa o número de viagens da faixa horária h no PC i .

Assim, a função objetivo do problema seria dada por:

$$\max \sum_{(u,v) \in E} y_{uv}$$

Já as restrições podem ser separadas em três grupos. O primeiro grupo refere-se às restrições relacionadas ao espaçamento uniforme dos tempos de viagem. São elas:

$$\sum_{j=t}^{t+m_{hi}-1} x_{u_{ihj}} \leq 1, \forall h = \{0, \dots, F\}$$

$$\forall t = \{0, \dots, 60 - m_{hi}\}$$

$$\forall i = \{1, 2\}$$

$$\sum_{j=t}^{t+M_{hi}-1} x_{u_{ihj}} \geq 1, \forall h = \{0, \dots, F\}$$

$$\forall t = \{0, \dots, 60 - M_{hi}\}$$

$$\forall i = \{1, 2\}$$

O segundo grupo de restrições está relacionado com o número de viagens por faixa horária e é dado por:

$$\sum_{j=0}^{59} x_{u_i h_j} = n_{ih}, \forall h = \{0, \dots, F\}, \quad \forall i = \{1, 2\}$$

Finalmente, o último grupo de restrições refere-se à inclusão dos arcos na solução que, por sua vez, é dado por:

$$\begin{aligned} y_{uv} &\geq x_u + x_v - 1, \quad \forall (u, v) \in E \\ y_{uv} &\leq x_u \\ y_{uv} &\leq x_v \end{aligned}$$

O modelo apresentado durante essa seção define a variante para horários livres, enquanto que a variante para horários fixo e livre, pode ser representada da seguinte forma: (1) usando um cálculo simples calcula-se as variáveis u_i , onde i pode ser igual a 1 ou a 2; (2) com u_i fixo resolve-se o problema definido para horários livres e encontra-se as variáveis u_j , sendo $j = (i \bmod 2) + 1$. Já a variante de horários fixos é calculada apenas por uma conta bem simples, onde usa-se apenas o número de viagens como parâmetro de entrada (vide seção 4.2.1).

As ordens de grandeza dos tempos de resolução do PHA com horários livres foram dez vezes maiores que a variante com horários fixo livre. Contudo, isso era de se esperar, pois nesta variante nenhum horário é fixo *a priori* e, por conta disso, o espaço de solução torna-se bem maior. Já para a variante com horários fixos a solução é calculada quase que instantaneamente, pois como visto anteriormente sua computação é bem simples.

É válido destacar que apesar do maior tempo de processamento da variante com horários livres, a mesma se comportou com uma eficiência bem maior para resolução das instâncias do PPV testadas. Este resultado era esperado, já que a variante com horários livres usa um maior número de características do problema, como por exemplo todos os tempos de viagens entre os PCs e, deste modo, leva-se em conta um maior número de parâmetros da instância original.

Ainda nesse contexto, exhibe-se na tabela 4.2 o tempo de processamento do PHA para três instâncias reais típicas do PPV: OS01, OS02 e OS03. Para este teste foi usada a variante de horários livres. Nesta tabela o tempo indicado é referente ao tempo de processamento para encontrar-se os HAs. O tempo máximo estipulado para solucionar esse problema (PHA) foi de 6 horas (21600 seg). Para as instâncias onde não foi possível comprovar a otimalidade dentro desse tempo, encontra-se indicado o percentual máximo de afastamento em relação à solução ótima (**QSol**).

Nota-se que o tempo de resolução do PHA para a variante com horários livres é bastante elevado, pois como evidenciado na tabela 4.2, mesmo usando-se o tempo máximo estipulado não foi possível atingir a solução ótima para nenhuma das instâncias testadas. Contudo, como pode-se ver mais adiante, esta variante mostrou-se bem mais eficiente para resolução do PPV.

Forma de escolha dos HA	Instância do PPV	Tempo (seg)	QSol
Horários Livres	OS01	10800	1%
Horários Livres	OS02	739	0.15%
Horários Livres	OS03	21600	5%

QSol - Qualidade da Solução.

Tabela 4.2: Tempo de computação do PHA para variante com horários livres.

Por fim, vale destacar que o GHA é uma etapa vital para o sucesso do AHI. Isso deve-se ao fato de que dependendo dos HAs computados a solução do PPV produzida pelo algoritmo pode tornar-se operacional ou não, pois estes afetam diretamente a distribuição de horários e o empilhamento dos ônibus nos PCs. Na seção 4.3, logo a seguir, fala-se sobre os GPs e suas variações.

4.3 O Gerador de Perfis (GP)

Essa seção tem o objetivo de descrever detalhadamente os geradores de perfis que foram implementados e testados para solucionar o PPV. Esses geradores são peças chave no algoritmo proposto, pois escolher bons perfis é fundamental para solucionar o PPV. Vale lembrar que um subconjunto destes perfis é basicamente a resposta do PPV.

O gerador de perfis recebe como entrada dois arquivos texto. O primeiro arquivo contém as características que definem os perfis viáveis como o número de horas máxima de trabalho de cada motorista, o tempo de descanso, o período apropriado para descanso, etc. O segundo arquivo contém os dados da demanda, os tempos de viagens e os padrões de qualidade de serviço. Abaixo explicita-se as características dos perfis propostos, e logo em seguida, faz-se um breve comentário sobre os parâmetros usados pelos geradores.

4.3.1 Características dos Perfis

No PPV existe uma demanda que deve ser atendida em cada FH/PC pelas viagens dos ônibus. Essas viagens têm que estar bem espaçadas para que não haja grandes intervalos

de tempo sem partidas de ônibus e nem o acúmulo de partidas em apenas uma pequena faixa de tempo como visto na subseção anterior. Para obter um espaçamento regular entre as partidas das viagens e para atender a demanda são computados os *horários de aderência*. Uma vez definidos os HAs, pode-se reduzir o PPV a um problema de encontrar um conjunto de perfis viáveis cuja viagens cubram todos ou quase todos os HAs. Desta forma, os horários de partidas das viagens contidas nos perfis gerados pelo módulo GP do algoritmo da figura 4.1 são guiadas pelos HAs. Além disso os perfis são construídos de modo a atender às restrições trabalhistas. Sendo assim, a alocação de motoristas aos ônibus, torna-se automática. Baseados nessa definição reformula-se o PPV como um problema de empacotamento ou de cobertura (ver seção 4.4).

Para resolver adequadamente o PPV usando os horários de aderência, gera-se perfis que tenham um número máximo de viagens partindo dos HAs, e que não provoquem muito empilhamento nos PCs. Como mencionado na seção 4.1, o GP trata as restrições de empilhamento implicitamente através de ajustes em seus parâmetros, os quais são discutidos a seguir.

4.3.2 Parâmetros de um Gerador de Perfis

Os GPs são projetados de modo que um perfil é construído inserindo-se uma viagem a cada vez. Ao fazer isso, precisa-se responder às seguintes questões:

- Qual o *tempo máximo de ponto* em cada faixa horária e PC ? Este parâmetro influi sobremaneira no empilhamento de ônibus.
- Suponha que durante a construção de um perfil, a última viagem realizada encerrou-se no instante t . Então, dentre os HAs que estão no intervalo $[t, t + \delta]$, qual deles deve ser escolhido para o início da próxima viagem a ser incluída no perfil ? Doravante denota-se o intervalo $[t, t + \delta]$ como *janela de espera*.
- Quanto tempo esperar para a troca de um motorista para outro em perfis executados por mais de um motorista? Esse tempo de espera é denominado *tempo de rendimento*.

Vale ressaltar ainda que alguns destes parâmetros tem que ser escolhidos com cuidado, se não o número de perfis pode se tornar muito elevado, inviabilizando a solução do problema através dos modelos propostos. Abaixo descreve-se as variantes implementadas para o GP, e logo em seguida, faz-se um comparativo entre elas.

4.3.3 Variações do Gerador de Perfis

Antes de iniciar a descrição dos diferentes geradores de perfis define-se mais três conceitos necessários à descrição dos GPs. São eles:

- *Viagem de Aderência*: viagem partindo em um HA.
- *HA alcançáveis*: são os HA que encontram-se dentro de uma janela de espera, contada a partir de um tempo de término da última viagem incluída no perfil.
- *HA coberto por um perfil j* : verifica-se quando dentre as viagens contidas no perfil j existe alguma partindo no HA correspondente.

As variantes dos GPs implementados foram:

1. **Cego**: Esse gerador foi o primeiro a ser implementado. Ele caracteriza-se pelo fato de sempre escolher como horário de partida da próxima viagem do perfil o primeiro HA alcançável. Contudo, se porventura não existir um HA alcançável, o ônibus segue para a próxima viagem sem esperar. Este gerador foi chamado de **cego** pois não considera outro fator na escolha do horário de partida da próxima viagem. Vale ressaltar ainda que o tamanho da janela de espera não pode ser muito alto, pois isso possivelmente acarretaria em um número muito elevado de ônibus empilhados em um PC.
2. **Guloso**: Esse gerador é semelhante ao cego, com a ressalva que o HA no qual começa a próxima viagem é escolhido como sendo aquele que estiver menos coberto pelos perfis previamente construídos. Os horários de aderência comparados são só aqueles que estão dentro da janela de espera.
3. **Misto**: Esse gerador é uma mesclagem dos dois geradores citados acima, ou seja, os perfis gerados por ele compreendem a união dos perfis gerados pelos GPs cego e guloso.
4. **Expandido**: O gerador expandido é semelhante ao cego e ao guloso, diferenciando-se apenas no fato dele gerar um novo perfil para cada horário de aderência alcançável. Ou seja, nessa técnica não se escolhe qual horário de aderência uma viagem vai iniciar, simplesmente gera-se um perfil para cada possibilidade de horário. Esse fato faz com que a chance de escolha de perfis aumente, mas por outro lado faz com que o número de variáveis do modelo PLI a ser resolvido cresça bastante.
5. **Expandido com espera**: Esse gerador é o expandido, com a diferença que ele gera perfis do tipo 2 com tempos de rendimento diferentes na troca de motorista. Na nossa implementação foram usados os tempos de rendimento de 5, 10, 15, 20 e 25 minutos.
6. **Expandido com tempo de espera diferenciado**: É o gerador expandido com tempo de espera diferenciado entre os horários, ou seja, nas faixas horárias onde necessitam-se de muitas viagens o tempo de espera é menor do que nos horários onde número de viagens exigida é menor.

Na próxima subseção faz-se um comparativo entre os geradores de perfis. Em um primeiro momento é analisado a parte quantitativa, ou seja, número de perfis gerados e o tempo para solucionar o PPV decorrente destes perfis. Em seguida, analisa-se a parte qualitativa, ou seja, a qualidade da solução gerada pelos GPs implementados.

Comparativo entre as Soluções dos Geradores Propostos

Para facilitar a comparação entre os geradores implementados introduz-se a nomenclatura indicada nas tabelas 4.3 e 4.4.

Gerador	Legenda
Cego	C
Guloso	G
Misto	M
Expandido	E
E. com Espera	EcE
E. com tempo de espera diferenciado	EED

Tabela 4.3: Tipos de Geradores.

Horário de Aderência	Legenda
PC1 e PC2 Fixos	FF
PC1 Fixo e PC2 Livre	FL
PC1 Livre e PC2 Fixo	LF
PC1 e PC2 Livres	LL

Tabela 4.4: Tipo de formulação para PHA.

Comparação Quantitativa

Para ilustrar a diferença do número de perfis gerados e o tempo de resolução do PPV para cada variação do GP implementado, apresenta-se na figura 4.3 dois gráficos. O primeiro evidencia o número de perfis gerados para cada versão do GP. Já o segundo mostra a diferença de tempo para solucionar o modelo de PLI referente ao PPV para cada um dos diferentes GPs. Para construção destes gráficos foram utilizados duas instâncias reais típicas do PPV (OS01, OS02). Nota-se que com o aumento do número de perfis o tempo de execução do AHI tende a crescer consideravelmente.

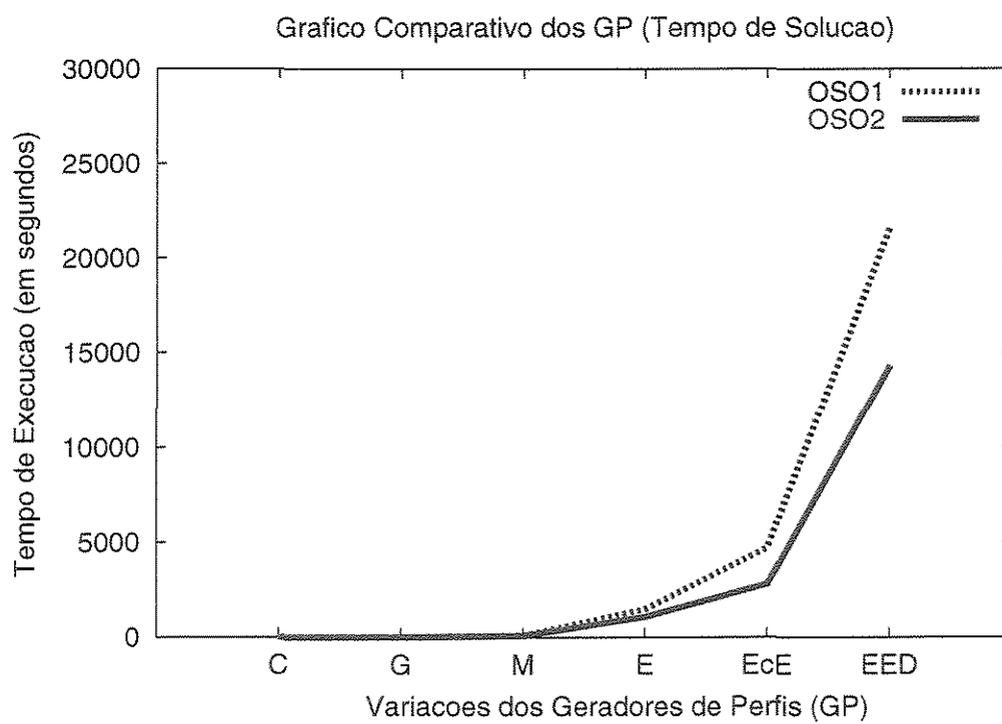
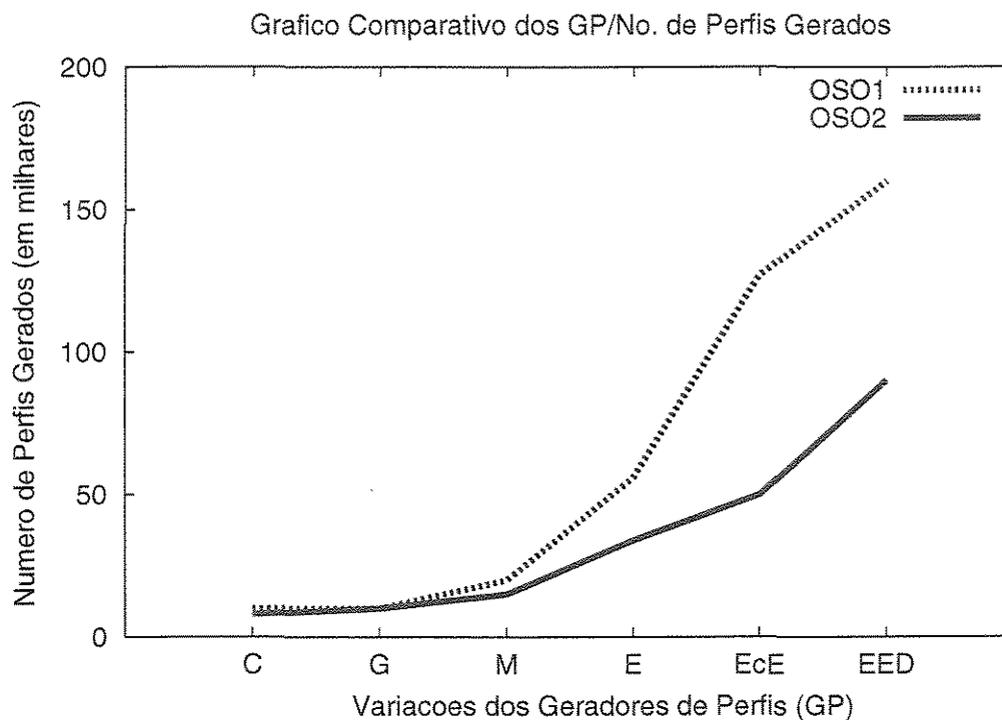


Figura 4.3: (A) Comparativo entre o número de perfis gerados por GP. (B) Comparativo entre o tempo de resolução do PPV dependendo do GP usado.

Comparação Qualitativa

Essa comparação será baseada no número de horários de aderência não cobertos. Isto porque se todos os horários de aderência forem cobertos com o número de ônibus estipulado, o PPV estará resolvido. Portanto, um gerador será tanto melhor quanto menor for o número de horários de aderência não cobertos na solução do PPV. Neste teste, foi usada uma instância real obtida de uma empresa de São Paulo.

Gerador	PC1 e PC2	NVNC1	NVNC2
C	FF	16	19
C	FL	12	19
C	LL	11	15
G	FL	9	10
G	LL	6	4
M	LL	5	5
E	LL	5	1
EED	LL	6	1
EcE	LL	4	0

NVNCX indica número de HA não-cobertos no PC X.

Tabela 4.5: Tabela comparativa das soluções dos geradores.

Observa-se na tabela 4.5 que os melhores resultados foram obtidos usando o gerador de perfis EcE e o modelo de horários de aderência com PC1 e PC2 livres (LL), pois estes tiveram uma melhor cobertura dos HA. Vale ressaltar que foi verificado um comportamento semelhante a esse em todas as instâncias reais resolvidas neste trabalho.

A seguir faz-se uma avaliação dos modelos de cobertura (MC) e empacotamento (ME). Estes modelos compreendem a etapa 3 do AHI (veja seção 4.1).

4.4 O Módulo RPL

Nesta seção discute-se sobre os modelos de PLI propostos para equacionar o PPV e que são resolvidos pelo módulo RPL. Primeiramente mostra-se uma abordagem baseada no modelo clássico de empacotamento (ME). Em seguida, na subseção 4.4.2 define-se o modelo de cobertura (MC). Por fim, na subseção 4.4.3 faz-se um comparativo entre estes dois modelos.

4.4.1 Modelo de Empacotamento (ME)

Como dito na seção 4.1, o PPV foi formulado de modo que uma solução seja representada como um conjunto de perfis cujos horários de partidas devem sempre que possível se dar em horários de aderência. Com isso, pode-se reduzir o PPV a um problema de empacotamento. Para tanto, define-se inicialmente o conjunto H^p de HAs computados pela resolução do PHA (seção 4.2) para PC p .

Variáveis e coeficientes da matriz de restrições

Seja n o número de perfis de jornada a serem considerados. Para todo $i \in \{1, \dots, n\}$, tem-se uma variável x_i definida como se segue. Se o perfil de jornada i faz parte da solução $x_i = 1$, caso contrário, $x_i = 0$. Além disso, a notação $x_{P_{1,1}}$ ($x_{P_{1,2}}, x_{P_2}$) será usada para representar o subvetor de x cujas componentes correspondem aos perfis $P_{1,1}$ ($P_{1,2}, P_2$).

Para todo $p \in \{1, 2\}$, seja A^p a matriz contendo $|H^p|$ linhas (número de HAs do PC p) e n colunas cujos elementos são dados por:

$$A_{ij}^p = \begin{cases} 1, & \text{se o perfil } j \text{ possui uma viagem saindo do PC } p \text{ no HA } i; \\ 0, & \text{c.c.} \end{cases}$$

Tendo visto os coeficientes e as variáveis do ME, discute-se agora as restrições do modelo.

Restrições de HA

No modelo ME procura-se evitar múltiplas partidas no mesmo HA. Por isso, insere-se no modelo as restrições abaixo:

$$\sum_{j=1}^n A_{ij}^p x_j \leq 1, \quad \forall i \in \{1, \dots, |H^1| + |H^2|\}, \quad p = \{1, 2\},$$

$$x_j \in \{0, 1\}, \quad \forall j \in \{1, \dots, n\}.$$

Restrições no Número de Ônibus

Para finalizar a modelagem das restrições do ME, tem-se as restrições no número de ônibus. Como visto no modelo inicial (capítulo 3), pode-se representar a restrição do número máximo de carros disponível através das desigualdades: $\mathbb{1}x_{P_{1,1}} + \mathbb{1}x_{P_2} \leq t$ e $\mathbb{1}x_{P_{1,2}} + \mathbb{1}x_{P_2} \leq t$, onde t representa o número de carros disponíveis para a linha.

Função Objetivo

Primeiramente introduz-se abaixo uma notação adicional que será necessária para a descrição da função objetivo.

- δ_j : número de viagens pertencentes ao perfil j que partem em algum HA.
- α : horários de não-aderência, ou seja, horários que não fazem parte dos HAs.
- α_j : número de viagens pertencentes ao perfil j que saem em horários de não-aderência.

Como visto na seção 4.1 deseja-se maximizar o número de viagens saindo em HAs. Com isso, pode-se definir a função objetivo como $\max \sum_{j=1}^n f_j x_j$, onde f é definido com base nos horários de partida do perfil j . Variando-se a definição dos f_i 's chega-se a diferentes funções objetivo. No caso do ME, as seguintes alternativas foram testadas.

1. **MAXHRA**: f_j é calculado pela soma das viagens pertencentes ao perfil j que saem em um HA (veja figura 4.4 (a)). Ao testar esta alternativa, observou-se uma boa qualidade no atendimento à demanda, porém ocorreram problemas na distribuição de horários decorrentes da não penalização dos HNAs.
2. **MAXAMINNA**: Essa versão escolhe um subconjunto de perfis que cobre o maior número de HAs, e ao mesmo tempo, minimiza os HNA (veja figura 4.4 (b)). Ou melhor, dentre as soluções que maximizam a cobertura das viagens que partem em HAs, essa função objetivo escolhe a que tem o menor número de HNAs. Para isso, esta função objetivo penaliza os HNAs e premia os HAs. A penalização dos HNAs é constante e diferente de zero, já a premiação para as partidas em HA é bastante elevada.

Pode-se representar essa função objetivo assim: $f_j = C \times \delta_j - \alpha_j$, onde C é calculado de tal forma que a soma das penalizações de todos os perfis seja inferior a esse valor. Desse modo, pode-se garantir que uma solução com um maior número de HAs cobertos sempre será escolhida, não importando o número de horários de não-aderência, haja vista que C é maior que a soma de α_j , para todo $j \in \{1, \dots, n\}$. O cálculo das penalizações é feito no módulo GP, pois nesse pode-se verificar o número de horários de aderência e não-aderência de cada perfil. Como ocorrido na alternativa MAXHRA a qualidade no atendimento à demanda foi boa, e além disso a distribuição de horários melhorou em relação à MAXHRA.

3. **PARÁBOLA**: Essa função objetivo é um pouco mais elaborada, pois o custo de cada perfil é calculado de modo que este é premiado toda vez que possui uma partida em um HA, e penalizado, ao dar uma partida em um HNA. Contudo, diferentemente do caso

anterior, a penalização dos HNA é variável e diminui à medida que cresce a distância entre o HNA e o seu HA mais próximo (figura 4.4 (c)). Com isso, percebe-se que esta penalização é maior para viagens que saem em horários próximos aos HA. A idéia aqui é explorar o fato que provavelmente existirá uma viagem em um horários de aderência e, por conta disso, torna-se desinteressante ter uma viagem muito próxima desse HA. Esta alternativa obteve a melhor distribuição de horários, contudo constatou-se alguns problemas no atendimento à demanda para algumas instâncias.

MEU(X) - modelo de empacotamento usando a função objetivo de tipo $X \in \{1, 2, 3\}$, onde, 1- MAXHADR, 2 - MAXAMINHNA e 3 - PARÁBOLA.

#INSPPV - nome da instância do PPV que está sendo executada, sendo que foram utilizadas 3 instâncias reais.

#NVIANAT - número de viagens não atendidas, ou seja, quantas viagens (no total) a solução do modelo ME correspondente deixou de fazer para atender à demanda.

#QUADISVIA- qualidade da distribuição de viagens. Sendo essa qualidade medida pelo número de viagens partindo em intervalos de tempo muito próximos. Qualifica-se esta modalidade em: Ruim (20-40 viagens muito próximas), Boa (10-20 viagens muito próximas), Ótima (0-10 viagens muito próximas).

#TOTVIA- total de viagens.

#ASO- afastamento da solução ótima.

A tabela 4.6 ilustra os resultados obtidos com as diferentes funções objetivo propostas. Os valores na tabela referem-se a um tempo máximo de execução de 6 horas. Para as instâncias onde não foi possível comprovar a otimalidade dentro desse tempo, encontra-se indicado o percentual máximo de afastamento em relação à solução ótima do ME. A nomenclatura utilizada na tabela 4.6 é a seguinte:

Analisando-se a tabela 4.6, pode-se verificar que o modelo ME, usando a função objetivo **PARÁBOLA**, obteve a melhor distribuição de horários. Este resultado foi verificado em todas as instâncias executadas até o presente momento. Porém, como visto na tabela 4.6 o atendimento à demanda em alguns casos foi comprometido. Por isso, as duas versões (**PARÁBOLA** e **MAXAMINHNA**) foram usadas nos testes do capítulo 5. Por sua vez a função objetivo **MAXHRA** foi descartada pois, apesar de gerar soluções com o melhor atendimento à demanda, sua distribuição de horários é *ruim* para a maioria das instâncias testadas.

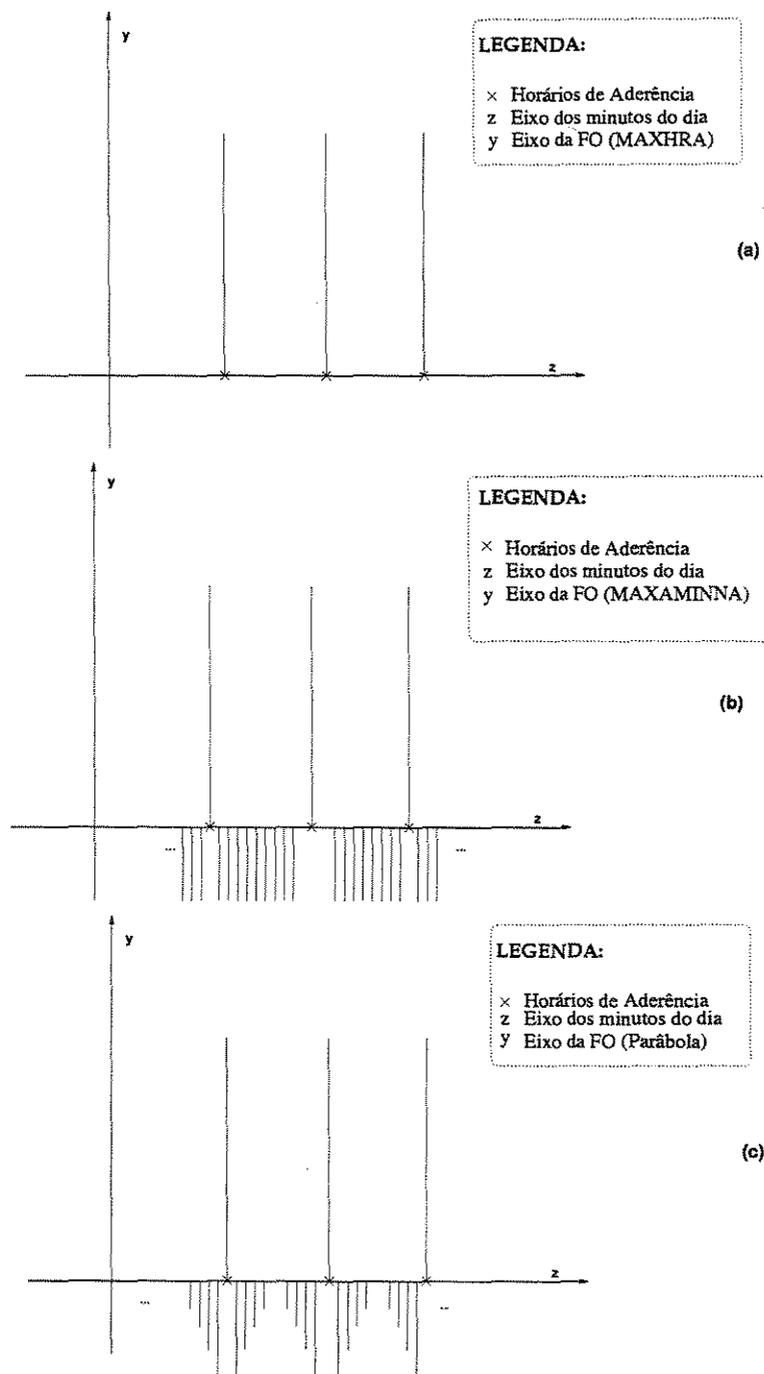


Figura 4.4: (a), (b), e (c) representam os gráficos provenientes das funções objetivo MAXHRA, MAXAMINNA e PARÁBOLA, respectivamente. O eixo y simboliza o valor da penalização ou da premiação de cada viagem pertencente a uma dado perfil. Sendo assim, os coeficientes das funções objetivo MAXHRA, MAXAMINNA e PARÁBOLA podem ser calculados da seguinte forma: $P_j - |N_j|$, onde P_j e $|N_j|$ representam respectivamente a soma das premiações e das penalizações das viagens pertencentes ao perfil j .

Modelo	#INSPPV	#NVIANAT	#QUADISVIA	TOTVIA	ASO
MEU(1)	OS01	0	Ruim	244	0%
MEU(2)	OS01	0	Ruim	220	0%
MEU(3)	OS01	3	Boa	190	0%
MEU(1)	OS02	0	Ruim	201	0%
MEU(2)	OS02	2	Boa	199	0%
MEU(3)	OS02	0	Ótima	193	0%
MEU(1)	OS03	0	Boa	266	0%
MEU(2)	OS03	0	Boa	257	0%
MEU(3)	OS03	3	Ótima	190	0%

Tabela 4.6: Comparativo entre as três FO implementadas para o modelo ME.

Modelo Resumido

Definidas as variáveis, restrições e a função objetivo, mostra-se o modelo ME abaixo.

$$\begin{aligned}
 & \max \sum_{j=1}^n f_j x_j \\
 & \text{sujeito a } \sum_{j=1}^n A_{ij}^p x_j \leq 1, \forall i \in \{1, \dots, |H^1| + |H^2|\}, \quad p = \{1, 2\}, \\
 & \quad \mathbb{I}x_{P_{1,1}} + \mathbb{I}x_{P_2} \leq t, \\
 & \quad \mathbb{I}x_{P_{1,2}} + \mathbb{I}x_{P_2} \leq t, \\
 & \quad x_j \in \{0, 1\}, \quad \forall j \in \{1, \dots, n\}.
 \end{aligned}$$

4.4.2 Modelo de Cobertura (MC)

No ME, visto anteriormente, vê-se que o objetivo é maximizar o número de horários de aderência onde há partidas de viagem sem contudo permitir que haja múltiplas partidas em um mesmo horário. Já o modelo de cobertura (MC) admite múltiplas partidas em um horário de aderência (restrição 4.2). Porém, para evitar que este fato ocorra muitas vezes, prejudicando a uniformização da distribuição dos horários de partida, a função objetivo é trocada para minimização. De um modo geral, a vantagem do ME sobre o MC é justamente o fato de ele levar a soluções com um melhor espaçamento entre os horários das viagens. Contudo, o atendimento da demanda no ME pode ficar comprometido já que as soluções não necessariamente realizam viagens em todos os horários de aderência. Neste caso a vantagem é do modelo MC que garantidamente irá atender à demanda, mais detalhes sobre

esses modelos serão vistos na seção 4.4.3.

O modelo de cobertura (MC) é semelhante ao modelo ME. Suas diferenças estão na função objetivo e na restrição de HA, como pode-se ver a seguir.

$$\min \sum_{j=1}^n f_j x_j \quad (4.1)$$

$$\text{sujeito a } \sum_{j=1}^n A_{ij}^p x_j \geq 1, \forall i \in \{1, \dots, |H^1| + |H^2|\}, \quad p = \{1, 2\}, \quad (4.2)$$

$$\mathbb{I}x_{P_{1,1}} + \mathbb{I}x_{P_2} \leq t, \quad (4.3)$$

$$\mathbb{I}x_{P_{1,2}} + \mathbb{I}x_{P_2} \leq t, \quad (4.4)$$

$$x_j \in \{0, 1\}, \quad \forall j \in \{1, \dots, n\}, \quad (4.5)$$

$$f_j - \text{Número de horários de aderência do perfil } j. \quad (4.6)$$

Vale ressaltar que para MC não utilizamos as funções objetivos MAXAMINNA e PARÁBOLA, pois as mesmas tem o papel de melhorar o espaçamento, e pelo fato do MC permitir viagens múltiplas em horários de aderência isso não se justifica.

4.4.3 Análise dos Modelos ME e MC

Como mencionado anteriormente, foram formulados os modelos MC e ME, que se baseiam em horários de aderência. Optou-se por continuar com os dois modelos porque dependendo da instância tratada, um modelo pode adaptar-se melhor que o outro.

Analisando os modelos propostos, pode-se notar, como mencionado na seção 4.1, que as restrições de empilhamento não estão inseridas diretamente. Isso deve-se ao elevado número de restrições deste tipo que seriam necessárias nos modelos, comprometendo seriamente o seu tempo de resolução caso fossem adicionadas à formulação *a priori*. Por isso, optou-se por tentar um controle indireto das restrições de empilhamento nos GPs através da introdução do conceito de *janela de espera* e da alocação dos horários de descanso de acordo com os dados de entrada, ou seja, dependendo do empilhamento permitido em cada faixa horária e PC, o GP gera ou não horários de descanso nesses pontos.

Na tabela 4.7, faz-se um comparativo entre os modelos ME usando a função objetivo MAXAMINNA, e o MC. Nesta tabela são apresentadas para duas instâncias típicas do PPV, o tipo de modelo, o número de horários de aderência não-cobertos nos casos do ME ou repetidos nos casos do MC, além do número de viagens geradas por cada formulação. Os geradores e os horários de aderência usados para formar a tabela 4.7 foram aqueles que obtiveram os melhores resultados na tabela 4.5, ou seja EcE e LL. Para construir a tabela 4.7 foi estipulado um tempo máximo de execução de 6 horas. Para as instâncias onde não

foi possível comprovar a otimalidade dentro desse tempo, encontra-se indicado o percentual máximo de afastamento em relação à solução ótima.

Modelo	Instância	HA Não-Cobertos/Repetidos	Total de Viagens	ASO
MC	OS04	7	448	2%
ME	OS04	4	439	1%
MC	OS05	9	455	3%
ME	OS05	5	435	4%

Tabela 4.7: Comparativos entre as formulações de cobertura e empacotamento.

É importante notar, que cada modelo apresenta suas vantagens e desvantagens. O ME tem de positivo a escolha de apenas uma viagem para cada horário de aderência, melhorando com isso o espaçamento entre os horários. Contudo, como pode-se ver na tabela 4.6 algumas viagens em HAs não foram cobertas. Isso é amenizado pela reiteração do AHI que provoca um aumento no número de HAs. Com isso, a não cobertura de alguns HAs não afeta diretamente a demanda de passageiros. Uma análise completa destes resultados será vista no capítulo 5.

Por outro lado, o MC cobre todos os horários de aderência, e conseqüentemente atende à demanda do PPV. Entretanto temos o problema no espaçamento entre viagens, pois pode haver mais de uma viagem partindo no mesmo minuto. O fato de termos a possibilidade de repetir viagens no MC permite outra forma de interpretação. Na prática quando existem disponíveis ônibus articulados, que são veículos com maior capacidade de passageiros, essa repetição de horários pode ser um indicativo para o uso desse tipo de veículo na faixa horária correspondente.

No capítulo de análise dos resultados será usado como modelo de resolução do PPV (RPL) o ME. As razões para se usar essa formulação de empacotamento são discutidas na seção 4.6.

Outras tentativas de solucionar o RPL

Durante o desenvolvimento desse trabalho propôs-se um algoritmo *lagrangeano* (c.f, [15, 27, 24]) para solucionar o PPV no módulo RPL. Entretanto, os resultados obtidos não foram os esperados ([35]). O insucesso apresentado pela abordagem lagrangeana e o interesse em representar as restrições de empilhamento explicitamente, fez com que fosse testado ainda um algoritmo baseado em planos-de-corte para solucionar PPV. Porém, essa estratégia de tratamento explícito das restrições de empilhamento acabou por ser abandonada devido ao baixo desempenho do algoritmo baseado em planos-de-corte. Outra razão que motivou

a decisão de continuar com o resolvidor do PPV apresentado nas seções anteriores foi a constatação de que a tentativa de tratamento implícito das restrições de empilhamento no gerador de perfis é bastante eficiente na prática, posto que em nenhuma instância testada nesse trabalho estas restrições foram violadas.

Com base nos resultados apresentados, optou-se por permanecer com o RPL baseado em relaxação linear, juntamente com a representação implícita das restrições de empilhamento.

Na próxima seção faz-se uma breve descrição da heurística de distribuição de horários (HEUR) usada no AHI.

4.5 O módulo HEUR

Pelos testes computacionais executados ao longo desse trabalho, verificou-se que, normalmente, após a segunda iteração do AHI, chega-se a uma solução bastante próxima de uma programação de viagens satisfatória. Contudo, em algumas faixas horárias, observa-se uma distribuição de horários bem inferior à desejada (ver subseção 4.6). Para estes casos foi implementado uma heurística gulosa simples que procura realizar pequenos deslocamentos das viagens para antes ou depois do seu horário original de partida, com o intuito de espaçar melhor os tempos de partidas entre as viagens. A figura 4.5 traz um pseudo-código, descrevendo de forma simplificada a heurística de distribuição de horários. Os passos desse algoritmo serão explicados sucintamente durante esta seção.

Antes de iniciar a descrição do módulo HEUR é importante ressaltar seus dados de entrada, os quais se resumem ao parâmetro Δ , definido na seção 4.1, e a solução do PPV gerada pelo módulo RPL. Por sua vez, a solução do RPL é composta por um conjunto de perfis, os quais são formados por um conjunto de viagens.

Para simplificar a apresentação define-se S_i como sendo o conjunto dessas viagens ordenadas pelos seus horários de partida. Além disso define-se d_{kj} e e_{kj} , como sendo o deslocamento de tempo máximo permitido à direita e à esquerda do tempo de partida da viagem k pertencente ao perfil j . Ou seja, o módulo HEUR terá uma flexibilidade de antecipar a viagem k em até e_{kj} minutos, e de atrasá-la de no máximo d_{kj} minutos. Define-se também v_j como sendo a viagem v do perfil j . Com isso e baseado na figura 4.5 explica-se detalhadamente o módulo HEUR a seguir.

Em primeiro lugar a heurística faz a inicialização das variáveis onde “Inicializa(d_{kj} , e_{kj}) $\leftarrow \Delta$,” tem a função de instanciar todas as variáveis d e e de cada viagem com o valor de Δ . Isso é feito, pois, como visto anteriormente, as durações das viagens são acrescidas de Δ minutos e, desse modo, de início, é viável adiantar ou atrasar qualquer viagem desta quantidade de tempo.

Antes de continuarmos a descrição do módulo HEUR deve-se notar que modificações no tempo de partida de uma viagem v_j ocasionam alterações nos parâmetros de deslocamento

```

HEUR()
1.  $i = 1; f = 0; \text{Inicializa}(d_{kj}, e_{kj}) \leftarrow \Delta;$ 
2. Para cada FH  $f$  no PC  $i$ , Repita
3.   Para cada viagem  $v_j \in$  a FH  $f$  do PC  $i$ , Repita
4.      $h \leftarrow v_j.\text{Horario\_Partida};$ 
5.      $\text{Hr\_Desejado}_f \leftarrow \text{Hr\_Desejado\_Viagem}(h, f);$ 
6.      $\bar{h} \leftarrow \text{Calcula\_Novo\_Horario}(\text{Hr\_Desejado}_f, h, d_{vj}, e_{vj});$ 
7.      $(e_{(v+1)j}, d_{(v-1)j}) \leftarrow \text{Atualiza\_Variaveis\_Deslocamento}(\bar{h}, h);$ 
8.      $v_j.\text{Horario\_Partida} \leftarrow \bar{h};$ 
9.      $v_j \leftarrow$  próxima viagem da FH  $f$  no PC  $i$ ;
10.  Até que  $\nexists$  viagens da FH  $f$  no PC  $i$ ;
11.  Se  $\exists(f + 1)$   $f++$ ; Senão  $i++$ ;  $f = 0$ ;
12. Até que  $(i==3)$ ;
13. Retorne
Fim

```

Figura 4.5: Pseudo-código da heurística de distribuição de horários (HEUR). Nesse algoritmo considera-se apenas dois PCs.

máximo à direita (d) e à esquerda (e) das viagens vizinhas contidas no mesmo perfil. Isso porque antecipando ou adiando o tempo de partida da viagem v_j gera-se automaticamente mudanças nos intervalos de tempo permitidos para a saída e a chegada das viagens $v_{(j-1)}$ e $v_{(j+1)}$. Logo, as variáveis d e e dessas viagens necessitam ser modificadas para que se mantenha uma coerência nos tempos de partidas do perfil j . Isso será mostrado em mais detalhes ao longo desta seção.

Depois da inicialização, para todo $v \in Si$ os seguintes passos são executados. Primeiramente, calcula-se o horário desejado (passo 5) e o novo horário (passo 6), em seguida, atualiza-se o horário de partida da viagem v (passo 8) e os parâmetros de deslocamento de $e_{(v+1)}$ e $d_{(v-1)}$ (passo 7). Abaixo descreve-se detalhadamente cada passo.

O horário desejado é obtido da seguinte forma (passo 5):

$$\text{Hr_Desejado}_f = \left\lfloor \frac{(60 - \text{Min_Via_Ant}_f)}{(\text{NVia_Rest}_f + 1)} \right\rfloor \quad (4.7)$$

onde:

- Min_Via_Ant_f – é o minuto da partida da viagem anterior já tratado pelo módulo HEUR e que localiza-se na FH f , ou seja, $(60 - \text{Min_Via_Ant}_f)$ calcula o número de minutos restantes a serem distribuídos na FH f .

- **NVia_Rest_f** – Número de Viagens da FH f que ainda não foram tratados pela HEUR.

O objetivo desse cálculo é distribuir do melhor jeito possível as viagens que ainda não foram investigadas no tempo que sobra em cada faixa horária, ou seja, como em um algoritmo guloso padrão verifica-se localmente em cada faixa horária o tempo restante e o número de viagens que ainda devem ser alocadas e pela fórmula 4.7 calcula-se a posição ideal para o horário de partida dessa viagem.

Com o $Hr_Desejado_v$, e_v e d_v em mãos usa-se a função *Calcula_Novo_Horario* para calcular o novo horário de partida da viagem v (passo 6). Esse valor é calculado de forma a atingir o horário mais próximo do $Hr_Desejado$ que a viagem v pode partir, sendo seu deslocamento limitado por d_v e por e_v . Mais adiante, mostra-se um exemplo dessa função.

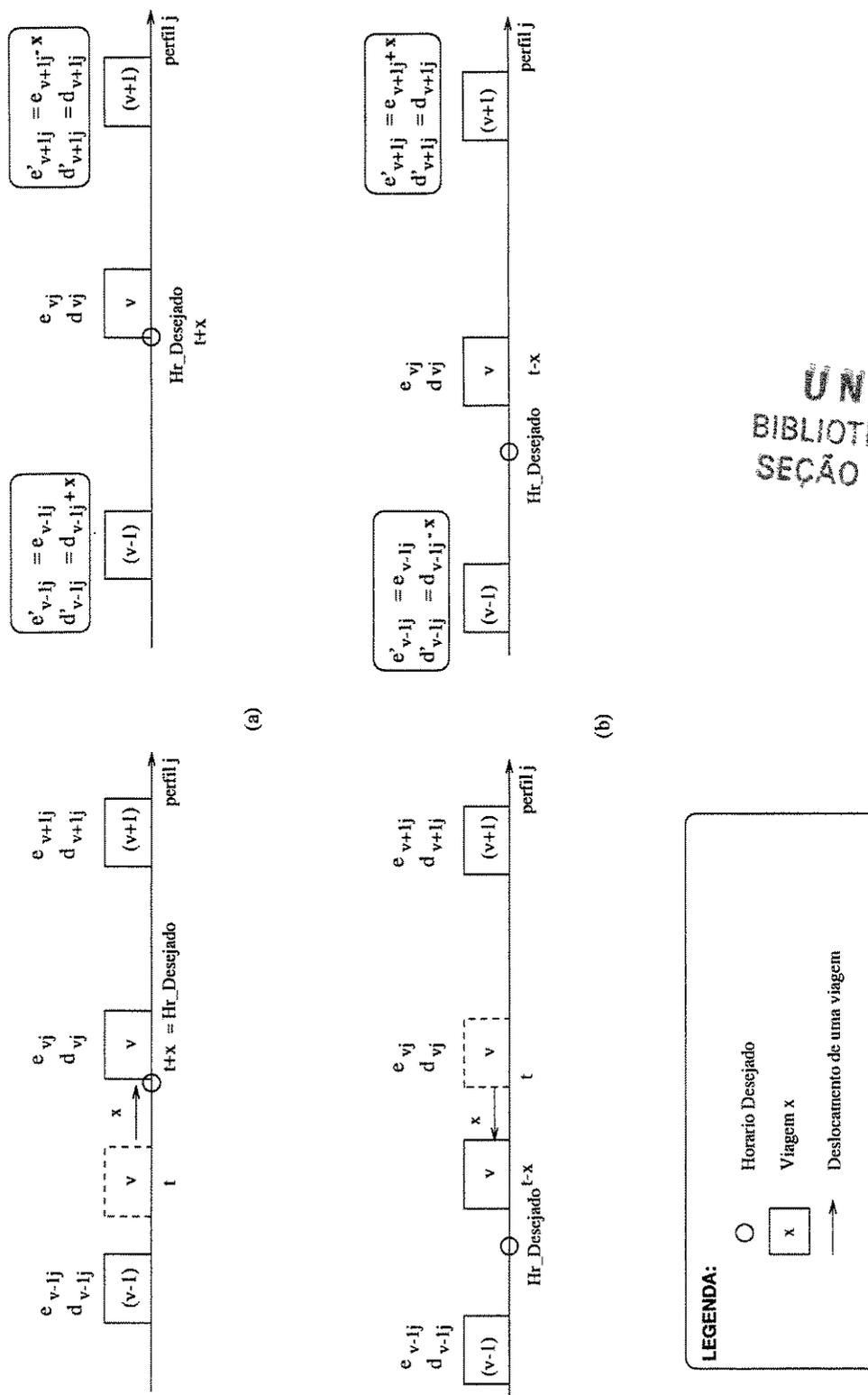
Antes de atualizar a viagem v_j com o seu novo horário (passo 8), precisa-se atualizar os parâmetros $e_{(v+1)j}$ e $d_{(v-1)j}$, pois, como dito anteriormente, uma modificação na viagem v_j implica em mudanças na flexibilidade¹ das viagens vizinhas contidas no mesmo perfil (perfil j). Para facilitar a explicação da função *Atualiza_Variaveis_Deslocamento*, a qual representa a atualização das variáveis de deslocamento do módulo HEUR (passo 7), exhibe-se na figura 4.6 as duas situações passíveis de ocorrer na prática quando atualiza-se uma viagem, isso sem contar com o caso base onde a viagem v_j , coincidentemente, já encontra-se na posição desejada e, por conseguinte, o seu horário de partida não precisa ser alterado.

Pela figura 4.6, nota-se que qualquer que seja o movimento da viagem v_j as variáveis $e_{(v-1)j}$ e $d_{(v+1)j}$ não se modificam, pois as mesmas não dependem diretamente da viagem v_j . Já $d_{(v-1)}$ e $e_{(v+1)}$ são alterados como se segue. No caso em que o horário de partida da viagem v é atrasado em x minutos implica que $e_{(v+1)}$ precisa diminuir e $d_{(v+1)}$ tem que aumentar ambos de x minutos (vide figura 4.6(a)), enquanto que no caso do horário de partida de v ser antecipado em x minutos implica que $e_{(v+1)}$ e $d_{(v-1)}$ sejam, respectivamente, elevado e decrescido de x minutos, como visto na figura 4.6(b).

Outra observação importante que pode ser retirada da figura 4.6 está no fato que no item (a) a viagem atingiu o $Hr_Desejado$ (horário desejado) enquanto que em (b) não. Isso ocorreu porque em (a) $| Hr_Desejado - t | \leq x$, já em (b) $| Hr_Desejado - t | > x$, ou seja, no primeiro caso havia flexibilidade para adiar a viagem em x minutos, enquanto que no segundo caso o deslocamento desejado era maior que e_{v_j} . Com isso, nota-se que a cada iteração o módulo HEUR tenta colocar a partida da viagem v_j o mais próximo possível do $Hr_Desejado$, sendo essa função desempenhada pelo passo 6 do pseudo-código da figura 4.5.

Finalmente no passo 8 da figura 4.5 a viagem v_j é atualizada, ficando o restante do algoritmo responsável por percorrer cada viagem da Si . Vale destacar que o pseudo-código proposto nesta seção investiga as viagens por ordem de suas partidas em cada faixa horária,

¹Parâmetros d_v e e_v .



UNICAMP
 BIBLIOTECA CENTRAL
 SEÇÃO CIRCULANTE

Figura 4.6: Representa o comportamento da função *Atualiza_Parametros_Deslocamento*. (a) Quando adiamos a viagem v em x minutos. (b) Quando antecipamos a viagem v em x minutos.

enquanto que as alterações das variáveis d e e são feitas na vizinhança de cada perfil. Sendo assim, para aumentar a eficiência do algoritmo, na estrutura de dados usada no módulo HEUR, as viagens foram armazenados de duas formas: uma contendo as viagens em ordem de partida e por faixa horária, e a outra incluindo as viagens em cada perfil viável da solução.

Vale destacar ainda que apesar de simples a fórmula 4.7 surtiu um ótimo efeito, como será visto na seção 4.6. Contudo, uma falha observada na HEUR foi a não observância dos espaçamentos entre tempos de viagem ao se cruzar a fronteira entre duas faixas horárias. Isto se deve ao fato de que a heurística só leva em consideração os horários de partida dentro de cada faixa horária independentemente. Por esse motivo, tentou-se criar uma outra heurística para tratar este problema. Mas, essa abordagem não obteve os resultados desejados e, conseqüentemente, foi abandonada.

Outro ponto a ser destacado na HEUR é a sua *ordem de varredura*, ou seja, a ordem em que as viagens são tratadas pela heurística. Foram implementadas as três *ordens de varreduras* listadas abaixo:

1. **PC1–PC2**: varre-se primeiramente as viagens do PC1, em ordem crescente de tempo de partida, atualizando d_i e e_i quando necessário. Em seguida o mesmo procedimento é aplicado às viagens do PC2.
2. **PC2–PC1**: análogo ao caso anterior, só que inicia por PC2 e finaliza com PC1.
3. **FH**: alterna-se entre PC1 e PC2 percorrendo-se as viagens em ordem crescente de FH e dos tempos de partida, ou seja, trata-se as viagens da faixa horária x em PC1 e PC2, e em seguida as viagens da faixa horária $x + 1$ em PC1 e PC2, e assim por diante.

Essas *ordens de varredura* obtiveram resultados bem semelhantes, todavia, como era de se esperar, a versão PC1–PC2 gera uma distribuição de horários mais uniforme em PC1, enquanto a versão PC2–PC1 gera horários mais bem distribuídos em PC2.

Na próxima seção analisa-se os resultados preliminares do AHI, destacando-se, principalmente, a HEUR e as razões pelas quais foi proposto um algoritmo hierárquico iterativo com apenas um ciclo.

4.6 Resultados Preliminares

Esta seção está dividida em duas partes. Na primeira mostra-se um resumo de todas as etapas do AHI, evidenciando os modelos e os algoritmos que fazem parte da implementação final. Na segunda parte, mostra-se uma análise preliminar das soluções obtidas.

4.6.1 Resumo do AHI

A seguir enumera-se as fases do AHI e suas implementações mais eficientes.

1. **Gerador dos Horários de Aderência** – O GHA escolhido para compor a versão final do AHI foi o que resolve o PHA com *horários livres* em ambos os PCs.
2. **Gerador de Perfis** – O GP mais eficiente foi o *expandido com tempo de espera diferenciado*. É importante destacar que este GP gera uma maior quantidade de perfis de escolha para o resolvidor de PLI na etapa seguinte, dando assim uma maior flexibilidade para resolvidor.
3. **Resolvidor de Programação Linear Inteira** – O modelo de empacotamento foi o escolhido para compor o AHI. Esta escolha foi motivada pela melhor distribuição de horários apresentada pelas soluções destes modelo quando comparadas às soluções do modelo de cobertura. A função objetivo que melhor se adaptou, principalmente, em relação à distribuição de horários foi a PARÁBOLA. Contudo, em alguns casos a função objetivo MAXHAMINHNA obteve melhores resultados. Por isso, as duas formas de representar a função objetivo foram testadas nos experimentos.
4. **Heurística de Distribuição de Horários:** A HEUR utilizada foi aquela descrita na seção 4.5. A *ordem de varredura* executada foi a PC1-PC2.

Estas fases com os modelos e algoritmos apresentados acima, fazem parte da implementação final do AHI utilizado para gerar as soluções automáticas mostradas no capítulo 5. Na próxima subseção discute-se os motivos que levaram à proposta de um algoritmo iterativo com uma heurística de distribuição de horários. O termo *reiteração* será usado aqui para representar o possível ciclo do AHI exibido na figura 4.1.

4.6.2 Análise de desempenho do módulo HEUR

Inicialmente foi proposto um algoritmo hierárquico não-iterativo, denominado Algoritmo Inicial (AI), o qual era desprovido do módulo contendo a heurística de distribuição de horário. Uma análise detalhada das soluções computadas pelo AI foi feita junto às empresas de ônibus. Neste trabalho foi constatado que, de uma forma geral, as soluções geradas pelo AI eram bastante razoáveis se fossem considerados parâmetros como: número de horas extras, número de motoristas e carros, empilhamento, atendimento à demanda, etc. Entretanto, a distribuição de horários geradas pelo AI estavam muito aquém daquelas obtidas por soluções manuais. Assim, a alternativa foi procurar uma forma simples de alterar a solução

obtida pelo AI de modo a preservar os seus aspectos positivos e, ao mesmo tempo, melhorar a distribuição de horários. A solução encontrada foi incluir a heurística apresentada na seção 4.5.

Para poder avaliar o impacto provocado pela introdução da heurística HEUR no algoritmo, apresenta-se a seguir duas tabelas de horários de partida dos ônibus gerada para uma instância real do PPV. Na tabela 4.8 mostra-se os horários de partida gerados pelo AHI, já na tabela 4.9 apresenta-se os horários gerados pelo AI. Em ambas as tabelas os horários de partida são dados em minutos dentro de cada faixa horária iniciando-se às 4:00 da manhã e estendendo-se até às 20:00.

Analisando as tabelas 4.8 e 4.9, nota-se uma grande melhoria na distribuição de horários usando o AHI, principalmente nas faixas horárias das 6, 8 e 17 horas. O mesmo comportamento foi verificado nas resoluções das sete instâncias reais, ou seja, o AHI demonstrou uma distribuição de horários bem mais uniforme do que o AI.

4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
25	10	5	5	9	5	8	5	8	10	10	5	5	7	10	5	15
36	20	10	10	17	15	16	14	16	20	20	14	11	15	22	18	30
50	32	15	15	25	26	24	24	24	28	30	24	17	24	38	32	42
	44	20	21	33	38	32	33	33	36	40	33	23	33	53	46	
	54	25	26	42	49	42	42	42	45	50	42	29	42			
		30	31	51		51	51	52	54		51	36	51			
		34	37									42				
		38	45									49				
		43	50									55				
		48	55													
		54														

Tabela 4.8: Tabela de Horários (PC1) - Solução usando AHI

O principal efeito da reiteração é a criação de mais horários de aderência em certas faixas horárias onde, em princípio, o número de partidas de viagens ao final da primeira iteração já era suficiente para o atendimento da demanda. Isto ocorre porque para atender a demanda em uma faixa horária h é preciso que os ônibus estejam na rua na faixa horária $h - 1$ e, para que eles não fiquem estacionados nos pontos, eles devem estar em viagens, aumentando-se assim o número de partidas na faixa horária $h - 1$.

Estes resultados evidenciam a importância da reiteração e da heurística de distribuição de horários na uniformização da distribuição das partidas das viagens em cada FH/PC, ponto este essencial na avaliação das empresas. O motivo do AHI ser reiterado apenas uma

	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
0	19	0	4	14	2	9	12	9	4	5	0	7	5	4	0	20	
2	35	1	5	16	9	22	20	18	12	15	14	14	20	29	9	27	
6	50	4	13	20	10	35	30	32	20	29	22	15	23	34			
30	55	10	19	21	28	47	44	36	32	44	29	32	34	44			
	58	12	21	28	42	52	48	44	44	59	39	40	44				
		13	26	30	54	59	52	45	57		49	57	49				
		14	32	33	55		59	59			59		50				
		20	39	40	59								50				
		34	45	54													
		45	54	58													
		49															
		55															

Tabela 4.9: Tabela de Horários (PC1) - Solução Usando AI

vez, está no fato do grande aumento do número de novos HAs criados a cada iteração. Testes preliminares com intâncias reais mostraram que ao realizar múltiplas iterações dificulta-se sobremaneira a tarefa do módulo RPL.

Capítulo 5

Análise dos Resultados Computacionais

Levando-se em conta que o principal objetivo desse trabalho é propor um algoritmo que forneça soluções operacionais para o PPV, compara-se os planejamentos de viagens gerados automaticamente pelo AHI com os que estão em operação atualmente e que foram gerados manualmente nas empresas. Vale notar que as observações destacadas durante este texto são decorrentes de uma análise dos autores juntamente com as empresas de ônibus envolvidas neste trabalho.

Este capítulo é dividido da seguinte forma. Na seção 5.1 comenta-se sobre as instâncias resolvidas e os dados de entrada das mesmas. A seguir, analisa-se a alocação de carros e de motoristas das soluções manuais e automáticas. Na seção 5.3, apresenta-se os gráficos de empilhamento, de carros na garagem e de carros em viagens das duas soluções, automática e manual. Os gráficos de atendimento à demanda e de tempo de processamento são comentados nas seções 5.4 e 5.5, respectivamente. Em seguida, na seção 5.6 são analisados a distribuição de horários e o número de viagens por FH/PC. Por fim, faz-se uma crítica das soluções de uma forma geral, observando os pontos positivos e negativos das soluções geradas pelo AHI.

5.1 Instâncias e dados de entrada

Nesta seção comenta-se sobre as sete linhas de ônibus elétrico tratadas ao longo desse projeto. Estas instâncias reais são operadas atualmente por três empresas que atuam na grande São Paulo. Para dar uma idéia das características destas linhas apresenta-se a tabela 5.1, onde pode-se observar o número total de viagens requeridas no PC1/PC2 (colunas NV PC1/PC2), as cidades onde as linhas operam e suas características particulares (coluna CP) que evidenciam a diversidade das das linhas tratadas por este trabalho. Em seguida,

Instância	NV PC1	NV PC2	Cidade	CP
OS01	182	181	SP	Número elevado de viagens nos picos
OS02	183	170	SBC	Início/Final da linha no PC1
OS03	78	42	SBC	Linha de micro-ônibus
OS04	100	75	SP	Empilhamento limitado no PC2
OS05	85	60	SP	-
OS06	100	-	SP	Circular
OS07	95	97	SP	Início da linha no PC1

SBC - São Bernardo do Campo.

Tabela 5.1: Características das instâncias do PPV.

nas tabelas 5.2 e 5.3, mostra-se o número de passageiros e os tempos de viagem por FH/PC das instâncias OS03 e OS07, respectivamente.

Para facilitar o comparativo entre as soluções manuais em operação atualmente e as automáticas geradas pelo AHI, usa-se ao longo deste capítulo duas instâncias típicas do PPV (OS03 e OS07) como exemplos¹. As características particulares das soluções OS01, OS02, OS04, OS05 e OS06 que não ocorrerem nas instâncias OS03 e OS07 serão destacadas na seção 5.7. A seguir, apresenta-se as características das duas instâncias que serão usadas como exemplos no decorrer deste capítulo. Vale destacar ainda que apenas em três das sete instâncias obteve-se a solução manual completa junto às empresas de ônibus.

5.1.1 Principais características das instâncias OS03 e OS07

Linha OS03 - Em operação na cidade de São Bernardo do Campo

- Tabela de demanda com os tempos de viagens por FH/PC são mostrados na tabela 5.2;
- Quantidade de veículos: **15** micro-ônibus;
- Capacidade do veículo: **27** passageiros sentados;
- Início da Linha: PC1 às **05:30hs**;
- Viagem obrigatória (final do dia): PC1 às **23:00 hs**;
- Tempo de descanso: **30 min**;

¹A instância OS02 também será usada em alguns momentos.

Faixa Horária	TV do PC1-2 (min)	NP PC1-2	TV PC2-1 (min)	NP PC2-1
05:00/06:00	50	60	50	00
06:00/07:00	50	128	50	35
07:00/08:00	55	189	55	62
08:00/09:00	55	135	55	51
09:00/10:00	55	99	55	48
10:00/11:00	55	79	50	35
11:00/12:00	55	101	50	30
12:00/13:00	50	80	50	38
13:00/14:00	50	98	50	29
14:00/15:00	50	102	60	55
15:00/16:00	50	138	60	72
16:00/17:00	50	182	60	86
17:00/18:00	60	155	50	101
18:00/19:00	60	160	50	145
19:00/20:00	60	122	50	140
20:00/21:00	50	115	50	78
21:00/22:00	50	80	50	69
22:00/23:00	50	50	50	8

NPX-Y - Número de Passageiros estimado entre o PCX e o PCY,
TVX-Y - Tempo de Viagem estimado do PCX para o PCY.

Tabela 5.2: Dados de Entrada da Instância OS03

- Tempo de percurso da garagem terminal I (PC1): **25 min**;
- Tempo da jornada: **465 min**.
- Obrigatoriamente os veículos devem iniciar/terminar seus itinerários no PC1.

Linha OS07 - Em operação na cidade de São Paulo

- Tabela de demanda com os tempos de viagens por FH/PC são mostrados na tabela 5.3;
- Quantidade de veículos: **26** ônibus;
- Capacidade do veículo: **80** passageiros sentados;
- Início da Linha: PC1 às **04:30hs**;

Faixa Horária	TV do PC1-2 (min)	NP PC1-2	TV PC2-1 (min)	NP PC2-1
04:00/05:00	60	23	0	50
05:00/06:00	65	144	50	50
06:00/07:00	70	358	55	218
07:00/08:00	90	596	70	304
08:00/09:00	90	320	80	380
09:00/10:00	90	312	80	270
10:00/11:00	90	340	80	260
11:00/12:00	90	264	80	250
12:00/13:00	90	304	75	270
13:00/14:00	95	445	75	300
14:00/15:00	100	348	80	354
15:00/16:00	105	373	85	355
16:00/17:00	105	265	85	360
17:00/18:00	110	320	85	560
18:00/19:00	100	160	85	400
19:00/20:00	85	109	70	160
20:00/21:00	80	63	70	85
21:00/22:00	65	58	65	96
22:00/23:00	65	34	65	15
23:00/24:00	65	11	55	11

NPX-Y - Número de Passageiros estimado entre PCX e o PCY,

TVX-Y - Tempo de Viagem estimado do PCX para o PCY.

Tabela 5.3: Dados de Entrada da Instância OS07.

- Viagem obrigatória (final do dia): PC1 às **24:00 hs**;
- Tempo de descanso: **30 min**;
- Tempo de percurso da garagem para terminal I (PC1): **25 min**;
- Tempo de percurso da garagem para terminal II (PC2): **50 min**;
- Tempo da jornada: **430 min**.
- Obrigatoriamente os veículos devem iniciar seus itinerários no PC1.

Pode-se perceber que os tempos de viagens da instância OS03 são bem mais uniformes do que o da linha OS07. Além disso, na OS07 o tempo de jornada é de apenas 430 minutos, enquanto que na OS03 este tempo é de 465 minutos. Essas divergências são decorrentes, principalmente, das diferenças no comportamento do trânsito, e na desconformidade das regras trabalhistas das cidades de São Paulo e São Bernardo. Na próxima seção, compara-se a alocação de carros e motoristas entre as soluções implementadas nas empresas atualmente (SIMEM) e as soluções do AHI (SAHI).

5.2 Comparativo entre a alocação de carros e motoristas das SIMEM e das SAHI

Como mencionado na seção 5.1, usa-se a seguir duas instâncias típicas do PPV (OS03, OS07) para efetuar a comparação entre a alocação de carros e motoristas das SIMEM e das SAHI.

Para efeito de apresentação divide-se esta seção da seguinte forma. Na subseção 5.2.2 mostra-se os gráficos de alocação de motoristas da solução manual e automática da OS03. Na subseção 5.2.3 exhibe-se os gráficos de escalonamento de carros da SIMEM e da SAHI para a linha OS07. Por fim, mostra-se os gráficos de tempo de serviço alocados para cada dupla.

A seguir, faz-se uma breve descrição dos gráficos que serão exibidos ao longo dessa seção. Boa parte destes gráficos foram extraídos do *software* APROVE (Analisador de Programação de Viagens e Escala) desenvolvido pelo Prof. Fernando A. Vanini do IC-UNICAMP e gentilmente cedido para auxiliar este trabalho.

5.2.1 Descrição dos gráficos

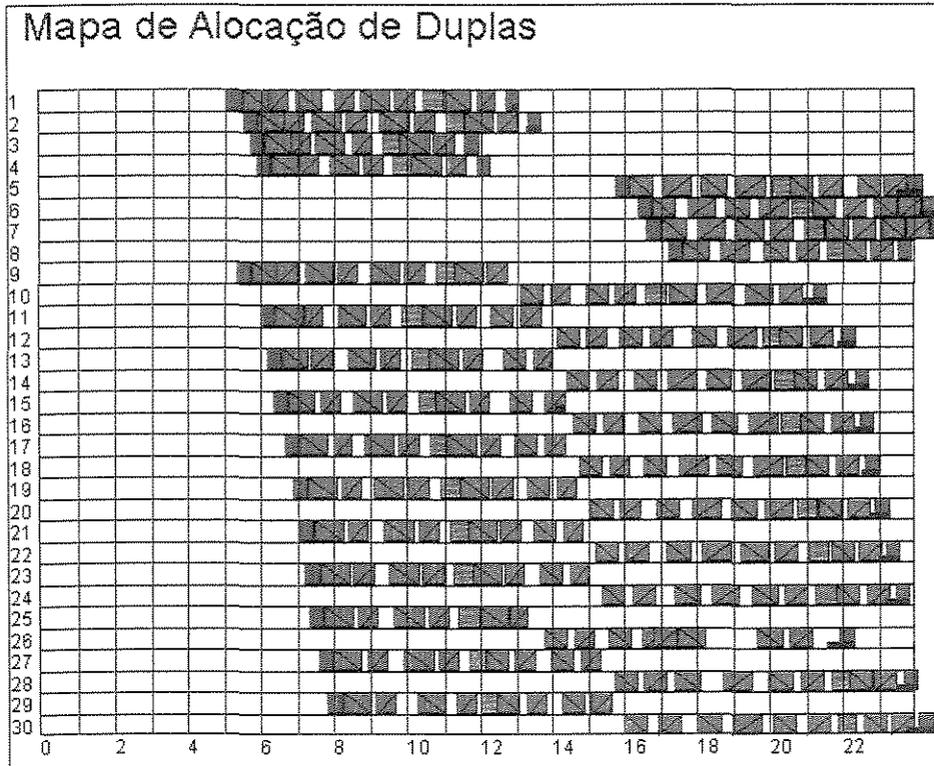
1. **Totais por Duplas** — Neste relatório mostra-se os totais de horas trabalhadas por cada dupla. A legenda utilizada é a seguinte: as cores vermelha, amarela e azul representam horas extras, horas ociosas e horas trabalhadas, respectivamente.
2. **Mapa de Alocação dos Carros** — Exibem as viagens realizadas pelos carros. Cada viagem é representada por um retângulo e o seu sentido é indicado por uma diagonal deste retângulo. O eixo x representa as horas do dia e o y os carros que estão sendo alocados. A legenda utilizada é a seguinte: a cor marrom representa os horários de descanso, a cor verde as viagens PC–Garagem/Garagem–PC, e a cor azul as viagens PC1-PC2/PC2-PC1.
3. **Mapa de Alocação de Duplas** — Análogo ao item anterior só que o eixo y representa as duplas que estão sendo alocadas.

5.2.2 Alocação de duplas

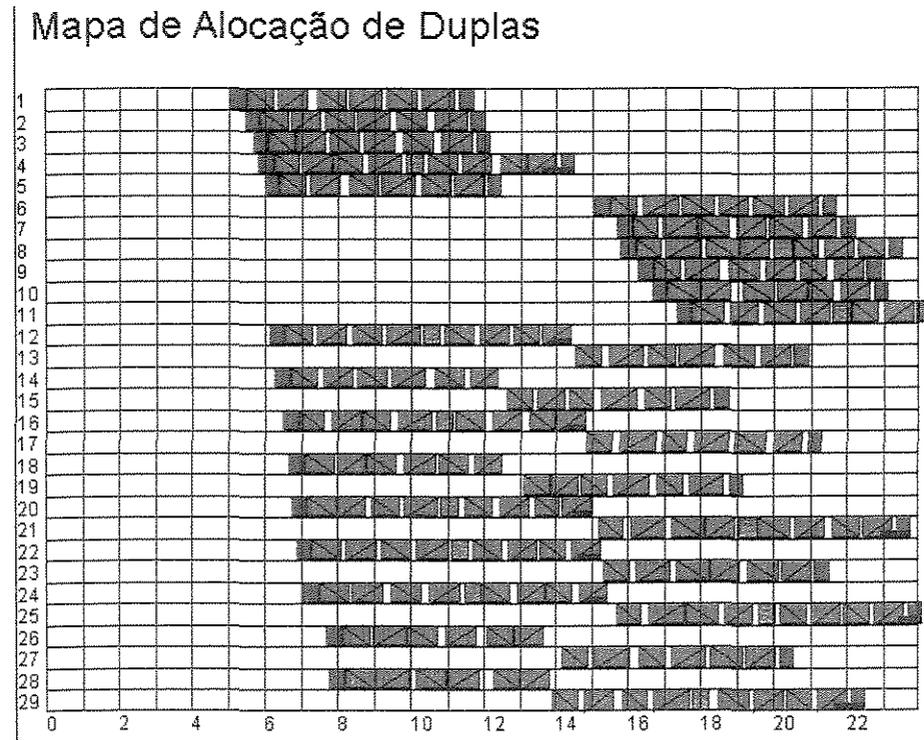
Pelo gráfico 5.1 pode-se perceber que foram alocados 29 motoristas para solução automática e 30 motoristas para a solução gerada manualmente pelos especialistas em planejamento de viagens. Sendo assim, a SAHI foi mais econômica em termos do número de motoristas alocados. Esta economia do número de motoristas foi constatada em várias instâncias, inclusive na OS07 (veja seção 5.7).

5.2.3 Alocação de carros

Levando-se em conta que os carros que atuam exclusivamente pela manhã podem ser emparelhados com os veículos que trabalham apenas no período da tarde, tem-se que o número de carros alocados na SAHI e na SIMEM da linha OS07 foi o mesmo, ou seja, 26 carros, conforme pode ser visto na figura 5.2. Este fato ocorreu em quase todas as instâncias testadas até o momento, ou seja, o número de carros permaneceu o mesmo tanto para a SAHI como para a SIMEM. Entretanto, vale ressaltar que no AHI pode-se inserir um número de ônibus menor do que o usado na SIMEM. Por exemplo para a OS07 obteve-se uma solução com 25 carros e, portanto, inferior ao da SIMEM. Em contrapartida, a qualidade do atendimento à demanda, nestes casos, pode vir a ficar comprometida. Já na OS03 foi obtida uma solução com um veículo a menos (14) que atendia à demanda, todavia a solução com o número de ônibus equivalente à solução manual ficou bem mais próxima de ser operacionalizada, pois apresentava uma melhor distribuição de viagens. Outro fato a ser observado é a distribuição dos veículos por perfil, ou seja, quais ônibus estão no Perfil 1 (manhã e tarde) ou no Perfil 2. Nos casos apresentados nas figuras 5.1 e 5.2 pode-se notar que a alocação dos ônibus por



(A)



(B)

Figura 5.1: (A) Solução manual da instância OS03. (B) Solução automática da instância OS03.

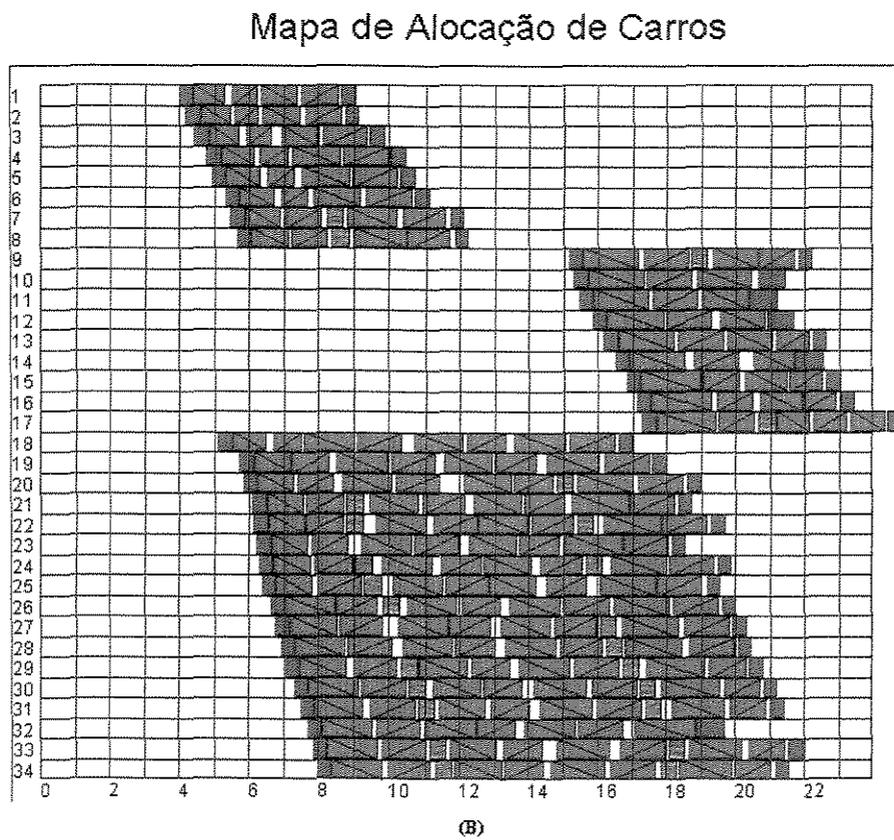
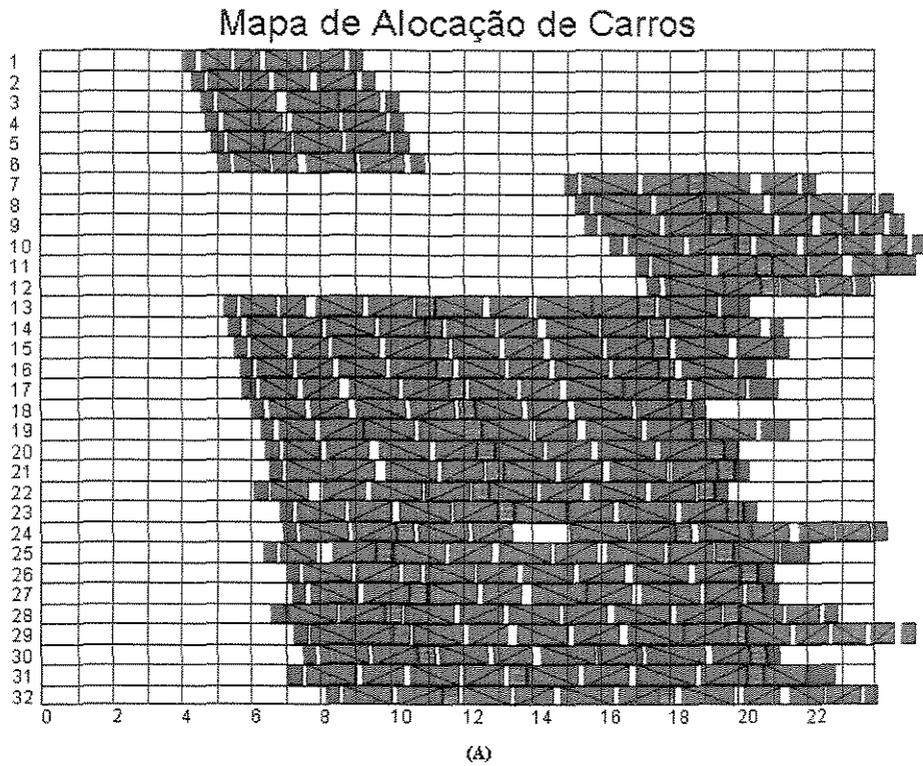


Figura 5.2: (A) Solução manual da instância OS07. (B) Solução automática (AHI) da instância OS07.

perfil da SAHI é bem diferente do planejamento implementado pelas empresas, sendo essa característica comum à maioria das instâncias resolvidas.

5.2.4 Tempo de jornada das duplas

Analisando-se os gráficos 5.3 e 5.4 pode-se notar o grande ganho de horas extras obtido pela solução automática nas duas instâncias (para maiores detalhes veja seção 5.7). Essa economia de horas extras mostrou-se ser a principal vantagem da SAHI em relação à SIMEM, pois esta característica foi constatada em quase todas as instâncias do PPV executadas até o presente momento. Vale destacar que não foi possível conseguir a descrição detalhada de algumas soluções implementadas pelas empresas de ônibus, deixando certas comparações entre SAHI e SIMEM inviáveis.

Pode-se ver pelos gráficos 5.3 e 5.4 que a distribuição de horários das soluções automáticas são quase uniformes, mesmo não sendo essa, uma otimização explícita do modelo. As SIMEM também comportaram-se de maneira semelhante, ou seja, obtiveram uma uniformização no número de horas trabalhadas por cada motorista.

5.3 Comparativo do uso dos carros

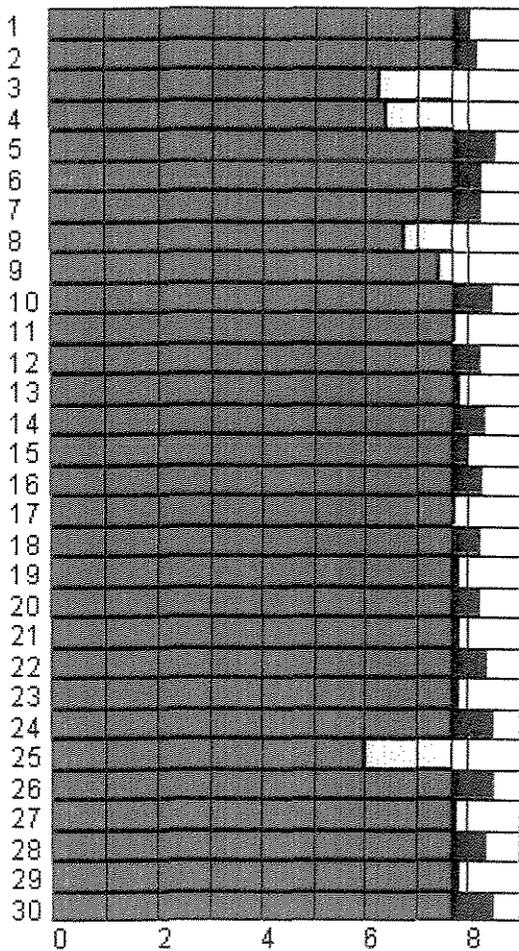
A seguir discute-se os gráficos de empilhamento, de carros na garagem e de carros em viagens das soluções OS03 e OS07. Dentre estes, o relatório de empilhamento, o qual indica o número de carros parados em cada minuto/PC, é o mais importante, pois com ele pode-se analisar se as restrições de empilhamento estão sendo respeitadas. Por sua vez, os outros dois gráficos têm a função de ilustrar o comportamento das curvas de demanda das instâncias testadas.

5.3.1 Empilhamento

Como mencionado no capítulo 4, os modelos ME e MC não tem explicitamente em sua formulação as restrições de empilhamento. Por isso, procurou-se evitar o excesso de empilhamento nos PCs de uma forma implícita nos GPs (veja seção 4.1). Como visto anteriormente, isso foi feito de modo que, na geração de um perfil, o ônibus fique pouco tempo parado entre duas viagens. Este tempo parado é limitado pelo *tempo máximo de ponto* (seção 4.1).

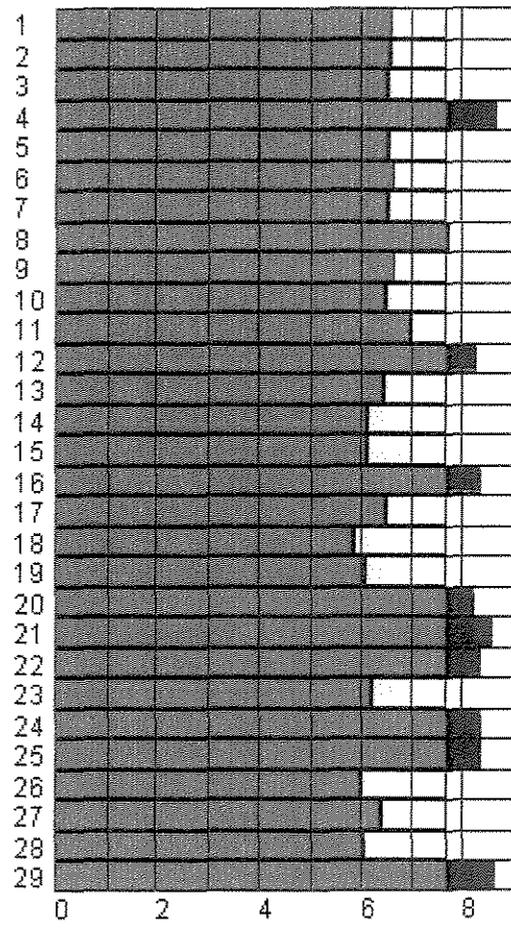
Para verificar a eficácia destas estratégias, gerou-se os gráficos que mostram o empilhamento de ônibus no PC1 e no PC2 nos períodos da manhã, da tarde, e da noite. Por exemplo, nas figuras 5.5 (B) e 5.6 (B), vê-se os gráficos de empilhamento de ônibus correspondentes às soluções do modelo para as instâncias reais: OS03 e OS07, enquanto que nas

Totais por Dupla



(A)

Totais por Dupla



(B)

Figura 5.3: Número de horas trabalhadas por dupla. (A) Solução manual da instância OS03. (B) Solução automática da instância OS03.

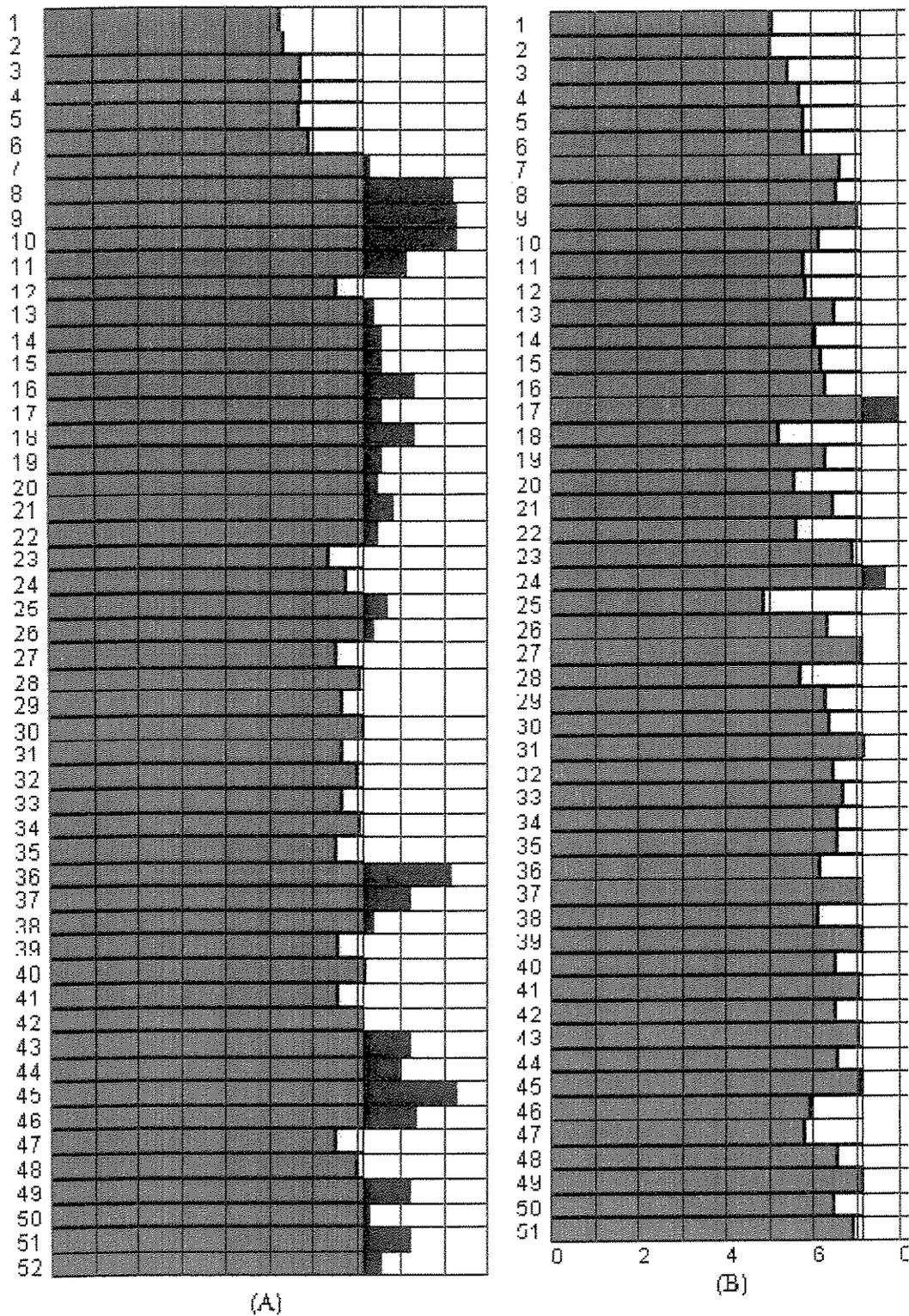


Figura 5.4: Número de horas trabalhadas por dupla. (A) Solução manual da instância OS07. (B) Solução automática da instância OS07.

figuras 5.5 (A) e 5.6 (A) exibe-se os gráficos de empilhamento para as mesmas linhas, só que usando as soluções implementadas atualmente pelas empresas.

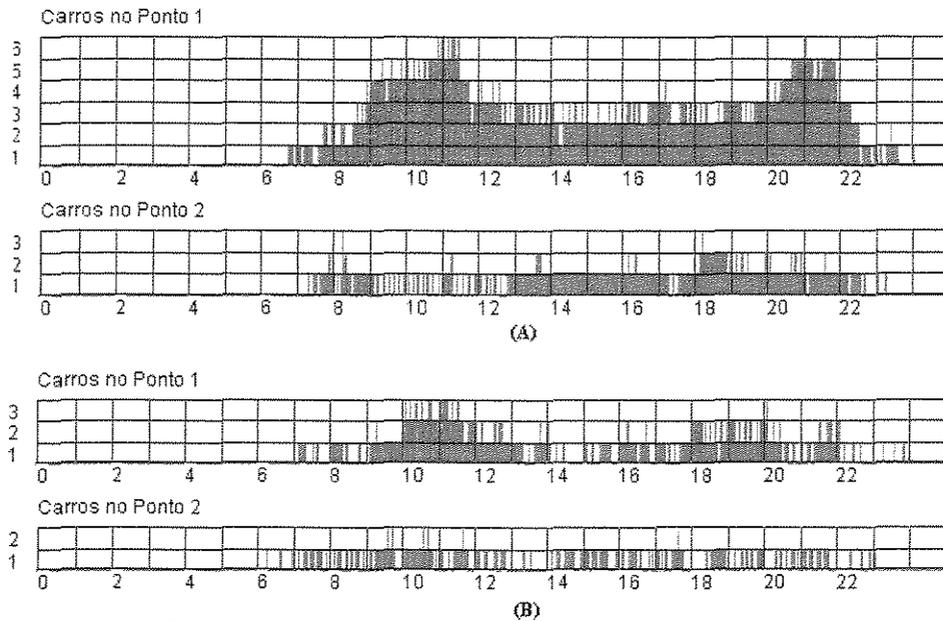


Figura 5.5: Número de carros parados no ponto / tempo. (A) Solução manual da instância OS03. (B) Solução automática da instância OS03.

Observa-se pelo gráfico 5.5 que o empilhamento da OS03 foi bem mais ameno na SAHI do que na SIMEM. Pelo gráfico 5.6, pode-se ver que o empilhamento da solução automática para OS07 atingiu o máximo de 5 carros em alguns instantes, mas mesmo assim permaneceu abaixo do empilhamento da SIMEM. Os testes com as outras 5 linhas exibiram os mesmos resultados, e conseqüentemente, enfatizaram a eficiência do tratamento implícito das restrições de empilhamento.

5.3.2 Número de carros na garagem ou em viagem

Observando-se os gráficos das figuras 5.7 e 5.8, pode-se notar que o número de carros na garagem ou em viagem foram bem semelhantes entre as SAHI e as SIMEM. Estes resultados eram esperados, já que devido a demanda, o número de carros na garagem tende a aumentar nos entropicos, horário onde a demanda normalmente é menor, e a diminuir nos picos (manhã e tarde), horários onde a demanda é maior. Evidentemente, os carros em viagens comportam-se exatamente ao contrário, ou seja, nos entropicos o número de carros tende a diminuir e nos picos a aumentar.

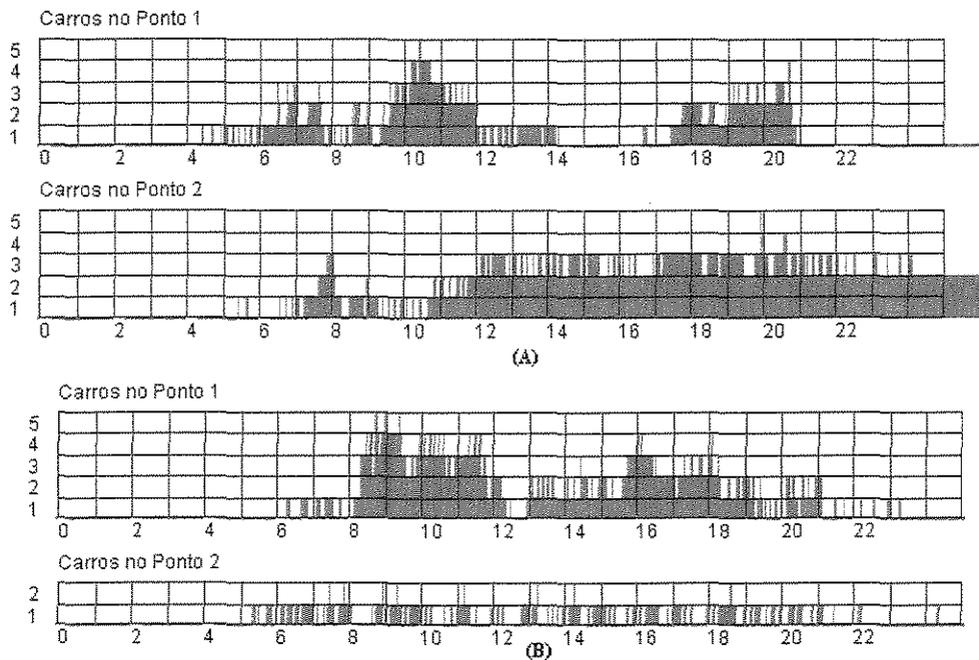


Figura 5.6: Número de carros parados no ponto / tempo. (A) Solução manual da instância OS07. (B) Solução automática da instância OS07.

5.4 Atendimento à demanda

Nesta seção analisa-se o atendimento à demanda das duas soluções (SAHI, SIMEM). Com esse intuito exibe-se nas figuras 5.10 e 5.11 os gráficos de atendimento à demanda das duas linhas usadas como testes. Estes gráficos tem o objetivo de mostrar se a demanda foi atendida em cada faixa horária/PC. A legenda utilizada é a seguinte: cor vermelha representa demanda não atendida enquanto que a cor azul representa demanda atendida. Pode-se notar que em algumas poucas faixas horárias na SAHI, a demanda não foi atendida quando se considera a capacidade de lotação máxima dos ônibus (veja seção 5.1).

É válido notar também que o não atendimento à demanda sempre ocorreu em faixas horárias no final ou no início do dia e limitou-se à poucos passageiros. Esse fato ocorreu porque, diferentemente das soluções manuais, a solução automática respeita fidedignamente o tempo de jornada máximo. Desse modo, algumas jornadas são encurtadas, dificultando assim o atendimento simultâneo da demanda nos períodos iniciais e finais do dia.

Para demonstrar como se comportou o AHI em relação ao atendimento à demanda exibe-se na tabela 5.4 a linha tratada (OSO), o número de faixas horárias não atendidas (coluna #FH-NAT), o total de faixas horárias (coluna #TOFH), o número máximo de

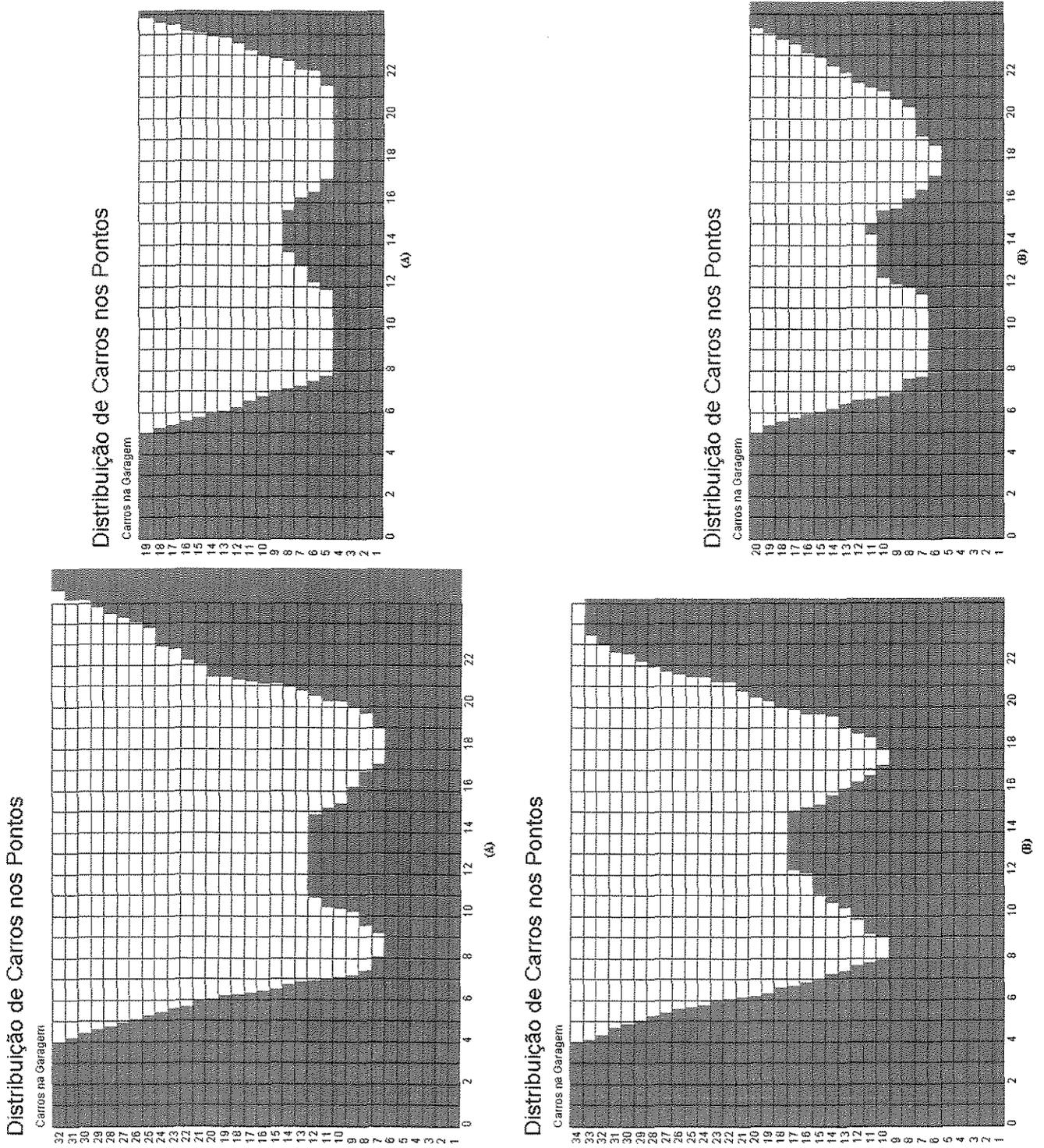


Figura 5.7: Carros na garagem. (A) Solução manual das instâncias OS07 e OS03, respectivamente. (B) Solução automática (AHI) das instâncias OS07 e OS03, respectivamente.

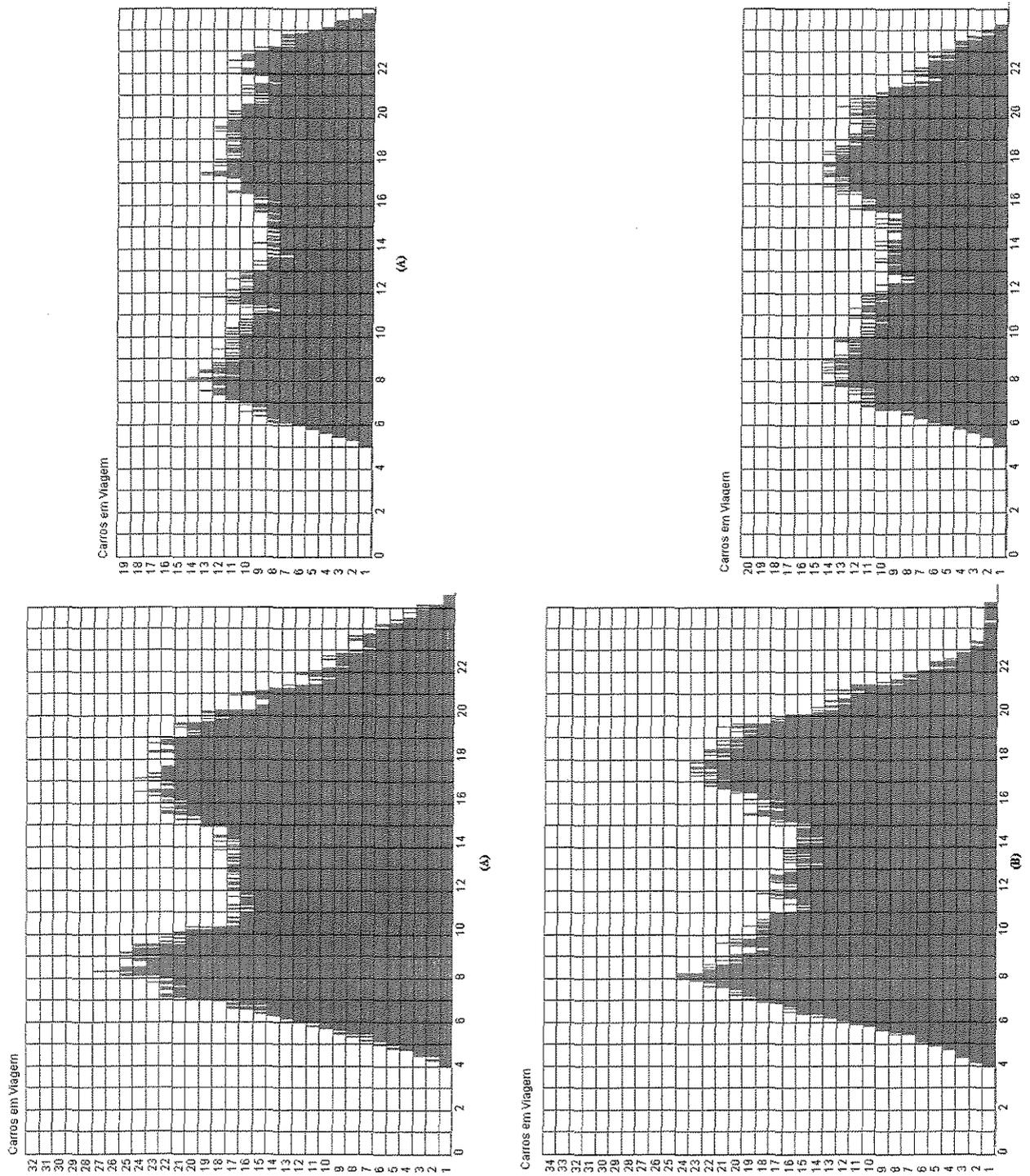


Figura 5.8: Carros em viagens. (A) Solução manual das instâncias OS07 e OS03, respectivamente. (B) Solução automática das instâncias OS07 e OS03, respectivamente.

viagens não realizadas em uma faixa horária ($\#VI-NAT$), o total de viagens não realizadas (coluna $\#TVI-NRE$) e o número máximo de passageiros não atendidos em alguma faixa horária (coluna $\#NMAX-PASS$) para cada solução do AHI gerada.

OSO	$\#FH-NAT$	$\#TOFH$	$\#VI-NAT$	$\#TVI-NRE$	$\#NMAX-PASS$
OS01	0	40	0	0	0
OS02	4	40	2(9)	6	150
OS03	1	38	1(3)	2	26
OS04	0	40	0	0	0
OS05	0	40	0	0	0
OS06	1	39	2(8)	2	130
OS07	2	39	1(1)	2	50

Na coluna $\#VI-NAT$ coloca-se entre parêntese o número total de viagens da faixa horária em questão.

Tabela 5.4: Características do atendimento à demanda para as soluções geradas pelo AHI.

Pela tabela 5.4 pode-se verificar que com exceção da OS02 o número de viagens faltantes foi limitado a dois em todos os casos testados nesta dissertação. Ademais é importante destacar que pequenas alterações na SAHI diminuem sobremaneira o não atendimento à demanda. Um exemplo deste fato pode ser visto a seguir.

Colocando-se os motoristas 14 e 49 com mais horas extras na SAHI da linha OS07, elimina-se o problema da demanda não atendida (vide gráfico 5.9). Vale lembrar que, mesmo com essas modificações a quantidade de horas extras na SAHI da OS07 ainda seria bem inferior à SIMEM. Devido ao exemplo acima, imaginou-se a implementação de um *software* para ajuste manual das soluções que permitiria aos especialistas em planejamento de viagens contornar os problemas ocorridos com as soluções automáticas. Com essa ferramenta pode-se, sem muito esforço, modificar as SAHI das linhas OS03 e OS07, para que essas atendam à demanda.

5.5 Análise dos tempos de processamento do AHI

A seguir, faz-se duas análises do tempo de execução do AHI. Na primeira, considera-se o tempo total do AHI para solucionar as instâncias do PPV. Enquanto que na segunda, exhibe-se a quantidade de tempo gasto em cada etapa do AHI.

Mapa de Alocação de Duplas

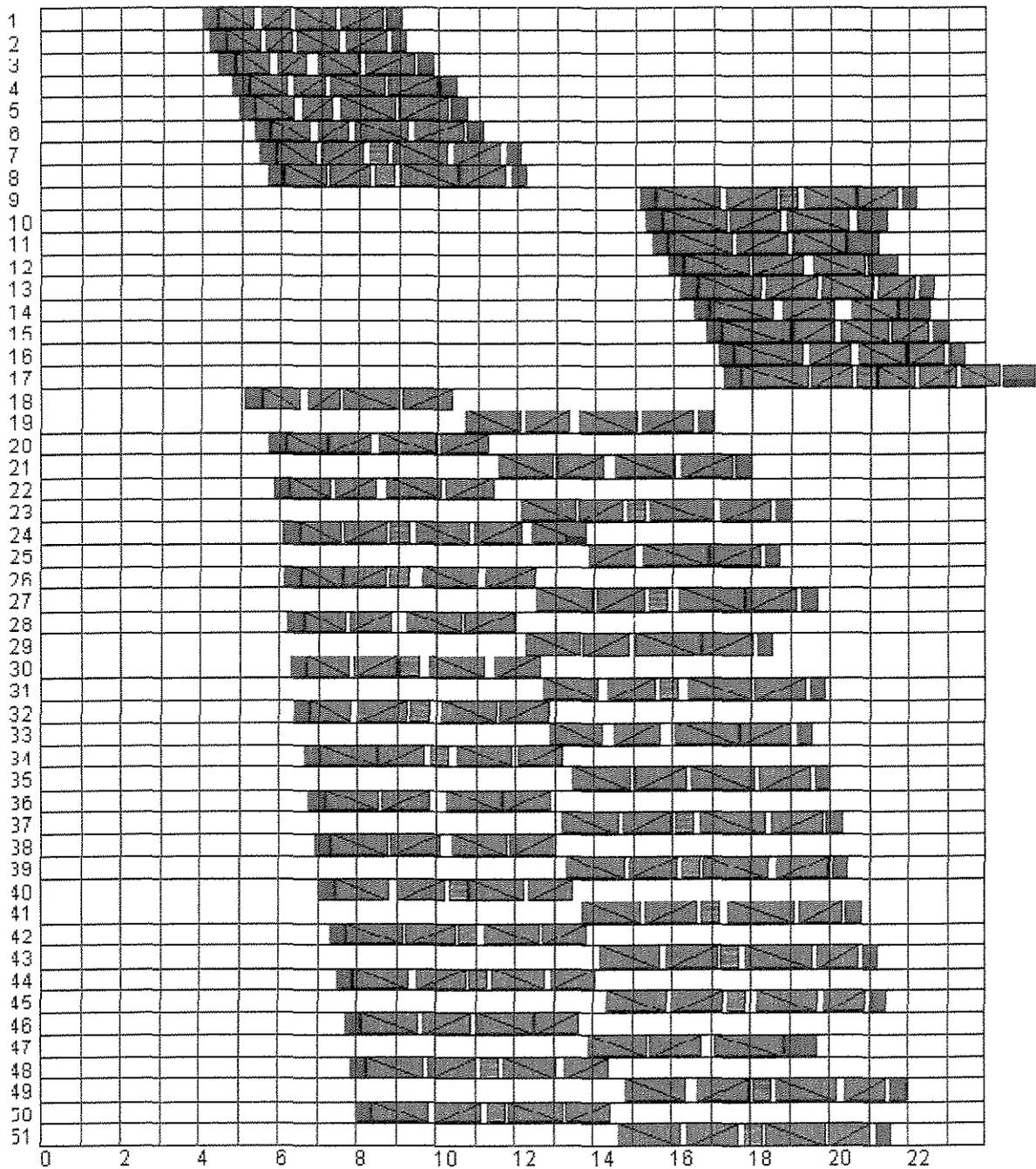
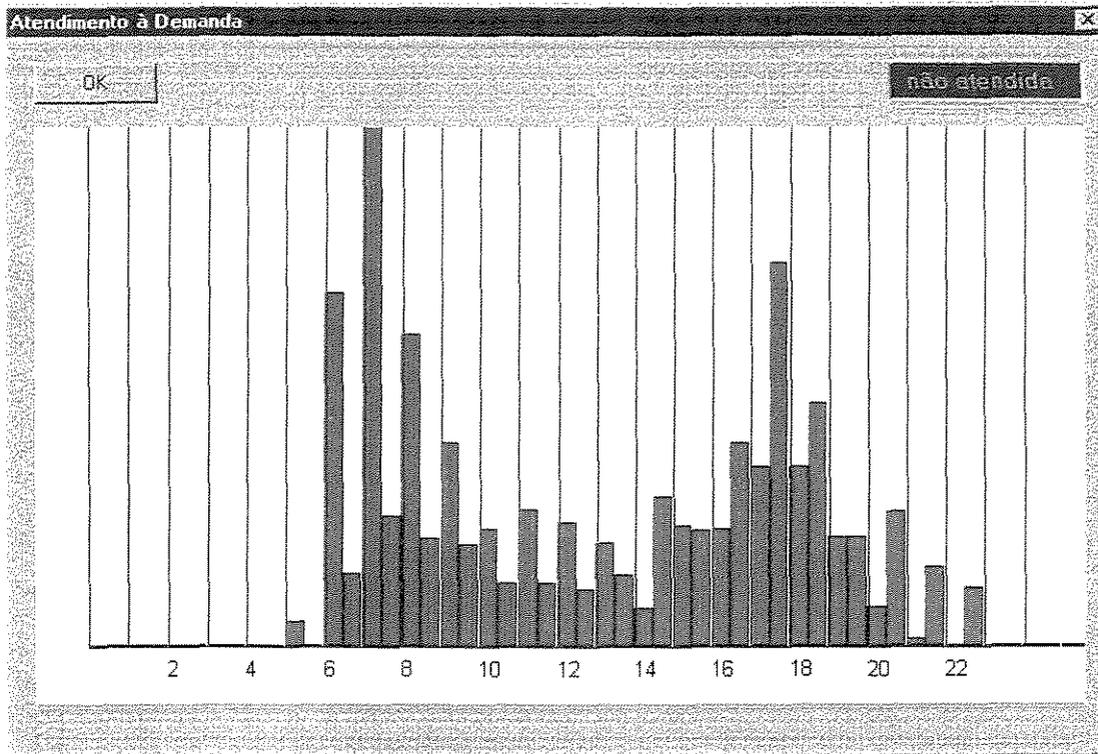
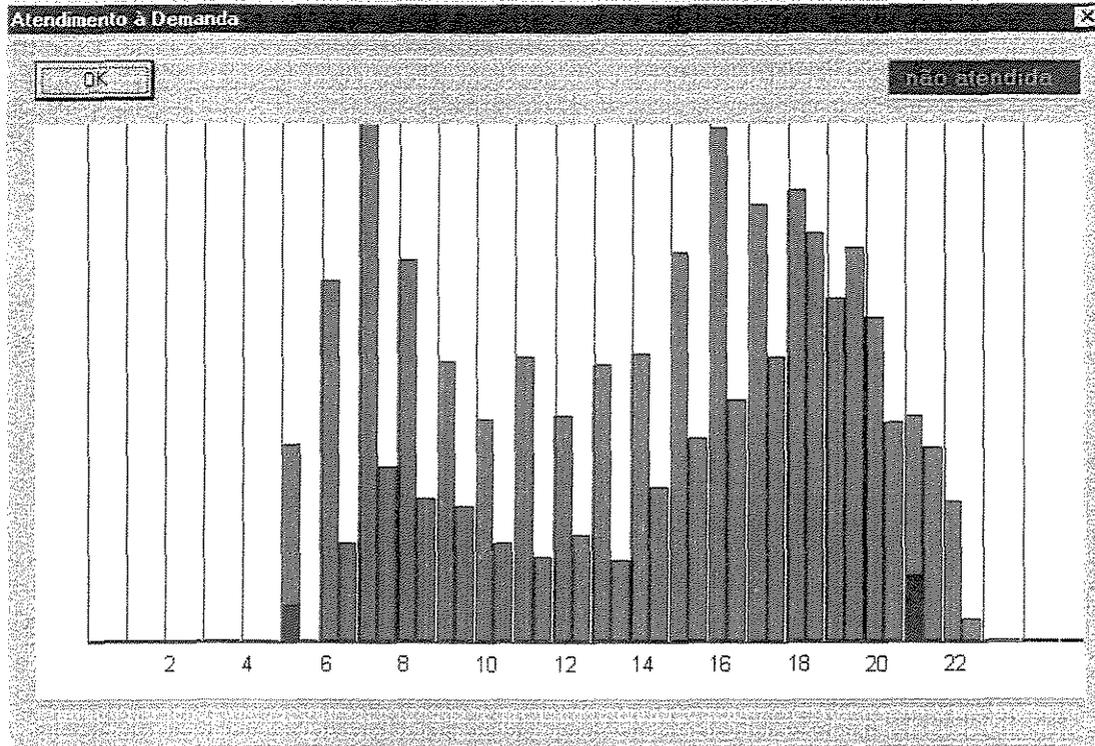


Figura 5.9: Solução automática da instância OS07.

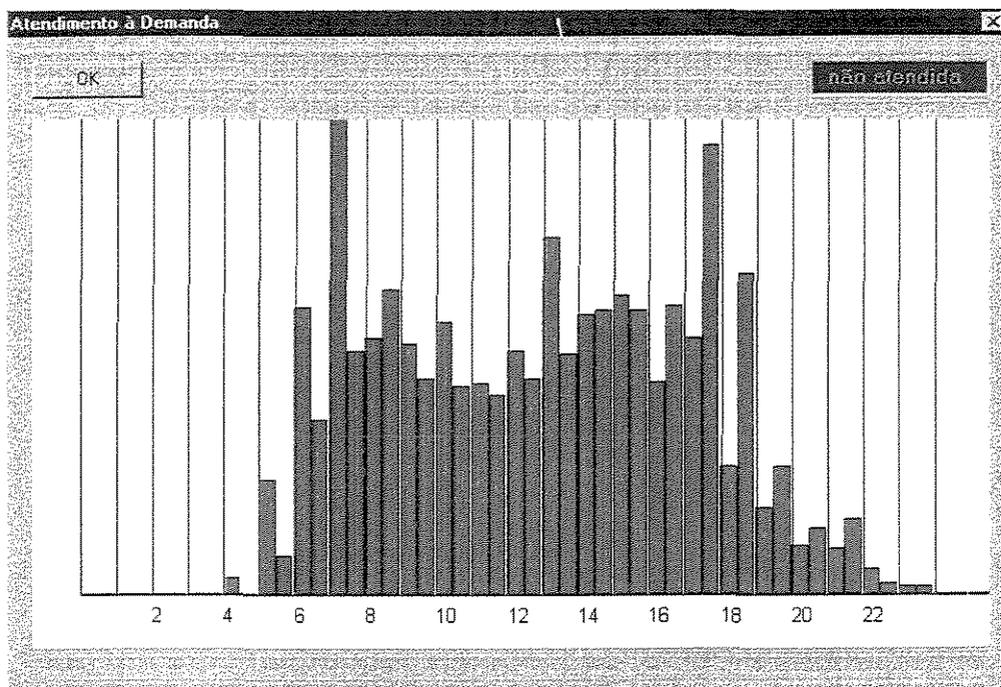


(A)

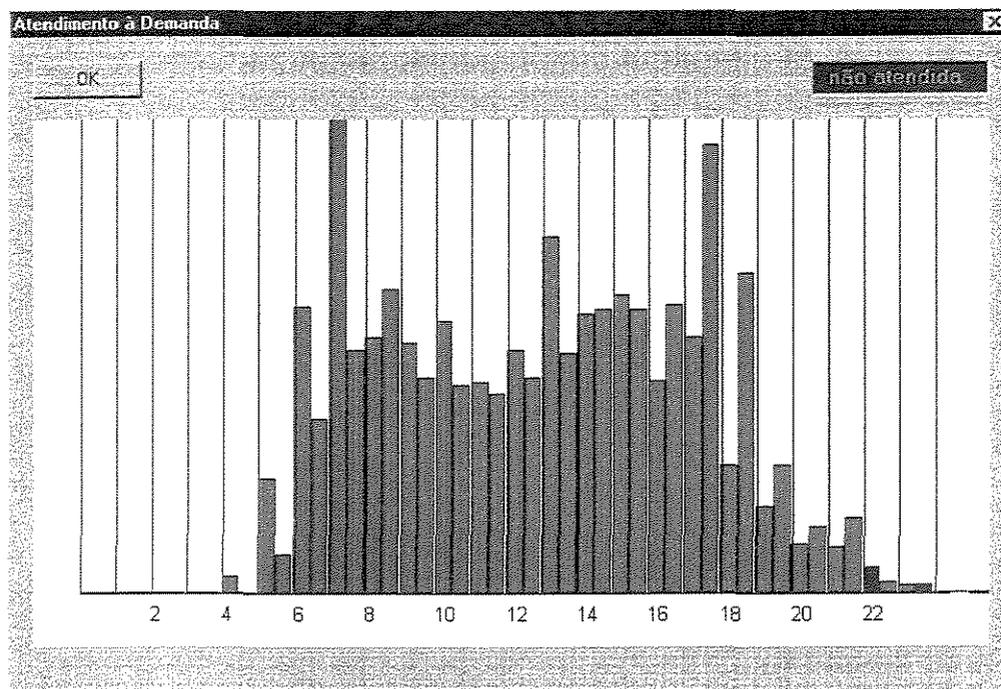


(B)

Figura 5.10: Atendimento à demanda / FH. (A) Solução manual da instância OS03. (B) Solução automática (AHI) da instância OS03.



(A)



(B)

Figura 5.11: Atendimento à demanda / FH. (A) Solução manual da instância OS07. (B) Solução automática (AHI) da instância OS07.

5.5.1 Tempo total de processamento

Na figura 5.12 exibe-se o gráfico de tempo de processamento do AHI para as linhas OSO2, OSO3, OSO5 e OSO7. Para essa análise foram usadas duas máquinas:

PEN - PENTIUM III de 450 MHz e com 384 MB de RAM. O resolvidor de PLI usado foi o `cplex 6.5` ([21]).

DEC - Digital DEC-DS20 de 675 MHz, processador Alpha e com 4 Gbytes de RAM. O resolvidor de PLI usado foi o `cplex 7.0` ([22]).

Analisando-se a figura 5.12 nota-se que o tempo de processamento do AHI está por volta de algumas horas. Outra observação já esperada exibida pelo gráfico é o melhor desempenho do par DEC-`cplex 7.0` em relação ao par PEN-`cplex 6.5`. De qualquer modo, o que se pode concluir é que os tempos de processamento, mesmo sendo elevados ainda são aceitáveis principalmente se comparados aos tempos exigidos pela obtenção da solução manual que é da ordem de dois dias, dependendo da linha. Além disso, o conjunto *software* e *hardware* utilizada no PEN é perfeitamente acessível para uma empresa de transporte.

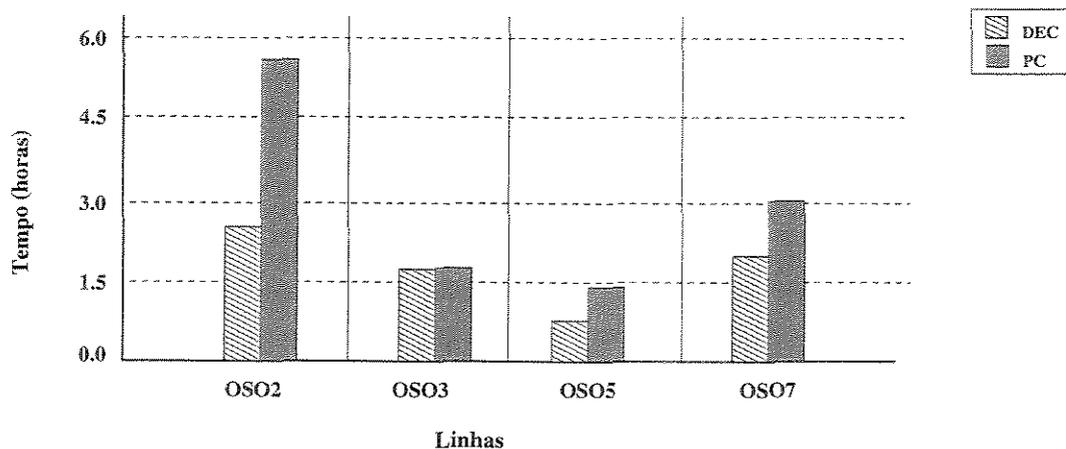


Figura 5.12: Gráfico do Tempo de Processamento / Instâncias do PPV.

5.5.2 Comparativo de tempo entre as fases do AHI

Nessa subseção tem-se o objetivo de evidenciar a quantidade de tempo gasto pelo AHI em cada etapa do mesmo. Essa informação é relevante quando necessita-se diminuir o tempo de processamento sensivelmente, pois permite identificar quais são os gargalos no cálculo da solução. Para facilitar o entendimento do gráfico 5.13, introduz-se a nomenclatura abaixo:

1. **PHA I/II** - Problema de Horário de Aderência: iteração I ou II.
2. **GP I/II** - Gerador de Perfis: iteração I ou II.
3. **RPL I/II** - Resolvedor de Programação Linear Inteira (I/II).
4. **HEUR** - Heurística de Distribuição de Horários.
5. **GRels** - Gerador dos Relatórios de Saída (iteração II).

A figura 5.13 mostra, para as linhas OS02 e OS03, o tempo de processamento decorrido até o encerramento de cada etapa do AHI, ou seja, em quais momentos da execução do algoritmo existem mudanças de etapas, e quanto tempo cada etapa demora. Pela figura, pode-se afirmar que o tempo gasto pelo AHI é altamente dependente dos tempos de resolução dos PHAs. No total os PHAs gastam aproximadamente 98% do tempo de processamento do AHI. Um comportamento semelhante a esse foi verificado em todas as instâncias tratadas pelo o AHI.

5.6 Comparativos entre a distribuição de horários

Foi constatado junto às empresas de ônibus que uma distribuição de horários mais uniforme é essencial para um bom planejamento de viagens. Devido a isso compara-se, a seguir, as distribuições de horários das SAHI com as SIMEM.

Nas tabelas 5.5, 5.6, 5.7 e 5.8 apresenta-se os horários de partidas dos ônibus gerada para a linha da OS03. Na primeira e terceira, mostra-se os horários de partida gerados pelo AHI no PC1 e PC2, respectivamente, enquanto que na segunda e quarta apresenta-se os mesmos horários gerados pela empresa de transporte no PC1 e no PC2 nesta ordem. Em todas as tabelas os horários de partidas são dados em minutos dentro de cada faixa horária iniciando-se às 5:00 da manhã e estendendo-se até às 22:00. Essas tabelas tem o intuito de verificar a distribuição de horários da SAHI em relação à SIMEM.

Analisando-se as quatro tabelas, nota-se que a SIMEM está melhor distribuída que a SAHI, principalmente, em se tratando de viagens entre faixas horárias. Isso deve-se a não observância, por parte da HEUR, dos espaçamentos das partidas ao se passar de uma faixa horária para a faixa horária seguinte. Nota-se que a distribuição de horários gerada pelo AHI é melhor no PC1 do que no PC2, o que é uma consequência da estratégia de varredura PC1-PC2 adotada pela heurística (veja seções 4.5 e 4.6). Esta estratégia foi escolhida porque a OS03 é uma linha quase circular já que o empilhamento no PC2 é bem limitado.

Examinando-se a distribuição de horários das sete instâncias geradas pelo AHI, verificou-se que as linhas com um grande número de viagens apresentam uma distribuição de horários bem mais uniforme. Esse fato está intimamente relacionado com a pouca flexibilidade das

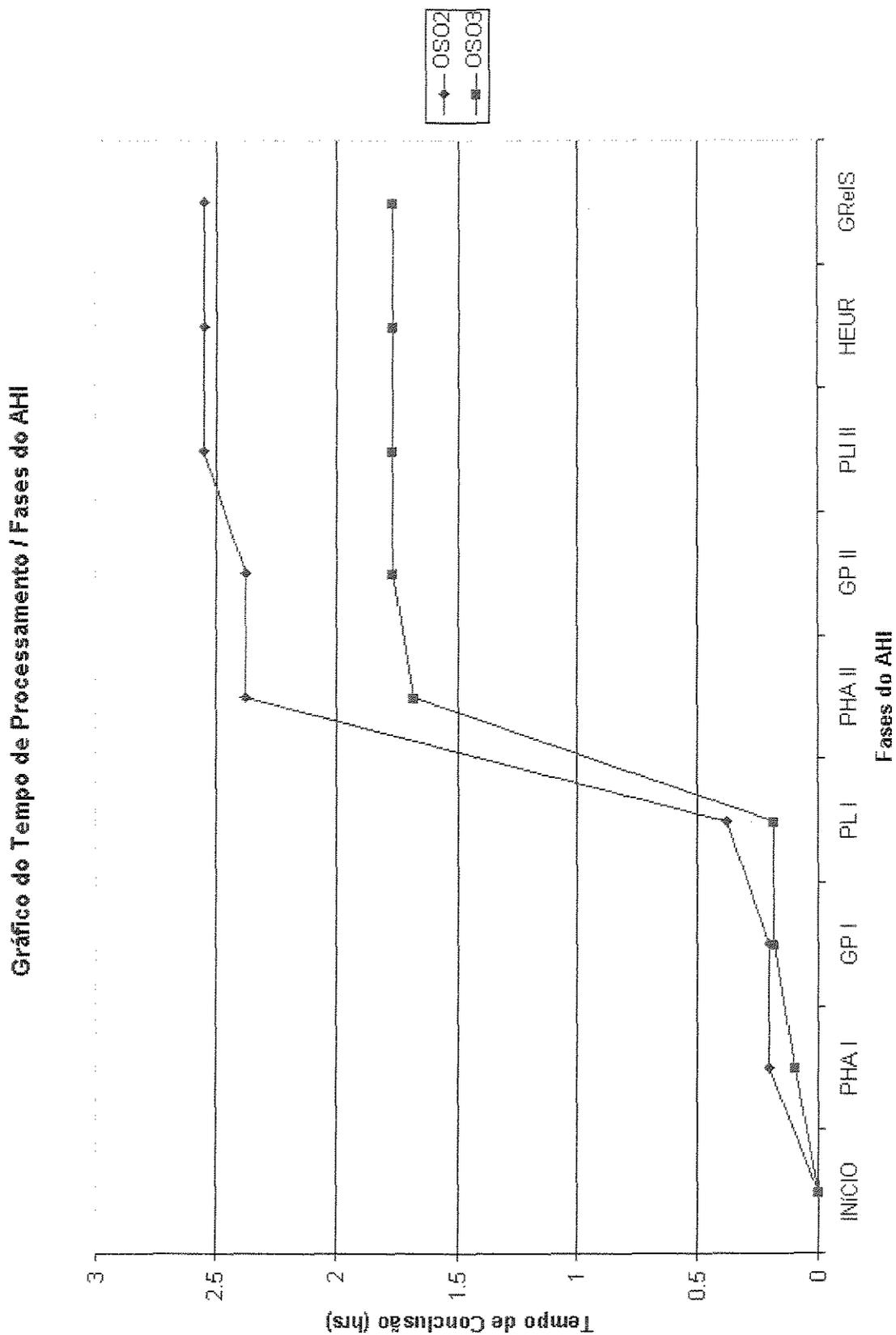


Figura 5.13: Gráfico do Tempo / Fases do AHI.

viagens, já que devido ao elevado número de partidas o espaçamento entre as mesmas é reduzido e, sendo assim, pequenos deslocamentos providos pelo módulo HEUR podem provocar um efeito bem mais significativo do que quando o intervalo entre as viagens é elevado. Ou seja, quando o espaçamento entre partidas de viagens está muito diferenciado o módulo HEUR não consegue ter o efeito esperado, pois como visto anteriormente, o deslocamento da HEUR está limitado pelo parâmetro Δ . Porém, quando o número de viagens de uma linha é muito elevado este caso não ocorre freqüentemente, pois geralmente o intervalo entre as partidas das viagens é curto e assim a distribuição de horários após a execução do módulo HEUR torna-se bem melhor. Vale ressaltar que as outras instâncias resolvidas durante esse trabalho também exibiram uma distribuição de horários quase uniforme.

5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
30	05	06	06	12	08	12	05	06	10	10	06	05	08	05	10	37	08
53	14	09	12	20	16	26	15	15	20	20	12	12	16	13	20	55	18
	24	17	18	28	27	41	26	24	31	30	19	20	24	21	30		
	33	24	25	37	36	54	37	33	42	40	26	28	33	30	43		
	42	30	32	46	44		48	44	51	50	33	36	42	38	54		
	54	38	39	54	52			54			42	44	51	48			
		46	48								48	54		56			
		53	54								54						

Tabela 5.5: Tabela de Horários (PC1) - SAHI

A seguir apresenta-se os gráficos 5.14 e 5.15, os quais proporcionam uma comparação entre o número de viagens em cada FH/PC das soluções manuais e automáticas das linhas OS03 e OS07, respectivamente. Pode-se notar que o número de viagens das soluções automáticas e manuais são bem semelhantes nos horários próximos aos picos (manhã e tarde) e no entropico, diferenciando-se um pouco no final do dia. Contudo, essa diferença pode ser facilmente amenizada com a inserção de horas extras no final do dia caso seja necessário.

5.7 Análise comparativa entre as soluções automática e manual

A comparação entra as soluções obtidas pelo AHI e as soluções manuais geradas e operadas atualmente nas empresas foi baseada nos resultados obtidos para sete instâncias correspondentes a dados reais de linhas de ônibus da grande São Paulo. As análises apresentadas aqui foram feitas em conjunto com os funcionários responsáveis pela programação de viagens das

5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
30	05	03	06	07	05	05	07	07	07	03	00	00	05	05	05	08	00
45	15	10	14	15	15	14	17	17	15	13	07	08	14	13	17	18	10
55	25	17	22	23	25	24	27	28	25	23	15	15	24	21	30	30	22
	35	23	33	30	35	31	37	38	35	32	23	22	32	30	40	40	35
	45	28	43	39	45	38	47	47	45	42	32	29	44	38	50	48	50
	55	33	51	46	55	47	57	57	55	52	45	36	55	48	58		
		38	59	55		56					53	43		56			
		45										50					
		52										58					
		59															

Tabela 5.6: Tabela de Horários (PC1) - SIMEM

5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
20	01	12	04	07	09	12	00	01	04	04	04	00	00	05	04	00	27
43	14	19	11	17	22	26	11	11	14	12	10	09	15	12	13	45	
50	25	22	19	28	34	41	26	26	26	24	16	17	28	24	23		
	37	33	27	37	43	50	37	36	36	34	23	29	38	34	38		
	49	42	39	46	52	54	51	46	46	42	33	39	46	42	49		
	58	48	48	54						54	41	47	59	54			
	59	59	49	59							49	59					

Tabela 5.7: Tabela de Horários (PC2) - SAHI

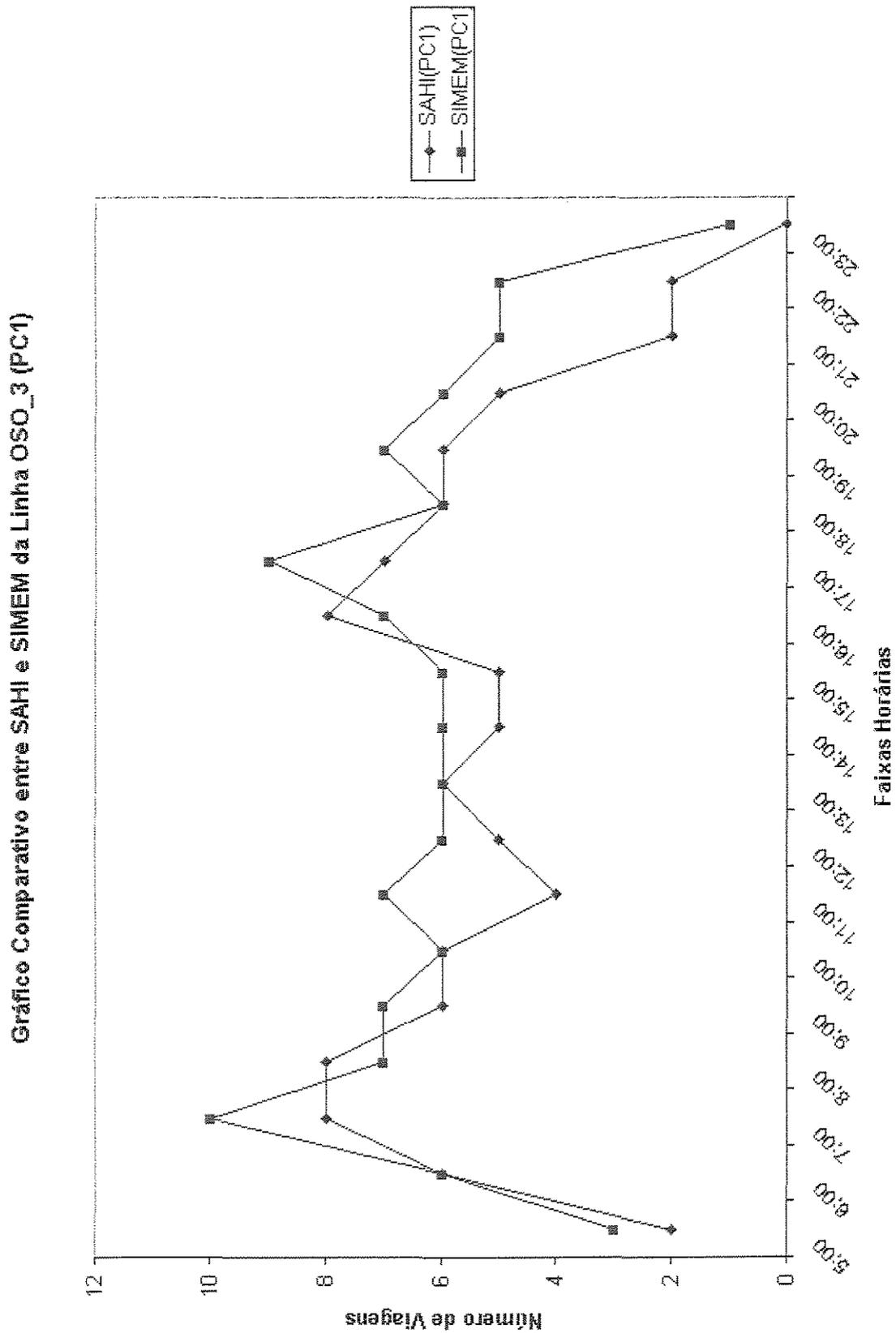


Figura 5.14: Gráfico do número de viagens / FH do PC1.

Gráfico Comparativo entre SAHI e SIMEM da Linha OSO_3 (PC2)

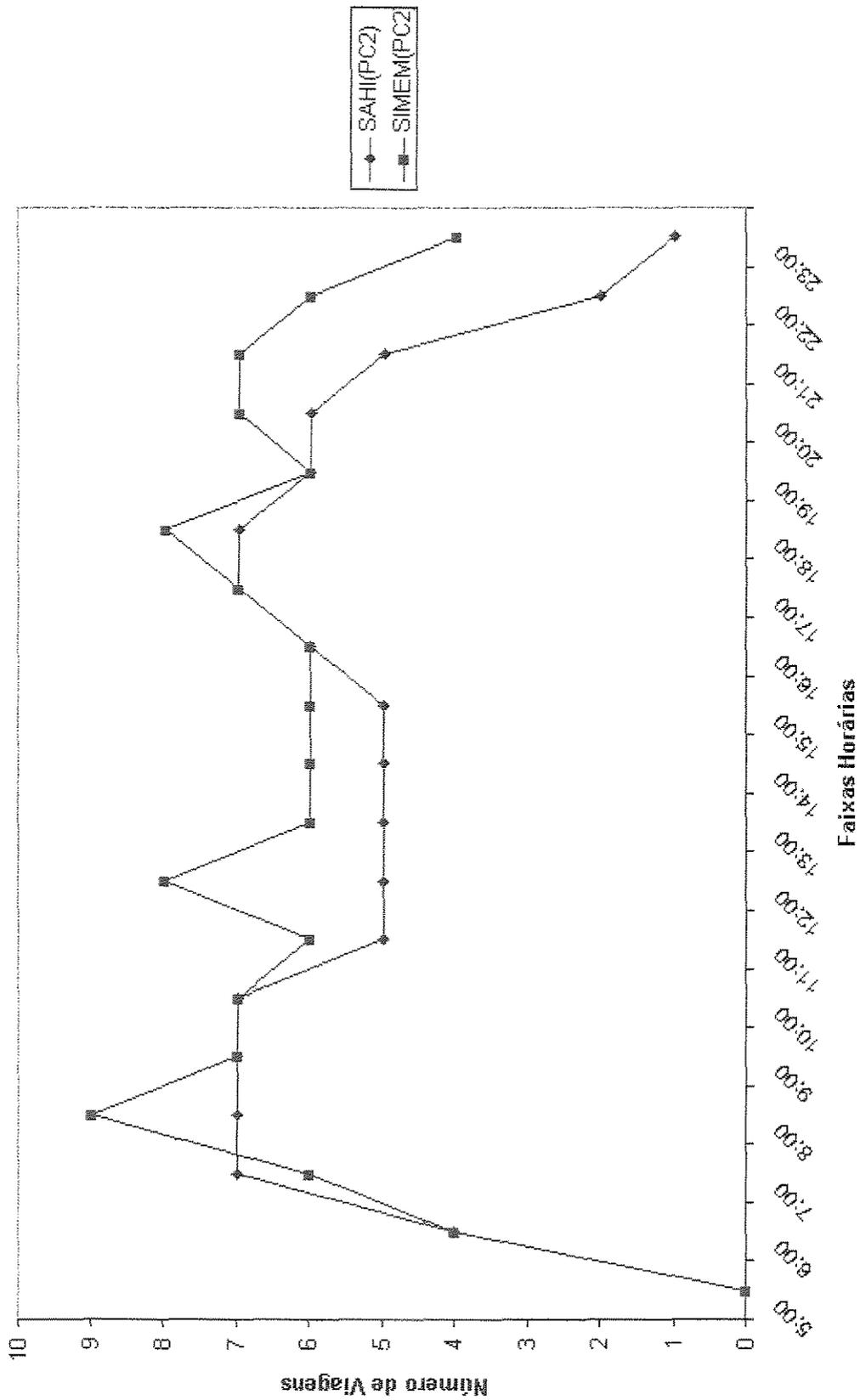


Figura 5.15: Gráfico do número de viagens /FH do PC2.

5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
10	00	05	01	02	00	00	07	07	05	03	02	08	05	00	00	08	
25	10	12	09	10	09	09	17	18	15	13	13	15	14	08	07	15	
37	23	19	17	18	20	19	27	28	25	22	21	22	24	16	20	27	
48	38	23	28	25	30	26	37	37	35	32	30	29	32	25	30	38	
		50	28	38	34	40	33	47	47	45	42	43	36	40	33	40	45
		58	33	46	41	50	40	57	57	53	55	52	43	50	43	48	55
			40	54	50		46					59	50		51	58	
			47				57						59				
			54														

Tabela 5.8: Tabela de Horários (PC2) - SIMEM

linhas operadas pelas diferentes empresas (três no total). Para facilitar este comparativo exibe-se nas tabelas 5.9 e 5.10 os dados relevantes das SAHI e das SIMEM, respectivamente. Nestas tabelas faz-se uso da seguinte nomenclatura:

1. INST - Linhas testadas.
2. NTHOC - Número total de horas ociosas da solução.
3. NTHEX - Número total de horas extras da solução.
4. NTVIA - Número total de viagens da solução.
5. NVNAT - Número de Viagens não atendidas, ou seja, quantas viagens (no total) a solução deixou de fazer para atender à demanda.
6. QUADV - Qualidade da distribuição de viagens. Sendo essa qualidade medida pelo número de viagens partindo em intervalos de tempo muito próximos. Qualifica-se esta modalidade em: Ruim (20-40 viagens muito próximas), Boa (10-20 viagens muito próximas), Ótima (0-10 viagens muito próximas).
7. EMPAT - Se as restrições de empilhamento foram respeitadas pela solução.
8. NBUS - Número de ônibus da solução.
9. NMOT - Número de motoristas da solução.

A seguir destaca-se os pontos positivos e negativos das SAHI em relação às SIMEM.

INS	NTHOC	NTHEx	NTVIA	NVNAT	QUADV	EMPAT	NBUS	NMOT
OS01	15:20	12:05	395	00	BOA	SIM	40	80
OS02	10:07	24:23	351	06	ÓTIMA	SIM	23	46
OS03	25:53	06:25	193	02	BOA	SIM	15	29
OS04	44:54	02:09	291	00	ÓTIMA	SIM	28	56
OS05	32:45	04:29	274	00	BOA	SIM	25	50
OS06	27:03	07:31	133	02	BOA	SIM	20	39
OS07	42:01	02:30	200	02	BOA	SIM	26	51

As soluções OS01 e OS05 utilizaram uma versão mais antiga do AHI.

Tabela 5.9: Características das soluções geradas pelo AHI.

INS	NTHOC	NTHEx	NTVIA	NVNAT	QUADV	EMPAT	NBUS	NMOT
OS01	12:54	12:44	412	00	ÓTIMA	SIM	40	80
OS02	03:55	52:50	437	00	ÓTIMA	SIM	23	46
OS03	03:45	18:25	232	00	ÓTIMA	SIM	15	30
OS04	-	-	-	-	-	-	28	-
OS05	-	-	-	-	-	-	25	-
OS06	-	26:48	177	00	ÓTIMA	SIM	21	42
OS07	16:23	25:28	235	00	ÓTIMA	SIM	26	52

As informações que não foram obtidas juntas às empresas ônibus foram preenchidas com “-”.

Tabela 5.10: Características das soluções geradas pelas empresas.

Pontos positivos:

1. O número de horas extras das soluções automáticas são bem inferiores às aquelas das soluções manuais, sendo que a menor redução neste valor foi de 20% e a maior chegou a 90%.
2. O AHI produz de uma maneira automática e relativamente rápida uma tabela de horários de viagens, uma escala de carros e uma escala de funcionários, ou seja, todos os dados necessários para um planejamento de viagens.
3. Em algumas linhas o AHI obteve uma economia no número de motoristas alocados. Em um dos casos foi possível até mesmo reduzir o número de carros usado pela solução manual, uma tarefa difícil mesmo para o programador de viagens mais experiente.
4. O tempo de processamento do AHI está por volta de algumas horas mesmo usando uma arquitetura PC (PENTIUM III - 400 MHz), ou seja, uma empresa de transporte poderia sem muito custo obter o *hardware* necessário para implantação desse sistema.
5. Em geral nas soluções do AHI, a carga de trabalho das duplas é quase uniforme.
6. O número de viagens da SAHI é inferior ao da SIMEM. Essa característica é importante para casos frequentes onde o órgão gestor adota uma política de redução do número de viagens.
7. A duração esperada das viagens são respeitadas estritamente na programação das viagens, contrariamente ao que ocorre nas soluções manuais o que, na prática, leva a empresa a não respeitar os horários de partida podendo, assim, ser multada pelo órgão gestor.
8. O empilhamento, mesmo não sendo tratado explicitamente nos modelos de PLI não foi violado em nenhuma solução do AHI e, em geral, é inferior àquele verificado nas SIMEM.

Pontos negativos:

1. Apesar deste fato ser observado em poucas faixas horárias localizadas no início e no final do dia, algumas soluções geradas pelo AHI não conseguiram atender à demanda utilizando a capacidade recomendada para o veículo.
2. A distribuição de horários são mais uniformes nas SIMEM do que nas SAHI.
3. O número de horas ociosas das SIMEM são bem inferiores aos das SAHI.

Dois pontos merecem ser destacados. O primeiro diz respeito ao fato das soluções manuais muitas vezes não respeitarem os tempos de viagens especificados na entrada, dificultando, assim, uma comparação mais justa entre as duas soluções, principalmente no item de distribuição de horários. Outro ponto a ser destacado, é a possibilidade de não atendimento à demanda pela SAHI que, em todos os casos testados, pode ser corrigido através de pequenas modificações nas soluções geradas pelo AHI.

Capítulo 6

Conclusões e Considerações Finais

Ao mesmo tempo em que procurou estudar o problema geral de planejamento de viagens no âmbito de uma empresa de transporte coletivo urbano, essa dissertação teve como objetivo principal a criação, implementação e análise de modelos e algoritmos para o problema supra-citado. Esses modelos, por sua vez, focaram-se na geração de soluções operacionais que exijam um mínimo de intervenção humana.

O enfoque inicial de solucionar-se o PPV de maneira ótima foi redirecionado e partiu-se em busca de soluções heurísticas as quais, como procurou-se destacar nessa dissertação, exigiu o uso de ferramentas computacionais e de modelos de otimização não triviais. Isso ocorreu devido à grande dificuldade em se tratar ao mesmo tempo restrições tão complexas quanto: o empilhamento de ônibus no ponto, o espaçamento das viagens nas faixas horárias e nos pontos de controle, a necessidade dos ônibus estarem na rua em certos horários e, é claro, o atendimento da demanda.

Com relação as soluções encontradas pelo algoritmo AHI, proposto no decorrer desse trabalho, pode-se afirmar que o mesmo encontrou planejamentos que levam à programações de viagens operacionais e com custos bem inferiores aqueles das programações efetuadas à mão. Em alguns casos a redução de horas extras chega a ser de 90% e em todos os casos houve alguma redução de custos (número de motoristas, horas extras, etc). Foi possível até mesmo atender à demanda reduzindo-se o número de carros usado pela solução manual, uma tarefa reconhecidamente difícil mesmo para o programador de viagens mais experiente.

Apesar de todos esses aspectos positivos existem pelo menos três questões que ainda não estão bem resolvidas no AHI. A primeira diz respeito a não garantia do atendimento à demanda (seção 5.4). Embora este fato ocorra em muito poucas faixas horárias e o número de viagens faltantes seja limitado a dois em todos os casos testados, este é um fator importante para um planejamento de viagens de boa qualidade. A segunda questão refere-se à distribuição de horários, que ainda não está tão equilibrada quanto a solução implementada pelas empresas. Entretanto, como visto na seção 5.6, esses planejamentos manuais não res-

peitam os tempos de viagens, contrariamente à solução automática. Obviamente isto torna menos justa a comparação entre as duas soluções. E, por fim, como uma terceira questão a resolver, tem-se o inconveniente do elevado tempo de computação gasto no cálculo dos horários de aderência. Na seção 6.1, o tratamento dessas questões é mencionado como uma possível extensão do trabalho.

A experiência conseguida ao longo desse trabalho pôde comprovar um importante ponto, citado em [8], o qual indica que o processos de escalonamentos e planejamentos dificilmente podem ser resolvidos eficientemente sem que haja algum tipo de intervenção humana. Na prática, nem todas as restrições específicas do problema podem ser representadas pelo modelo sob pena de não ser mais viável resolvê-lo computacionalmente. Assim, os modelos adotados passam a não representar estritamente o problema real. Portanto, o processo de planejamento de viagens, em geral, deve ser dividido em três passos principais: uma fase de preparação, um passo de escalonamento automático e, finalmente, uma fase de alterações interativas.

Mesmo assim, pode-se ver por essa dissertação que as soluções automáticas geradas pelos modelos propostos estão muito próximas de atenderem ao principal objetivo traçado que era produzir um planejamento de viagens de baixo custo que exigisse uma baixa quantidade de intervenção humana para torna-se plenamente operacional. Desta forma, acredita-se que os objetivos dessa dissertação foram alcançados satisfatoriamente.

6.1 Trabalhos Futuros

O trabalho desenvolvido nesta dissertação pode ser estendido de diversas maneiras:

- Como o estudo procurou concentrar-se sobre instâncias reais do problema de escalonamento de mão-de-obra, o número de experimentos realizados foi relativamente pequeno. Seria interessante, contudo, gerar um conjunto maior de instâncias pseudo-aleatórias, seguindo aproximadamente o mesmo padrão de distribuição de viagens de uma instância real, e avaliar o desempenho e a robustez dos mesmos algoritmos sobre esses dados.
- A pesquisa de modelos baseados em Programação por Restrições para resolver o problema que hoje é tratado pelo módulo HEUR seria bastante interessante. Isto porque o algoritmo AHI ainda apresenta alguns problemas na distribuição dos horários de viagens e, além disso, experiências anteriores do grupo de otimização do IC-UNICAMP com a aplicação de Programação por Restrições em problemas semelhantes àqueles tratados no módulo HEUR mostraram-se bastantes eficazes.

- Vale notar que o algoritmo proposto por essa dissertação tem um tempo computacional elevado, devido principalmente, ao cálculo dos horários de aderência. Portanto, deverá ser considerada a possibilidade de se resolver esse problema usando-se alguma outra técnica de otimização.
- A não garantia do atendimento à demanda em algumas faixas horárias, principalmente no início e no final do dia, foi considerada uma falha do excessivo rigor dado ao módulo GP em relação ao tempo máximo de jornada. Por isso, sugere-se como uma extensão desse trabalho a inserção no AHI de mecanismos que contornem essa dificuldade.
- Os algoritmos aqui apresentados não dispõem de interfaces de operação adequadas para um usuário final não especializado. O desenvolvimento de interfaces gráficas mais amigáveis certamente aproximaria esse trabalho de sua utilização efetiva num ambiente comercial.
- Normalmente, as empresas dispõem de sistemas integrados para o controle de cadastro de funcionários, folha de pagamento, faltas dos empregados, etc. Como complementação do item anterior, seria válido efetuar-se a integração dos algoritmos de escalonamento de mão-de-obra e veículos aqui desenvolvidos a sistemas maiores de modo a unificar essas funcionalidades, ganhando-se em produtividade.

Bibliografia

- [1] M.O. Ball, L.D. Bodin, e R. Dial. A matching based heuristic for scheduling mass transit crews and vehicles. *Transportation Science*, 17:4–31, 1983.
- [2] L. Bianco, M. Bielli, A. Mingozzi, S. Ricciardelli, e M. Spandoni. A heuristic procedure for the crew rostering problem. *European Journal of Operational Research*, 58(2):272–283, 1992.
- [3] J. Y. Blais e J. M. Rosseau. Overview of HASTUS current and future versions. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, 308:136–152, 1996.
- [4] A. Caprara, M. Fischetti, Toth P., Vigo D., e Guida P. L. Algorithms for railway crew management. *Mathematical Programming*, 79(1–3):125–141, 1997. Series B.
- [5] A. Caprara, M. Fischetti, P. Toth, e D. Vigo. Modeling and solving the crew rostering problem. Relatório Técnico OR-95-6, DEIS, Universidade de Bolonha, Itália, 1995.
- [6] P. Carraraesi, L. Girardi, e M. Nonato. Network models, lagrangean relaxation and subgradients bundle approach in crew scheduling problems: Proceedings of the sixth international workshop. Em *Daduna, I. Branco, and J. M. Pinto Paixão, editors, Computer-Aided Transit Scheduling*, pp. 188–212, 1995.
- [7] M. Chamberlain e A. Wren. Developments and recent experience with the BUSMAN and BUSMAN II system. In *M. Desrochers and J.-M. Rousseau (eds.) Computer-aided transit scheduling Springer-Verlag*, pp. 1–16, 1992.
- [8] J. R. Daduna e J. M. P. Paixão. Vehicle scheduling for public mass transit - an overview. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, 430:76–90, Julho de 1993.
- [9] K. Darby-Dowman, J.K. Jachnik, R.L. Lewis, e Mitra G. Integrated decision support systems for urban transport scheduling: Discussion of implementation and experience. *J.R. Daduna/A. Wren (eds.): Computer-Aided Transit Scheduling: Proceedings of the Fourth International Workshop*, pp. 226–239, 1988. Springer Verlag, Berlin.

- [10] J.C. Falkner e D.M. Ryan. Express: Set partitioning for bus crew scheduling in christchurch. *Desrochers/J.M. Rousseau (eds.): Computer-Aided Transit Scheduling: Proceedings of the Fifth International Workshop*, pp. 359–378, 1992. Springer Verlag, Berlin.
- [11] J.A. Ferland e L. Fortin. Vehicle scheduling with sliding time windows. *European Journal of Operational Research*, 38:213–226, 1989.
- [12] M. A. N. A. Filho, R. S. K. Kwan, e A. Wren. Scheduling and their drivers in Brasil: Some practical experience. Em *Anais do VII Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes*, pp. 231–242, 1994.
- [13] M. Fischetti, S. Martello, e P. Toth. The fixed job schedule problem with spread-time constraints. *Operations Research*, 35:849–858, 1987.
- [14] M. Fischetti, S. Martello, e P. Toth. The fixed job schedule problem with working-time constraints. *Operations Research*, 37:395–403, 1989.
- [15] M. L. Fisher. The lagrangian relaxation method for solving integer programming problems. *Management Science*, 27(1):1–18, janeiro de 1981.
- [16] S. Fores e L. Proll. Driver scheduling by integer linear programming - the tracs ii approach. Relatório Técnico 98.01, University of Leeds, Janeiro de 1998.
- [17] R. Freling, D. Huisman, e A. P. M. Wagelmans. Models and algorithms for integration of vehicle and crew scheduling. Em *8th INTERNATIONAL CONFERENCE of Computer-Aided Scheduling of Public Transport*, pp. 441–460, 2000.
- [18] R. Freling, A. P. M. Wagelmans, e J. M. P. Paixão. An overview of models and techniques for integrating vehicle and crew scheduling. *N.H.M. Wilson, editor, Computer-Aided Transit Scheduling*, pp. 441–460, 1999.
- [19] C. Friberg e K. Haase. An exact algorithm for the vehicle and crew scheduling problem. Relatório Técnico 416, Universität Kiel, pp. 36–52, 1996.
- [20] K. L. Hoffman e M. Padberg. Solving airline crew-scheduling problems by branch-and-cut. *Management Science*, 39(6):657–682, 1993.
- [21] ILOG. *ILOG CPLEX 6.5 - User's Manual*, March de 1999.
- [22] ILOG. *ILOG CPLEX 7.0 - User's Manual*, March de 2000.
- [23] M. Jünger e S. Thienel. *Introduction to ABACUS - A Branch-And-Cut System*, 1997.

- [24] A. Kokott e A. Löbel. Lagrangean relaxations and subgradient methods for multiple-depot vehicle scheduling problems. Relatório Técnico SC 96-22, ZIB, Berlin, 1996.
- [25] R. S. K. Kwan e M. A. Rahin. Bus scheduling with trip coordination and complex constraints. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, 430:91–101, 1995.
- [26] R. S. K. Kwan e M. A. Rahin. Object oriented bus vehicle scheduling - the boost system. *Em School of Computer Studies Research Report Series - Report 97.28*, pp. 36–52, 1997. Proceedings of the 7th International Workshop on Computer-Aided Scheduling of Public Transport, Massachusetts of Technology, Cambridge, MA, 6-8 August.
- [27] A. Lucena. Steiner problem in graphs: Lagrangean relaxation and cutting-planes. *CORAL*, 21:2–8, 1992.
- [28] B. Manington e A. Wren. A general computer method for bus crew scheduling. 1975. Preprints of the Workshop on Automated Techniques for Scheduling of Vehicle operators for Urban Public Transportation Services.
- [29] R. E. Marsten e F. Shepardson. Exact solution of crew scheduling problems using the set partitioning model: Recent successful applications. *Networks*, 11:165–177, 1981.
- [30] G. Nemhauser e L. A. Wolsey. *Integer and Combinatorial Optimization*. Wiley-Interscience Series, 1988.
- [31] J. M. P. Paixão e I. M. Branco. A quasi-assignment algorithm for bus scheduling. *NETWORKS*, 17:249–269, 1987.
- [32] J. M. P. Paixão e I. M. Branco. Bus scheduling with a fixed number of vehicles. volume 308, pp. 28–40, 1988.
- [33] J. M. P. Paixão e A. P. M. Wagelmans. Models and algorithms for vehicle scheduling. *Transportation Science*, 18:1138–1162, 1996.
- [34] I. Patrikalakis e D. Xerocostas. A new decomposition scheme of the urban public transport scheduling problem. *M. Desrochers/J.M. Rousseau (eds.): Computer-Aided Transit Scheduling: Proceedings of the Fifth International Workshop*, pp. 407–425, 1992. Springer Verlag, Berlin.
- [35] M. M. Rodrigues. Problema de planejamento de viagens no transporte coletivo urbano. Relatório técnico, Instituto de Computação, UNICAMP, Campinas, Brazil, agosto de 2001 (previsão).

- [36] L. Sarah, L. Proll, e A. Wren. A column generation approach to bus driver scheduling. Em *Division of Operational Research & Information Systems*, pp. 36–52, 1996. Proceedings of the 4th Meeting of the EURO Working Group on Transportation, Newcastle, 9-11 September.
- [37] D. Scott. A large linear programming approach to the public transport scheduling and cost model. *J.M. Rousseau (ed.): Computer Scheduling of Public Transport*, 2:473–491, 1985. North Holland, Amsterdam.
- [38] B. M. Smith e A. Wren. Vampires and tasc: two sucessfully applied bus scheduling programs. *Computer scheduling of public transport*, pp. 97–129, 1981.
- [39] S. Thienel. *A Simple TSP-Solver: An ABACUS Tutorial*. http://www.informatik.uni-koeln.de/l_s_juenger/projects/abacus.html, 1996.
- [40] E. Tosini e C. Vercellis. An interactive system for extra-urban vehicle and crew scheduling problems. *J.R. Daduna/A. Wren (eds.), Computer-Aided Transit Scheduling: Proceedings of the Fourth International Workshop*, pp. 41–53, 1988.
- [41] E. B. Wilhelm. Overview of the rucus package driver run cutting program (runs). 1975. Preprints of the Workshop on Automated Techniques for Scheduling of Vehicle operators for Urban Public Transportation Services.
- [42] K. Wolfendem e A. Wren. Locomotive scheduling by computer. Em *Proceedings of the British Joint Computer Conference*, volume 19, pp. 31–37. IEE Conference Publication, 1966.
- [43] A. Wren. Bus driver scheduling - an overview. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, 430:173–187, July de 1993.
- [44] A. Wren. The development of Micro-BUSMAN: Scheduling on micro-computers. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, 308:1138–1162, 1996.
- [45] A. Wren. Heuristics ancient and modern: Transport scheduling through the ages. *Journal of Heuristics*, 4:87–100, 1998.
- [46] A. Wren e N. D. F. Gualda. Integrated scheduling of buses and drivers. Em *School of Computer Studies Research Report Series - Report 97.32*, pp. 36–52, 1997. Departamento de Engenharia de Transportes, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, Brasil.

- [47] T. H. Yunes, A. V. Moura, e C. C. de Souza. Solving a real world crew rostering problem with integer programming and constraint logic programming models. Em *17th International Symposium on Mathematical Programming (ISMP'00)*, Atlanta, GA, EUA, agosto de 2000.
- [48] T. H. Yunes, A. V. Moura, e C. C. Souza. Solving large scale crew scheduling problems with constraint programming and integer programming. Relatório Técnico IC 99-19, Institute of Computing, UNICAMP, 1999.
- [49] T. H. Yunes, C. C. Souza, e A. V. Moura. Modeling and solving a crew rostering problem with constraint logic programming and integer programming. Relatório Técnico IC-00-04, Instituto de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2000. Disponível em <http://goa.pos.dcc.unicamp.br/otimo>.
- [50] T. H. Yunes, C. C. Souza, e A. V. Moura. Problemas de escalonamento no transporte coletivo: Programação por restrições e outras técnicas. Tese de Mestrado, Universidade de Campinas, Instituto de Computação, 2000.

Apêndice A

Glossário

A seguir apresenta-se o significado das principais siglas utilizadas neste trabalho e as seções onde elas são definidas.

- AHI** — *Algoritmo Hierárquico Iterativo (capítulo IV)*
- AI** — *Abordagem Integrada (seção 2.1)*
- AST** — *Abordagem Seqüencial Tradicional (seção 2.1)*
- FH** — *Faixa Horária (seção 2.2)*
- GHA** — *Gerador de Horários de Aderência (seção 4.2)*
- GP** — *Gerador de Perfis (seção 4.3)*
- GPMI** — *Gerador de Perfis do Modelo Inicial (seção 3.2)*
- HA** — *Horário de Aderência (seção 4.1)*
- HEUR** — *Heurística para melhoramento da distribuição de horários (seção 4.5)*
- MC** — *Modelo de Cobertura (seção 4.4.2)*
- ME** — *Modelo de Empacotamento (seção 4.4.1)*
- MI** — *Modelo Inicial (seção 3.3)*
- OG** — *Orgão Gestor (seção 1)*
- PC** — *Ponto de Controle (seção 2.2)*
- PET** — *Problema de Escalonamento de Tripulação (seção 2.1)*
- PEV** — *Problema de Escalonamento de Veículo (seção 2.1)*
- PHA** — *Problema dos Horários de Aderência (seção 4.2)*
- PLI** — *Programação Linear Inteira (seção 1.1)*
- PMH** — *Problema de Montagem de Horários (seção 2.1)*
- PPV** — *Problema de Programação de Viagens (seção 2.2)*
- RPL** — *Resolvedor de Programação Linear Inteira (seção 4.4)*
- SAHI** — *Solução Automática (seção 5.2)*
- SIMEM** — *Solução Implementada pela Empresa (seção 5.2)*