

SOLUÇÕES PARA O PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO DE ITINERÁRIO DE
SONDAS

Leonardo Ribeiro da Costa

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS
PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS
EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO.

Aprovado por:

Prof. Virgilio José Martins Ferreira Filho, D.Sc.

Prof. Roberto Diéguez Galvão, PhD.

Prof. Dario José Aloise, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

ABRIL DE 2005

COSTA, LEONARDO RIBEIRO DA

Soluções para o Problema de Otimização
de Itinerário de Sondas [Rio de Janeiro] 2005

XIV, 117 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ,
M.Sc., Engenharia de Produção, 2005)

Tese - Universidade Federal do Rio de
Janeiro, COPPE

1. Roteamento e Seqüenciamento
2. Intervenções em poços de petróleo
3. Heurística e Metaheurística

I. COPPE/UFRJ II. Título (série)

“A imaginação é mais importante que o conhecimento”

Albert Einstein (1879-1955)

AGRADECIMENTOS

À Deus pelo dom da vida.

Agradeço à minha família – minha Mãe Rozi, meu Pai Jesus, minhas irmãs Jú e Bárbara – pelo amor e o apoio incondicional.

À, Taty, minha felicidade, pelo seu amor e força nas horas de dificuldades, pela compreensão nos momentos distantes e pela esperança no nosso futuro juntos.

À Eudides e ao Eudes por terem sido mais que uma família para mim e, por terem me acolhido, encorajado e aconselhado, nas horas necessárias, tal como pais.

Ao orientador Virgílio, pelas oportunidades cedidas, pelos conselhos e rumos ministrados.

Aos demais professores e funcionários da COPPE, os quais deram as bases para obtenção do aprendizado.

À PETROBRAS, UN-ES, em especial aos Senhores. Márcio Bezerra, Nery Rossi, Neves, Raimundo e Dalmo, pelas informações gentilmente prestadas, e pela disposição em contribuir com o desenvolvimento desta pesquisa.

À Agência Nacional do Petróleo (ANP), através do Programa de Recursos Humanos n.º 21 - Programa de Ensino: Economia, Planejamento Energético e Engenharia de Produção na Indústria do Petróleo e Gás (PRH-21), pelo fomento financeiro indispensável para a realização deste trabalho.

Ao Governo Federal por ter acreditado e investido em minha formação e capacitação desde o Ensino Técnico Federal, passando pela Engenharia Civil da Universidade Federal do Espírito Santo, permitindo-me participar de três Programas de Iniciação Científica (PIBIC/CNPq) e, ora, obter o título de Mestre nesta honrosa instituição que é a COPPE / Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

SOLUÇÕES PARA O PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO DE ITINERÁRIO DE SONDAS

Leonardo Ribeiro da Costa

Abril/2005

Orientador: Virgílio José Martins Ferreira Filho

Programa: Engenharia de Produção

Na indústria do petróleo e do gás natural a otimização de recursos críticos e de recursos escassos vem tomando evidência no cenário do planejamento. Para o melhor aproveitamento desses recursos as atividades que cercam a produção devem ser bem estudadas e planejadas. Para garantir a constância de produção, algumas operações de manutenção são empregadas, e, tais operações se agrupam na atividade conhecida como intervenção em poços. Esse trabalho trata do problema que surge ao se tentar preparar uma programação de atendimento, a um conjunto de poços, com o objetivo de se minimizar as perdas de vazão. O problema surge quando se possui um número limitado de sondas e se está sujeito às restrições de prazo de atendimento. Nesse trabalho, se apresenta uma revisão da literatura sobre o assunto, uma proposta de modelagem matemática para o problema e, propostas de solução para este problema através de duas heurísticas e uma metaheurística GRASP para obtenção de soluções. Além de testes realizados em instâncias geradas artificialmente, este trabalho faz comparações em algumas instâncias reais.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

SOLVING THE WORKOVER RIGS ITINERARY PROBLEM

Leonardo Ribeiro da Costa

April/2005

Advisor: Virgílio José Martins Ferreira Filho

Department: Production Engineering

Critical and scarce resources optimization in the petroleum and natural gas industry has taking evidence in the scene of planning. For the best exploitation of these resources the activities that surround the production must be studied and well planned. To guarantee the production constancy, some operations of maintenance are employees and, such operations are known as workover. This work deals with the problem that appears when trying to prepare a scheduling of attendance, to a set of wells, with the objective that minimizes the outflow losses. In fact, the problem appears when we have a limited number of rigs, and the wells are subject to stated attendance period restrictions. This paper will present a literature review about the subject, a proposal of mathematical modeling for the problem and, present solutions to solve this problem proposing two heuristics to create solutions and a GRASP metaheuristics. This Thesis has experimented its ideas in artificial instances of the problem, and also realize analyses on real instances.

ÍNDICE DO TEXTO

1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO DA LITERATURA	3
2.1. LIMITE INFERIOR.....	8
3. O PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO DE ITINERÁRIO DE SONDAS (POIS).....	9
3.1. MODELAGEM PARA O POIS.....	10
3.2. PARÂMETROS DE ENTRADA E CONSIDERAÇÕES	10
3.3. VARIÁVEIS DE DECISÃO	11
3.4. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA INICIAL	11
3.5. INTERPRETAÇÃO GRÁFICA DAS RESTRIÇÕES	12
3.5.1. <i>Restrições de Atendimento</i>	13
3.5.2. <i>Restrições de Janela de Tempo</i>	14
3.5.3. <i>Restrições de máquina</i>	16
3.6. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA REMODELADA	18
3.7. COMPARAÇÃO ENTRE AS FORMULAÇÕES	18
4. ABORDAGENS HEURÍSTICAS	19
4.1. HEURÍSTICA DE MÁXIMA PRIORIDADE TRICRITÉRIO (HMPT)	19
4.2. HEURÍSTICA DE MONTAGEM DINÂMICA (HMD).....	25
5. ABORDAGENS METAHEURÍSTICAS	29
5.1. GRASP.....	30
5.1.1. <i>Revisão de GRASP</i>	30
5.1.2. <i>Aplicação do GRASP para o POIS</i>	33
5.1.3. <i>Busca Local</i>	39

6.	SOFTWARE SPOIS	42
6.1.	CARREGAR DADOS DE ENTRADA.....	43
6.2.	SELEÇÃO DE HEURÍSTICAS	44
6.3.	METAHEURÍSTICA GRASP.....	45
6.4.	ENCONTRAR SOLUÇÃO	46
7.	EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS.....	49
7.1.	PRIMEIRA ETAPA – DADOS ARTIFICIAIS	49
7.1.1.	<i>Geração de dados artificiais.....</i>	<i>49</i>
7.1.2.	<i>Valores para Potenciais de Produção.....</i>	<i>49</i>
7.1.3.	<i>Valores para Tempos de Intervenção.....</i>	<i>52</i>
7.2.	INSTÂNCIAS GERADAS.....	54
7.3.	RESULTADOS DA PRIMEIRA ETAPA – DADOS ARTIFICIAIS	60
7.3.1.	<i>Grupo 25 poços.....</i>	<i>60</i>
7.3.2.	<i>Grupo 50 poços.....</i>	<i>67</i>
7.3.3.	<i>Grupo 75 poços.....</i>	<i>68</i>
7.3.4.	<i>Grupo 100 poços.....</i>	<i>69</i>
7.3.5.	<i>Grupo 125 poços.....</i>	<i>69</i>
7.4.	RESUMO DOS RESULTADOS DA PRIMEIRA ETAPA.....	70
7.5.	PARÂMETROS PARA O GRASP	75
7.5.1.	<i>Parâmetro α.....</i>	<i>75</i>
7.5.2.	<i>Parâmetro MAXITER.....</i>	<i>79</i>
7.5.3.	<i>Função Gulosa.....</i>	<i>82</i>
7.6.	DESEMPENHO DO GRASP.....	85
7.7.	SEGUNDA ETAPA – DADOS REAIS	88
7.7.1.	<i>ATA1.....</i>	<i>88</i>
7.7.2.	<i>ATA2.....</i>	<i>90</i>
7.7.3.	<i>ATA3.....</i>	<i>94</i>
7.7.4.	<i>ATA4.....</i>	<i>95</i>

7.8.	RESUMO DOS RESULTADOS DA SEGUNDA ETAPA.....	96
8.	CONCLUSÕES E FUTUROS TRABALHOS.....	98
9.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	100
	APÊNDICE I.....	103

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1 – REPRESENTAÇÃO DO PRISMA DE VARIÁVEIS	13
FIGURA 2 – INTERPRETAÇÃO GRÁFICA DAS RESTRIÇÕES DE ATENDIMENTO.	14
FIGURA 3 – INTERPRETAÇÃO GRÁFICA DAS RESTRIÇÕES DE JANELA DE TEMPO	15
FIGURA 4 – INTERPRETAÇÃO DA RESTRIÇÃO DE INÍCIO DE SERVIÇOS DAS SONDAS.....	16
FIGURA 5 – INTERPRETAÇÃO DAS RESTRIÇÕES DE ININTERRUPÇÃO DOS SERVIÇOS.	17
FIGURA 6 – PSEUDOCÓDIGO DA HMPT	20
FIGURA 7 – SEQÜENCIAMENTO DOS 10 TRABALHOS NAS 4 MÁQUINAS SEGUNDO O CRITÉRIO DE MAIOR P_i NA HMPT.	22
FIGURA 8 – SEQÜENCIAMENTO DOS 10 TRABALHOS NAS 4 MÁQUINAS SEGUNDO O CRITÉRIO DE MAIOR P_i $/\Delta T_i$ NA HMPT.	22
FIGURA 9 – SEQÜENCIAMENTO DOS 10 TRABALHOS NAS 4 MÁQUINAS SEGUNDO O CRITÉRIO DE MAIOR P_i $\cdot \Delta T_i$ NA HMPT.	22
FIGURA 10 – EXEMPLO DE SEQÜENCIAMENTO.....	25
FIGURA 11 – PSEUDOCÓDIGO PARA GERAR A MATRIZ $NOVOS_RAMOS(k)$	26
FIGURA 12 – $NOVOS_RAMOS$ QUE FORAM GERADO A PARTIR DE ROT_ORDEM	26
FIGURA 13 – EXEMPLO DE INSERÇÃO DE UM RAMO	27
FIGURA 14 – SEQÜENCIAMENTO COM A INSERÇÃO DO POÇO 7	28
FIGURA 15 – SEQÜENCIAMENTO COM A INSERÇÃO DO POÇO 7 E MELHORIA LOCAL	28
FIGURA 16 – PSEUDOCÓDIGO DA METAHEURÍSTICA GRASP.....	31
FIGURA 17 – PSEUDOCÓDIGO DA PRIMEIRA FASE: CONSTRUÇÃO	32
FIGURA 18 – PSEUDOCÓDIGO DA SEGUNDA FASE: BUSCA LOCAL	33
FIGURA 19 – PSEUDOCÓDIGO DA $GREEDY_RAND_CONSTRUCTION(\alpha, X)$ – PARTE I.....	35
FIGURA 20 – PSEUDOCÓDIGO DA $GREEDY_FUNC$	36
FIGURA 21 – PSEUDOCÓDIGO DA $GREEDY_RAND_CONSTRUCTION(\alpha, X)$ – PARTE II.....	37
FIGURA 22 – PSEUDOCÓDIGO PARA $ATUALIZA_CONJ_CANDIDATOS(CAND, I, K, T)$	39
FIGURA 23 – EXEMPLO DE SEQÜENCIAMENTO COM TEMPOS OCIOSOS.	40

FIGURA 24 – EXEMPLO DE SEQÜENCIAMENTO SEM TEMPOS OCIOSOS.	40
FIGURA 25 – INTERFACE DO SPOIS	42
FIGURA 26 – MENU “ARQUIVO” DO SPOIS.....	43
FIGURA 27 – EXEMPLO DE ARQUIVO DE ENTRADA (.INP) PARA O SPOIS.	43
FIGURA 28 – MENU “HEURÍSTICA” DO SPOIS	45
FIGURA 29 – MENUS “METAHEURÍSTICA” DO SPOIS.....	45
FIGURA 30 – COMO UTILIZAR O SPOIS.....	46
FIGURA 31 – INTERFACE DO SPOIS APRESENTANDO RESULTADO.....	47
FIGURA 32 – GRASP EM EXECUÇÃO NO SPOIS.....	48
FIGURA 33 – GRASP EXECUTADO NO SPOIS	48
FIGURA 34 – EXEMPLO DO ARQUIVO DE ENTRADA PARA O SOFTWARE SPOIS PARA O PROBLEMA P25A- 2.....	58
FIGURA 35 – SEQÜENCIAMENTO DA SOLUÇÃO EXECUTADA NA ATA2.....	93
FIGURA 36 – SEQÜENCIAMENTO DA MELHOR SOLUÇÃO HEURÍSTICA (HMD2) NA ATA2	93

ÍNDICE DE TABELAS

TABELA 1 – COMPARAÇÃO DA QUANTIDADE DE LINHAS DE RESTRIÇÕES ENTRE A FMI E FMR	18
TABELA 2 – CONJUNTO DE DADOS PARA ILUSTRAÇÃO DA HMPT	20
TABELA 3 – TRÊS POSSÍVEIS CRITÉRIOS PARA ORDENAÇÃO DO ATENDIMENTO.	21
TABELA 4 – TRABALHOS NOS LOCAIS / CLASSIFICADOS SEGUNDO OS TRÊS CRITÉRIOS	21
TABELA 5 – VARIÁVEIS NÃO NULAS NA SOLUÇÃO PARA OS PARÂMETROS DA TABELA 2 COM 4 MÁQUINAS	23
TABELA 6 – VALORES DA FUNÇÃO OBJETIVO PARA AS SOLUÇÕES GERADAS ATRAVÉS DA HMPT PARA M $= 2 \text{ À } 6$	24
TABELA 7 – MATRIZ $ROT_ORDEM(k,j)$ QUE PODE REPRESENTAR O SEQÜENCIAMENTO DA FIGURA 10.25	
TABELA 8 – INFORMAÇÕES DA MATRIZ $CAND$	34
TABELA 9 – APLICAÇÃO DA BUSCA LOCAL.....	41
TABELA 10 – COMPARAÇÃO ENTRE ALGUNS PARÂMETROS ESTATÍSTICOS DOS DADOS REAIS E DA CURVA AJUSTADA.....	51
TABELA 11 – COMPARAÇÃO ENTRE PARÂMETROS ESTATÍSTICOS DOS DADOS REAIS E DA CURVA AJUSTADA.....	53
TABELA 12 – NOMES DAS 300 INSTÂNCIAS A SEREM RESOLVIDAS NOS TESTES.	55
TABELA 13 – EXEMPLO DE CONVERSÕES REALIZADAS NOS PARÂMETROS P_i E $DELTA_i$ PARA ENTRADA NO SPOIS.....	58
TABELA 14 – RESUMO DOS RESULTADOS DO GRUPO 25	60
TABELA 15 – GAPS (%) DAS HEURÍSTICAS EM RELAÇÃO AO CPLEX 9.0	61
TABELA 16 – RESUMO DOS RESULTADOS DO GRUPO 50	68
TABELA 17 – RESUMO DOS RESULTADOS DO GRUPO 75	68
TABELA 18 – RESUMO DOS RESULTADOS DO GRUPO 100	69
TABELA 19 – RESUMO DOS RESULTADOS DO GRUPO 125.....	70
TABELA 20 – RESUMO DAS VITÓRIAS EM TODOS OS GRUPOS.....	70
TABELA 21 – RESUMO DAS VITÓRIAS EXCLUSIVAS EM TODOS OS GRUPOS	72

TABELA 22 – RESUMO DAS VITÓRIAS EXCLUSIVAS EM TODOS OS GRUPOS APENAS PARA A HMD	73
TABELA 23 – VALORES DE FO VARIANDO α	76
TABELA 24 – VALORES DE FO VARIANDO α EM TORNO DE 0,1.....	78
TABELA 25 - VALORES DE FO VARIANDO A QUANTIDADE DE ITERAÇÕES <i>MAXITER</i>	80
TABELA 26 – TEMPOS DE EXECUÇÃO DO GRASP VARIANDO <i>MAXITER</i>	80
TABELA 27 – COMPARAÇÃO ENTRE RESULTADOS VARIANDO A FUNÇÃO GULOSA.	83
TABELA 28 – RESULTADO DO GRASP NAS INSTÂNCIAS “A”.	85
TABELA 29 – RESULTADOS REAIS VS. SPOIS – ATA 1.	88
TABELA 30 – RESULTADOS REAIS VS. SPOIS – ATA 2.	90
TABELA 31 – SOLUÇÃO DA ATA 2 NA FORMA DA FORMULAÇÃO MATEMÁTICO DA SEÇÃO 3.4.....	91
TABELA 32 – RESULTADOS REAIS VS. SPOIS – ATA 3.	94
TABELA 33 – RESULTADOS REAIS VS. SPOIS – ATA 4.	95
TABELA 34 – AUMENTO DA PRODUÇÃO GERADO PELO SPOIS EM RELAÇÃO AO ATUAL NAS 4 INSTÂNCIAS REAIS.	96
TABELA 35 – COMPARAÇÃO DAS SOLUÇÕES OBTIDAS PELO SPOIS EM RELAÇÃO AO CPLEX 9.0 NAS 4 INSTÂNCIAS REAIS.	97
TABELA 36 – RESULTADOS PARA O GRUPO 25	103
TABELA 37 – RESULTADOS PARA O GRUPO 50	106
TABELA 38 – RESULTADOS PARA O GRUPO 75	108
TABELA 39 – RESULTADOS PARA O GRUPO 100	111
TABELA 40 – RESULTADOS PARA O GRUPO 125	114

LISTA DE SÍMBOLOS E NOMENCLATURAS

$\Delta T_i, \Delta t_i$	Intervalo de tempo de intervenção em um poços i
FO	Função Objetivo
GRASP	<i>Greedy Randomized Adaptive Search Procedure</i>
HMD	Heurística de Montagem Dinâmica
HMPT	Heurística de Máxima Prioridade Tricritério
hp	Horizonte de Planejamento
LB	<i>Lower Bound</i> (Limite Inferior)
LRC	Lista Restrita de Candidatos
$m, NMAQ$	Quantidade de máquinas (Sondas)
$n, NPOCOS$	Quantidade de poços
P_i	Perda de produção de um poço i
POIS	Problema de Otimização de Itinerários de Sondas
SPOIS	<i>software</i> : Soluções para o POIS
SPT	Sondas de Produção Terrestre

1. INTRODUÇÃO

A intervenção em poços (*workover*) é uma atividade dentro da indústria do petróleo e do gás natural de suma importância para a manutenção da produção e até mesmo na melhoria da produtividade. As intervenções em poços são procedimentos operacionais que ocorrem nos poços de petróleo e gás e, têm por objetivo manter o bom funcionamento de um poço ao longo de sua vida. As intervenções se dão com ou sem o uso de sondas, sendo que as sondas são utilizadas principalmente com o intuito de exploração ou de correção de falhas mecânicas que comprometam o desempenho da produção do poço. As intervenções de *workover* podem ser classificadas como de: avaliação, recompletação, restauração, limpeza, estimulação, mudança de método de elevação e abandono. No caso desse estudo trataremos das intervenções terrestres com utilização de sondas do tipo SPT (Sondas de Produção Terrestres). As sondas são equipamentos de custos muito elevados, tanto para a aquisição quanto para a utilização, daí a motivação para se realizar estudos de otimização para o uso racional desses equipamentos.

Como exemplo real do problema e fonte de pesquisa prática para esse trabalho temos uma empresa brasileira de petróleo, a PETROBRAS, que possui unidade de negócios no norte do Estado do Espírito Santo (UN-ES). Tal unidade (UN-ES-Norte) possui cerca de centenas de poços distribuídos em dezenas de campos distantes de 20km, na média entre si. Para atender às solicitações de serviços de intervenções de poços a empresa dispõe de apenas quatro sondas SPT, portanto, é de se esperar que com frequência aconteçam problemas de congestionamento e surgimento de filas para atendimento. Como em geral, os atendimentos visam recuperar a produção do poço, restabelecendo a sua vazão normal, o surgimento das filas causa prejuízos financeiros.

O setor de intervenção de poços da empresa tem como meta a redução das perdas de vazões de todo o sistema atrelado a algumas restrições de política empresarial, bem como casos de avaliação exploratória que possuem prazos mais apertados definidos pela concessão dada pela Agência Nacional de Petróleo (ANP), dentro desse cenário, apresenta-se necessidade de um sistema que consiga inserir restrições de datas a alguns serviços, mesmo que não sejam prioritários segundo a meta de redução de perdas.

O problema, a ser tratado nesta dissertação, é o Problema de Otimização de Itinerário das Sondas (POIS), que pode ser entendido como um Problema de Roteamento e Seqüenciamento de Sondas de Produção Terrestre. Deseja-se determinar qual a ordem de atendimento aos poços para cada uma das sondas, ou seja, quais os itinerários que as SPT deverão percorrer. Esse problema é de natureza combinatória e pode ser entendido e modelado de várias formas. A sua solução nem sempre é fácil podendo os métodos exatos serem ineficientes fazendo, assim, necessário a utilização de heurísticas e metaheurísticas

No capítulo 2 desta dissertação é feita uma revisão da literatura a respeito de assuntos relevantes à este tema. No capítulo 3 se desenvolve uma explanação mais específica sobre qual o problema que tratamos, para dar sustentação à proposta de formulação matemática que é apresentada no capítulo 4. As soluções propostas para o POIS foram divididas em dois capítulos. A primeira está no capítulo 5 e são as soluções heurísticas. A solução por metaheurística (GRASP) se encontra proposta no capítulo 6. As propostas dos capítulos 5 e 6 foram implementadas¹ em um *software* denominado SPOIS, que é apresentado no capítulo 7.. No capítulo 8 são mostrados os experimentos computacionais realizados com as soluções propostas. Os experimentos partem da criação de instâncias artificiais para o problema, passam pela calibração de parâmetros e avaliação de resultados. Por fim, são feitos experimentos em instâncias reais. As conclusões aparecem no decorrer do capítulo 8 e são sintetizadas no capítulo 9.

¹ O código fonte estará disponível para download na url: <http://www.petroleo.ufrj.br/lorde>

2. REVISÃO DA LITERATURA

O Problema de Otimização do Itinerário de Sondas (POIS) pode ser entendido como um problema de gerenciamento de veículos com varias demandas conhecidas nos pontos da rede que os veículos devem percorrer. Segundo Bodin et al. (1983), quando as decisões são relativas à configuração espacial dos movimentos dos veículos o problema é considerado como um “problema de roteamento” e esses problemas geralmente se importam com a seqüência de locais que cada veículo deve percorrer. O problema do caixeiro viajante e os problemas de roteamento de veículos são exemplos dessa categoria. Uma vez que se fazem considerações no que diz respeito aos tempos e instantes em que os pontos da rede são visitados esses problemas são classificados como “problemas de *scheduling*”. Na maioria dos casos práticos esse dois tipos de problemas se fundem gerando os “problemas de roteamento e *scheduling*” (PRS). Analisando a tabela de características dos PRS proposta por Bodin e Golden (1981) podemos classificar o problema em questão como um PRS com múltiplos veículos, não capacitados, com frota homogênea, único depósito, com natureza das demandas determinísticas, com demandas nos vértices da rede, sem rota máxima imposta, com uma única operação por vértice, com custos variáveis com as rotas e com objetivo não baseados nos custos das rotas e sim em um critério baseado na prioridade da qualidade do atendimento.

O trabalho mais antigo encontrado que trata a respeito deste problema é de Barnes et. al. (1977) onde já era alertado sobre a importância de se realizar um estudo racional da priorização de atendimento das sondas nos poços. Segundo os autores, naquela época, os serviços eram programados pela intuição – fato que ainda hoje acontece no Brasil. Tais regras intuitivas geralmente não levam até soluções potencialmente boas – que maximizem a produção. Os autores estabeleceram quatro itens que deveriam ser assumidos:

1. Os tempos de “setup” e de intervenção são independentes da ordem de atendimento. Os tempos de setup estão inclusos nos tempos de intervenções. Tempos de viagens entre poços são assumidos insignificantes e independentes da ordem do seqüenciamento;
2. Cada sonda inicia sua operação num instante zero e opera sem tempos ociosos em um poço a cada vez até que todos os poços alocados àquela sonda estejam prontos;

3. Uma vez iniciada, cada intervenção é realizada até ser completada (sem cancelamentos);
4. Sondas são essencialmente idênticas em suas capacidades.

O trabalho de BARNES (1977) apresenta duas estratégias aproximadas para resolver o problema de seqüenciamento de n poços em m sondas. O problema tratado por BARNES não contempla a questão de restrições de datas para atendimento de poços.

Os estudos mais recentes encontrados sobre o problema mostram que este problema, e outros semelhantes com pequenas variações, vêm sendo estudados pelos pesquisadores no sentido de se definir o problema, apresentar formulações e, propor heurísticas e metaheurísticas.

PAIVA (1997) apresenta uma descrição do problema de otimização de itinerário de sondas. O autor trabalha a idéia de priorização de atendimentos baseando-se na comparação entre os gastos de sondas e as perdas monetárias de um poço parado. Focando-se no uso de apenas uma sonda para atender os diversos campos, o autor faz análises em três métodos de solução:

- O primeiro algoritmo testado é uma “busca completa” e o autor conclui (ainda com uma única sonda) que com mais que 10 poços sob intervenção, a viabilidade prática deste método não deve ser considerada devido ao crescimento exponencial da dificuldade do problema.
- A segunda alternativa foi implementar duas heurísticas simples denominadas:
 - “Seguinte Mais Próximo”: gera rotas baseando-se apenas na decisão de qual seguinte ponto visitado estará mais próximo geograficamente.
 - “Seguinte Mais Vantajoso”: decide gera rotas baseando-se apenas na decisão de qual seguinte ponto visitado é mais vantajoso economicamente, segundo a idéia de priorização apresentada pelo autor.
- Por fim foi implementado um algoritmo de Têmpera Simulada.

PAIVA (1997) testou os algoritmos em três instâncias. A maior instância testada foi de uma sonda atendendo a 20 poços. O algoritmo de Têmpera Simulada obteve os melhores resultados. A respeito do emprego de mais de uma sonda, o autor propõe resolver o problema de forma particionada, tal como se costuma fazer na prática. onde o analista que faz o roteamento das sondas, decide quais poços serão atendidos por

uma determinada sonda. A proposta do autor é após feita esta atribuição, aplicar os algoritmos individualmente em cada sonda para obter rotas melhores.

Gouvêa *et al.* (2002) referem-se ao problema como o problema da “Otimização do emprego de sondas de produção em poços de petróleo” (OSOP), descrevendo-o como um problema que consiste em estabelecer uma programação de trabalho para a operação de uma frota de sondas sobre um conjunto de n poços de petróleo. Os custos também envolvem os de transportes e os associados à interrupção da produção. A frota pode ser considerada heterogênea e não possui número pré-estabelecido, permitindo a inserção de sondas quando necessário. Neste trabalho se alerta para a maior significância dos tempos de intervenção em relação aos de deslocamentos. Os autores propõem resolver o problema através do emprego de algoritmos evolucionários, especificamente através da aplicação de um algoritmo Memético e um algoritmo Proto-Gene.

Um algoritmo heurístico guloso é apresentado em Noronha *et al.* (2001) para o, então chamado, Problema do Gerenciamento das Intervenções em poços petrolíferos por Sondas de Produção Terrestre (PGI-SPT). Este algoritmo constrói soluções utilizando como critério guloso a prioridade de cada solicitação, que é definida segundo critérios como: vazão dos poços e o risco ambiental associado ao serviço. Na ocasião, esse algoritmo encontrava-se sendo adaptado para ser inserido numa estratégia metaheurística GRASP.

Outra forma de abordagem para o POIS vem de ALOISE *et al.* (2002b) que apresentam o problema de Otimização da alocação de intervenções em poços de petróleo por Sondas de Produção Terrestre (OTIM-SPT), tratando-o como um caso especial do problema dos k -servos, assim, afirmando que seu grau de dificuldade é da classe dos problemas NP-Árduos. O problema de itinerário de sondas foi definido como um problema de otimização combinatória, possuindo N poços e M sondas. Sendo assim, existe um vasto número de ternas do tipo $C_p=(S_i, R_j, O_k)$, sendo que, S_i , R_j , O_k representam, respectivamente, a Sonda i , a intervenção Requisitada no poço j e a Ordem que a sonda i atendeu ao poço j . No estudo desses autores, o problema foi modelado com o um problema de programação matemática linear inteira. O índice i relativo às sondas tem domínio em $[1..m]$. Uma vez que o número de Ordens será igual ao número de poços, os índices j , relativo ao poço, e o índice k , relativo à ordem, terão o mesmo domínio estipulado em $[1..n]$, onde m é o número de máquinas disponíveis e n é o número de poços à requisitar serviços. Cada terna C_p , esta

associada à uma variável binária y_{ij}^k que assume 1 se a requisição do poço j é atendida pela Sonda i , na k -ésima ordem, e, assume 0 caso contrário. No que diz respeito aos parâmetros do problema adota-se como conhecidos os menores tempos de deslocamento (d) entre todos os poços $j \in v$ no grafo $G(v,d)$, considerado sempre como completo e não orientado. É conhecido também, o tempo de intervenção em cada poço (t_j). Com o intuito de se definir a função objetivo que minimize as perdas de vazão é definida uma outra variável e_j , que é o tempo que a requisição da intervenção em j esperou até ser atendida. A formulação matemática que foi proposta pelos autores para o problema OTIM-SPT pode ser definida como:

$$\text{Min} \sum_{j=1}^n V_j(e_j + t_j) \quad (2.1)$$

sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n y_{ij}^k = 1 \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (2.2)$$

$$\sum_{j=1}^n y_{ij}^k \leq 1 \quad \forall i = 1, \dots, m, \quad \forall k = 1, \dots, n \quad (2.3)$$

$$\sum_{j=1}^n y_{ij}^{k+1} \leq \sum_{j=1}^n y_{ij}^k \quad \forall k = 1, \dots, n-1 \quad (2.4)$$

$$e_b \geq e_a + t_a + d_{ab} - M \left[2 - \left(\sum_{r=1}^s y_{ia}^r + \sum_{r=s+1}^n y_{ib}^r \right) \right] \quad \forall i = 1, \dots, m, \quad \forall a, b, s = 1, \dots, n \quad (2.5)$$

$$e_j \in N \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (2.6)$$

$$y_{ij}^k \in \{0,1\} \quad \forall i = 1, \dots, m, \quad \forall j, k = 1, \dots, n \quad (2.7)$$

A estratégia para resolução do problema foi utilizar uma metaheurística GRASP consistindo em duas fases repetidas sucessivamente, sejam elas: a Primeira fase – construção de possíveis soluções para o itinerário das sondas: o algoritmo inicia o itinerário de todas as sondas vazio e, aloca a cada passo um serviço à uma determinada sonda, através da determinação de um par (x,y) que indica que o serviço em x foi alocado à sonda y . O par à ser inserido é escolhido aleatoriamente dentro de uma LRC (lista restrita de candidatos) constituída pelos melhores pares de acordo com a função gulosa baseada nas perdas de vazão do poço e nos tempos de atendimentos, dada por: $G_{xy} = V(x)/T(x,y)$ onde a perda de vazão em x é $V(x)$ e $T(x,y)$ é o tempo de atendimento da sonda y no poço x . A Segunda fase procura o melhoramento das soluções através de busca local.

Aloise, D. *et al.* (2002) também apresentam o problema, por eles denominado POA-STP (Problema de otimização da alocação de sondas de produção terrestre), com as mesmas considerações do OTIM-SPT. Para se obter soluções aproximadas, os autores apresentam uma classe de heurísticas usando conceitos de “colônia de formigas”. Duas heurísticas construtivas são baseadas nos critérios de perda de vazão e tempos de serviços, a primeira, denominada ADD, vai adicionando tarefas à lista de serviços de cada máquina, assim compondo as rotas, segundo o critério da razão entre a perda de vazão e o tempo adicional à rota. A segunda heurística (ADD/DROP), ao contrário da primeira, ao invés de retirar a tarefa que foi alocada à uma rota, da lista de possíveis a serem alocadas, faz com que ela permaneça ainda na lista para assim gerar um leque maior de buscas no espaço. Quando um serviço é cogitado para ser realizado em um outro instante em uma possível outra sonda, o algoritmo decide, com o intuito de melhora da solução, se coloca o serviço na nova posição ou mantém a que já estava.

Esse trabalho traz nas suas conclusões uma comparação entre alguns resultados computacionais de outras metaheurísticas (GRASP e AG) que já haviam sido testadas pelo grupo de trabalho do autor, no projeto OTIM-SPT da UFRN, para algumas instâncias do problema. Essa comparação indicou que os algoritmos baseados em colônias de formigas obtiveram os melhores resultados.

Dentre os últimos trabalhos publicados, temos o de Aloise *et al.* (2004), onde os autores propõem uma metaheurística VNS para o problema. O VNS busca, a cada iteração, novas vizinhanças para obter melhores soluções. Cada iteração é composta por dois procedimentos básicos: perturbação na vizinhança atual e busca local. Soluções iniciais são geradas através de uma heurística construtiva. Foram concebidas nove definições diferentes de vizinhança. O núcleo da metaheurística VNS trabalha da seguinte forma: partindo da vizinhança N^1 , gera-se aleatoriamente um elemento $S' \in N^1$. Encontra-se S^* aplicando uma busca local em S' . O processo é repetido até a vizinhança N^9 mantendo-se guardado a melhor solução. No seu trabalho os autores fazem testes em oito instâncias reais do problema que já haviam sido executadas por uma empresa nacional de petróleo. A comparação dos resultados mostra que pode-se gerar uma grande economia ao se aplicar a metodologia proposta pelos autores, uma vez que em todas as oito instâncias reais a aplicação do VNS proporcionou uma economia média igual a 16,4%

2.1. LIMITE INFERIOR

Em grande parte dos problemas de programação matemática não é possível, ou viável, encontrar suas soluções ótimas. Nestes casos, faz-se uso da obtenção de soluções alternativas – as soluções heurísticas e metaheurísticas de uma forma geral. Porém, uma questão fica sempre pendente: Qual a qualidade da solução encontrada? Para resolver esta questão, é necessário se estabelecer referências e comparações, daí utilizamos o conceito dos Limites Inferiores para problemas de minimização.

De acordo com o dicionário de algoritmos e estruturas de dados do National Institute of Standards na Technology – NIST, a definição de limites inferiores é: são funções (valores) ou taxas de crescimento, abaixo dos quais se é impossível resolver um problema.

De uma forma geral, conhecer este patamar é de grande importância, pois nos permite fixar um ponto de referência para comparação de resultados. Nem sempre é possível encontrar facilmente esta função e, muitas vezes, não sabemos a qual distância este patamar se encontra da solução ótima, podendo até estar sobre ela. De acordo com WEISSTEIN et. al.(2005) O melhor limite inferior é conhecido como *infimum*.

Para o Problema de Otimização de Itinerário de Sondas, pouco se foi discutido na literatura sobre a determinação de limites inferiores para este tipo de problema. BARNES et al. (1977) citando EASTMAN et al. (1964) mostraram que um limite inferior de perdas totais para este tipo de problema com m sondas e n poços é o maior entre $B(n)$ e $LB = [1/(2.m)]*[(m-1).B(n)+2.B(1)]$, onde $B(1)$ e $B(n)$ são, respectivamente, a perda total ótima com 1 e n sondas. SMITH (1956) mostra que para o caso de uma sonda ($n=1$), o seqüenciamento ótimo é obtido quando os poços são ordenados segundo valores decrescentes de $P_i/\Delta t_i$. Esta seqüência foi chamada de “Ordem Natural”.

Não será dada muita ênfase a este limite nesta dissertação, uma vez que se percebeu que seus resultados não são de boa qualidade quando comparados com algumas soluções ótimas. Utilizar este limite poderia deturpar a interpretação da qualidade dos resultados encontrados. Este trabalho de 1977 fica como marco histórico do início dos estudos para este problema.

3. O PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO DE ITINERÁRIO DE SONDAS (POIS)

O POIS é o problema de se determinar o roteamento e Seqüenciamento (itinerários) de um conjunto de sondas de produção terrestres (SPTs) em um conjunto de poços que demandem serviços de intervenções de poços. As SPTs podem ser interpretadas como veículos ou máquinas. Os poços podem ser encarados como clientes ou tarefas.

A respeito de poços sabe-se que para um poço entrar na fila de poços que demandam serviços de intervenções, é porque o seu potencial de produção de petróleo, ou seja, sua vazão de produção, está comprometida. Portanto, a cada poço desta fila está associado um valor de perda de captação que indica o quanto aquele poço está deixando de produzir em unidades de volume por unidade de tempo. Também, a cada poço, está associado um intervalo de tempo no qual ele poderá ser trabalhado, este intervalo é conhecido como janela de tempo. Outra informação de tempo que deve ser conhecida é o tempo de intervenção estimado para cada poço. A cada poço há um serviço de intervenção que demanda um certo tempo de trabalho. Os técnicos que trabalham com intervenções em poços alertam que estes valores são bem difíceis de serem estimados e apresentam uma grande carga de incertezas. Neste trabalho as incertezas não foram consideradas, ou seja, as durações dos trabalhos são consideradas determinísticas.

Uma vez que os poços são locais reais de trabalho dispostos geograficamente no espaço, é possível se obter uma matriz que guarde a distância ou os custos de transporte, mobilização e desmobilização, entre cada par de poços. A utilização desta informação é discutível e será tratada ao longo do trabalho.

As SPTs podem realizar uma série de serviços específicos dentro do grupo de atividades das intervenções em poços. Com o intuito de simplificar o modelo, não há distinção entre os possíveis gêneros. Além dos diversos tipos de serviços, ainda haveria a possibilidade de distinção entre diferentes qualidades de equipamentos existentes. Também não há distinção entre os equipamentos, e portanto, a frota é considerada homogênea.

3.1. MODELAGEM PARA O POIS

A modelagem do problema como um problema de programação matemática, em um primeiro instante, permite que possamos entender melhor o problema para que, então, possamos decidir qual a melhor forma de abordagem de solução. O Problema de Otimização de Itinerário de Sondas (POIS) está modelado como um problema de programação linear inteira com variáveis de decisão binárias.

As formulações encontradas na literatura para esse problema, não tratam da questão de possíveis datas devidas e prazos de liberação para início de trabalho, o que impossibilita incluir nos itinerários, os atendimentos aos poços exploratórios onde não há perda de vazão, mas em contrapartida, possuem a necessidade de executar-se o serviço por ordem de força maior, portanto com prioridade máxima para ficar pronto ao menos no limite da data devida.

Para atender a necessidade de se atribuir janelas de tempos às ordens de atendimento, optou-se, por uma nova modelagem a qual, ao invés de trabalhar com ternas que indicam qual máquina vai trabalhar em qual poço em que ordem, trabalha com ternas que indicam em qual instante uma determinada máquina inicia os serviços em um determinado poço.

3.2. PARÂMETROS DE ENTRADA E CONSIDERAÇÕES

Sejam os conjuntos:

$N = \{1..n\}$: o conjunto dos n poços clientes, ou seja, poços que estão sujeitos à intervenção;

$M = \{1..m\}$: o conjunto das m sondas disponíveis e

$T = \{1..hp\}$: o conjunto dos instantes de tempo no horizonte de planejamento hp .

Os valores de n e m são dados de acordo com as realidades dos campos e da empresa, já o valor de hp deve ser definido pelo programador (usuário). A melhor forma de estipular o valor de hp será tratada adiante no trabalho. Nesta modelagem, os valores de tempos e datas são expressos em intervalos de tempos inteiros em uma unidade comum que melhor se adequar ao conjunto de dados. Adequar tempos reais em intervalos inteiros não apresenta nenhum problema uma vez que as operações na prática acontecem em intervalos na ordem de grandeza de dias, portanto podem ser

facilmente serem agrupados em múltiplos de um dia, ou de metade de um dia, ou o que melhor convier. Os tempos de deslocamentos foram desconsiderados dado que na região de um campo de produção de petróleo o deslocamento entre poços não é, em geral, um tempo significativo perto do tempo dos trabalhos nos poços. A matriz de custo de transportes e os custos de mobilização e desmobilização, nesta primeira formulação, foram desconsiderados por fins práticos levando em conta a necessidade exposta ao autor, pela empresa mencionada na introdução, de se atender principalmente à meta do departamento, que é a redução das perdas de vazões.

As sondas são consideradas homogêneas e os tempos de serviços nos poços dependem unicamente do tipo de serviço no poço.

Associado a cada poço cliente $i \in N$ são considerados conhecidos e determinísticos os seguintes parâmetros de entrada:

P_i : a perda de vazão dada em m^3 /unidade de tempo;

d_i : a data de liberação para início dos serviços;

D_i : a data para término dos serviços;

Δt_i : o tempo de serviço no poço.

A função objetivo do problema é calculada somando os produtos dos tempos de espera pelas perdas de vazão (P_i), assim, encontrando um valor de volume de óleo não produzidos, que é o que almejamos minimizar. As janelas de tempos determinadas por $[d_i, D_i]$ possibilitam atender ao quesitos particulares de cada poço, conseguindo assim indicar prioridades limites para algum caso específico proveniente de outra natureza, além da análise de perdas de vazão.

3.3. VARIÁVEIS DE DECISÃO

As variáveis de decisão X_{ikt} do problema são binárias e assumem o valor de 1 quando a máquina k inicia os serviços no instante t no local i , e assume o valor de 0 caso contrário. Logo, o problema possuirá $n \cdot m \cdot hp$ variáveis do tipo 0-1.

3.4. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA INICIAL

A função objetivo mostrada em (3.a) procura minimizar as perdas de vazão calculando os produtos das perdas unitárias de vazão P_i pelos tempos de espera até a liberação do local $(t + \Delta t_i - d_i)$. A seguir é apresentada uma primeira formulação matemática do

problema, um pouco mais intuitiva, para melhor compreensão do problema. Ao longo deste capítulo ela será reestruturada de modo a se tornar mais eficiente.

$$\text{Min} \sum_t \sum_i \sum_k (t + \Delta t_i - d_i) \cdot P_i \cdot X_{ikt} \quad (3.a)$$

Sujeito a:

$$\sum_t \sum_k X_{ikt} = 1 \quad \forall i \in N \quad (3.b)$$

$$X_{ikt} = 0 \quad \forall i \in N ; \forall k \in M ; \forall t \in T \mid D_i - \Delta t_i < t < d_i \quad (3.c)$$

$$\sum_i X_{ikt} \leq 1 \quad \forall k \in M ; \forall t \in T \quad (3.d)$$

$$X_{ikt} + X_{jkt'} \leq 1 \quad \{ \forall i \in N ; \forall k \in M ; \forall t \in T ; \forall t' \in T \mid t \leq t' \leq t + \Delta t_i ; \\ \forall j \in N \mid j \neq i \}. \quad (3.e)$$

$$X_{ikt} \in \{0,1\} \quad \forall i \in N ; \forall k \in M ; \forall t \in T \quad (3.f)$$

A restrição (3.b) indica que cada poço i deve ser atendido exatamente uma única vez e por uma única máquina. A restrição (3.c), refere-se a janela de tempo e garante que todo local i não poderá começar a ser atendido por qualquer máquina k após o instante $(D_i - \Delta t_i)$ nem antes de d_i , o que em conjunto com a restrição (3.b) nos permite dizer que o local i deverá estar pronto até a data devida D_i . Em (3.d) garantimos que cada máquina em cada instante de tempo só inicia o serviço em até no máximo um campo. A restrição (3.e) diz que quando uma máquina k inicia os trabalhos no local i no instante t ela fica indisponível para iniciar outros trabalhos nos instantes t' compreendido na janela de tempo $[t, t + \Delta t_i]$ em todos os outros locais j diferentes de i . A equação (3.e) faz uma análise pareada ponto a ponto no espaço das variáveis X_{ikt} , analisa sub-planos limitados nos eixos de i e t nos quais só se é permitido a presença de um único valor de 1 nas variáveis contidas nele. As variáveis X_{ikt} são definidas como binárias em (3.f)

3.5. INTERPRETAÇÃO GRÁFICA DAS RESTRIÇÕES

Nessa seção serão apresentadas interpretações gráficas provenientes das restrições do problema. As interpretações e analogias serão úteis para se propor estratégias de resolução do problema, como formas de enumeração implícitas eficazes, possíveis métodos de corte do espaço de soluções e até mesmo na criação de heurísticas e metaheurísticas baseadas em características peculiares ao problema.

O conjunto de soluções do problema de programação matemática é um conjunto de variáveis binárias associados a três índices identificadores. O primeiro índice (i) indica sobre qual local (poço) estamos tratando; o segundo (k), associa a máquina (SPT) ao poço i ; e o terceiro (t) trava no eixo dos tempos o instantes no qual a máquina k inicia os serviços no poço i . Por se tratar de três índices, é possível associar o conjunto das variáveis X_{ikt} à um subespaço definido nos eixos $i \times k \times t$, gerando um prisma retangular (Figura 1) onde cada cubo unitário desse prisma representa um específico X_{ikt} onde esteja armazenado um valor 0 ou um valor 1.

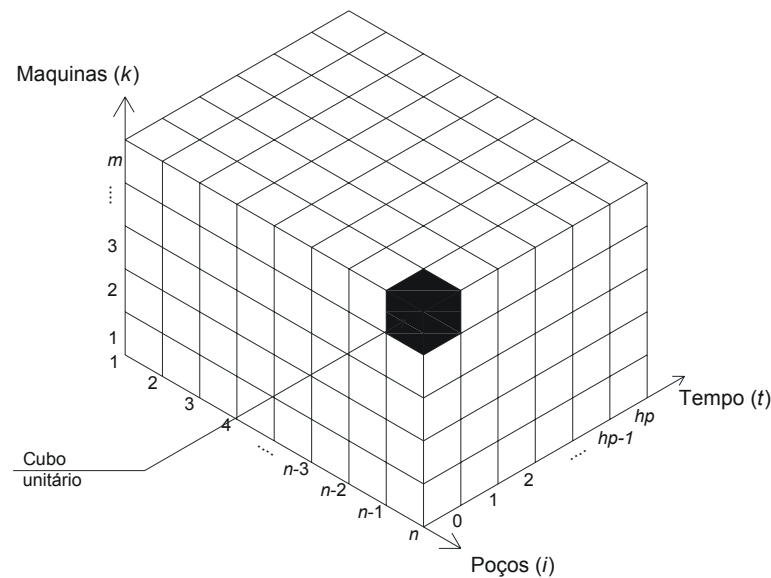


Figura 1 – Representação do prisma de variáveis

3.5.1. Restrições de Atendimento

As restrições de atendimento integral (3.b), garante que todos os poços demandantes de serviços sejam atendidos uma única, e exclusiva vez, por uma máquina e pode ser interpretada graficamente como mostrado na Figura 2.

$$\sum_t \sum_k X_{ikt} = 1 \quad \forall i \in N \quad (3.b)$$

Uma forma de se ler a equação (3.b) é: “para todos os locais i , pertencentes ao conjunto dos poços clientes N , a soma das variáveis X_{ikt} nos planos $t \times k$ deve ser exatamente igual a 1”.

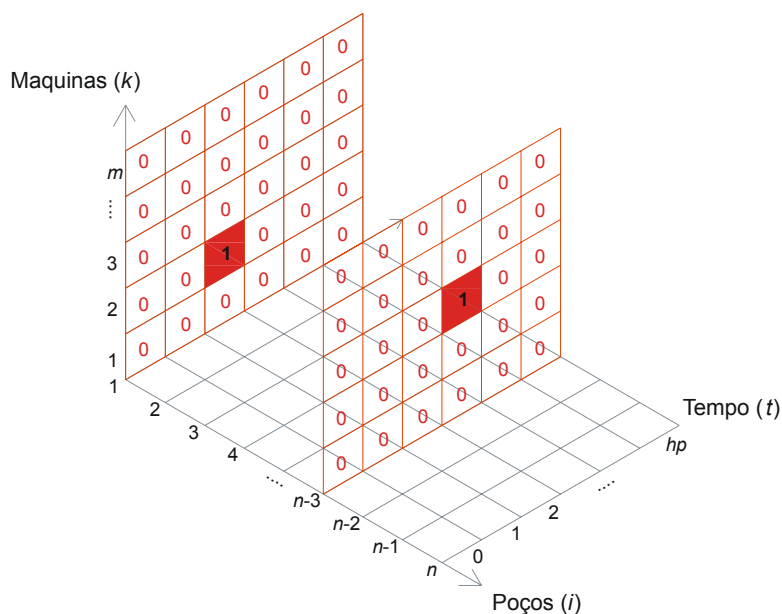


Figura 2 – Interpretação gráfica das restrições de atendimento.

No exemplo ilustrativo da Figura 2, acima, os quadros preenchido com valor 1 representam os cubos unitários nos quais a variável X_{ikt} correspondente receberia 1 ($X_{122} = 1$). Considerando este grupo de restrições é possível afirmar que na solução do problema haverá exatamente n variáveis $X_{ikt} = 1$, distribuídas cada uma em cada plano $t \times k$.

3.5.2. Restrições de Janela de Tempo

O conjunto de restrições de janela de tempo em (3.c) garante o atendimento aos prazos impostos ao problema. Elas podem ser visualizadas, na Figura 3, como desbastes feitos no prisma de variáveis, reduzindo, assim, os nichos que poderiam receber valor 1 no subespaço.

$$X_{ikt} = 0 \quad \forall i \in N ; \forall k \in M ; \forall t \in T \mid D_i - \Delta t_i < t < d_i \quad (3.c)$$

Uma forma de se ler a equação (3.c) é: “*Todos os atendimentos em todas as sondas não podem ser iniciados a menos que estejam dentro do prazo hábil $[d_i, D_i - \Delta t_i]$ para serem iniciados.*”

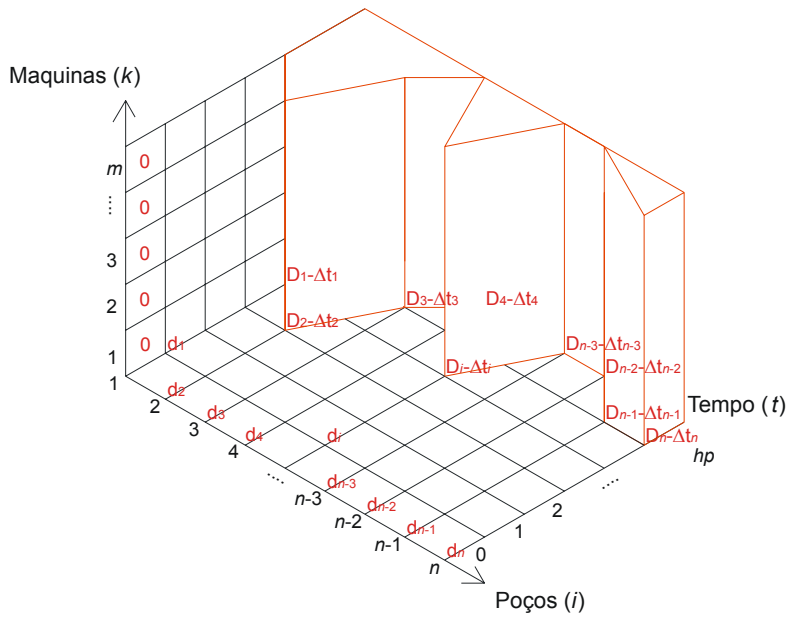


Figura 3 – Interpretação gráfica das restrições de janela de tempo

Uma outra forma de se escrever as restrições (3.c) é observando que essa restrição zero por completo sub-planos no prisma de soluções. As restrições (3.c) podem ser desmembradas nas duas seguintes restrições:

$$\sum_i \sum_k \sum_{t=0}^{d_i-1} X_{ikt} = 0 \quad (3.g)$$

$$\sum_i \sum_k \sum_{t=D_i-\Delta t_i+1}^{hp} X_{ikt} = 0 \quad (3.h)$$

As restrições (3.g) e (3.h) representam o somatório de todos os X_{kt} que devem ser nulos. A equivalência é garantida uma vez que quando o somatório de variáveis não negativas é zero significa dizer que necessariamente todas as variáveis deste somatório são nulas. Estas duas novas linhas de restrições (3.g e 3.h) são responsáveis por gerar apenas duas restrições ao problema. Nos casos em que as janelas de tempos forem relativamente fechadas, possuindo datas de início e fim dos serviços distantes dos limites do horizonte de projeto, facilmente as restrições (3.c) produzirão muito mais do que 2 linhas de restrições, ficando assim mais viável se trabalhar com (3.g) e (3.h).

3.5.3. Restrições de máquina

Considera-se com relação às SPTs, denominadas genericamente como máquinas, que as mesmas são homogêneas, ou seja, qualquer máquina pode realizar qualquer serviço em qualquer poço sem distinções. Deve ser considerado, também, que uma determinada máquina não pode iniciar os serviços simultaneamente em mais de um poço e, uma vez que os serviços são iniciados não podem ser interrompidos (a máquina apenas se torna disponível para o poço quando terminar os serviços do atual). Tais considerações são tratadas pelas restrições (3.d) e (3.e).

Restrições de início de serviços das máquinas.

$$\sum_i X_{ikt} \leq 1 \quad \forall k \in M ; \forall t \in T \quad (3.d)$$

Uma forma de se ler a equação (3.d) é: “Em cada um dos pontos do plano $t \times k$ somente poderá haver no máximo um único valor 1 na direção de i ”

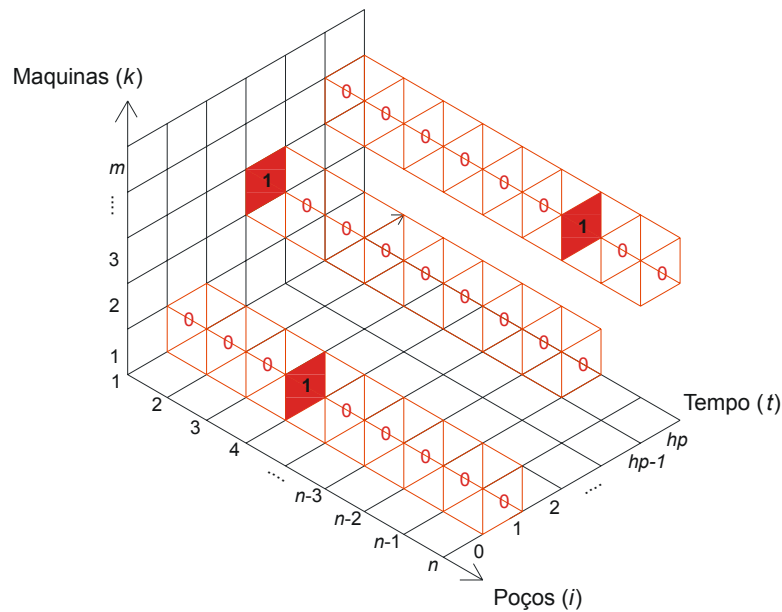


Figura 4 – Interpretação da restrição de início de serviços das sondas.

A Figura 4 mostra que para cada par (k, t) não poderá haver mais que um cubo unitário com valor 1, o que não quer dizer que não possa haver para um dado par (k, t) uma seqüências de valores todos nulos ao longo de i .

Restrições de ininterrupção dos serviços

$$X_{ikt} + X_{jkt'} \leq 1 \quad \{\forall i \in N; \forall k \in M; \forall t \in T; \forall t' \in T | t \leq t' \leq t + \Delta t_i; \\ \forall j \in N | j \neq i\}. \quad (3.e)$$

Uma forma de se ler a equação (3.e) é: “Dentro de um sub-plano de dimensões ($n \times \Delta t_i$) em $t \times i$, para um dado $X_{ikt} = 1$, os demais X_{ikt} contidos no mesmo devem ser nulos.”

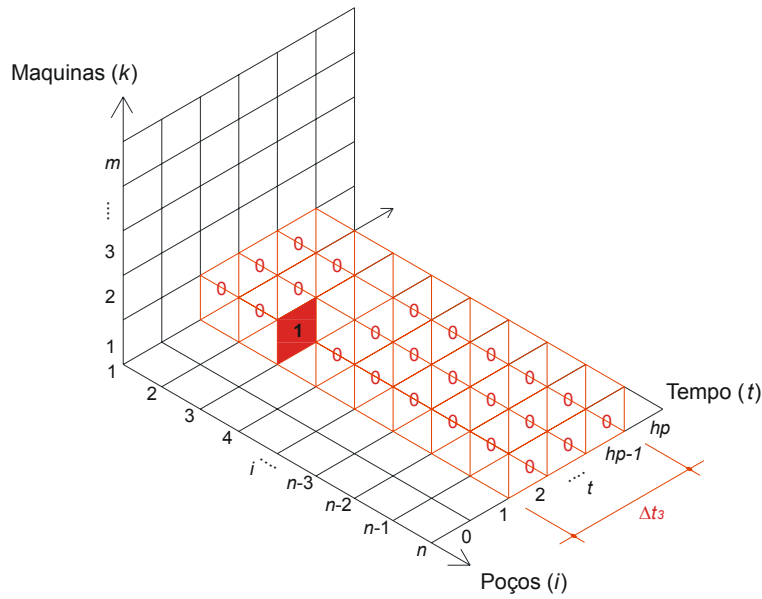


Figura 5 – Interpretação das restrições de ininterrupção dos serviços.

Uma outra forma de simplificar a quantidade de equações desta restrição é partindo do princípio que para cada máquina, em cada poço, em cada instante, existe uma região de exclusividade de atendimento, que não pode ser infringida, ficando assim o conjunto de restrições:

$$\sum_{j \in N} \sum_{t' = t - \Delta t_j + 1}^{t' = t + \Delta t_i - 1} X_{jkt'} \leq 1 \quad \forall k \in M; \forall i \in N, \forall t \in T \quad (3.i)$$

Analisando a equação (3.i) podemos notar que ela já contém a equação (3.d), pois: ambas são somatórias que devem ser ≤ 1 ; já que $\Delta t_i \geq 1$, e no pior caso onde $\Delta t_i = 1$, o

índice t' ira variar de t até t , portanto $\sum_{t' = t - \Delta t_j + 1}^{t' = t + \Delta t_i - 1} X_{jkt'}$ será um somatório sem elementos.

Como (3.i) contém (3.d), utilização (3.i) torna dispensável a verificação do conjunto de restrições em (3.d).

3.6. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA REMODELADA

$$\text{Min} \sum_t \sum_i \sum_k (t + \Delta t_i - d_i) \cdot P_i \cdot X_{ikt} \quad (3.a)$$

Sujeito a:

$$\sum_t \sum_k X_{ikt} = 1 \quad \forall i \in N \quad (3.b)$$

$$\sum_i \sum_k \sum_{t=0}^{d_i-1} X_{ikt} = 0 \quad (3.g)$$

$$\sum_i \sum_k \sum_{t=D_i-\Delta t_i+1}^{hp} X_{ikt} = 0 \quad (3.h)$$

$$\sum_{j \in N} \sum_{t'=t-\Delta t_j+1}^{t'+\Delta t_i-1} X_{jkt'} \leq 1 \quad \forall k \in M ; \forall i \in N , \forall t \in T \quad (3.i)$$

$$X_{ikt} \in \{0,1\} \quad \forall i \in N ; \forall k \in M ; \forall t \in T \quad (3.f)$$

3.7. COMPARAÇÃO ENTRE AS FORMULAÇÕES

A Tabela 1 mostra as quantidades de linhas de restrições das equações utilizadas na formulação matemática inicia (FMI) e na formulação matemática remodelada (FMR).

Tabela 1 – Comparação da quantidade de linhas de restrições entre a FMI e FMR

FMI		FMR	
Equação	N.º de linhas de restrições	Equação	N.º de linhas de restrições
(3.b)	n	(3.b)	n
(3.c)	$m^* \left(\sum_{i=1}^n \sum_0^{d_i} 1 + \sum_{i=1}^n \sum_{D_i-\Delta t_i}^{hp} 1 \right)$	(3.g)	1
(3.d)	$m^* hp$	(3.h)	1
(3.e)	$n^* m^* hp^* \left(\sum_{j=1}^{n-1} \sum_t^{t+\Delta t_j} 1 \right)$	(3.i)	$n^* m^* hp$

Podemos observar que a FMR se torna mais fácil de implementar quando se fizer necessário o uso de “*solvers*” para se encontrar soluções exatas.

4. ABORDAGENS HEURÍSTICAS

As heurísticas auxiliam na resolução de diversos problemas porque nos ajudam a compor soluções válidas e muitas vezes de boa qualidade. No caso do problema de itinerário de sondas é possível usar idéias intuitivas baseadas em um critério estabelecido para montagem de tais soluções.

4.1. HEURÍSTICA DE MÁXIMA PRIORIDADE TRICRITÉRIO (HMPT)

Uma primeira idéia para se agendar os serviços às sondas seria distribuí-los sonda a sonda segundo a ordem lexicográfica em que as solicitações chegaram, porém esta idéia pode não ser boa quando os últimos poços da lista são os que possuem uma perda de vazão mais significativa. Com efeito, será sagaz definir melhores critérios para se compor soluções viáveis de boa qualidade. Dado que o objetivo do problema é minimizar as perdas de vazão é intuitivo darmos prioridades ao atendimento dos poços com maiores perdas de vazão P_i e aos que possuem um menor tempo de atendimento.

Baseado na idéia de “Ordem Natural” de SMITH (1956) e no trabalho de BARNES *et al.* (1977), nesta seção será proposta uma heurística baseada em três possíveis critérios para se compor soluções atentando-se para as restrições de janelas de tempo, denominada Heurística de Máxima Prioridade Tricritério (HMPT). A idéia principal da HMPT é percorrer o plano *tempos x máquinas* descobrindo nichos onde se pode alocar *serviços* segundo algum critério de prioridades. Da forma como foi estipulado a sistemática de busca por nichos podemos garantir ao atendimento das restrições 3.d, 3.e e 3.f impostas ao problema.

Para atender a restrição de datas devidas em 3.c, faz-se uma análise dos serviços que possuem datas devidas menores que o horizonte de planejamento em questão e assim lembretes são associados à datas “críticas” indicando que se até então o trabalho i , que possui data devida, ainda não havia sido iniciado, então, que ele inicie agora no limite. Para construção de soluções três critérios de classificação são propostos: primeiro, classificar por ordem decrescente de P_i ; segundo, classificar por

ordem decrescente de $P_i/\Delta t_i$; terceiro, classificar por ordem decrescente de $P_i \circ \Delta t_i$. Os empates são resolvidos de forma lexográfica.

Os passos para execução da heurística são os mostrados na Figura 6.

<p>Passos da HMPT</p> <p><i>Passo 1</i> Defina algum critério de classificação como os mostrados na Tabela 3;</p> <p><i>Passo 2:</i> Classifique os trabalhos segundo o critério escolhido;</p> <p><i>Passo 3:</i> Reserve as datas necessárias para atender no limite aos trabalhos que possuem datas devidas, sem alocá-los;</p> <p><i>Passo 4:</i> Faça enquanto ainda existir trabalhos i a serem alocados:</p> <p>4.a) O trabalho i está disponível para ser iniciado?</p> <p>4.a.1) SIM: Aloque o trabalho i na primeira máquina disponível, onde não houver data reservada.;</p> <p>4.a.2) NÃO: Passe para o próximo trabalho e volte o passo 3;</p> <p>4.b) O trabalho possuía data devida?</p> <p>4.b.1) SIM: Libere a data que estava reservada para o trabalho i e prossiga para o próximo trabalho .</p> <p>4.b.2) NÃO: Prossiga para o próximo trabalho.</p> <p><i>Fim da HMPT</i></p>
--

Figura 6 – Pseudocódigo da HMPT

Para ilustrar, será considerado o conjunto hipotético de dados para $n = 10$, mostrado na Tabela 2, abaixo.

Tabela 2 – Conjunto de dados para ilustração da HMPT

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
P_i	10	30	40	1	30	5	20	2	10	10
Δt_i	1	4	2	1	2	3	2	1	2	2
d_i	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0
D_i	∞	∞	10	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞

Tabela 3 – Três possíveis critérios para ordenação do atendimento.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
P_i	10	30	40	1	30	5	20	2	10	10
$P_i/\Delta t_i$	10	7,5	20	1	15	1,67	10	2	5	5
$P_i * \Delta t_i$	10	120	80	1	60	15	40	2	20	20

Tabela 4 – Trabalhos nos locais i classificados segundo os três critérios

<i>Critério</i>	<i>Ordenação de acordo com o critério</i>									
1 - P_i	3	2	5	7	1	9	10	6	8	4
2 - $P_i/\Delta t_i$	3	5	1	7	2	9	10	8	6	4
3 - $P_i * \Delta t_i$	2	3	5	7	9	10	6	1	8	4

Podemos calcular o limite inferior conforme mostrado na seção 2.1. Temos que: $B(n) = \sum_{i \in N} P_i * \Delta t_i = 10 + 120 + 80 + 1 + 60 + 15 + 40 + 2 + 20 + 20 = 368$, então $B(n) = 368$.

Calcular $B(1)$ é encontrar o valor da solução com $m=1$ segundo a ordem natural (critério 2). Então, resolvendo o exemplo para uma única sonda e utilizando-se do critério 2, encontramos $B(1) = 1147$. O valor de $B(1)$ é o valor da função objetivo para a solução com uma sonda, ou seja, o valor da FO quando todos os poços são atendidos seguindo a fila estabelecida pelo critério 2. Então, como $LB = \text{Min}\{B(n); [1/(2.m)] * [(m-1).B(n) + 2.B(1)]\}$, temos que:

$LB = \text{Min}\{368; (1/(2*4)) * [(4-1)*368 + 2*1147]\} = \text{Min}\{368; 424,75\}$, portanto prevalece o limite inferior $LB = 368$. Neste caso, o cálculo do limite inferior foi apenas como ilustração uma vez que pela dimensão do problema encontrou-se, através do solver CPLEX 9, que o valor ótimo da FO é conhecido e igual a 418.

As ilustrações a seguir, na forma de diagrama de Gantt, mostram o planejamento dos trabalhos para quatro máquinas ($m=4$) segundo os três critérios da HMPT, obtida a partir dos dados da Tabela 2, note que o tempo de deslocamento entre um local e outro foi desconsiderado. Uma simplificação que poderia ser feita seria a de embutir nos tempos de serviços nos poços um acréscimo de tempo que considerasse o

deslocamento médio entre os locais, que muitas vezes é desprezível perto dos tempos de atuação nos poços.

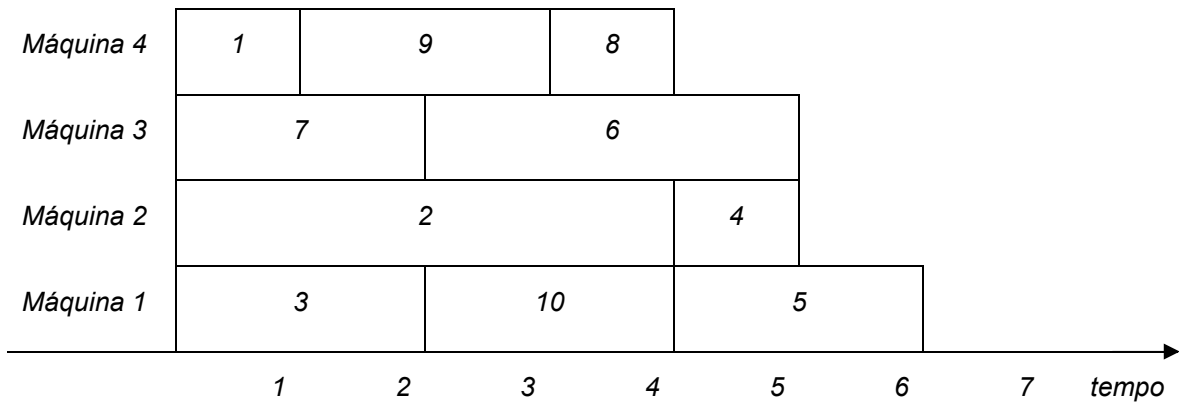


Figura 7 – Seqüenciamento dos 10 trabalhos nas 4 máquinas segundo o critério de maior P_i na HMPT.

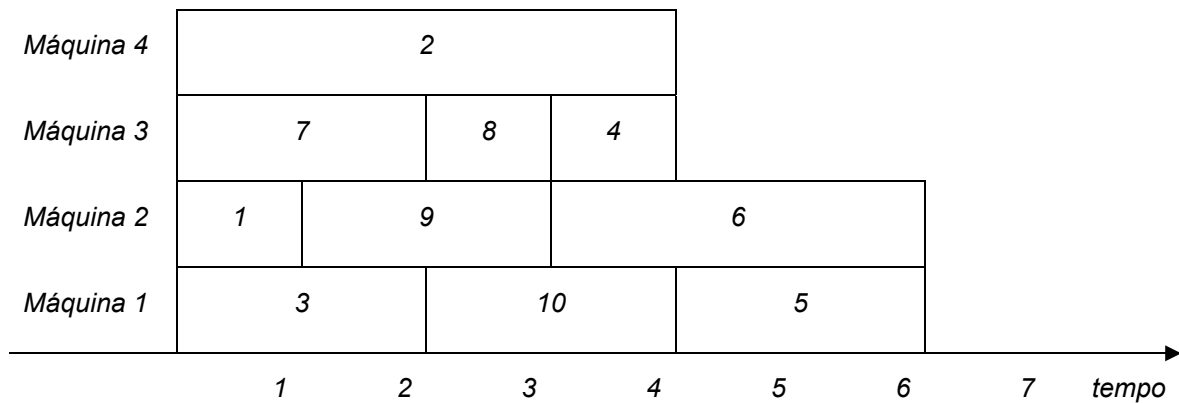


Figura 8 – Seqüenciamento dos 10 trabalhos nas 4 máquinas segundo o critério de maior $P_i / \Delta t_i$ na HMPT.

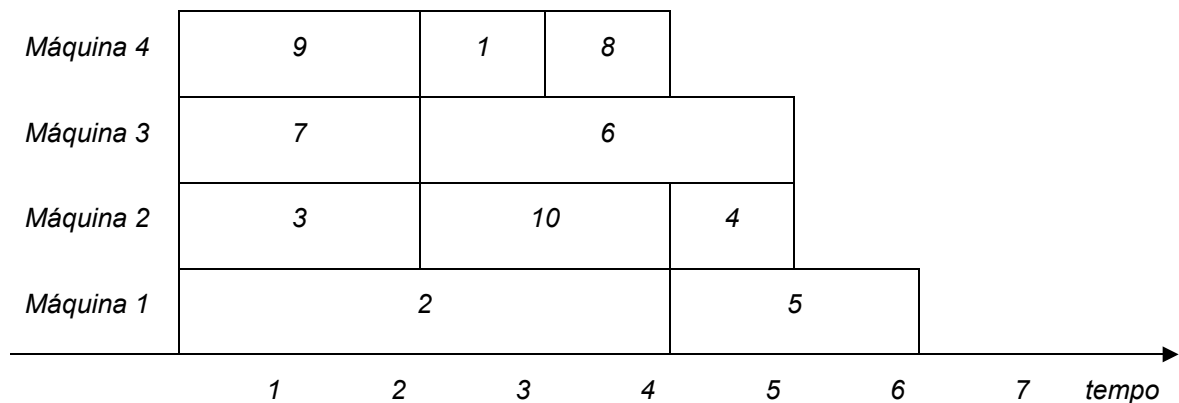


Figura 9 – Seqüenciamento dos 10 trabalhos nas 4 máquinas segundo o critério de maior $P_i \cdot \Delta t_i$ na HMPT.

As três soluções obtidas pela heurística, colocadas na notação da formulação matemática apresentada no item 3.4, bem como os valores que elas acarretam na função objetivo são apresentadas na Tabela 5.

Tabela 5 – Variáveis não nulas na solução para os parâmetros da Tabela 2 com 4 máquinas

<i>Critério 1 - P_i</i>	<i>Critério 2 - $P_i/\Delta t_i$</i>	<i>Critério 3 - $P_i \cdot \Delta t_i$</i>
<i>FO = 418</i>	<i>FO = 420</i>	<i>FO = 428</i>
$X(1, 4, 0) = 1$	$X(1, 2, 0) = 1$	$X(1, 4, 2) = 1$
$X(2, 2, 0) = 1$	$X(2, 4, 0) = 1$	$X(2, 1, 0) = 1$
$X(3, 1, 0) = 1$	$X(3, 1, 0) = 1$	$X(3, 2, 0) = 1$
$X(4, 2, 4) = 1$	$X(4, 3, 3) = 1$	$X(4, 2, 4) = 1$
$X(5, 1, 4) = 1$	$X(5, 1, 4) = 1$	$X(5, 1, 4) = 1$
$X(6, 3, 2) = 1$	$X(6, 2, 3) = 1$	$X(6, 3, 2) = 1$
$X(7, 3, 0) = 1$	$X(7, 3, 0) = 1$	$X(7, 3, 0) = 1$
$X(8, 4, 3) = 1$	$X(8, 3, 2) = 1$	$X(8, 4, 3) = 1$
$X(9, 4, 1) = 1$	$X(9, 2, 1) = 1$	$X(9, 4, 0) = 1$
$X(10, 1, 2) = 1$	$X(10, 1, 2) = 1$	$X(10, 2, 2) = 1$

A heurística proposta permite que, quando o problema for viável, seja possível encontrar ao menos três soluções. Comparando as soluções encontradas pela HMPT, em seus três critérios, mostradas na Tabela 5, a melhor solução foi a do critério 1 que encontrou o valor de FO = 418.

Ao invés de aplicarmos a HMPT apenas como uma ferramenta para resolução de um cenário estático, definindo o número de máquinas a priori, pode-se utilizar a HMPT realizando estudos de cenários, alterando o possível número de máquinas com o intuito de se dimensionar a frota que será empregada nas intervenções, balanceando, assim, os custos e os benefícios de se inserir uma nova SPT. Executou-se, para o

conjunto de dados mostrado na Tabela 2, a HMPT variando-se o número de máquinas (m) entre 2 e 6 para ilustrar.

Tabela 6 – Valores da Função Objetivo para as soluções geradas através da HMPT para $m = 2$ à 6

	$m=2$	$m=3$	$m=4$	$m=5$	$m=6$
<i>Critério 1 (P_i)</i>	618	474	418	394	379
<i>Critério 2 ($P_i/\Delta t_i$)</i>	630	476	420	394	382
<i>Critério 3 ($P_i * \Delta t_i$)</i>	645	484	428	404	394

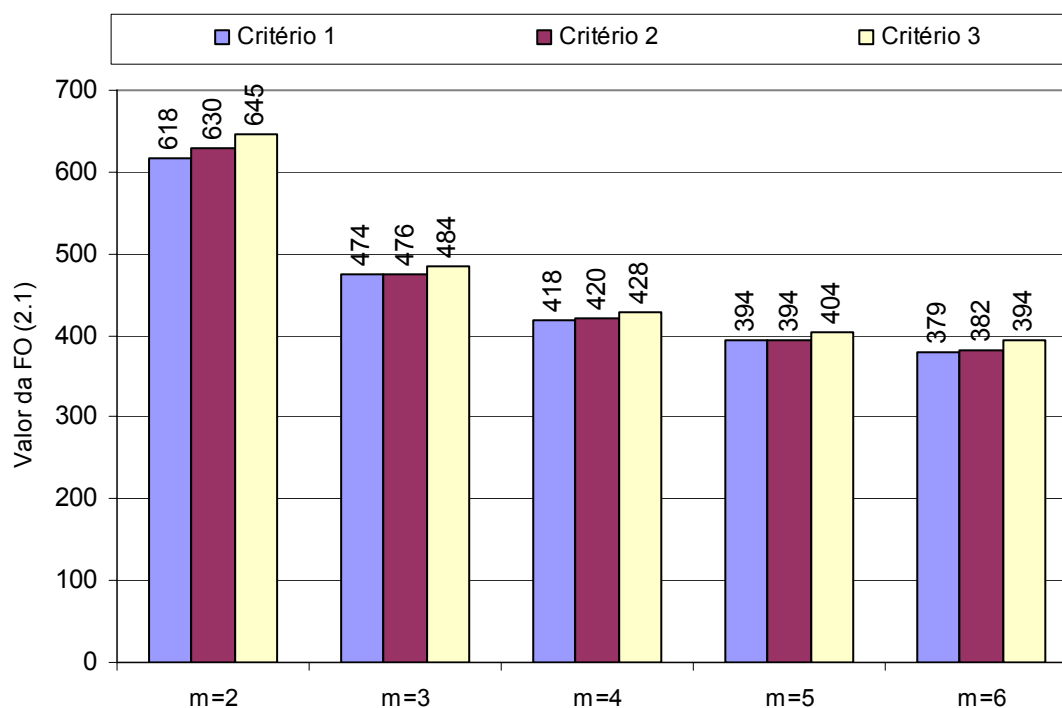


Gráfico 1 – Ilustração dos valores da Tabela 6

Podemos perceber que há uma curva de melhora da FO a medida que aumentamos o número de máquinas mas, é de se esperar que para um certo valor de m , que deve ser analisado em função dos custos unitários da disposição das SPTs, no qual pode não ser mais interessante se alocar mais uma máquina.

4.2. HEURÍSTICA DE MONTAGEM DINÂMICA (HMD)

A HMPT, descrita anteriormente, aloca serviços sequencialmente, um após o outro no tempo à medida que aparecem nichos vazios. No entanto, a HMD admite que o serviço atual a ser alocado (primeiro da lista) possa tomar o lugar de algum serviço já alocado, re-arrumando dinamicamente os serviços nas máquinas, com o intuito de melhorar a solução.

Uma outra forma de representar a solução de um seqüenciamento existente é através de uma matriz que guarde a ordem dos serviços em cada máquina. A matriz $Rot_Ordem(k,j)$ indica para cada máquina k qual o seu j -ésimo serviço a ser executado. Por exemplo, o Seqüenciamento da Figura 10, abaixo, pode ser representado pela matriz Rot_Ordem da Tabela 7 :

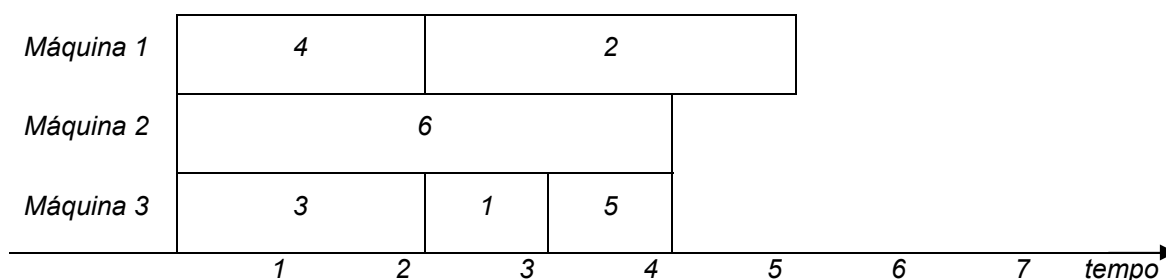


Figura 10 – Exemplo de Seqüenciamento

Tabela 7 – Matriz $Rot_Ordem(k,j)$ que pode representar o seqüenciamento da Figura 10.

	Ordem dos trabalhos						
Máq 1	4			2			
Máq 2	6						
Máq 3	3		1			5	

Para melhor explicar a idéia da HMD, considere o caso da Figura 10 e da Tabela 7 onde 6 poços já foram alocados à 3 máquinas (sondas) e suponha que um sétimo poço (poço 7), seja o próximo a ser alocado. De acordo com a HMPT ele seria alocado diretamente na máquina 3 após o serviço 5, pois seria o próximo nicho livre para alocar (veja na Figura 10), então, o elemento $Rot_Ordem(3,4)$ receberia do valor 7

A proposta da HMD é: testar todas as possibilidades de inserção do novo serviço i , antes de cada um dos trabalhos já inseridos e, também, ao final de cada um dos últimos trabalhos de cada máquina.

A forma sistemática de efetuar essas inserções é através do mecanismo “*gerar_novo_nivel*”. Esse mecanismo analisa cada linha (maquina) k da matriz *Rot_Ordem* gerando, a partir desta, uma nova matriz denominada *Novos_Ramos(k)* que conterà todas as possíveis inserções do novo serviço i .

O processo de gerar a matriz *Novos_Ramos(k)*, parte da criação de uma matriz quadrada de dimensões *Tam_ramos*, onde *Tam_ramos* é a quantidade de serviços que já estavam alocados à máquina k . Os passos são apresentados na Figura 11:

```

Subrotina Gerar_Novos_Ramos (k)
Para lin := 1 até Tam_ramos + 1 faça
1  Para col :=1 até tam_ramos + 1faça
2      Se col=lin então Novos_Ramos(k,lin,col) := i //Diagonal Principal
3      Se col<lin então Novos_Ramos(k,lin,col) := Rot_Ordem(k,col-1)
4      Se col=lin então Novos_Ramos(k,lin,col) := Rot_Ordem(k,col)
      Próximo col
Próximo lin
fim
    
```

Figura 11 – Pseudocódigo para gerar a matriz *Novos_Ramos(k)*

Consideramos a inserção do poço 7 no caso da Figura 10, podemos observar na Figura 12, as matrizes *Novos_Ramos* que puderam ser criadas.

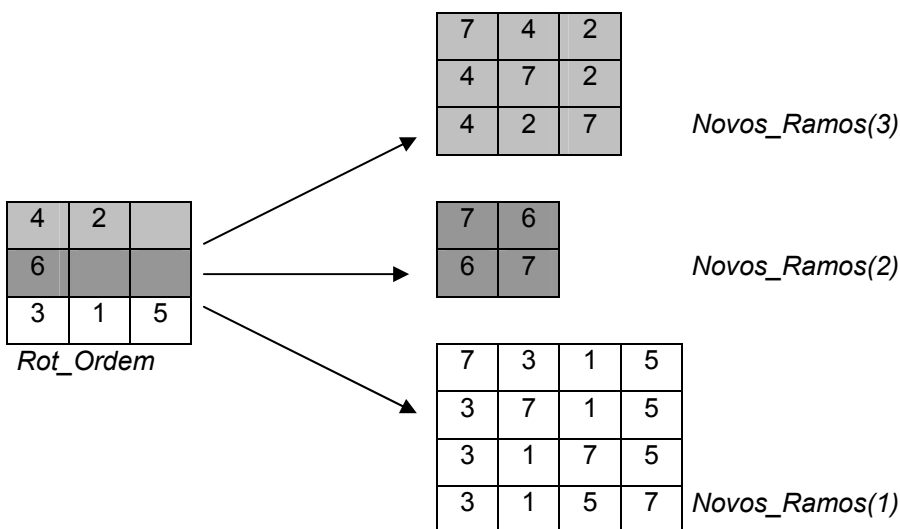
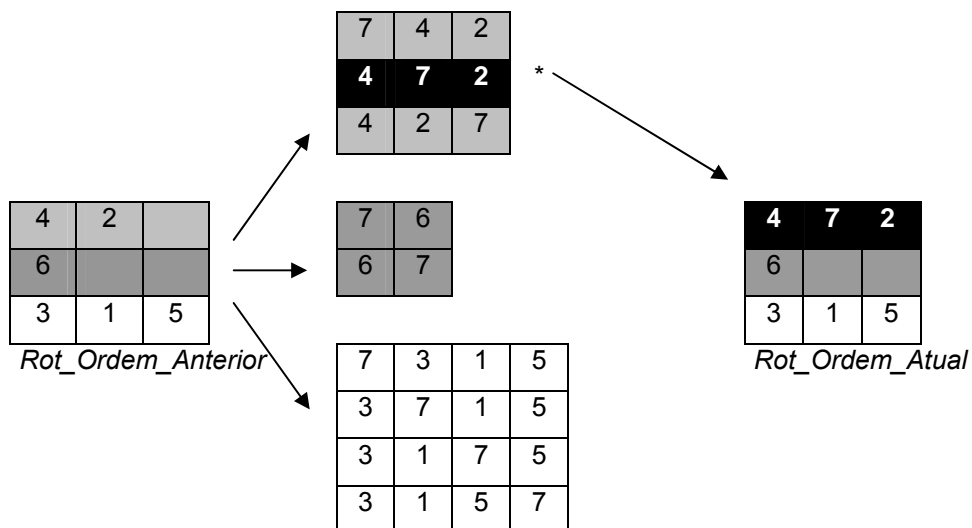


Figura 12 – *Novos_ramos* que foram gerado a partir de *Rot_Ordem*

Uma vez geradas as k matrizes *Novos_Ramos*, cada linha lin da matriz *Novos_Ramos(k)*, é uma candidata a ser testada na *Rot_Ordem* que as gerou. Certamente, os ramos de uma *Novos_Ramos(k)* apenas poderá substituir a linha k da *Rot_Ordem*.

Antes de ser aplicado o mecanismo *Gerar_Novo_Nivel*, a atual *Rot_Ordem* é avaliada quanto a sua viabilidade, e quanto ao seu impacto na FO, para futuras comparações com as novas *Rot_Ordem* que serão geradas com os novos ramos.

Após uma iteração completa, passando por todos os novos ramos testado, o ramo que menos impactar o valor da FO será o vencedor e substituirá a linha k da *Rot_Ordem* geradora.



* Ramo de menor impacto na FO.

Figura 13 – Exemplo de inserção de um ramo

Uma vez que nesta etapa as decisões são analisadas linha a linha, podem surgir algumas situações onde uma solução ainda melhor seja facilmente obtida com uma pequena observação dos deslocamentos dos últimos poços. Veja o exemplo, para o caso do poço 7 que foi inserido. Suponha que o tempo de duração dos serviços no poço 7 seja igual a 3 u.t. O diagrama do Seqüenciamento ficaria como na Figura 14.

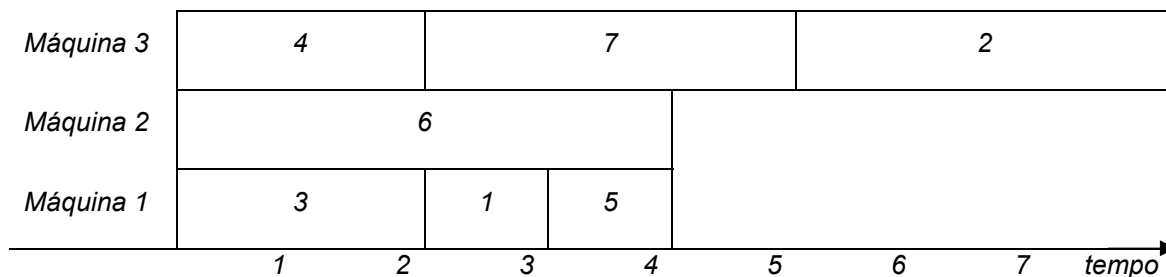


Figura 14 – Seqüenciamento com a inserção do poço 7

É fácil perceber na Figura 14, que com uma mudança simples no poço 2 é possível melhorar a situação. Isso é possível mudando o atendimento do poço 2 para a máquina 1 no instante 4, para obter o seqüenciamento da Figura 15, .

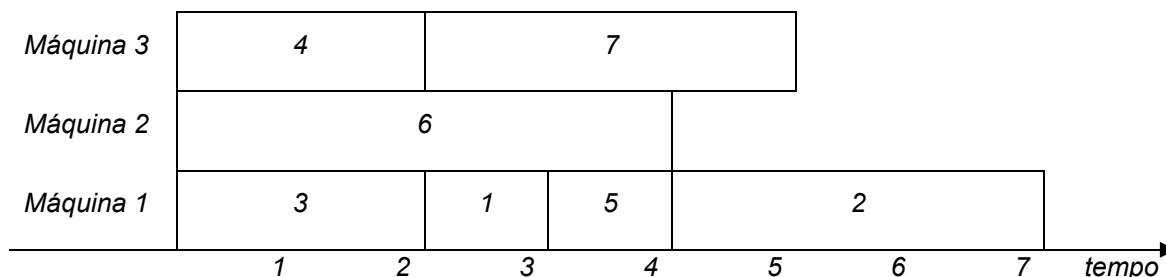


Figura 15 – Seqüenciamento com a inserção do poço 7 e melhoria local

Para estes casos, a HMD possui instruções que garantem estes ótimos locais e, sua rotina também está codificada para atender às restrições de janelas de tempo do problema. Após determinadas as ordens de atendimento as soluções são montadas respeitando-se as janelas de tempo.

5. ABORDAGENS METAHEURÍSTICAS

As metaheurísticas são estruturas algorítmicas de busca, dentro de um espaço de soluções, capazes de explorá-lo de forma racional, sabendo fugir de ótimos locais para ir em busca de um ótimo global, e têm por objetivo encontrar soluções de qualidade para problemas de otimização combinatória das mais diversas naturezas.

Muitas estratégias metaheurísticas já foram propostas, colocadas à prova, muito se falou sobre metaheurísticas e muitos também a definiram. Segundo o NIST², a definição para metaheurística é: 1) Uma estrutura algorítmica de alto-nível ou abordagem que pode ser especializada para resolver problemas de otimização. 2) Uma estratégia de alto-nível que guia outras heurísticas na busca por soluções viáveis.

TARANTILIS (2004) diz que metaheurísticas são heurísticas de alto nível que guiam abordagens heurísticas no sentido de encontrar soluções muito boas para difíceis problemas de otimização combinatória. Cada metaheurística tem seus devidos parâmetros que devem ser ajustados.

Outra definição vem de OSMAM e LAPORTE (1996) e diz que: uma metaheurística é formalmente definida como um processo de geração iterativa o qual guia uma heurística subordinada combinando, de forma inteligente, diferentes conceitos de exploração para explorar o espaço de busca. Estratégias de aprendizado são usadas para estruturar a informação com o intuito de encontrar eficientemente soluções não-lineares.

Como BLUM e ROLI (2003) dizem, existem muitos critérios diferentes para se classificar e descrever metaheurísticas. A classificação pode ser baseada na sua origem (baseado ou não em princípios da natureza), ou se o algoritmo atual em uma população ou em uma única solução em cada instante de tempo (iterações baseadas em população ou em um único indivíduo). Classificações mais recentes são referentes à como as estruturas tratam a função objetivo (dinâmica ou estática) e, também, com relação às estruturas de vizinhança (única ou múltipla-vizinhança)

² Dictionary of Algorithms and Data Structures. National Institute of Standards and Technology (NIST). <http://www.nist.gov/dads/>

As técnicas metaheurísticas tradicionais que são encontradas na literatura com maior frequência são: Simulated Annealing (KIRKPATRICK *et al.*, 1983), Greedy Randomized Adaptive Search Procedure – GRASP (FEO e RESENDE, 1989), Algoritmos de Busca Tabu (GLOVER e LAGUNA, 1997), Ant Colony Optimization (DORIGO e GAMBARDELLA, 1997), Algoritmos Genéticos (HOLLAND, 1975). Diversas variações das técnicas tradicionais podem ser usadas para melhorar o desempenho e, atualmente, vem-se empregando combinações entre as metaheurísticas gerando as estruturas chamadas “híbridas”.

5.1. GRASP

5.1.1. Revisão de GRASP

A metaheurística GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedures) sigla para: “Procedimentos de Busca Adaptativos Aleatórios e Gulosos” foi proposto por FEO e RESENDE.

De acordo com RESENDE e RIBEIRO (2002) GRASP é uma metaheurística multi-início para problemas de otimização combinatória, na qual cada iteração consiste basicamente em duas fases: construção e busca local. A primeira fase consiste na construção de uma solução viável, e a segunda fase, chamada busca local, é definido um conceito de vizinhança para essa solução e a partir de então examina-se essa redondeza a fim de se encontrar o ótimo local. A melhor solução é mantida como o resultado. Uma das vantagens da utilização do GRASP é a facilidade de ser implementado e não apresentar muitos parâmetros a serem configurados e calibrados.

O princípio central do GRASP é criar uma solução viável e melhorá-la até onde seja possível, em seguida, repetir esse processo quantas vezes for determinado.

Os pseudocódigos mostrados na Figura 16, na Figura 17 e na Figura 18, originados de RESENDE e RIBEIRO (2002), mostram os componentes principais para um GRASP de minimização, onde *max_iteracao* é a quantidade máxima de iterações a serem realizadas, e *semente* é a semente geradora de aleatoriedade.

```

Procedure GRASP(max_iteracao, semente)
1  Carregar Entradas;
2  Para k=1 .. max_iteracao faça
3      Solução ← Construção_Aleatória_Gulosa(Semente);
4      Solução ← Busca_Local(Solução);
5      Atualizar a Solução
6  fim;
7  Retornar a melhor solução;
fim GRASP

```

Figura 16 – Pseudocódigo da metaheurística GRASP

O Processo de construção mostrado na Figura 17 cria uma solução viável para o problema, adicionado passo-a-passo, elementos dessa solução que não perturbem a viabilidade da solução parcial. Inicia-se com uma solução vazia. Em seguida discute-se quais sub-partes da solução, chamados candidatos, poderão compor o conjunto de candidatos C . Cada candidato pode ser avaliado quanto ao seu impacto ao ser inserido na solução parcial, ou seja, qual o custo do incremento $c(e)$, ao ser inserido na solução parcial. A inserção do candidato pode ser medida através de uma função apropriada para cada tipo de problema. Essa função é chamada “função gulosa”. O fato é que muitas vezes o conjunto de candidatos pode ser muito grande e apresentar candidatos não tão favoráveis.

O aspecto guloso do GRASP consiste em avaliar os candidatos segundo uma função gulosa e então, gerar uma LRC, sigla para “lista restrita de candidatos” (RCL em inglês), que conterà os elementos que acarretarão no menor custo incremental (no caso de minimização). O elemento a ser inserido na solução parcial é escolhido aleatoriamente dentro desta LRC. O GRASP possui dois parâmetros básicos: um que diz respeito à quantidade de iterações e, outro que trata da quantidade e qualidade dos elementos da LRC.

Existem duas formas básicas de se selecionar candidatos para compor a LRC. A primeira, com relação à quantidade, determina-se um número fixo p de elementos que irão entrar para a LRC. A outra forma, com relação à qualidade, define-se um parâmetro, em geral chamado α , que indicará o limite mínimo tolerável para aceitar um candidato na LRC. Para tal, encontramos os valores do menor e do maior $c(e)$, sejam

eles c^{min} e c^{max} . Os elementos $e \in C$ que entrarão na LRC estarão no intervalo $\{ e \in C \mid c(e) \leq c^{min} + \alpha (c^{max} - c^{min})\}$. O caso de $\alpha=0$ corresponde a um algoritmo puramente guloso, enquanto $\alpha=1$ é equivalente a uma construção aleatória.

Procedure Construção_Aleatória_Gulosa (α , *semente*)

- 1 Esvaziar a solução;
 - 2 Inicializar o conjunto de candidatos: $C \leftarrow E$;
 - 3 Avaliar o custo incremental $c(e)$ para todo $e \in C$;
 - 4 **Enquanto** $C \neq \emptyset$ **faça**
 - 5 $c^{min} \leftarrow \min \{c(e) \mid e \in C\}$;
 - 6 $c^{max} \leftarrow \max \{c(e) \mid e \in C\}$;
 - 7 $RCL \leftarrow \{ e \in C \mid c(e) \leq c^{min} + \alpha (c^{max} - c^{min})\}$;
 - 8 Selecionar um elemento s da RCL aleatoriamente;
 - 9 Solução \leftarrow Solução $\cup \{s\}$;
 - 10 Atualizar o conjunto de candidatos C ;
 - 11 Reavaliar o custo incremental $c(e)$ para todo $e \in C$;
 - 12 **fim**;
 - 13 Retornar a melhor solução;
- fim** Construção_Aleatória_Gulosa

Figura 17 – Pseudocódigo da primeira fase: construção

As soluções geradas inicialmente podem não ser tão boas, mesmo com respeito a uma vizinhança limitada. A Busca Local, mostrada na Figura 18, melhora a solução procurando por vizinhos melhores, segundo algum critério de vizinhança, e substituindo a solução inicial por esses melhores.

Procedure Busca_Local (*Solução*)

```
1  Enquanto Solução não é ótimo local faça
2      Encontrar  $s' \in N(\textit{Solução})$  com  $f(s') < f(\textit{Solução})$ ;
3      Solução  $\leftarrow s'$ ;
4  fim;
5  Retornar a melhor solução;

fim Busca_Local
```

Figura 18 – Pseudocódigo da segunda fase: busca local

5.1.2. Aplicação do GRASP para o POIS

Na seção 3.5 (Interpretação gráfica das restrições), foi apresentada uma forma de representarmos uma solução para o POIS através de um prisma de valores de X_{ikt} . De acordo com essa conotação, cada cubo unitário (valor de um específico X_{ikt}) desse prisma pode representar um possível elemento para a lista de candidatos, uma vez que não comprometa a viabilidade do prisma (solução). Nesta analogia, cada candidato pode ser facilmente avaliado através de uma função que indica sua influência na solução parcial, caso seja escolhido dentro da LRC que será formada, ou seja, o X_{ikt} escolhido assuma 1.

De acordo com a restrição de atendimento integral (5.b), os poços serão atendidos uma única e exclusiva vez por ao menos máquina.

$$\sum_{\tau} \sum_k X_{ikt} = 1 \quad \forall i \in N \quad (5.b)$$

Esta característica do problema nos permite afirmar que no prisma de solução haverá exatamente $NPOCOS$ valores de $X_{ikt} = 1$, onde $NPOCOS$ é a quantidade de poços para o problema. Partindo desta premissa, o critério de parada de inserção de candidatos na sub-rotina *GREEDY_RANDOM_CONSTRUCTION* é controlado pela quantidade de valores de 1 que são alocados dentro do prisma.

A lista dos candidatos é armazenada dentro de uma matriz de registros denominada *CAND* contendo MAX_CAND elementos, onde MAX_CAND é o número máximo de candidatos viáveis, ou não viáveis. MAX_CAND é a quantidade de cubos unitários

dentro do prisma. Conhecidos os parâmetros do problema: quantidade de poços, quantidade de máquinas e horizonte de planejamento, respectivamente $NPOCOS$, $NMAQ$ e HP , o valor de MAX_CAND é determinístico e dado pela equação:

$$MAX_CAND = ((NPOCOS-1)*NMAQ*(HP+1))+((NMAQ-1)*(HP+1))+(HP+1)$$

O valor de MAX_CAND totaliza a quantidade de cubos unitários no prisma de solução.

Os registros dessa matriz guardam informações de cada candidato. A Tabela 8 apresenta estas informações.

Tabela 8 – Informações da matriz CAND

Registro	Tipo	Descrição
J :	Inteiro	Número que identifica o elemento;
I :	Inteiro	Valor de i (poço) em X_{ikt}
K :	Inteiro	Valor de k (máquina) em X_{ikt}
T :	Inteiro	Valor de t (tempo de início) em X_{ikt}
$GVALUE$	Real	Valor do candidato segunda uma função gulosa
$VIABEL$	Boolean	Indicada se o elemento pode ser um candidato ou não. Quando assume verdadeiro o j -ésimo elemento é um candidato uma vez que não viola a viabilidade do problema.

A criação desta matriz é sistemática de acordo com as linhas 4, 5, 6 e 7 do pseudocódigo para a rotina *GREEDY_RANDOM_CONSTRUCTION* (Figura 19). Obedecendo sempre a mesma forma de rotulação dos X_{ikt} , a forma de se converter uma terna de i, k, t em um valor linear j é dado por uma função $f(i,k,t) = j$, onde:

$$f(i,k,t) = j = ((i - 1) * NMAQ * (HP + 1)) + ((k - 1) * (HP + 1)) + (t + 1).$$

Uma equação para se obter a volta, ou seja, descobrir a terna geradora de um determinado j é mais difícil de ser obtida, por isso os registros da matriz *CAND* carregam essa informação de rastreabilidade.

Procedure GREEDY RAND CONSTRUCTION (α , X)

```
1  j = 0;
   Para i = 1 até NPOCOS faça
     Para k = 1 até NMAQ faça
       Para t = 0 até HP faça
2         X[i,k,t] = 0;
3         j = j + 1;
4         CAND[j].J = j; CAND[j].I = i; CAND[j].K = k; CAND[j].T = t;
5         CAND[j].GVALUE = GREEDY_FUNC(i, k, t, tipo);
6         CAND[j].VIAVEL = Verdadeiro;
7         Se ( t < Di[i] ) ou ( t > Df[i] - DELT[i] ) então
8           CAND[j].VIAVEL = Falso;
   ...
```

Continua na Figura 21 – Pseudocódigo da *GREEDY RAND CONSTRUCTION* (α , X) – Parte II.

Figura 19 – Pseudocódigo da *GREEDY RAND CONSTRUCTION* (α , X) – Parte I.

Na subrotina *GREEDY RAND CONSTRUCTION* (Figura 19), a linha 2 esvazia a solução inicial, na linha 4 é criada a rastreabilidade do candidato j. O candidato é avaliado segundo seu valor na função *GREEDY_FUNC(i,k,t)*, que retorna o valor do elemento na função gulosa.

Partindo do princípio que a solução parcial inicial é nula, todos os elementos do prisma poderiam ser candidatos viáveis, exceto os elementos que possa gerar violações nas restrições de janelas de tempo. Todos os elementos da matriz *CAND* que possuírem o atributo *VIAVEL* = Verdadeiro, automaticamente farão parte da lista de candidatos. Na linha 7 os elementos que, inicialmente já causariam inviabilidades para o problema (janelas de tempo) já são excluídos do conjunto de candidatos atribuindo valor falso ao atributo *VIAVEL*.

Um fator importante a ser considerado em uma metaheurística GRASP é a escolha da função gulosa. Neste trabalho serão estudadas duas possibilidades de função. A

primeira que decorre imediata da função objetivo apresentada na formulação da seção 3.4, que mede o valor do elemento candidato na FO.

$$GREEDY_FUNC = (t + DELT[i] - Di[i]) * P[i]$$

A segunda, de caráter experimental, parte do principio que os valores menores de *GREEDY_FUNC* serão priorizados em relação aos maiores devido ao parâmetro α .

Se quisermos dar prioridade intuitiva aos poços com maior perda de vazão $P[i]$, com menor tempo de serviços $DELT [i]$ e com menores tempos de início de serviços (t), devemos encontrar uma função que quanto maior $P[i]$ e menores $DELT [i]$ e t , obtemos um maior valor de *GREEDY_FUNC*. Um exemplo que atende a essas imposições é:

$$GREEDY_FUNC:= DELT[i] / (P[i] * t)$$

Para valores de $P[i]$ e t não negativos

Function GREEDY_FUNC(*i, k, t, Tipo*)

Caso Tipo seja

1: $GREEDY_FUNC = (t + DELT[i] - Di[i]) * P[i];$

2: $GREEDY_FUNC:= DELT[i]/(P[i]*t);$

end;

Figura 20 – Pseudocódigo da *GREEDY_FUNC*.

Na Figura 21, linha 10, o menor e o maior valor de *GVALUE* para todos os elementos candidatos, respectivamente, *CMIN* e *CMAX*, são considerando apenas os valores de *GVALUE* para os elementos de *CAND* que fazem parte do conjunto de candidatos (*VIAVEL=Verdadeiro*). Nas linhas 11 à 15 a LRC é criada. *N_RCL* é um contador de elementos capazes de entrar para a LRC, ou seja, que sejam viáveis e atendam à: $CAND[j].GVALUE \leq CMIN + \alpha * (CMAX - CMIN)$. Os valores que atenderem à estes dois requisitos irão compor o vetor RCL que conterà o número dos condidatos que estão na LRC. O Contador *N_RCL* é útil para detectar formações inviáveis. A medida que se segue alocando valores de $X_{ikt} = 1$ podemos encontrar situações que não haja condições de se inserir exatamente *NPOCOS* elementos, pois todos já estão inviáveis. Este fato acarretará em uma solução inviável para o problema, por isso, esta solução deverá ser descartada. Isso é detectado na linha 16.

Um elemento *s* é selecionado dentro da LRC, e a partir deste os valores de *i, k, e t* são rastreados e em seguida $X[i,k,t]$ recebe o valor 1 (linhas 17 e 18).

Continuação da Figura 19 – Pseudocódigo da *GREEDY RAND CONSTRUCTION* (α, X) – Parte I.

```

...
9   Alocados = 0;

   Enquanto ALOCADOS < NPOCOS faça
10  Encontrar CMIN e CMAX;
11  N_RCL = 0;
12  Para j = 1 até N_CAND
13    Se CAND[j].VIAVEL = Verdadeiro e
      CAND[j].GVALUE <= CMIN +  $\alpha$  * (CMAX - CMIN) então
14      N_RCL = N_RCL + 1;
15      RCL[N_RCL] = j;
16    Se N_RCL = 0 então ERRO!
17    Selecionar aleatoriamente um elemento s em RCL
18    I = CAND[s].I; K = CAND[s].K; T = CAND[s].T; X[I,K,T] = 1;
19    ALOCADOS = ALOCADOS + 1;
20    ATUALIZA_CONJ_CANDIDATOS (CAND, I, K, T)

   fim Enquanto
fim GREEDY RAND CONSTRUCTION

```

Figura 21 – Pseudocódigo da *GREEDY RAND CONSTRUCTION* (α, X) – Parte II.

No instante em que fazemos $X[i,k,t] = 1$, estamos automaticamente forçando à um determinado conjunto de $X[i',k',t']$ assumirem valor 0, devido às restrições da modelagem do problema. Para garantir o cumprimento da restrição de atendimento³, fazemos $\{X[i',k',t'] = 0 \mid i' = i; \forall k' \in [1..NMAQ]; \forall t' \in [0..HP]\}$. No caso da restrição de

$$^3 \sum_t \sum_k X_{ikt} = 1 \quad \forall i \in N \quad (3.b)$$

continuidade dos serviços⁴, fazemos $\{X[i',k',t] = 0 \mid \forall k' = k; \forall i' \in [1..NPOCOS]; \forall t' \in \{[0..HP] \cap [t-\Delta t(i')+1 .. t+\Delta t(i')-1]\}\}$. Notamos que, ao atender a restrição de continuidade dos serviços, automaticamente a restrição de início de serviços das máquinas⁵, esta coberta pois $\{\forall k' = k; \forall i' \in [1..NPOCOS]; \forall t' \in \{[0..HP] \cap [t-\Delta t(i')+1 .. t+\Delta t(i')-1]\}\} \subset \{X[i',k',t] = 0 \mid \forall k' = k; \forall i' \in [1..NPOCOS]; \forall t' = t\}$. A Subrotina que aplica essas imposições é chamada de *ATUALIZA_CONJ_CANDIDATOS*.

O função da *ATUALIZA_CONJ_CANDIDATOS* é encontrar todos os candidatos j associado à terna i',k' e t' de todos os $X[i',k',t] = 0$ e remove-los do conjunto de candidatos *CAND* alterando a propriedade *VIAVEL* para o valor falso. A Figura 22 apresenta o pseudocódigo para essa sub-rotina.

$$^4 X_{ikt} + X_{jkt'} \leq 1 \quad \{\forall i \in N; \forall k \in M; \forall t \in T; \\ \forall t' \in T \mid t \leq t' \leq t + \Delta t_i; \forall j \in N \mid j \neq i\}. \quad (3.e)$$

$$^5 \sum_i X_{ikt} \leq 1 \quad \forall k \in M; \forall t \in T \quad (3.d)$$

Procedure ATUALIZA_CONJ_CANDIDATOS (CAND, I, K, T)

Para T'=0 até HP **faça**

Para K'=1 até NMAQ **faça**

J = ((I-1)*NMAQ*(HP+1))+((K'-1)*(HP+1))+(T'+1);

CAND[J].VIAVEL = FALSE;

fim

fim

Para I'=1 até NPOCOS **faça**

Para T'=T-DELT[I]+1 até T+DELT[I]-1 **faça**

T'' = T'

Se T''<0 **então** T''=0;

Se T''>HP **então** T''=HP;

J = ((I'-1)*NMAQ*(HP+1))+((K-1)*(HP+1))+(T''+1);

CAND[J].VIAVEL = FALSE;

fim

fim

fim ATUALIZA_CONJ_CANDIDATOS

Figura 22 – Pseudocódigo para ATUALIZA_CONJ_CANDIDATOS (CAND, I, K, T)

5.1.3. Busca Local

Associado ao algoritmo construtivo é necessário definir um mecanismo de busca local para melhorar o desempenho do GRASP, e deixa-lo na sua forma tradicional.

A busca local tem por objetivo encontrar a melhor solução possível dentro de um espaço limitado de soluções factíveis, chamado vizinhança, de tal forma a garantir que, ao menos localmente, a melhor solução foi encontrada. Com efeito, no processo de desenvolvimento de uma estratégia de busca local, uma etapa de grande importância é a de definição do conceito de vizinhança. Diversas formas de se definir vizinhança podem ser empregadas.

Foi notado que, no processo de geração de soluções factíveis descrito anteriormente, acontece com muita frequência o surgimento de soluções que apresentam tempos

ociosos nas máquinas, ou seja, no diagrama de Gantt dos seqüenciamentos propostos aparecem instantes de tempos, entre dois trabalhos consecutivos em uma mesma máquina, nos quais nenhum trabalho esteja alocado a eles, como mostra a Figura 23.

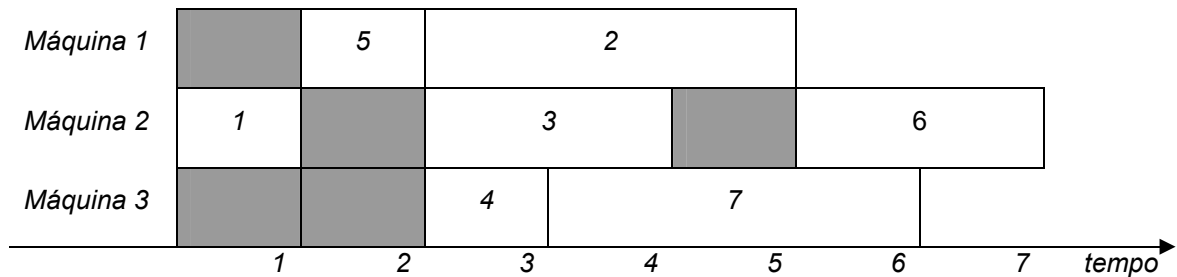


Figura 23 – Exemplo de seqüenciamento com tempos ociosos.

Para este problema, definimos a vizinhança de uma solução factível S , como todos os possíveis diagramas de Gantt gerados a partir da solução S alterando os instantes t que as tarefas se iniciam, sem alterar a ordem na qual as tarefas são executadas nas máquinas. É fácil perceber que a solução ótima, com relação a essa vizinhança, é o diagrama de Gantt que apresente o mínimo de folgas possível, ou seja, aquele no qual reduzimos os instantes de início dos serviços ao máximo possível, mantendo a ordem dos trabalhos e também respeitando as devidas datas de início (Figura 24).

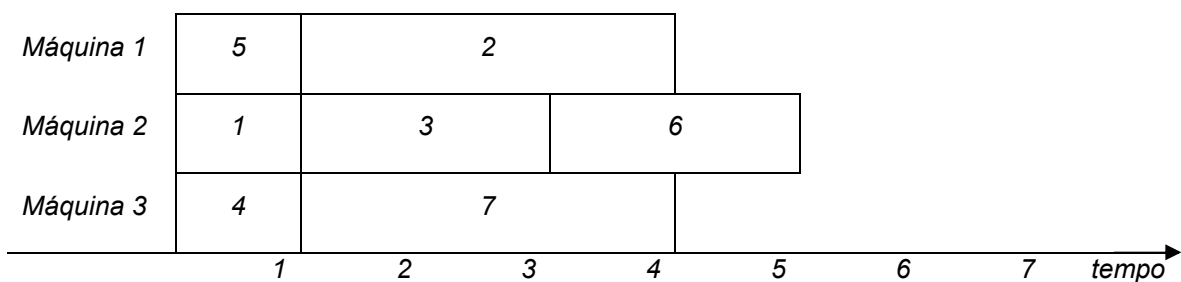


Figura 24 – Exemplo de Seqüenciamento sem tempos ociosos.

Tabela 9 – Aplicação da Busca Local

Solução Inicial	Ótimo Local ⁶
$X_{1,2,0} = 1$	$X_{1,2,0} = 1$
$X_{2,1,2} = 1$	$X_{2,1,1} = 1$
$X_{3,2,2} = 1$	$X_{3,2,1} = 1$
$X_{4,3,2} = 1$	$X_{4,3,0} = 1$
$X_{5,1,1} = 1$	$X_{5,1,0} = 1$
$X_{6,2,5} = 1$	$X_{6,2,3} = 1$
$X_{7,3,3} = 1$	$X_{7,3,1} = 1$

⁶ Com relação à vizinhança definida em 5.1.3 – Busca Local

6. SOFTWARE SPOIS

As soluções propostas neste trabalho para o Problema de Otimização de Itinerário de Sondas (POIS) foram implementadas computacionalmente em Delphi. O *software* gerado foi chamado de SPOIS. Como o SPOIS é possível encontrar soluções para o POIS com as metodologias propostas nesta dissertação.

As heurísticas e o GRASP propostos foram agrupados em uma interface visual para o ambiente Microsoft Windows, como mostra a Figura 25. Os testes para obtenção dos resultados computacionais, que serão apresentados no capítulo 7, foram realizados neste sistema.

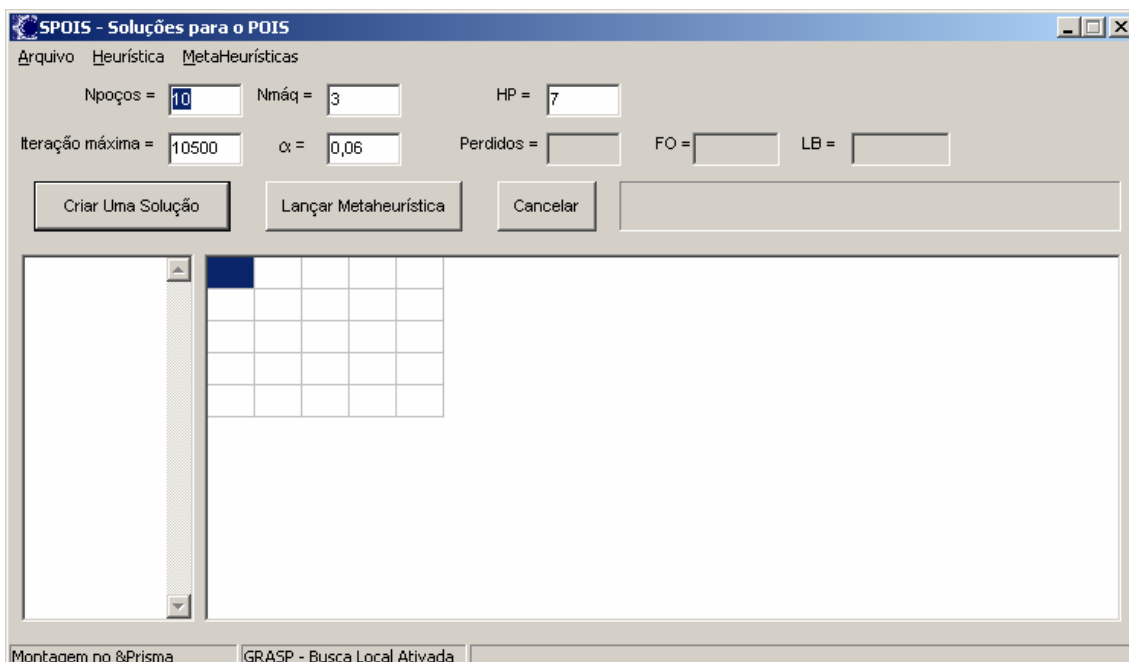


Figura 25 – Interface do SPOIS

Os menus do SPOIS são exibidos na Figura 26, na Figura 28 e na Figura 29.

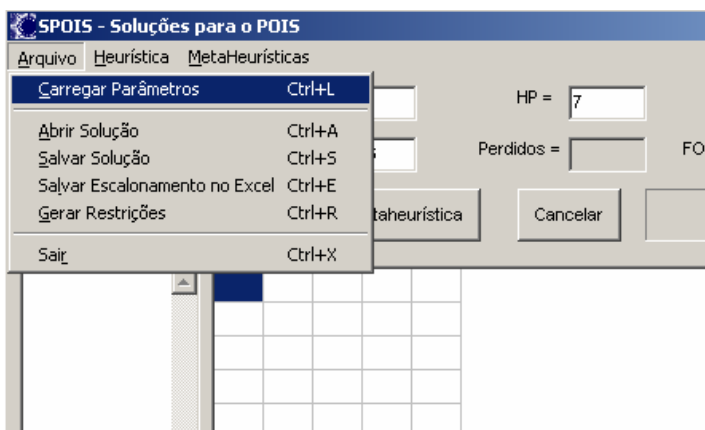


Figura 26 – Menu “Arquivo” do SPOIS

6.1. CARREGAR DADOS DE ENTRADA

Os parâmetros de um problema são carregados através do Menu > Arquivo > Carregar Parâmetros (Ctrl + L). Os dados de entrada devem estar em um arquivo de inicialização (.ini), como o mostrado na Figura 27.

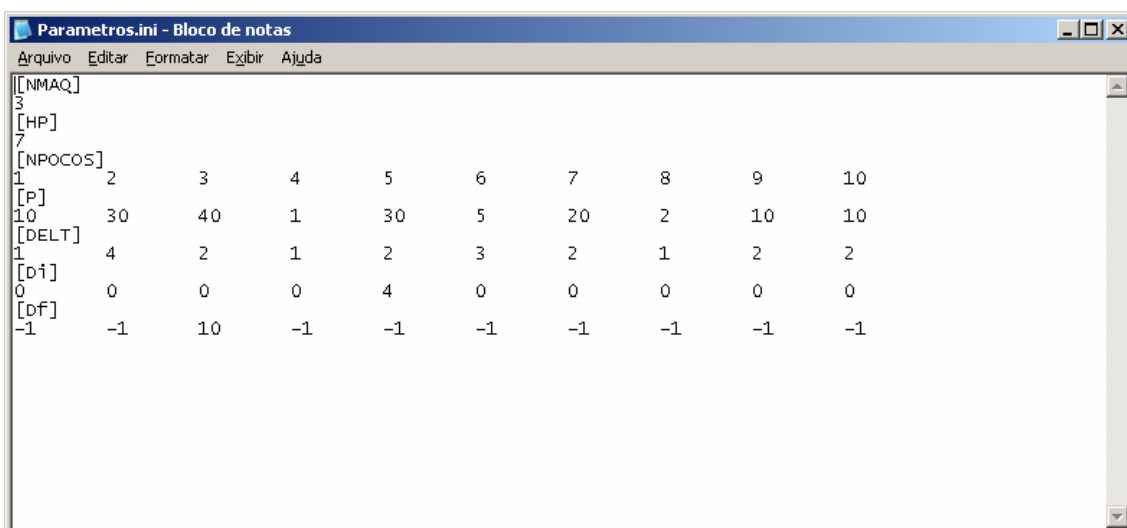


Figura 27 – Exemplo de arquivo de entrada (.inp) para o SPOIS.

Como usar o arquivo de inicialização:

- [NMAQ] Número de máquinas. Deve ser valor inteiro e pode ser alterado posteriormente na interface principal.
- [HP] Horizonte de planejamento. Valor inteiro que delimita o tempo de planejamento. Pode ser alterado posteriormente na interface principal.

[NPOCOS]	Quantidade de Poços. Deve ser preenchido com valores inteiros de forma sequencial, separado por tabulações, formando um vetor como os rótulos (i) dos poços, como mostra a Figura 27, o último valor determinará o quantidade de poços.
[P]	Perda de vazão. Valor inteiro. Associado ao vetor gerado em [NPOCOS], indicará para cada poço i sua perda de vazão (P_i), na unidade que melhor convier. Não pode ser alterado depois de carregado.
[DELTA]	Tempo de Intervenção. Valor inteiro. Associado ao vetor gerado em [NPOCOS], indicará para cada poço i seu tempo de intervenção (Δt_i), na unidade que melhor convier. Não pode ser alterado depois de carregado.
[Di]	Data de Início. Valor inteiro. Associado ao vetor gerado em [NPOCOS], indicará para cada poço i a data de liberação para início de intervenção (d_i), na unidade compatível com [DELTA]. Não pode ser alterado depois de carregado. Caso não haja este tipo de restrição colocar valor 0.
[Df]	Data de Fim. Valor inteiro. Associado ao vetor gerado em [NPOCOS], indicará para cada poço i a data obrigatória para término de intervenção (D_i), na unidade compatível com [DELTA]. Não pode ser alterado depois de carregado. Caso não haja este tipo de restrição colocar o valor -1. O SPOIS entenderá que a tarefa deverá terminar até o final de [HP], mesmo quando HP for alterado pelo usuário na interface.

6.2. SELEÇÃO DE HEURÍSTICAS

No menu “Heurística”, mostrado na Figura 28, é possível se determinar qual a heurística (e seu critério) será utilizada para resolver o problema carregado. O critério 4, que até então não fora tratado, é uma possibilidade de escalonar “sem critério”, a ordem de prioridade é a inserida pelo usuário dependendo da ordem que nomeia os poços. Os primeiros serão prioritários.

A seleção da heurística “Construção Aleatória Gulosa” é a única que permite a utilização do GRASP, portanto, quando ela não estiver selecionada o botão “Lançar

MetaHeurística” estará desabilitado. A heurística “Construção Aleatória Gulosa” também pode ser utilizada para encontrar uma única solução fora do GRASP.

A barra de status no rodapé da janela do SPOIS mostra a heurística que esta selecionada. (veja Figura 25 e Figura 31).

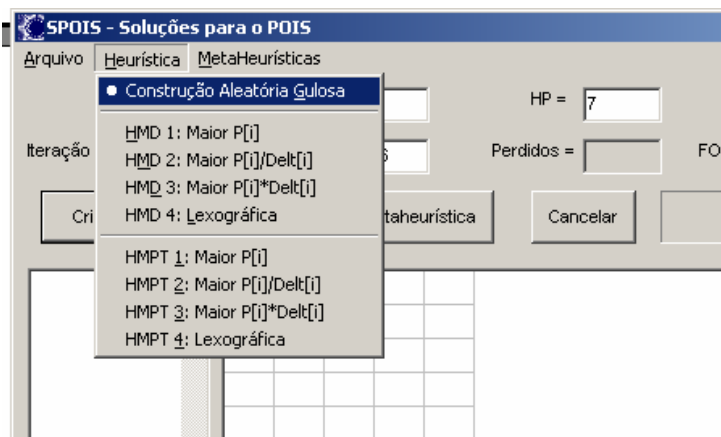


Figura 28 – Menu “Heurística” do SPOIS

6.3. METAHEURÍSTICA GRASP

Os parâmetros: iteração máxima e α , do GRASP, são configuráveis na interface principal. Os recursos do GRASP, podem ser alterados no menu “MetaHeurísticas > GRASP” (Figura 29). É possível ativar ou desativar a busca local e escolher qual a função gulosa que será utilizada.

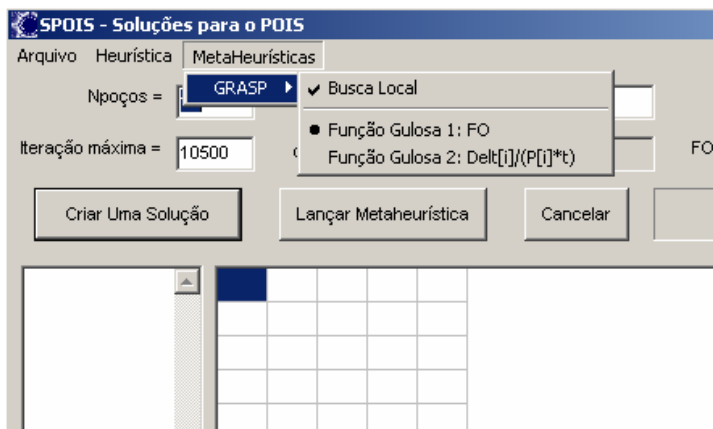


Figura 29 – Menus “MetaHeurística” do SPOIS

6.4. ENCONTRAR SOLUÇÃO

Os passos para resolver uma instância no SPOIS estão no diagrama de blocos apresentado na Figura 30.

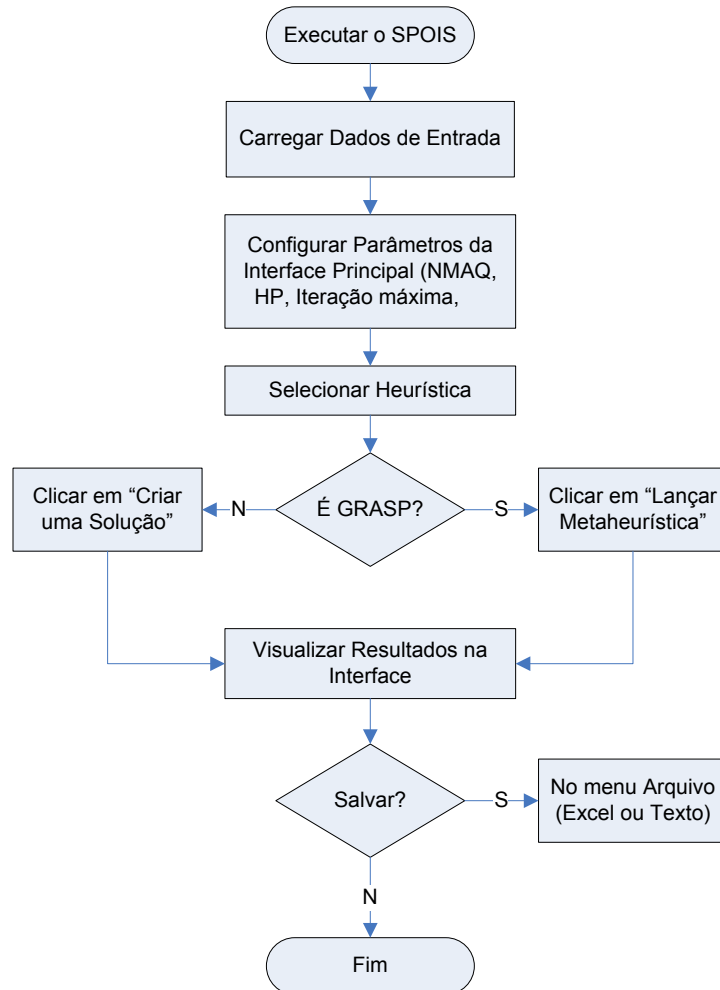


Figura 30 – Como utilizar o SPOIS

A Figura 31 mostra a interface do SPOIS após encontrar uma solução utilizando a heurística HMD no critério 2. No lado esquerdo da janela é apresentada a solução binária para o problema, o valor da FO e o limite inferior (LB), de acordo com a formulação matemática proposta no capítulo 3, esta solução pode ser salva no menu "Arquivo > Salvar Solução". É apresentado, também, o escalonamento da solução em uma forma mais visual e compreensível, na forma de uma tabela, que pode ser exportada para o Excel no menu "Arquivo > Salvar Escalonamento no Excel".

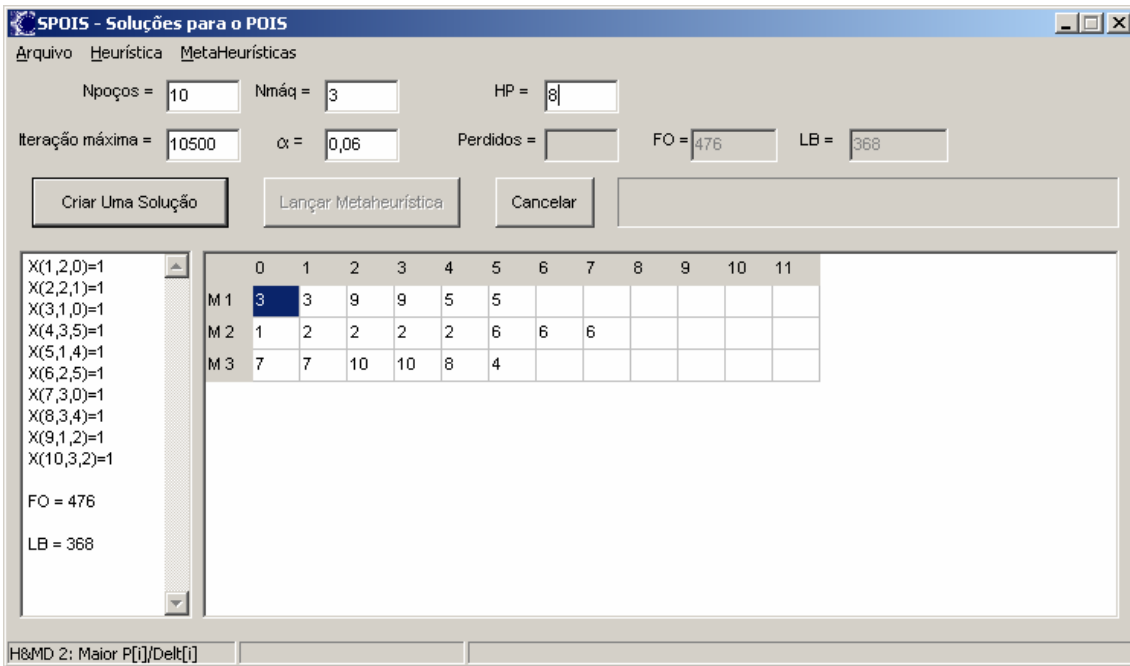


Figura 31 – Interface do SPOIS apresentando resultado.

Quando o GRASP é utilizado, a barra de status apresenta informações adicionais. Quando em execução (Figura 32) o SPOIS prevê o instante que irá terminar o processo (que pode ser cancelado clicando no botão Cancelar). Após a execução (Figura 33) a barra de status apresenta o tempo decorrido de processamento e a velocidade (frequência) do processador utilizado.

Outra informação adicional apresentada na interface é a quantidade de soluções perdidas (gerados de forma inviável pelo GRASP) dentro da quantidade máxima de iterações determinadas.

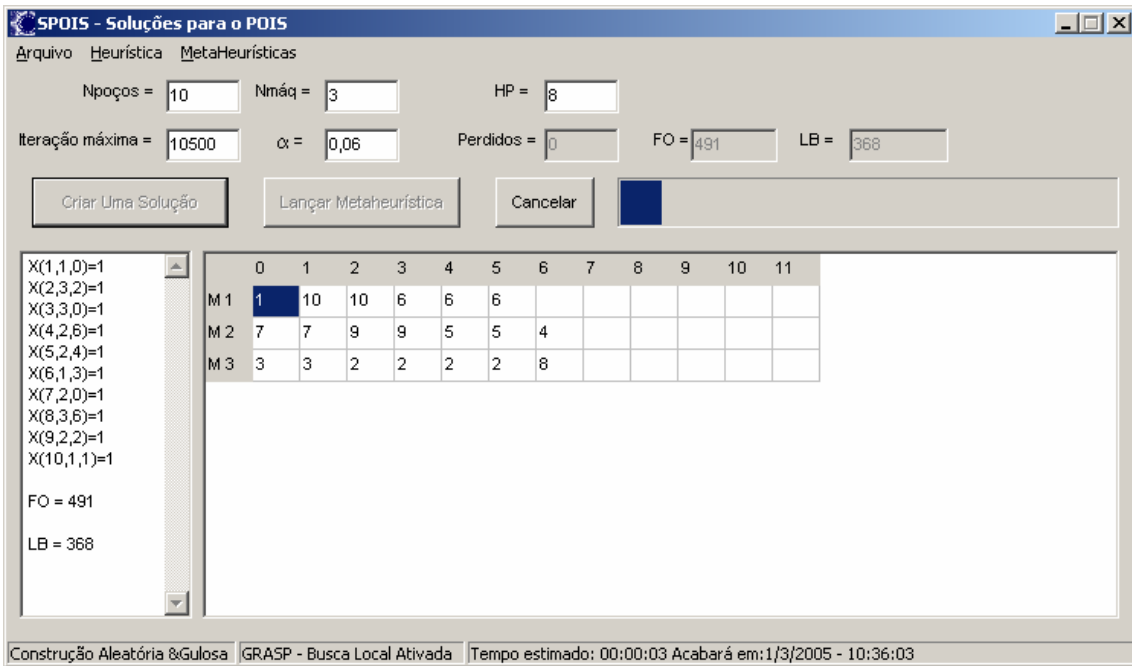


Figura 32 – GRASP em execução no SPOIS

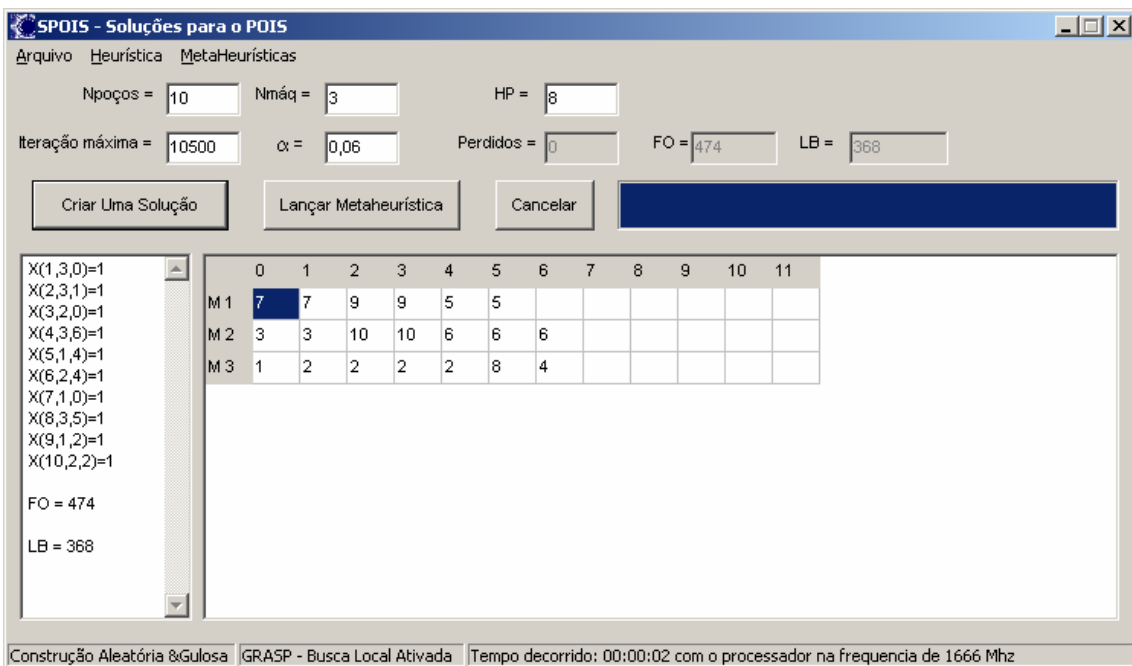


Figura 33 – GRASP executado no SPOIS

7. EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

A validação da qualidade das soluções propostas foi executada em duas etapas. A primeira etapa trabalha com dados artificiais, e consiste em testar as heurísticas entre si, em um grande conjunto de dados fictícios, com o intuito de se concluir qual proposta e qual critério vêm a ser a mais indicada. Outra avaliação importante é a calibração dos parâmetros da metaheurística GRASP. O parâmetro α e a quantidade de iterações devem ser avaliados para se determinar valores eficientes de utilização.

A segunda etapa avalia o desempenho das heurísticas em relação a situações reais praticadas na indústria atualmente. Para tal comparação, dispomos de agendamentos de itinerário de sondas em poços de petróleo já realizados no passado.

7.1. PRIMEIRA ETAPA – DADOS ARTIFICIAIS

Nesta etapa serão criadas algumas instâncias para o POIS, para que assim seja possível avaliar o desempenho das heurísticas.

A geração do conjunto de dados “não-reais” deve seguir critérios que permita que os valores gerados aleatoriamente não se distanciem demasiadamente da realidade. Gerar números aleatórios em funções randômicas simples (que trabalham com distribuição uniforme) pode produzir situações destoantes com a realidade e, assim, colocar em questão a análise dos resultados.

Com o intuito de minimizar a distância do conjunto artificial em relação à realidade, faz-se necessário conhecer como se comportam os valores de vazão e tempos de intervenção em situações reais.

7.1.1. Geração de dados artificiais

Para entender melhor como se comporta a distribuição de potencial de produção de poços terrestres de produção, foi analisado um banco de dados real de informações de poços e relatórios de tempos de intervenções em poços.

7.1.2. Valores para Potenciais de Produção

O potencial de produção (m^3/dia) de um poço que é o valor que melhor representa a perda de vazão que este sofre quando estiver sob intervenção. A intervenção ocorre

quando a produção atual estiver abaixo do potencial de produção. Na prática observada, os poços entram em intervenção quando sua produção é 0% do seu potencial, ou bem próxima disto.

O Sistema de Informações de Poços (SIP) da bacia de São Mateus, no norte do ES, gentilmente cedido para fins acadêmicos pela Petrobras/UN-ES, é composto por informações individualizadas de vários poços terrestres de produção de petróleo, que juntos totalizam a produção de centenas de m³/dia de petróleo. Este conjunto de dados permite conhecer melhor a ordem de grandeza e distribuição dos valores de vazão de poços, através de tratamentos estatísticos. O histograma de frequências dos dados reais pode ser visualizado no Gráfico 2.

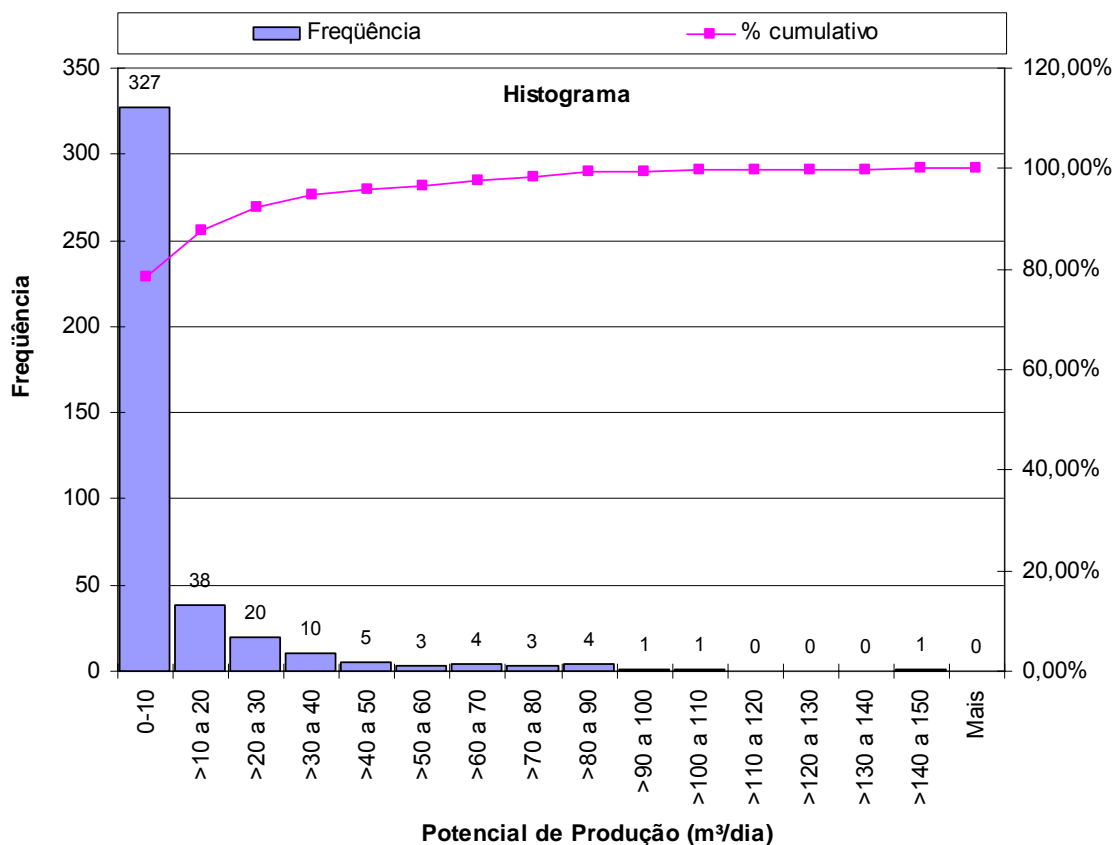


Gráfico 2 – Histograma de frequências dos potenciais de produção (m³/dia) do SIP de São Mateus

A análise dos dados reais foi feita em um *software* especializado em estatística. Os dados de potencial de produção (m³/dia) foram inseridos no *software* para ajuste da curva de distribuição. De acordo com o *software*, a curva que melhor se ajustada ao conjunto de dados real é uma InvGauss(μ, λ) com $\mu=9,03548516490858$, $\lambda=1,84134588786798$ e *shift*= -0,163782527018893.

A comparação entre alguns parâmetros estatísticos dos dados reais frente aos da curva ajustada pelo software estão na Tabela 10. O Gráfico 3, extraído do *software*, mostra a proximidade da InvGauss (sólido) que foi ajustada aos valores reais (linha externa)

Tabela 10 – Comparação entre alguns parâmetros estatísticos dos dados reais e da curva ajustada

	Dados Reais	Curva Ajustada
Média	8,8717	8,8717
Moda	0,70000 [est]	0,44719
Mediana	2,4000	2,5920
Desvio Padrão	17,192	20,0152

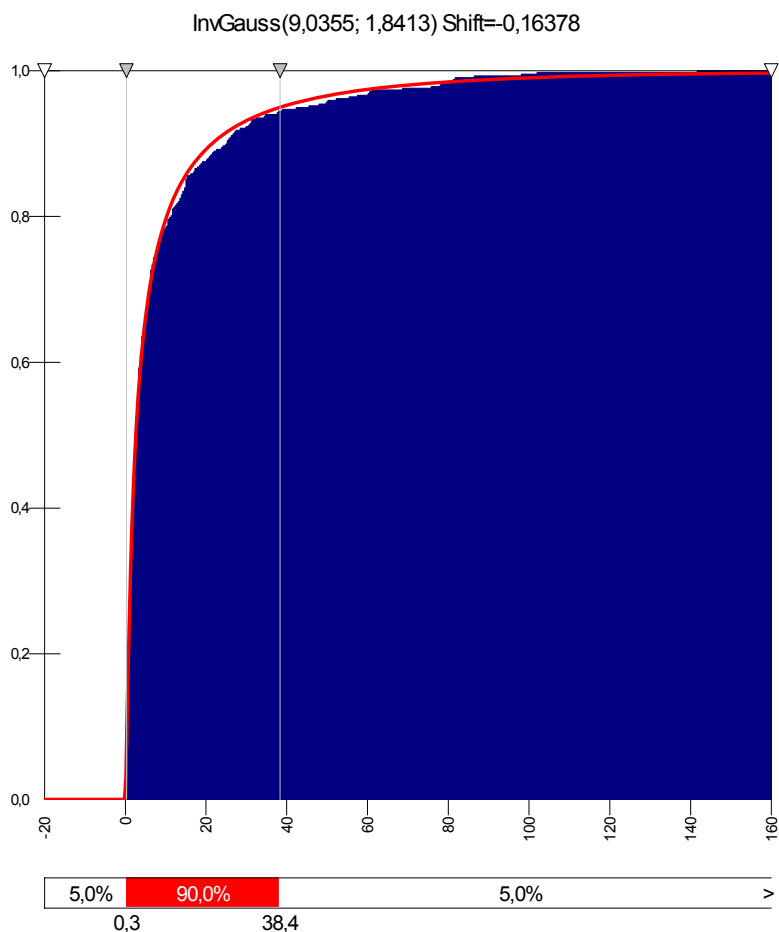


Gráfico 3 – Distribuição acumulada dos potenciais de produção (m³/dia) (sólido) x Curva InvGauss acumulada ajustada (linha).

7.1.3. Valores para Tempos de Intervenção

Um grande problema no planejamento dos itinerários das sondas é a grande característica de incertezas presentes na determinação dos tempos de intervenção, o que torna difícil precisar a duração de uma intervenção. O bom-senso do programador é de extrema importância neste processo. Por exemplo, existem alguns tipos particulares de serviços de intervenção, como os de “pescaria”, que quase sempre destoam em relação ao estimado.

A prática de determinação de tempos de intervenção na UN-ES é de se estimar os tempos com a precisão de múltiplos de meio-dia, sendo um dia o tempo mínimo.

Foram extraídos uma centena de valores de tempos de intervenções em poços, de um relatório de todas as intervenções ocorridas no ano de 2004. Estes valores foram tratados da mesma forma como se tratou os valores de potenciais de produção. O Gráfico 4 mostra o histograma de freqüências dos tempos de intervenções (dia) dos cem valores-amostra extraídos de alguns relatórios da UN-ES (São Mateus), no ano de 2004.

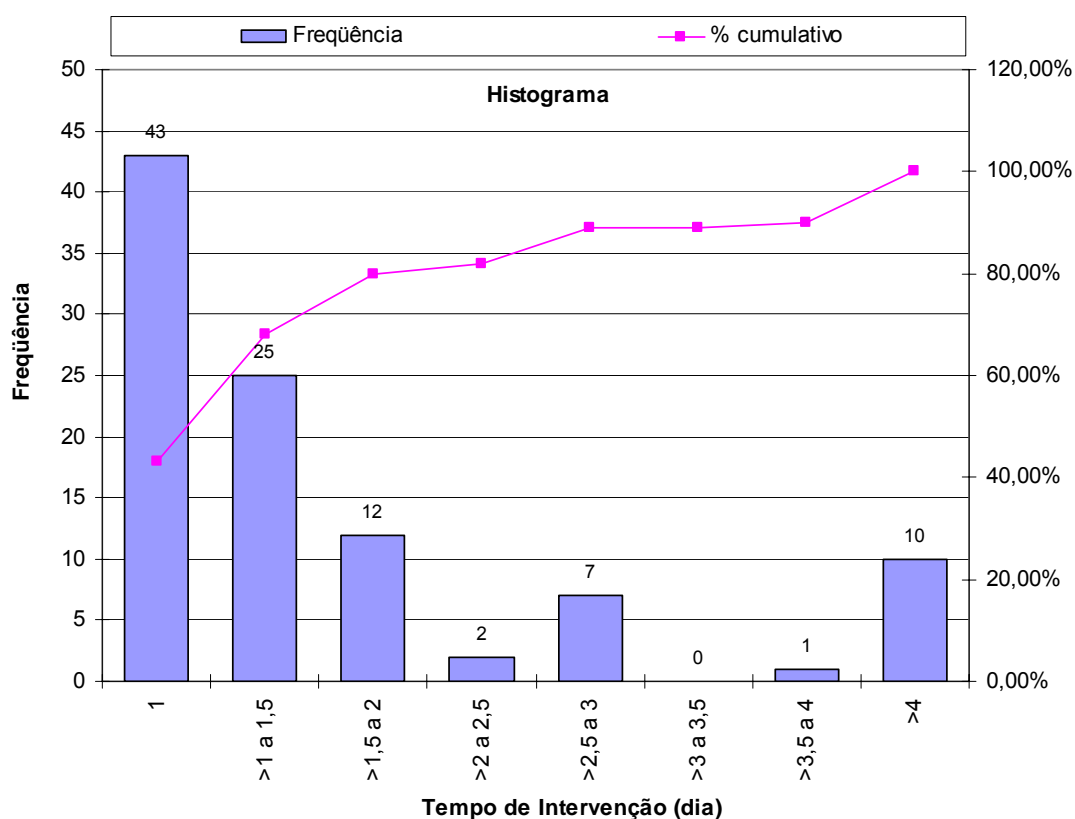


Gráfico 4 - Histograma de freqüências dos tempos de intervenção (dia)

Como os valores de tempos são múltiplos de meio-dia, estes valores podem ser considerados como discretos. Os valores reais quando multiplicados por 10 tornam-se números inteiros, portanto, poderão ser tratados como valores discretos.

A análise dos dados reais (x10) foi feita em *software* especializado em estatística. Os valores de tempos de intervenção (dia) foram inseridos no *software* para ajuste da curva de distribuição. De acordo com o software, a curva que melhor se ajustada ao conjunto de dados real (x10) é uma Binomial Negativa (s,p), com s=3 e p= 0,13648771610555

A comparação entre alguns parâmetros estatísticos dos dados reais frente aos da curva ajustada pelo software estão na Tabela 11. O Gráfico 5, extraído do *software*, mostra a proximidade da Binomial Negativa (linha) que foi ajustada aos valores reais (sólido)

Tabela 11 – Comparação entre parâmetros estatísticos dos dados reais e da curva ajustada

	Dados Reais	Curva Ajustada
Média	18,98	18,98
Moda	12	10
Mediana	17	15
Desvio Padrão	11,7924	15,129

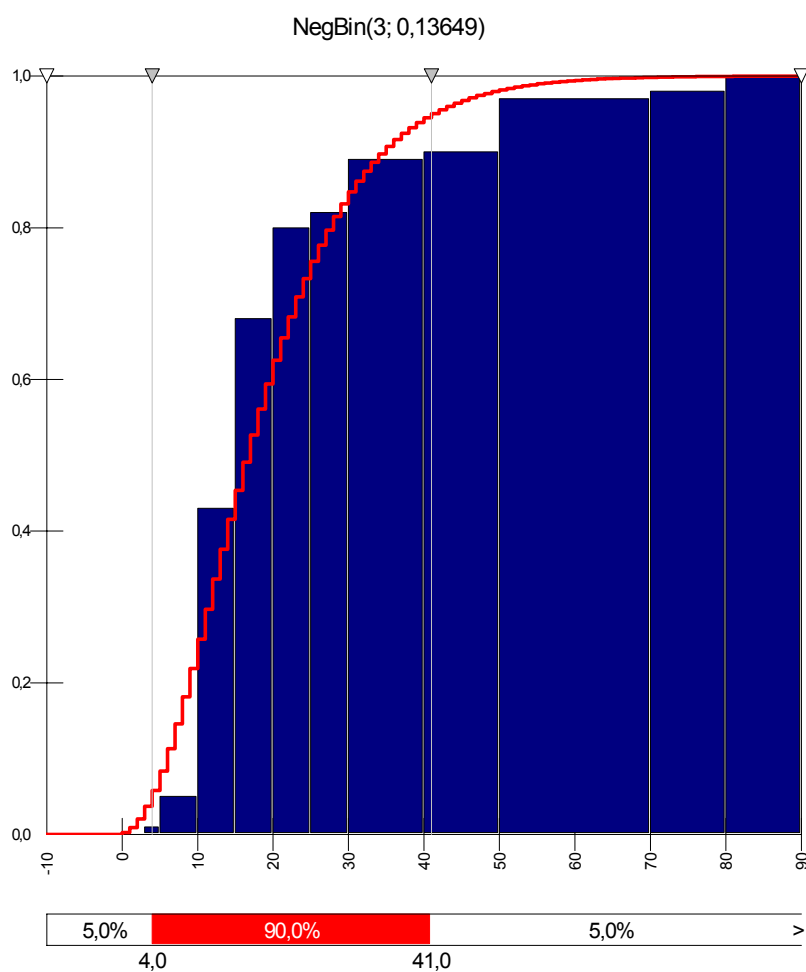


Gráfico 5 – Distribuição acumulada dos tempos de intervenção (dia x 10) (Azul sólido) x Curva Binomial Negativa acumulada ajustada (linha vermelha).

7.2. INSTÂNCIAS GERADAS

Estabeleceu-se cinco grupos de problemas baseados na quantidade de poços demandando intervenção:

- Grupo 25 : com 25 poços demandando intervenção;
- Grupo 50 : com 50 poços demandando intervenção;
- Grupo 75 : com 75 poços demandando intervenção;
- Grupo 100 : com 100 poços demandando intervenção;
- Grupo 125 : com 125 poços demandando intervenção;

A partir da função de distribuição que descreve os valores de potenciais de produção e a função de distribuição dos tempos de intervenção, foram geradas, através de um *software* gerador de números aleatórios, dez conjuntos de dados para cada um dos grupos estabelecidos, para servirem de exemplos. Foram gerados 50 exemplos de problemas nomeados como PN_X, onde N é a quantidade de poços (de acordo com os grupos) e X é a letra do exemplo variando de A à J. Por exemplo, o grupo 50 possui os problemas P50A, P50B, P50C, P50D, P50E, P50F, P50G, P50H, P50I, P50J.

Quanto às janelas de tempo, nestes testes, considerou-se que não havia restrição de início e término, ou seja, $D_i=0$ e $D_f=HP$.

Cada um dos 50 conjuntos de dados, gerados aleatoriamente, será resolvido por todas as heurísticas em cinco instâncias distintas, variando-se a quantidade de sondas disponível. Ou seja, cada instância resolvida pode ser nomeada da seguinte forma: PN_X-M, onde N é a quantidade de poços (de acordo com os grupos) e X é a letra do exemplo variando de A à J e M é a quantidade de sondas SPT (1, 2, 4, 6, 8 ou 10). Por exemplo, P75C-4 é o terceiro (C) exemplo do problema com 75 poços e 4 sondas. A Tabela 12 mostra todas as 300 instâncias testadas.

Tabela 12 – Nomes das 300 instâncias a serem resolvidas nos testes.

Problema	M Sondas	Nome da instância
25 (A-J)	1	P25A-1; P25B-1; P25C-1; P25D-1; P25E-1; P25F-1; P25G-1; P25H-1; P25I-1; P25J-1
	2	P25A-2; P25B-2; P25C-2; P25D-2; P25E-2; P25F-2; P25G-2; P25H-2; P25I-2; P25J-2
	4	P25A-4; P25B-4; P25C-4; P25D-4; P25E-4; P25F-4; P25G-4; P25H-4; P25I-4; P25J-4
	6	P25A-6; P25B-6; P25C-6; P25D-6; P25E-6; P25F-6; P25G-6; P25H-6; P25I-6; P25J-6
	8	P25A-8; P25B-8; P25C-8; P25D-8; P25E-8; P25F-8; P25G-8; P25H-8; P25I-8; P25J-8
	10	P25A-10; P25B-10; P25C-10; P25D-10; P25E-10; P25F-10; P25G-10; P25H-10; P25I-10; P25J-10
50 (A-J)	1	P50A-1; P50B-1; P50C-1; P50D-1; P50E-1; P50F-1; P50G-1; P50H-1; P50I-1; P50J-1

	2	P50A-2; P50B-2; P50C-2; P50D-2; P50E-2; P50F-2; P50G-2; P50H-2; P50I-2; P50J-2
	4	P50A-4; P50B-4; P50C-4; P50D-4; P50E-4; P50F-4; P50G-4; P50H-4; P50I-4; P50J-4
	6	P50A-6; P50B-6; P50C-6; P50D-6; P50E-6; P50F-6; P50G-6; P50H-6; P50I-6; P50J-6
	8	P50A-8; P50B-8; P50C-8; P50D-8; P50E-8; P50F-8; P50G-8; P50H-8; P50I-8; P50J-8
	10	P50A-10; P50B-10; P50C-10; P50D-10; P50E-10; P50F-10; P50G-10; P50H-10; P50I-10; P50J-10
75 (A-J)	1	P75A-1; P75B-1; P75C-1; P75D-1; P75E-1; P75F-1; P75G-1; P75H-1; P75I-1; P75J-1
	2	P75A-2; P75B-2; P75C-2; P75D-2; P75E-2; P75F-2; P75G-2; P75H-2; P75I-2; P75J-2
	4	P75A-4; P75B-4; P75C-4; P75D-4; P75E-4; P75F-4; P75G-4; P75H-4; P75I-4; P75J-4
	6	P75A-6; P75B-6; P75C-6; P75D-6; P75E-6; P75F-6; P75G-6; P75H-6; P75I-6; P75J-6
	8	P75A-8; P75B-8; P75C-8; P75D-8; P75E-8; P75F-8; P75G-8; P75H-8; P75I-8; P75J-8
10	P75A-10; P75B-10; P75C-10; P75D-10; P75E-10; P75F-10; P75G-10; P75H-10; P75I-10; P75J-10	
100 (A-J)	1	P100A-1; P100B-1; P100C-1; P100D-1; P100E-1; P100F-1; P100G-1; P100H-1; P100I-1; P100J-1
	2	P100A-2; P100B-2; P100C-2; P100D-2; P100E-2; P100F-2; P100G-2; P100H-2; P100I-2; P100J-2
	4	P100A-4; P100B-4; P100C-4; P100D-4; P100E-4; P100F-4; P100G-4; P100H-4; P100I-4; P100J-4
	6	P100A-6; P100B-6; P100C-6; P100D-6; P100E-6; P100F-6; P100G-6; P100H-6; P100I-6; P100J-6
	8	P100A-8; P100B-8; P100C-8; P100D-8; P100E-8; P100F-8; P100G-8; P100H-8; P100I-8; P100J-8
10	P100A-10; P100B-10; P100C-10; P100D-10; P100E-10; P100F-10; P100G-10; P100H-10; P100I-10; P100J-10	

125 (A-J)	1	P125A-1; P125B-1; P125C-1; P125D-1; P125E-1; P125F-1; P125G-1; P125H-1; P125I-1; P125J-1
	2	P125A-2; P125B-2; P125C-2; P125D-2; P125E-2; P125F-2; P125G-2; P125H-2; P125I-2; P125J-2
	4	P125A-4; P125B-4; P125C-4; P125D-4; P125E-4; P125F-4; P125G-4; P125H-4; P125I-4; P125J-4
	6	P125A-6; P125B-6; P125C-6; P125D-6; P125E-6; P125F-6; P125G-6; P125H-6; P125I-6; P125J-6
	8	P125A-8; P125B-8; P125C-8; P125D-8; P125E-8; P125F-8; P125G-8; P125H-8; P125I-8; P125J-8
	10	P125A-10; P125B-10; P125C-10; P125D-10; P125E-10; P125F-10; P125G-10; P125H-10; P125I-10; P125J-10

Os conjuntos de dados (exemplos) gerados aleatoriamente, estão disponíveis no endereço www.petroleo.ufri.br/lorde, ou diretamente em contato com o autor⁷.

Considerações de unidades e Valores de HP

Nos conjuntos de dados criados, os valores da perda de vazão ([P]) estão na unidade $(\text{m}^3/\text{dia})/10$, pois os valores de entradas foram multiplicados por 10 para que se tornassem valores inteiros no software. Já os valores de tempos de intervenção ([DELTA]) estão na unidade dia/2, ou seja, como os valores são múltiplos de 0,5, ele foram multiplicados por 2 para se tornarem inteiros. Uma vez que a dificuldade do problema aumenta com o horizonte de planejamento (HP), em especial quando for utilizado o GRASP, é conveniente utilizar uma escala que gere valores inteiros de menor grandeza, por isso multiplica-se por 2 ou invés de 10 como nos valores de perda de vazão. Veja na Tabela 13 um exemplo para ilustrar a situação.

⁷ No e-mail: lrcosta@gmail.com

Tabela 13 – Exemplo de conversões realizadas nos parâmetros P_i e $Delt_i$ para entrada no SPOIS.

Poço	1	2	3	4	5	6	...	24	25
Pi Gerado (m^3/dia)	0,5	12,7	0,5	4,7	13,9	34,4	...	4,1	0,8
Pi Convertido (x10)	5	127	5	47	139	344	...	41	8
Delti Gerado (dias)	3,5	1,0	1,5	1,0	3,0	1,0	...	0,5	4,5
Delti Convertido (x2)	7	2	3	2	6	2	...	1	9

A Figura 34, abaixo, mostra a janela do arquivo texto de entrada no software SPOIS para o problema P25A-2.

```

P25A.ini - Bloco de notas
Arquivo Editar Formatar Exibir Ajuda
[NMAQ]
2
[HP]
1,09
[NPOCOS]
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25
[P]
5 127 5 47 139 344 1 28 465 109 3 18 18 5 149 10 77 259 18 29 444 9 11 41 8
[DELT]
7 2 3 2 6 2 2 7 2 9 5 4 7 4 1 4 6 4 7 3 1 7 4 1 9
[Di]
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
[Df]
-1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1
    
```

Figura 34 – Exemplo do arquivo de entrada para o software SPOIS para o problema P25A-2

Os valores de $[Di]$ estão iguais à zero, uma vez que a data de início de serviço em todos os poços é imediata. O Valor -1 em $[Df]$ é entendido como HP no software SPOIS, deixando o tempo de término o mais aberto possível.

No que tange resolver as instâncias através das heurísticas, o valor de HP não acarreta alterações perceptíveis nos tempos de execução das rotinas. Se determinarmos valores pequenos para HP, em relação à dimensão dos tempos de intervenção do problema, ocorrem casos em que não há solução factível. Portanto, estabeleceu-se uma forma empírica, automática, de se determinar um valor conveniente para HP de forma a garantir que sempre houvesse solução, dado que

nesta fase de teste o software executava varias rodadas automaticamente, sem intervenção do operador.

Analisando um cenário inicial, quando dispomos de uma única sonda ($m=1$), o tempo mínimo necessário para encerrar os serviços é a soma de todos os valores de tempos

de intervenção ($Delt_i$), logo $HP_1 = \sum_{i=1}^{NPOCOS} Delt_i$. Como estamos, neste momento,

trabalhando sem restrições de janela de tempo, é de se esperar que quando passamos a dispor de m sondas, a duração dos serviços ficará próxima de (HP_1 / m) . Caso, os valores de $Delt_i$ fossem todos iguais a média, o valor de HP seria igual a $HP_{teo}(m)$, onde $HP_{teo}(m) = \lceil HP_1/m \rceil$, para $m \in \mathbb{N}^+$, observando que HP_{teo} é inteiro e nunca inferior à $\max\{Delt_i\}$

Como a premissa dos valores serem uniformes não é verdade propomos uma função para HP que decresça como a $HP_{teo}(m)$, porem desloca para cima para cobrir a variância dos dados. Propomos, empiricamente, uma função $HP_{emp}(m) = K*HP_{teo}$, para $m \in \mathbb{N}$; $m>1$. A constante K, confortável, sugerida é $K=2$;

Para o caso do problema P25A, o valor de HP_1 é 109. O Gráfico 6, mostra como se comportam as funções $HP_{teo}(m)$ e $HP_{emp}(m)$.

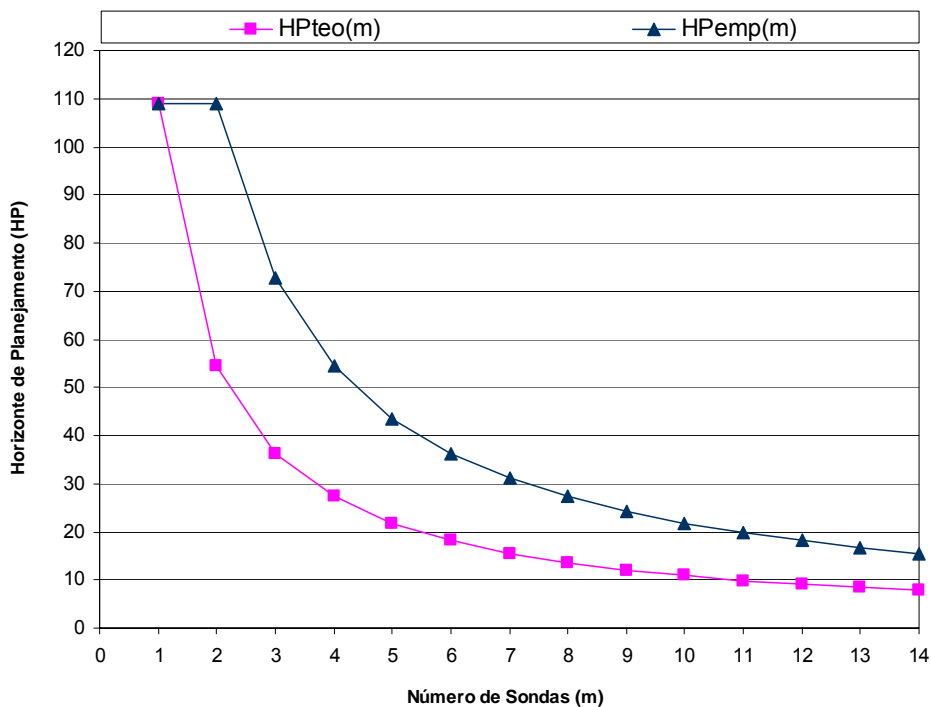


Gráfico 6 – Comparação entre as curvas das funções $HP_{teo}(m)$ e $HP_{emp}(m)$

7.3. RESULTADOS DA PRIMEIRA ETAPA – DADOS ARTIFICIAIS

Cada uma das 300 instâncias geradas, conforme mostrado na seção 7.2, foram resolvidas, por cada uma das duas heurísticas propostas, em seus três respectivos possíveis critérios. São eles HMPT1, HMPT2, HMPT3, HMD1, HMD2, HMD3. Após 1800 execuções no *software* SPOIS, os resultados foram agrupados em tabelas por grupo e estão localizadas no Apêndice I. As tabelas apresentam, para cada instância:

- O valor do limite inferior calculado;
- As soluções encontradas pelas heurísticas, na forma do valor da FO em $m^3/20$. Por exemplo, nas tabelas de resultados, um valor de FO igual 1000 representa uma perda de captação de $50m^3$ ($1000/20$)
- Melhor Solução encontrada;

7.3.1. Grupo 25 poços

Além das soluções das seis soluções heurísticas, as instâncias do grupo 25 puderam ser resolvidas, também, pelo solver CPLEX 9.0 da ILOG. Conhecendo a solução ótima destas instâncias é possível fazer análises do GAP em relação à estes valores. A Tabela 36, no Apêndice I, mostra os resultados obtidos (valor da FO) pelas duas heurísticas HMPT e HMD em seu três critérios propostos, os valores de limite inferior calculados, e os valores ótimos encontrados pelo CPLEX 9.0.

Tabela 14 – Resumo dos Resultados do grupo 25

	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3
Quantidade de Vitórias	4	30	0	24	30	27
Percentual de Vitórias	6,7%	50,0%	0,0%	40,0%	50,0	45,0%
Vitórias Exclusivas	0	0	0	9	0	16

Como pode ser notado na Tabela 14, o critério 2 utilizado tanto na HMTP como na HMD produzem melhores resultados com maior frequência. Em 50% das instâncias resolvidas no grupo 25 este critério obteve a melhor solução dentre as heurísticas

propostas. No grupo 25, as heurísticas HMPT2 e HMD2 em todos os casos encontraram valores iguais.

O valor do GAP foi calculado usando a seguinte relação: $GAP = (FO - X^*) / X^*$, onde X^* é a solução ótima encontrada pelo CPLEX 9. Os valores de GAP para as instâncias do grupo 25 estão na Tabela 15

Tabela 15 – GAPs (%) das heurísticas em relação ao CPLEX 9.0

Instância	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor (em Conjunto)
P25A-1	7,93%	0,00%	116,72%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25A-2	4,19%	0,56%	86,77%	0,92%	0,56%	1,70%	0,56%
P25A-4	1,29%	0,51%	40,87%	0,35%	0,51%	0,56%	0,35%
P25A-6	0,68%	1,27%	23,55%	0,68%	1,27%	0,78%	0,68%
P25A-8	0,03%	1,25%	7,86%	0,03%	1,25%	0,22%	0,03%
P25A-10	0,10%	0,71%	3,95%	0,10%	0,71%	0,38%	0,10%
P25B-1	16,95%	0,00%	46,40%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25B-2	14,32%	0,08%	37,99%	0,47%	0,08%	0,34%	0,08%
P25B-4	4,23%	1,01%	28,49%	1,27%	1,01%	0,68%	0,68%
P25B-6	2,30%	1,25%	19,21%	0,50%	1,25%	0,04%	0,04%
P25B-8	1,01%	0,13%	10,01%	0,89%	0,13%	0,38%	0,13%
P25B-10	1,15%	0,08%	6,35%	0,16%	0,08%	0,16%	0,08%
P25C-1	8,94%	0,00%	27,90%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25C-2	7,33%	0,41%	23,99%	0,11%	0,41%	0,24%	0,11%
P25C-4	5,42%	1,38%	13,43%	0,14%	1,38%	0,29%	0,14%
P25C-6	3,30%	1,02%	5,91%	0,37%	1,02%	0,15%	0,15%

Instância	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor (em Conjunto)
P25C-8	0,88%	1,28%	4,90%	0,09%	1,28%	0,25%	0,09%
P25C-10	0,40%	1,59%	2,89%	0,12%	1,59%	0,12%	0,12%
P25D-1	10,25%	0,00%	19,05%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25D-2	2,19%	0,08%	8,50%	0,05%	0,08%	0,79%	0,05%
P25D-4	1,13%	0,08%	6,41%	0,18%	0,08%	0,16%	0,08%
P25D-6	0,44%	0,07%	3,80%	0,30%	0,07%	0,33%	0,07%
P25D-8	0,37%	0,17%	2,59%	0,19%	0,17%	0,10%	0,10%
P25D-10	0,21%	0,06%	1,87%	0,11%	0,06%	0,12%	0,06%
P25E-1	16,69%	0,00%	97,33%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25E-2	11,57%	0,01%	84,65%	0,37%	0,01%	0,16%	0,01%
P25E-4	6,24%	0,69%	56,36%	1,03%	0,69%	1,21%	0,69%
P25E-6	2,59%	1,35%	32,74%	1,50%	1,35%	0,62%	0,62%
P25E-8	1,09%	1,18%	21,50%	0,76%	1,18%	0,14%	0,14%
P25E-10	0,97%	1,79%	6,58%	0,73%	1,79%	0,47%	0,47%
P25F-1	9,72%	0,00%	32,99%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25F-2	7,23%	0,05%	29,15%	0,26%	0,05%	0,09%	0,05%
P25F-4	3,04%	0,13%	19,78%	0,53%	0,13%	0,46%	0,13%
P25F-6	1,89%	0,39%	20,45%	1,26%	0,39%	0,53%	0,39%
P25F-8	1,96%	0,51%	8,88%	0,27%	0,51%	0,10%	0,10%
P25F-10	1,62%	0,57%	4,55%	0,83%	0,57%	0,35%	0,35%
P25G-1	10,20%	0,00%	32,40%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25G-2	7,51%	0,50%	27,41%	0,13%	0,50%	0,12%	0,12%

Instância	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor (em Conjunto)
P25G-4	5,37%	0,46%	18,70%	0,67%	0,46%	0,39%	0,39%
P25G-6	3,52%	0,12%	11,39%	0,72%	0,12%	0,45%	0,12%
P25G-8	0,69%	0,16%	8,53%	0,27%	0,16%	0,28%	0,16%
P25G-10	0,26%	0,09%	8,90%	0,26%	0,09%	0,43%	0,09%
P25H-1	10,65%	0,00%	36,96%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25H-2	7,93%	0,15%	32,66%	0,23%	0,15%	1,02%	0,15%
P25H-4	5,10%	0,53%	21,72%	0,69%	0,53%	0,67%	0,53%
P25H-6	3,77%	0,84%	13,88%	0,77%	0,84%	0,37%	0,37%
P25H-8	3,19%	0,49%	9,06%	0,67%	0,49%	0,82%	0,49%
P25H-10	1,68%	1,23%	6,79%	0,86%	1,23%	0,64%	0,64%
P25I-1	9,65%	0,00%	52,38%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25I-2	7,43%	0,10%	22,39%	0,39%	0,10%	0,09%	0,09%
P25I-4	4,15%	0,22%	17,49%	0,31%	0,22%	0,25%	0,22%
P25I-6	2,62%	0,36%	9,67%	0,35%	0,36%	0,32%	0,32%
P25I-8	0,53%	0,38%	6,39%	0,21%	0,38%	0,46%	0,21%
P25I-10	0,33%	0,56%	4,24%	0,03%	0,56%	0,10%	0,03%
P25J-1	9,31%	0,00%	56,53%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
P25J-2	7,10%	0,06%	42,85%	0,39%	0,06%	0,73%	0,06%
P25J-4	3,00%	0,46%	32,21%	0,15%	0,46%	1,04%	0,15%
P25J-6	2,41%	0,49%	17,91%	0,12%	0,49%	0,10%	0,10%
P25J-8	0,17%	0,62%	13,15%	0,11%	0,62%	0,20%	0,11%
P25J-10	0,12%	0,96%	7,90%	0,12%	0,96%	0,18%	0,12%

Instância	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor (em Conjunto)
Resumo							
Menor GAP	0,03%	0,00%	1,87%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Maior GAP	16,95%	1,79%	116,72%	1,50%	1,79%	1,70%	0,69% ⁸
Média	4,44%	0,57%	24,60%	0,44%	0,57%	0,41%	0,19% ⁹
Desv Padr	4,29%	0,48%	24,15%	0,36%	0,48%	0,33%	0,20% ¹⁰

Os valores de GAP para cada heurística e critério foram agrupados na forma de histogramas. Os histogramas permitem avaliar a qualidade das soluções, bem como a sua uniformidade.

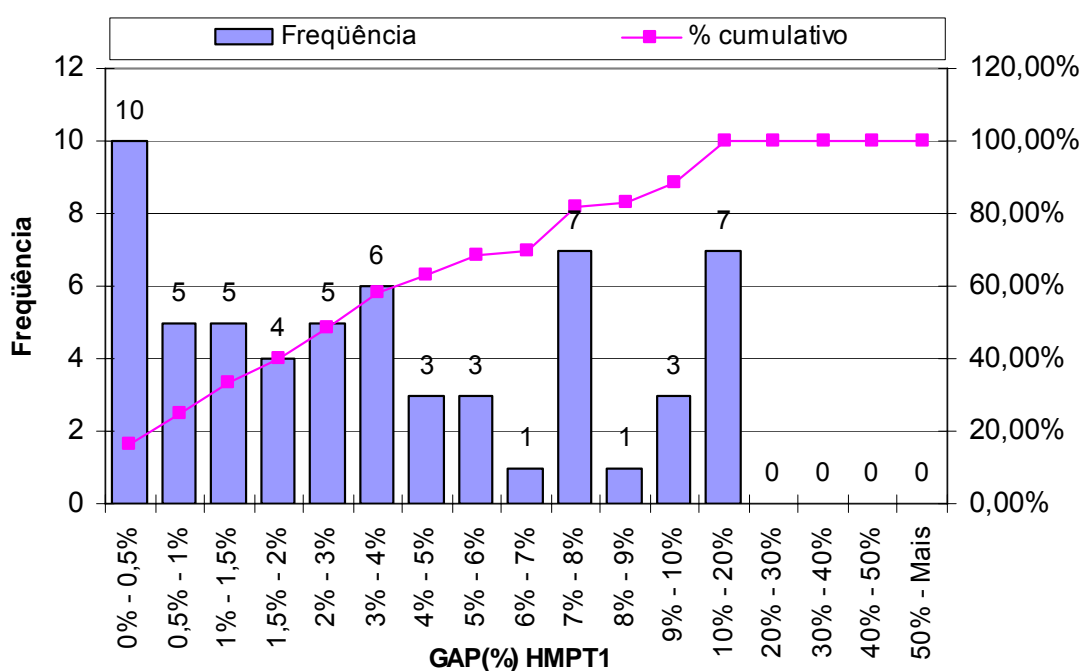


Gráfico 7 – Histograma do GAP (%) em relação ao CPLEX 9 para a HMPT1.

⁸ Para a instância P25E-4

⁹ Média dos valores da Coluna: Melhor (em conjunto)

¹⁰ Desvio padrão dos valores da Coluna: Melhor (em conjunto)

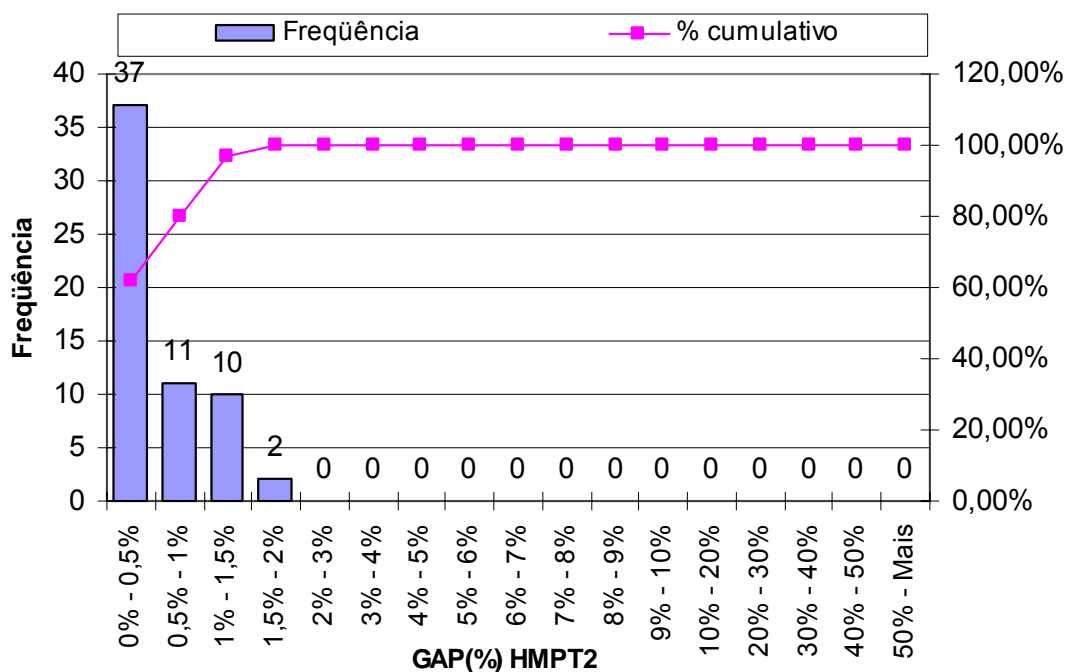


Gráfico 8 – Histograma do GAP (%) em relação ao CPLEX 9 para a HMPT2.

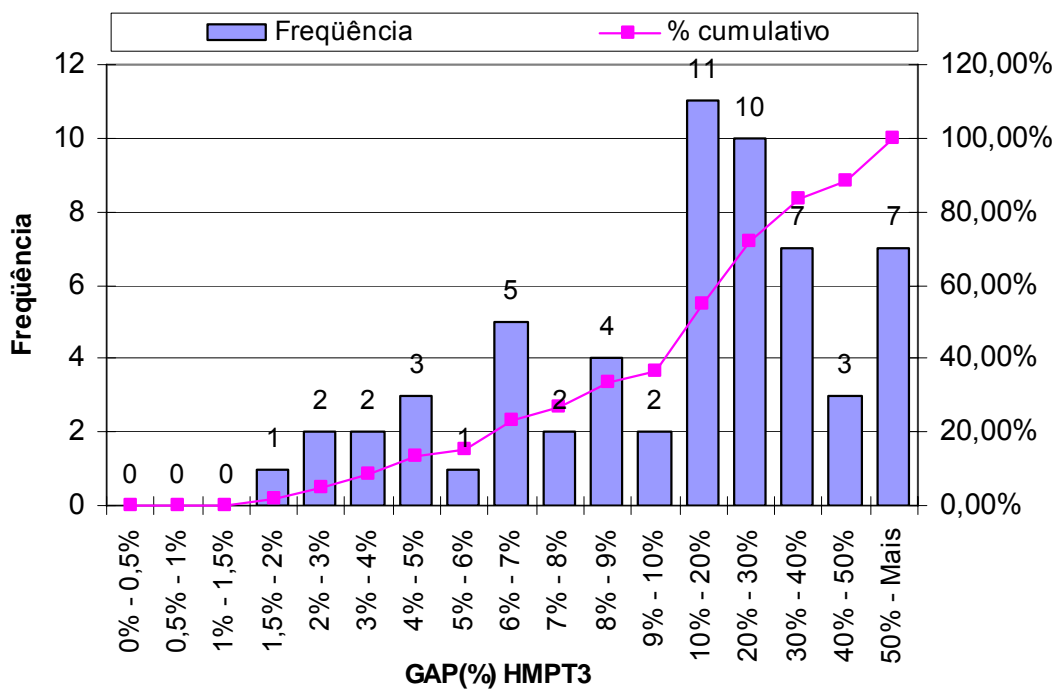


Gráfico 9 – Histograma do GAP (%) em relação ao CPLEX 9 para a HMPT3.

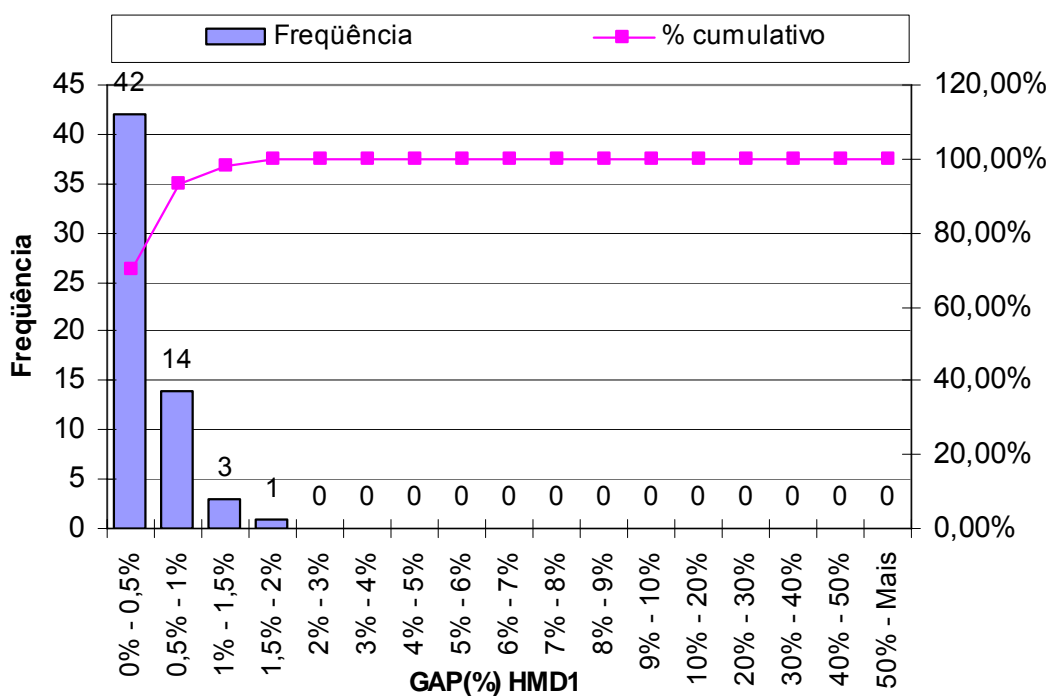


Gráfico 10 – Histograma do GAP (%) em relação ao CPLEX 9 para a HMD1.

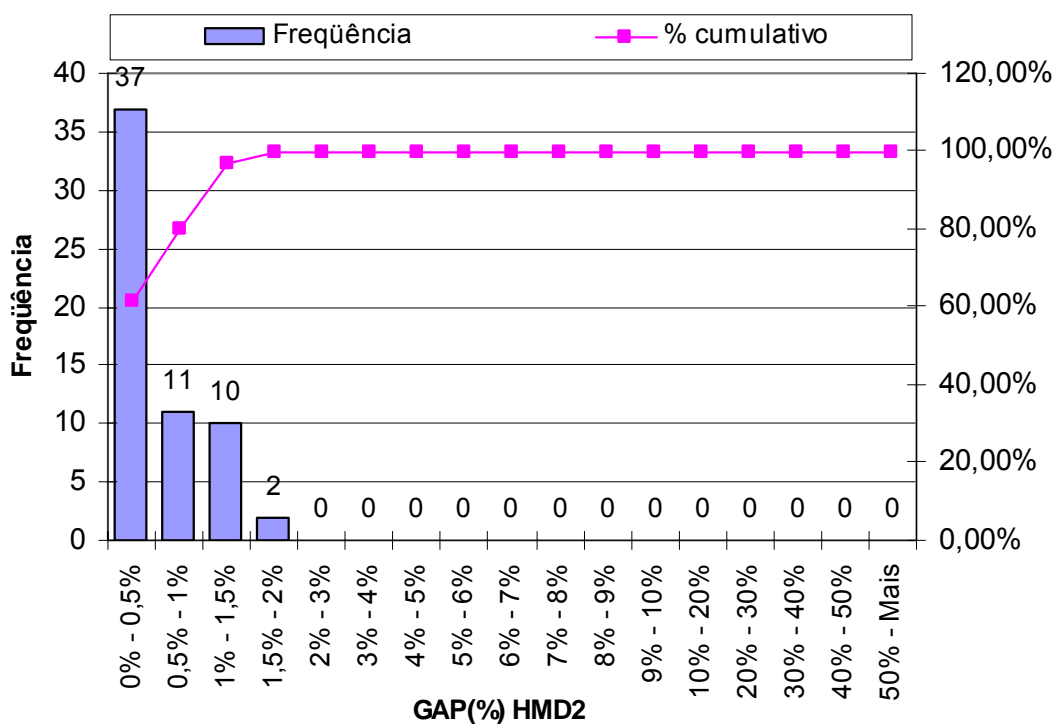


Gráfico 11 – Histograma do GAP (%) em relação ao CPLEX 9 para a HMD2.

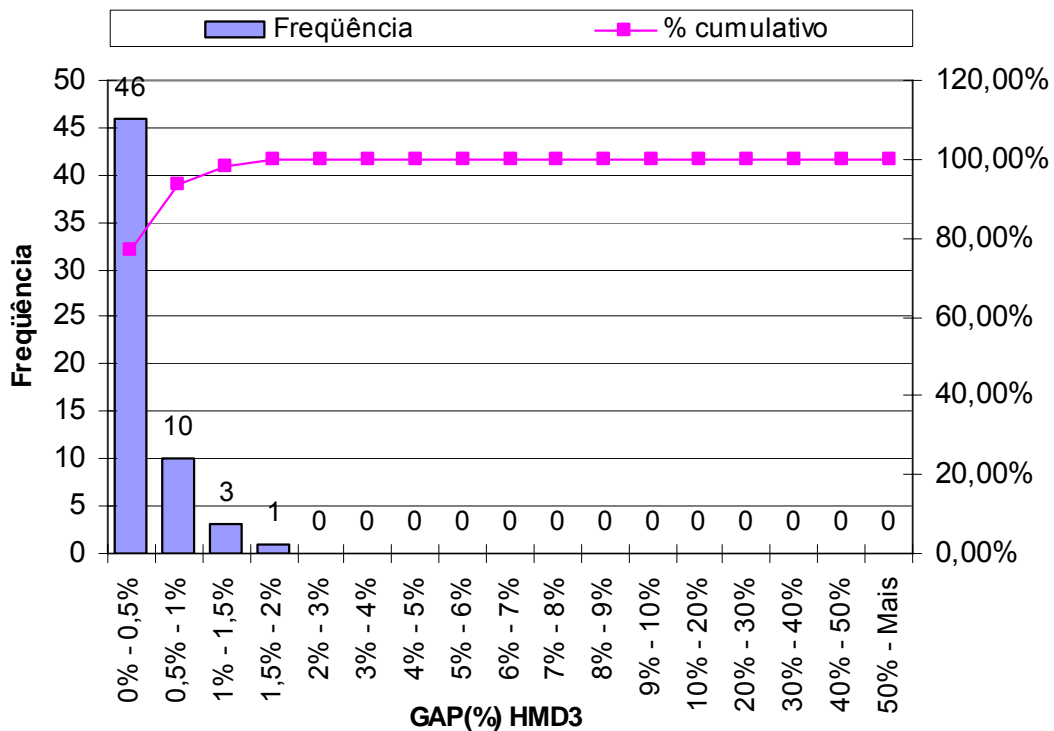


Gráfico 12 – Histograma do GAP (%) em relação ao CPLEX 9 para a HMD3.

Os resultados ao serem comparados com a solução ótima encontrada pelo solver CPLEX 9, se mostraram bastantes satisfatórios, com exceção da HMPT1 e da HMPT3. As demais heurísticas (HMPT2, HMD1, HMD2 e HMD3) em todos as instâncias resolvidas no grupo 25, obtiveram resultados que não excederam a mais que 1,79% do valor ótimo, tendo uma média que não excedeu 0,57%.

Analisando os melhores resultados das heurísticas em conjunto, ao final da Tabela 15, percebemos que o maior GAP encontrado foi de 0,69%, a média dos GAPs fora 0,19% com desvio padrão de 0,20%.

Os casos em que o GAP foi 0% foram nas instâncias resolvidas para uma máquina, onde as heurísticas HMPT2, e as HMDs sempre encontram a solução ótima.

7.3.2. Grupo 50 poços

As instâncias do grupo 50, e as dos demais grupos, já não puderam ser resolvidas pelo solver CPLEX 9.0 da ILOG, em tempo viável. A Tabela 37, no Apêndice I, mostra os resultados obtidos (valor da FO) pelas duas heurísticas HMPT e HMD em seu três critérios propostos, os valores de limite inferior calculados.

Tabela 16 – Resumo dos Resultados do grupo 50

	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3
Quantidade de vitórias	0	29	0	21	31	26
Percentual de Vitórias	0,0%	48,3%	0,0%	35,0%	51,7%	43,3%
Quant. de Vitórias Exclusivas	0	0	0	12	2	17

Como pode ser notado na Tabela 16, o critério 2 utilizado tanto na HMTP como na HMD produzem melhores resultados com maior frequência. A HMPT2 em 48,3% das instâncias resolvidas no grupo 50 este critério obteve a melhor solução dentre as heurísticas propostas, já a HMD2 obteve 51,7% de vitórias. No grupo 125, as heurísticas HMPT2 e HMD2 obtiveram percentuais diferentes de vitórias, provando que nem sempre as duas heurísticas neste critério comum encontram a mesma solução, veja as instâncias P50E-2 e P50E-4.

7.3.3. Grupo 75 poços

A Tabela 38, no Apêndice I, mostra os resultados obtidos (valor da FO) pelas duas heurísticas HMPT e HMD em seu três critérios propostos, os valores de limite inferior calculados.

Tabela 17 – Resumo dos Resultados do grupo 75

	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3
Quantidade de vitórias	0	46	0	14	46	20
Percentual de Vitórias	0,0%	76,7%	0,0%	23,3%	76,7%	33,3%
Quant. de Vitórias Exclusivas	0	0	0	4	0	10

Como pode ser notado na Tabela 17, o critério 2 utilizado tanto na HMTP como na HMD produzem melhores resultados com maior frequência. Em 76,7% das instâncias resolvidas no grupo 75 este critério obteve a melhor solução dentre as heurísticas

propostas. No grupo 75, as heurísticas HMPT2 e HMD2 em todos os casos encontraram valores iguais.

7.3.4. Grupo 100 poços

A Tabela 39, no Apêndice I, mostra os resultados obtidos (valor da FO) pelas duas heurísticas HMPT e HMD em seu três critérios propostos, os valores de limite inferior calculados.

Tabela 18 – Resumo dos Resultados do grupo 100

	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3
Quantidade de vitórias	0	44	0	12	44	24
Percentual de Vitórias	0,0%	73,3%	0,0%	20,0%	73,3%	40,0%
Quant. de Vitórias Exclusivas	0	0	0	2	0	14

Como pode ser notado na Tabela 18 , o critério 2 utilizado tanto na HMTP como na HMD produzem melhores resultados com maior frequência. Em 73,3% das instâncias resolvidas no grupo 100 este critério obteve a melhor solução dentre as heurísticas propostas. No grupo 100, as heurísticas HMPT2 e HMD2 em todos os casos encontraram valores iguais.

7.3.5. Grupo 125 poços

A Tabela 40, no Apêndice I, mostra os resultados obtidos (valor da FO) pelas duas heurísticas HMPT e HMD em seu três critérios propostos, os valores de limite inferior calculados.

Tabela 19 – Resumo dos Resultados do grupo 125

	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3
Quantidade de vitórias	0	44	0	16	45	19
Percentual de Vitórias	0,0%	73,3%	0,0%	26,7%	75,0%	31,7%
Quant. de Vitórias Exclusivas	0	0	0	6	1	9

Como pode ser notado na **Erro! Fonte de referência não encontrada.** e na Tabela 19, o critério 2 utilizado tanto na HMTP como na HMD produzem melhores resultados com maior frequência. A HMPT2 em 73,3% das instâncias resolvidas no grupo 125 este critério obteve a melhor solução dentre as heurísticas propostas, já a HMD2 obteve 75% de vitórias. No grupo 125, as heurísticas HMPT2 e HMD2 obtiveram percentuais diferentes de vitórias, provando que nem sempre as duas heurísticas neste critério comum encontram a mesma solução, veja a instância P125H-10.

7.4. RESUMO DOS RESULTADOS DA PRIMEIRA ETAPA

A Tabela 20 reúne os resultados das tabelas de resumo dos grupos 25, 50, 75, 100 e 125 para facilitar a compreensão dos resultados.

Tabela 20 – Resumo das vitórias em todos os grupos.

	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3
Grupo 25	4	30	0	24	30	27
Grupo 50	0	29	0	21	31	26
Grupo 75	0	46	0	14	46	20
Grupo 100	0	44	0	12	44	24
Grupo 125	0	44	0	16	45	19
Total	4	193	0	87	196	116
% de Vitória	1,33%	64,33%	0,00%	29,00%	65,33%	38,67%

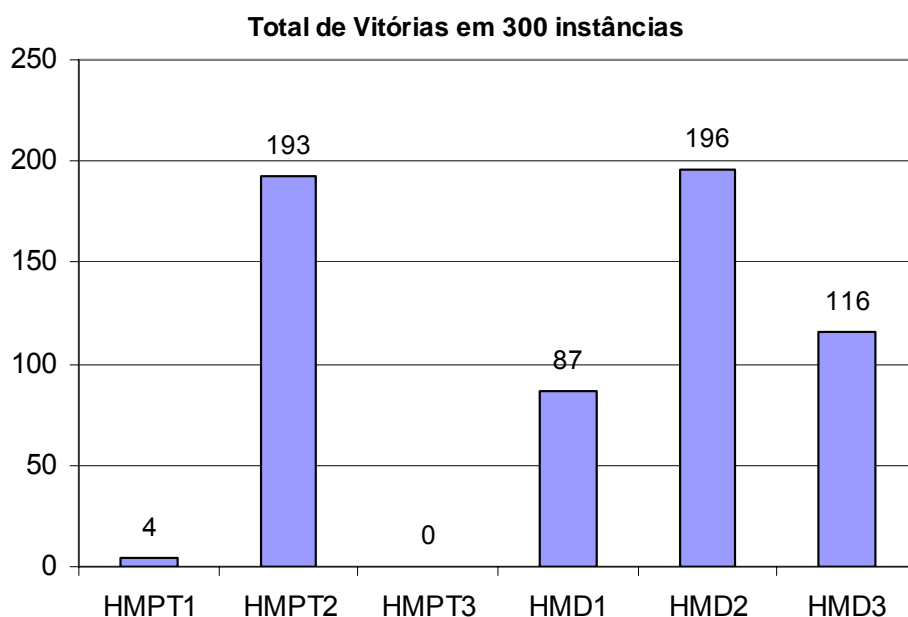


Gráfico 13 – Quantidade de vitórias em 300 instâncias

Analisando o Gráfico 13, notamos imediatamente os melhores resultados do critério 2. Tanto na HMPT como na HMD a utilização deste critério produz melhores resultados com maior frequência.

A heurística HMD obteve 339 sucessos ($87+196+116$) contra 197 ($4+193+0$) da HMPT, o que indica que a performance da HMD é superior à da HMPT.

Apesar da grande frequência de vitórias da HMPT2 e HMD2 elas não podem ser consideradas imbatíveis em relação às demais heurísticas. Quando analisamos sobre a ótica de vitórias exclusivas (Tabela 21 e Gráfico 14), ou seja, quando uma heurística vence sem concorrência, notamos que a HMD1 (9 vitórias) e HMD3 (16 vitórias) são capazes de produzir resultados melhores que HMPT2 e MHD2. A recíproca também é verdadeira, apesar da HMPT2 e HMD2 não possuírem vitórias exclusivas, há situações (P25A-6, 8, 10 e outras) em que ambas, juntas, vencem todas as demais. O fato da HMPT2 e da HMD2 quase sempre encontrarem os mesmos resultados desfavorece seus desempenhos nesta análise.

Tabela 21 – Resumo das Vitórias exclusivas em todos os grupos

	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3
Grupo 25	0	0	0	9	0	16
Grupo 50	0	0	0	12	2	17
Grupo 75	0	0	0	4	0	10
Grupo 100	0	0	0	2	0	14
Grupo 125	0	0	0	6	1	9
Total	0	0	0	33	3	66

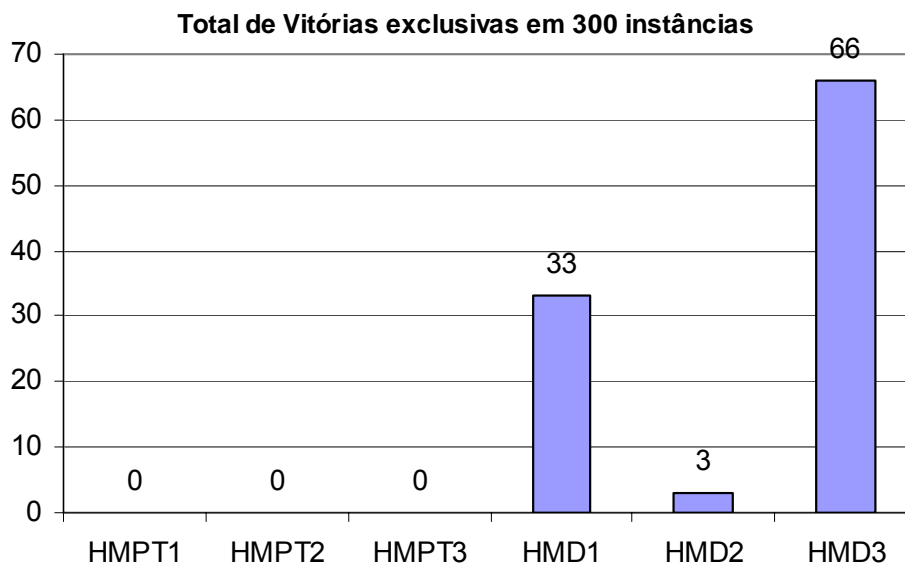


Gráfico 14 – Quantidade de vitórias exclusivas em 300 instâncias

As conclusões discutidas, a partir dos resultados obtidos, nos leva, em resumo, às seguintes:

- A utilização do critério 2 ($P_i/\Delta t_i$) como método de priorização obtém melhores resultados com maior frequência;
- Em todas as 300 instâncias testadas, em todos os critérios testados, a HMD sempre encontrar resultado melhor ou igual à HMPT. Portanto, a utilização da HMPT não é justificável pois nunca encontra resultado melhor. Com relação ao

tempo de execução, ambas trabalham em tempo relativamente próxima sendo a diferença considerada desprezível.

Partindo do pressuposto que a utilização da HMPT é desnecessária, a análise de vitórias exclusivas entre os critérios da HMD fica conforme a Tabela 22.

Tabela 22 – Resumo das Vitórias exclusivas em todos os grupos apenas para a HMD

	HMD1	HMD2	HMD3
Grupo 25	13	20	16
Grupo 50	12	22	17
Grupo 75	4	36	10
Grupo 100	2	34	14
Grupo 125	6	35	9
Total	37	147	66

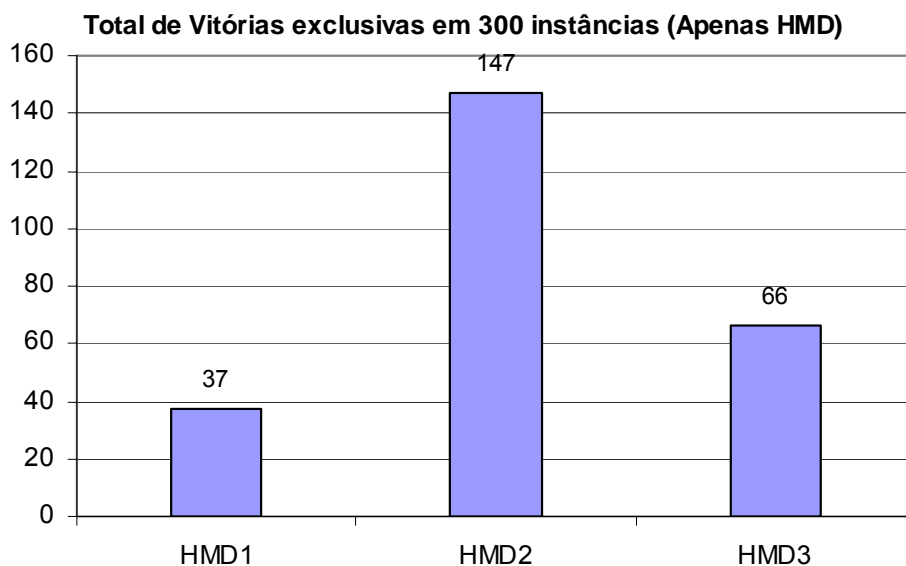


Gráfico 15 – Quantidade de vitórias exclusivas em 300 instâncias (apenas HMD)

- Nenhum dos critérios podem ser descartados a priori na HMD, pois todos eles, em algum instante, podem obter solução melhor que os demais.

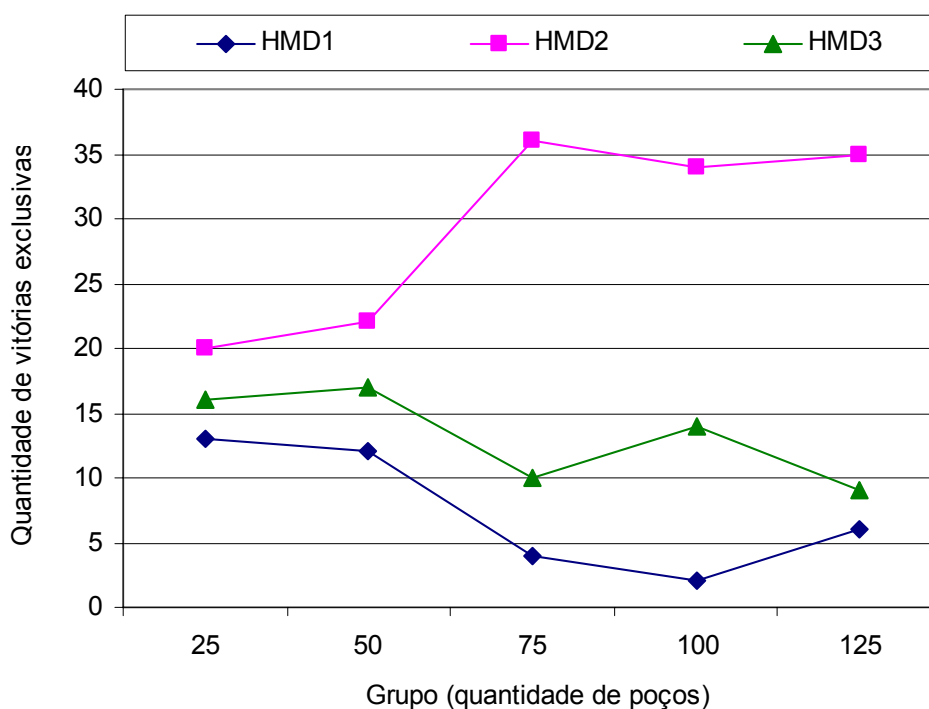


Gráfico 16 – Quantidade de vitórias exclusivas por grupo (apenas HMD)

- Podemos especular que à medida que a dificuldade do problema aumenta, ou seja, aumenta a quantidade de poços, o critério 2 passa obter mais vitorioso que os demais.
- No que diz respeito a qualidade das soluções geradas, o estudo dos GAPs feito no grupo 25 mostra que, em relação a solução ótima as soluções encontradas foram bastante eficientes encontrados valores bastantes satisfatórios de GAP.
- Apenas para o grupo 25 foi possível encontrar solução ótima em tempo hábil. Para os demais grupos o CPLEX rodou por 5 dias ininterruptamente e obteve solução apenas para uma instância a P50A-2 com valor ótimo de 66904. A melhor solução heurística encontrada foi 66920, cujo GAP é de 0,024%. Tendo apenas uma única instância resolvida para o grupo 50, não podemos tirar grandes conclusões da qualidade dos GAPs para problemas maiores.

7.5. PARÂMETROS PARA O GRASP

O GRASP possui três parâmetros configuráveis que determinam a eficiência de sua execução. Este parâmetros são os parâmetros α , quantidade máxima de iterações (*MAXITER*) e a escolha da função gulosa mais apropriada.

Com o intuito de conhecer melhor estes parâmetros, detectar sua implicância na eficiência geral do GRASP, e descobrir como se determinar seus melhores valores, foram estabelecidas sistemáticas de aprendizado para cada um dos três parâmetro. A estratégia baseia-se em resolver algumas instâncias do problema, variando-se o objeto de aprendizado e mantendo fixo os demais.

7.5.1. Parâmetro α

O primeiro parâmetro estudado foi o parâmetro α . O valor de α é um valor real que varia de 0 a 1, e, influencia diretamente na criação da lista restrita de candidatos (LRC) usados no GRASP. O caso de $\alpha=0$ corresponde a um algoritmo puramente guloso, enquanto $\alpha=1$ é equivalente a uma construção aleatória, como visto na seção 5.1.

Com um número máximo de iterações fixo, e constante para todos as instâncias, fez-se variar o valor de α de 0 à 1 em incrementos de 0,1 em 10 instâncias do problema. Ou seja, cada instância foi resolvida 11 vezes com valores diferentes de α . A função gulosa utilizada foi a Função Gulosa 1: FO. A Tabela 23 apresenta estes resultados.

Tabela 23 – Valores de FO variando α .

Instância	$\alpha = 0$	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,2$	$\alpha = 0,3$	$\alpha = 0,4$	$\alpha = 0,5$	$\alpha = 0,6$	$\alpha = 0,7$	$\alpha = 0,8$	$\alpha = 0,9$	$\alpha = 1$	Menor FO
P25A-2	116157	19206	21195	22346	21683	25284	25666	25635	23948	24900	25286	19206
P25A-4	57895	11333	11728	12649	12325	13729	14328	14343	15599	15408	15729	11333
P25A-6	38463	9083	9537	9854	9871	10449	9737	10610	10488	10041	10291	9083
P25A-8	28165	8069	8171	8151	8579	8998	8554	8533	8782	9058	8852	8069
P25A-10	21362	7540	7598	7818	7814	8034	7944	7953	7835	7907	8113	7540
P50A-2	348399	84076	86725	100894	102565	107134	109064	110376	123628	116511	116478	84076
P50A-4	177599	47219	50142	52668	56423	58450	59615	63336	57708	61250	57660	47219
P50A-6	120921	34075	35988	37782	37576	38695	43943	43150	42046	45915	42531	34075
P50A-8	92167	28296	29913	31403	32699	33612	34865	34513	32583	37279	33955	28296
P50A-10	75276	24488	25751	27172	27223	27423	29692	29255	29593	29326	31306	24488

* Os valores em negrito correspondem ao menor valor de FO.

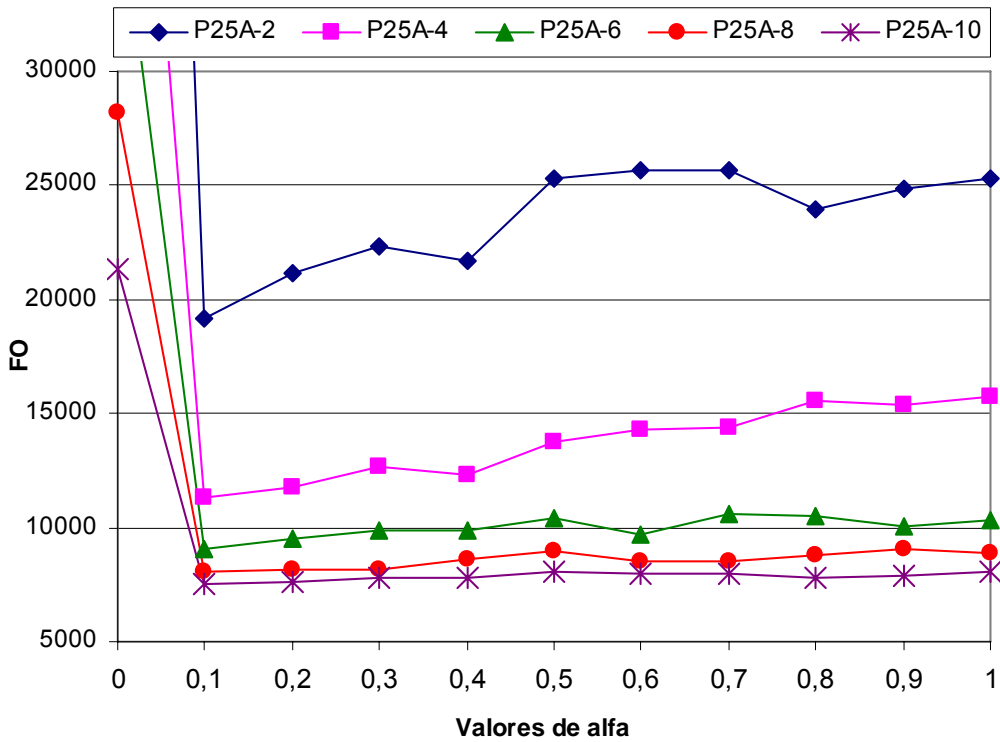


Gráfico 17 – Valores de FO variando α - Instâncias P25.

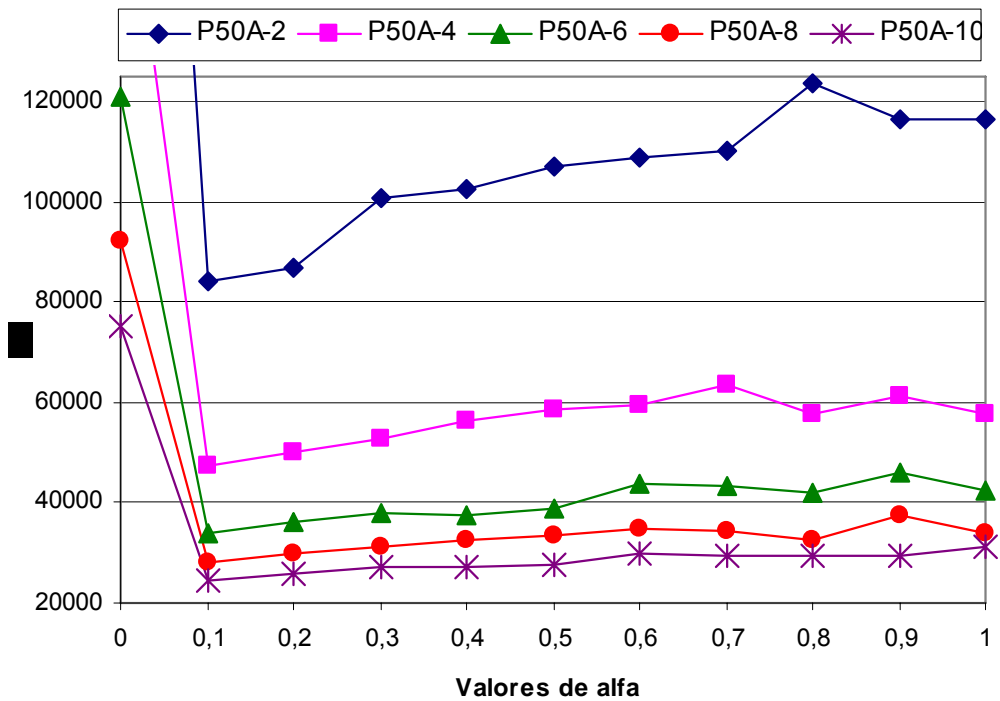


Gráfico 18 – Valores de FO variando α - Instâncias P50.

Podemos perceber, de acordo com o Gráfico 17 e o Gráfico 18, e constatado na Tabela 23, que para todas as instâncias testadas o valor de $\alpha=0,1$ foi vitorioso em 100% dos casos. Esta informação leva a esperar que o valor recomendável para α deve ser em torno de 0,1.

Outra característica notada nos gráficos é no que diz respeito à inclinação e à “turbulência” das curvas quando se varia a quantidade de sondas. À medida que aumentamos a quantidade de máquinas disponíveis, o valor de α passa a ser menos determinante no valor da FO. Quando tratamos de poucas máquinas, quando se aumenta α (a partir de 0,1), piora-se a solução.

Constatou-se, para esse problema, que não é recomendável a prática de valores de $\alpha=0$, pois a curva de valores de FO piora muito neste ponto.

Uma investigação mais apurada para o valor de α foi feita na vizinhança do valor 0,1. Para as instâncias do grupo 25, executou-se o mesmo procedimento de testes, porém, variando α de 0,04 a 0,16 em incrementos de 0,02. A Tabela 24 apresenta os resultados deste teste.

Tabela 24 – Valores de FO variando α em torno de 0,1.

Instância	$\alpha = 0,04$	$\alpha = 0,06$	$\alpha = 0,08$	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,12$	$\alpha = 0,14$	$\alpha = 0,16$	Menor	Melhor
								FO	α
P25A-2	18319	17991	18504	18631	20114	19666	19828	17991	0,06
P25A-4	11070	11289	11048	11439	11396	11271	11638	11048	0,08
P25A-6	8876	8878	9057	9012	9097	9202	9250	8876	0,04
P25A-8	7954	8021	8134	8093	8095	8065	8092	7954	0,04
P25A-10	7475	7447	7530	7491	7594	7551	7579	7447	0,06
								Media	0,056

* Os valores em negrito correspondem ao menor valor de FO.

Como era de se esperar, quando olhamos mais detalhadamente na vizinhança de $\alpha=0,1$, percebemos que o valor 0,1 não é resposta definitiva. Sugerimos, então, adotar o valor de $\alpha=0,06$ como padrão.

7.5.2. Parâmetro *MAXITER*

O critério de parada do GRASP é baseado em um número máximo de iterações denominado *MAXITER*. O valor de *MAXITER* pode variar de 1 até infinito. Uma vez que o GRASP sempre carrega a melhor solução até o final da execução, é natural esperar que quanto maior o número de iterações (tentativas) mais chance o algoritmo tem de encontrar melhores soluções, uma vez que nunca piora.

No entanto, o tempo de execução cresce à medida que aumentamos o número de iterações, por isso valores grandes de *MAXITER* demandam maiores tempos de execução. É racional tentar descobrir um valor de *MAXITER* que possa ser considerado padrão.

Mantendo o valor de α fixo em 0,06, para todas as instâncias, fez-se variar o valor de *MAXITER* de 2000 a 20000 em incrementos de 2000 em 8 instâncias do problema. Ou seja, cada instância foi resolvida 10 vezes com valores diferentes de *MAXITER*. A função gulosa utilizada foi a Função Gulosa 1: FO. A Tabela 25 apresenta estes resultados.

Tabela 25 - Valores de FO variando a quantidade de iterações *MAXITER*.

Instância	Valores de <i>MAXITER</i>										Menor FO	Melhor <i>MAXITER</i>
	2000	4000	6000	8000	10000	12000	14000	16000	18000	20000		
P25A-2	18602	18172	17539	17582	17567	17963	17830	17762	17760	18099	17539	6000
P25A-4	11357	11035	11193	10930	10901	10967	10866	11021	10834	10816	10816	20000
P25A-6	9016	8831	8891	8825	8965	8915	8943	8867	8707	8895	8707	18000
P25A-8	8080	8054	7992	8014	7976	7915	7969	7921	7988	7962	7915	12000
P25A-10	7434	7511	7554	7481	7522	7509	7466	7496	7496	7479	7434	2000
P50A-2	83614	84582	83876	81768	81320	79506	77484	82180	81142	78681	77484	14000
P50A-4	44798	44025	45283	45937	44368	44822	45318	44729	45630	44861	44025	4000
P50A-6	33899	33805	33219	32208	32499	33710	33219	32810	33130	32672	32208	8000
											Média	10500

* Os valores em negrito correspondem ao menor valor de FO.

Tabela 26 – Tempos de execução do GRASP variando *MAXITER*.

Instância	2000	4000	6000	8000	10000	12000	14000	16000	18000	20000
P25A-2	00:00:15	00:00:29	00:00:46	00:00:58	00:01:17	00:01:30	00:01:46	00:02:00	00:02:14	00:02:36
P25A-4	00:00:15	00:00:32	00:00:46	00:01:02	00:01:15	00:01:36	00:01:49	00:02:09	00:02:19	00:02:36
P25A-6	00:00:14	00:00:31	00:00:45	00:01:04	00:01:16	00:01:31	00:01:47	00:02:04	00:02:23	00:02:34
P25A-8	00:00:15	00:00:31	00:00:48	00:01:01	00:01:17	00:01:31	00:01:50	00:02:08	00:02:27	00:02:37
P25A-10	00:00:15	00:00:29	00:00:43	00:01:02	00:01:14	00:01:32	00:01:52	00:02:02	00:02:20	00:02:35
P50A-2	00:03:23	00:06:51	00:10:10	00:13:31	00:16:56	00:20:37	00:23:41	00:27:34	00:30:43	00:34:06
P50A-4	00:03:30	00:06:53	00:10:28	00:12:54	00:17:25	00:20:46	00:24:25	00:27:52	00:30:55	00:34:53
P50A-6	00:03:28	00:06:56	00:10:12	00:13:40	00:17:22	00:20:28	00:24:09	00:27:44	00:30:14	00:34:52

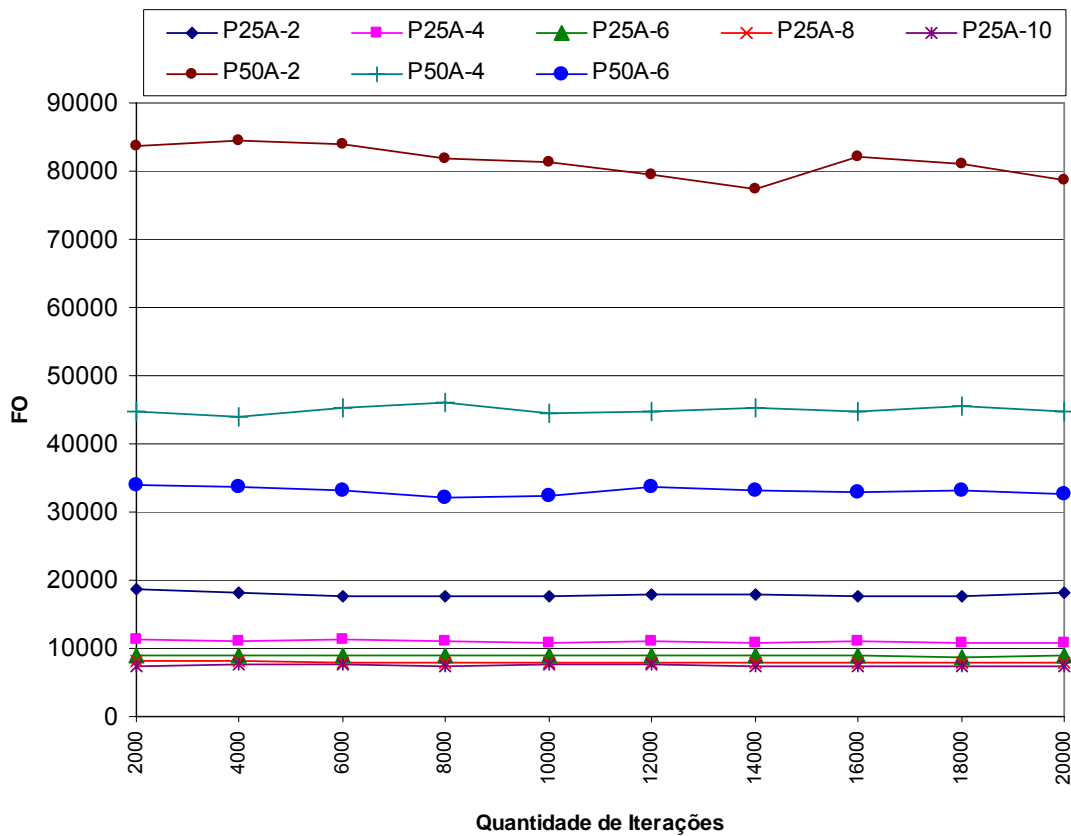


Gráfico 19 – Valores de FO variando a quantidade de iterações *MAXITER*.

No intervalo estudado de *MAXITER*, não é possível notar melhora significativa à medida que utilização de um maior número de iterações. Para fins práticos, adotaremos como valor padrão de *MAXITER* o valor médio de 10500.

Tempos de Execução do GRASP

A Tabela 26, apresenta os tempos de execução do GRASP variando-se o valor de *MAXITER*.

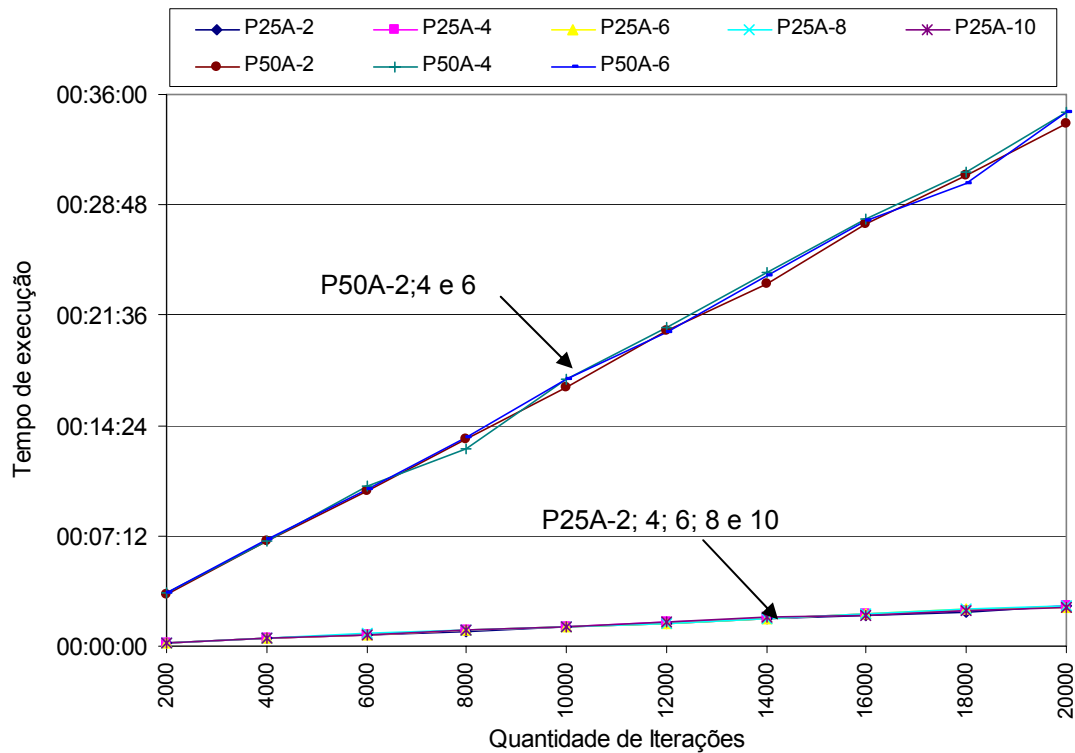


Gráfico 20 – Tempos de execução x *MAXITER*

Quando analisados os valores da Tabela 26, no Gráfico 20, para o GRASP aplicado ao POIS, podemos notar que:

- O tempo de execução cresce linearmente com *MAXITER*;
- O tempo de execução não sofre muita influência quando aumentamos a quantidade de sondas, pois o valor de HP pode ser diminuído.
- O que caracteriza o tempo de execução é basicamente a quantidade de poços e a quantidade de iterações *MAXITER*.

7.5.3. Função Gulosa

Na seção 5.1.2, duas possibilidades de função gulosa são expostas. A primeira função baseada no impacto que a inserção do candidato ira causar na FO ($GREEDY_FUNC = (t + DELT[i] - Di[i]) * P[i]$). A segunda, é baseada em dar prioridade aos poços com maior perda de vazão $P[i]$, com menor tempo de serviços $DELT [i]$ e com menores tempos de início de serviços (t) ($GREEDY_FUNC := DELT[i] / (P[i] * t)$).

Para comparar o impacto do uso de cada função, na qualidade da solução, foram resolvidas 20 instâncias do problema mantendo-se fixo o número de iterações e o parâmetro α . Os resultados encontram-se na Tabela 27 e no Gráfico 21 .

Tabela 27 – Comparação entre resultados variando a Função Gulosa.

Instância	Função 1: FO	Função 2: $\Delta t_i / (P_i * t)$	Melhor FO	Piora
P25A-2	18235	26151	18235	43,4%
P25A-4	11205	13129	11205	17,2%
P25A-6	9029	9995	9029	10,7%
P25A-8	8098	8408	8098	3,8%
P25A-10	7543	7804	7543	3,5%
P25E-2	15600	17458	15600	11,9%
P25E-4	9127	9575	9127	4,9%
P25E-6	6876	7422	6876	7,9%
P25E-8	5976	6283	5976	5,1%
P25E-10	5504	5604	5504	1,8%
P50A-2	85771	124595	85771	45,3%
P50A-4	47107	55153	47107	17,1%
P50A-6	33651	44042	33651	30,9%
P50A-8	27678	32587	27678	17,7%
P50A-10	24298	29619	24298	21,9%
P50E-2	109192	160162	109192	46,7%
P50E-4	59790	80014	59790	33,8%
P50E-6	42927	55933	42927	30,3%
P50E-8	36362	44099	36362	21,3%
P50E-10	30829	36741	30829	19,2%
			Média =	19,7%

* Os valores em negrito correspondem ao menor valor de FO.

Em todos os casos experimentados a primeira função gulosa, baseada na FO, obteve o melhor resultado, mostrando que é a mais indicada para uso. Na média, a utilização da segunda opção de função gulosa gera uma piora de cerca de 20% em relação à primeira função.

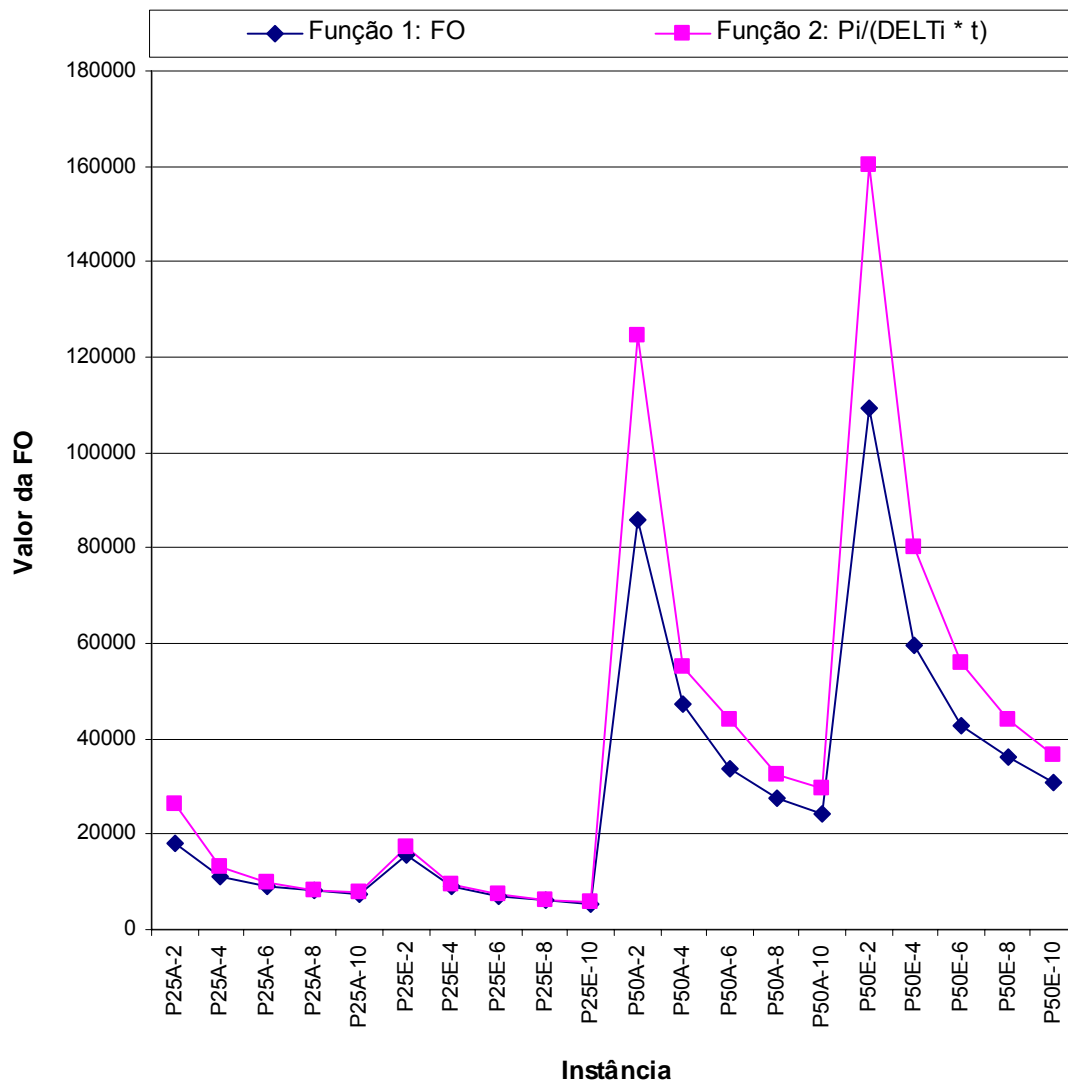


Gráfico 21 – Comparação entre resultados variando a Função Gulosa.

7.6. DESEMPENHO DO GRASP

Para a análise de desempenho do GRASP foram resolvidas, dentre as instâncias artificiais geradas na primeira etapa dos testes, as caracterizadas pela letra A e com mais de uma sonda. No total foram resolvidas 25 instâncias. Como não foi possível obter a solução exata, em tempo hábil, através de *so/ver* para todas as instâncias, a medida da qualidade das soluções do GRASP foi feita em relação à melhor solução das heurísticas, mostrado na seção anterior. A Tabela 28 apresenta estes resultados.

Tabela 28 – Resultado do GRASP nas instâncias “A”.

Instância	GRASP	Melhor das Heurísticas	GAP ¹¹	Tempo GRASP
P25A-2	17737	16421	8,01%	00:01:24
P25A-4	10825	10348	4,61%	00:01:28
P25A-6	8897	8555	4,00%	00:01:28
P25A-8	7939	7735	2,64%	00:01:27
P25A-10	7470	7329	1,92%	00:01:29
P50A-2	81986	66920	22,51%	00:19:36
P50A-4	43451	37936	14,54%	00:20:24
P50A-6	33635	28485	18,08%	00:19:03
P50A-8	26910	23839	12,88%	00:20:00
P50A-10	23770	21409	11,03%	00:20:07
P75A-2	239459	187358	27,81%	01:23:50
P75A-4	137715	103364	33,23%	01:13:55
P75A-6	97572	75871	28,60%	01:30:44
P75A-8	78165	62179	25,71%	01:22:44
P75A-10	66270	54099	22,50%	01:26:01
P100A-2	405969	299093	35,73%	03:09:37
P100A-4	209626	160016	31,00%	02:59:46
P100A-6	148148	114456	29,44%	02:59:45
P100A-8	115852	91954	25,99%	03:05:01

¹¹ Neste caso o GAP = (GRASP – Melhor das Heurísticas) / Melhor das Heurísticas

Instância	GRASP	Melhor das Heurísticas	GAP ¹¹	Tempo GRASP
P100A-10	96243	78541	22,54%	03:01:58
P125A-2	534998	380631	40,56%	05:38:07
P125A-4	265171	200408	32,32%	05:37:12
P125A-6	188746	140648	34,20%	05:34:10
P125A-8	145440	111015	31,01%	05:37:49
P125A-10	122438	93280	31,26%	05:48:08

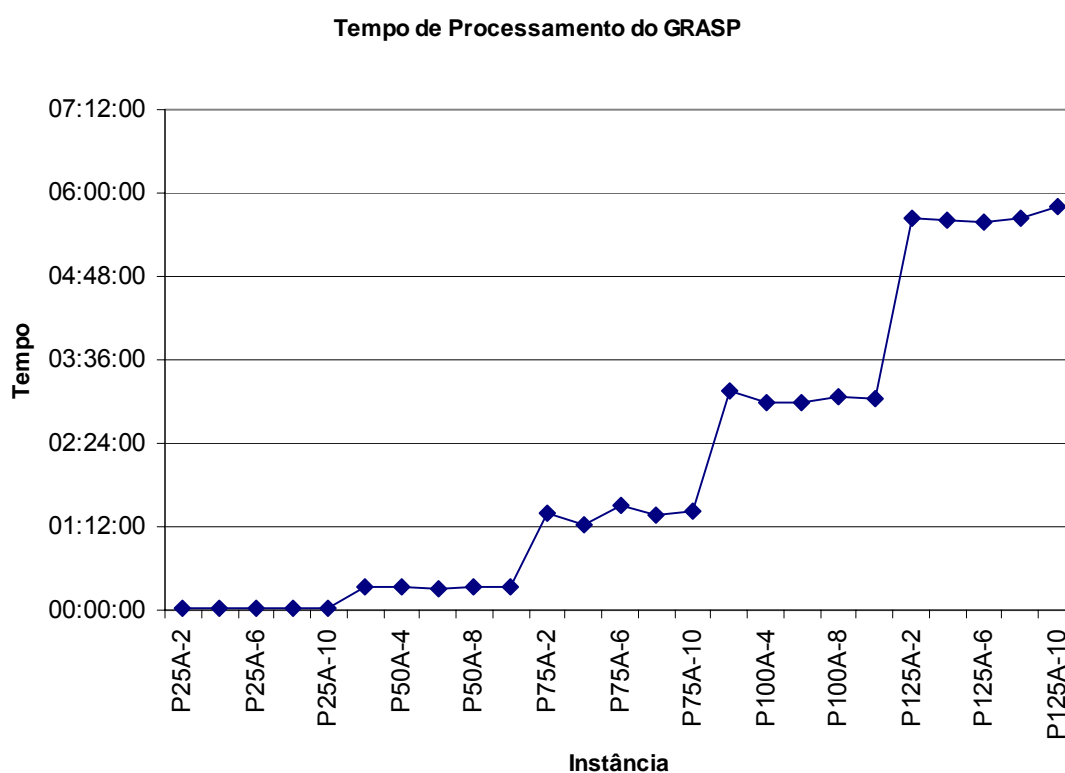


Gráfico 22 – Tempo de Processamento do GRASP (da Tabela 28)

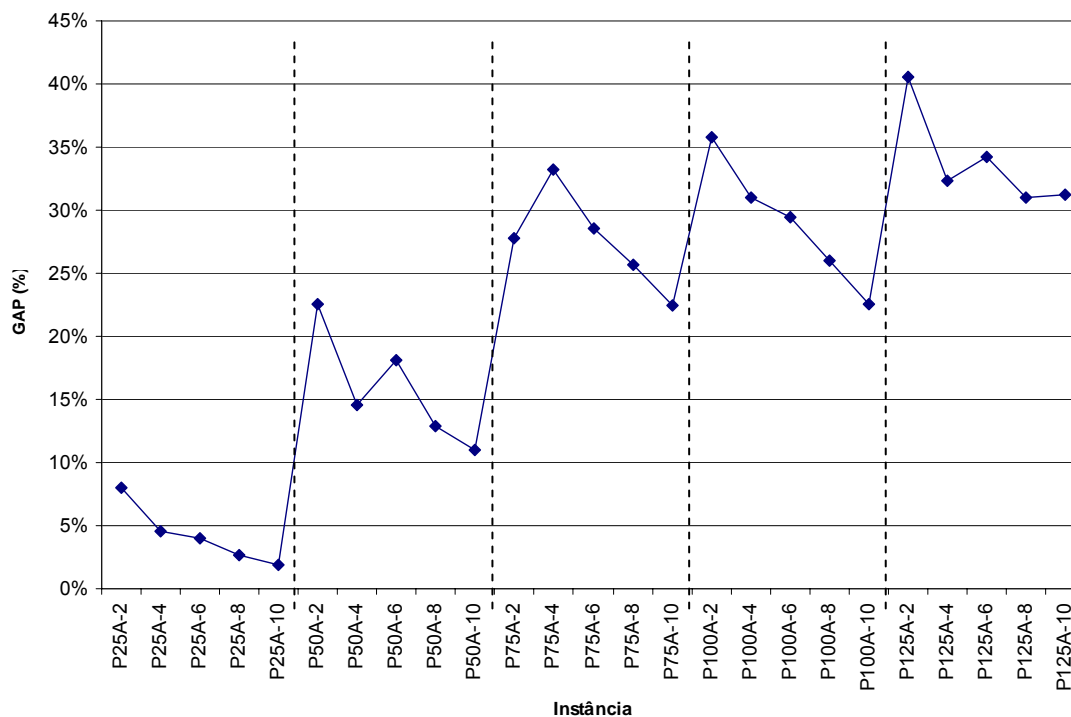


Gráfico 23 – GAP (%) do GRASP em relação à melhor solução heurística.

O Gráfico 23, acima, mostra o desvio percentual do GRASP em relação à melhor solução heurística, apresentado na Tabela 28. Neste gráfico podemos notar dois padrões característicos.

Em uma primeira análise podemos notar que: à medida que se aumenta a quantidade de poços, a qualidade relativa tende a piorar.

O Gráfico 23 pode ser dividido em cinco regiões (veja as linhas pontilhadas no próprio gráfico) na qual cada uma possui a mesma quantidade de poços. Dentro destas regiões podemos notar outro padrão: mantendo-se fixa a quantidade de poços e aumentando o número de sondas, o algoritmo GRASP melhora seu desempenho, ou seja, quanto maior o número de sondas mais eficiente é o GRASP.

Apesar de todos os ensaios para calibrar o GRASP, não se obteve a mesma qualidade dos resultados das heurísticas. Além de possíveis vícios de programação por parte do autor, outro fator que pode justificar este desempenho, pode ser devido à qualidade da heurística de geração de solução viável aleatória usada GRASP. Esta heurística não é tão especializada como as heurísticas que geram uma única solução (HMPT e HMD).

7.7. SEGUNDA ETAPA – DADOS REAIS

Na Petrobras UN/ES, a programação de serviços das sondas SPT é realizada através de uma reunião que ocorre, semanalmente, entre representantes de alguns departamentos e é mediada pelo setor de intervenções em poços. A programação sai na forma de uma ata de reunião que lista o seqüenciamento do atendimento dos poços nas sondas disponíveis, e para cada poço, indica a perda de vazão do poço e o tempo de intervenção estimado.

Algumas das atas fornecidas não possuíam informações suficientes para se fazer estudo. No entanto, quatro atas que apresentavam mais informações foram selecionadas, para servirem de laboratório real para as soluções propostas. Instâncias reais foram recriadas para serem resolvidas através do SPOIS.

As soluções do SPOIS foram comparadas com a solução chamada de Real que é a que fora executada na prática. Os valores de FO foram convertidos para a equivalente perda de captação em Barris e monetária (US\$). Para o cálculo monetário utilizou-se a cotação¹² do barril de petróleo (Brent), em 18/02/2005, cujo valor era de US\$ 45,75.

7.7.1. ATA1

Esta situação trata da programação de 3 sondas em 31 poços que demandam intervenção. O horizonte de planejamento é de 26 dias.

Tabela 29 – Resultados Reais vs. SPOIS – Ata 1.

	FO	Não Produzidos (Barril) ¹³	Não Produzidos (US\$) ¹⁴	Aumento na Produção (US\$) ¹⁵	Aumento na Produção (%) ¹⁶
REAL	28369	8922	408.171,55	-	0%

¹² Commodities em <http://noticias.uol.com.br/economia/cotacoes/>

¹³ Não Produzido (Barril) = FO/20 * 6,29

¹⁴ Não Produzido (US\$) = Não Produzido (Barril) * 45,75

¹⁵ Aumento na Produção (US\$) = Não Produzido (US\$) da linha em questão – Não Produzido (US\$) da solução Real

¹⁶ Aumento da Produção (%) = Aumento na Produção (US\$) da linha em questão / Não Produzido (US\$) da solução Real

	FO	Não Produzidos (Barril) ¹³	Não Produzidos (US\$) ¹⁴	Aumento na Produção (US\$) ¹⁵	Aumento na Produção (%) ¹⁶
HMD1	19533	6143	281.039,68	127.131,86	31%
HMD2	19398	6100	279.097,31	129.074,23	32%
HMD3	19443	6115	279.744,77	128.426,78	31%
HMPT1	20916	6578	300.938,21	107.233,34	26%
HMPT2	19398	6100	279.097,31	129.074,23	32%
HMPT3	26303	8272	378.446,06	29.725,49	7%
GRASP	21020	6611	302.434,55	105.736,99	26%
Melhor	19398	6100	279.097,31	129.074,23	32%

A ATA 1 também foi resolvida pelo CPLEX 9 para se obter a solução ótima. O resultado do CPLEX 9 aparece no gráfico abaixo.

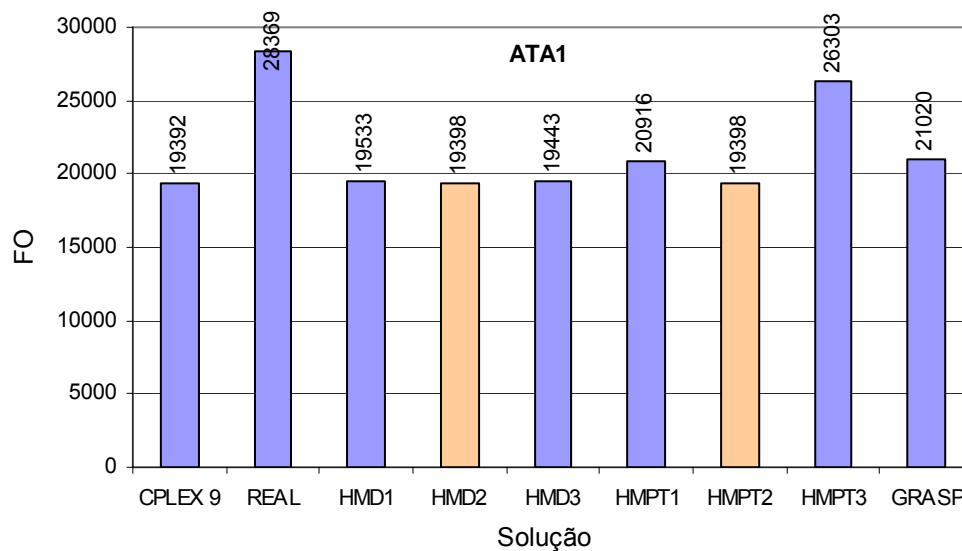


Gráfico 24 – Resultados Reais vs. SPOIS – Ata 1.

7.7.2. ATA2

Esta situação trata da programação de 4 sondas em 21 poços que demandam intervenção. O horizonte de planejamento é de 14 dias.

Tabela 30 – Resultados Reais vs. SPOIS – Ata 2.

	FO	Não Produzidos (Barril)	Não Produzidos (US\$)	Aumento na Produção (US\$)	Aumento na Produção (%)
REAL	63461	19958	913.073,23	-	0%
HMD1	26631	8375	383.165,30	529.907,93	58%
HMD2	26628	8374	383.122,14	529.951,09	58%
HMD3	26631	8375	383.165,30	529.907,93	58%
HMPT1	26792	8426	385.481,76	527.591,47	58%
HMPT2	26628	8374	383.122,14	529.951,09	58%
HMPT3	28923	9096	416.142,47	496.930,76	54%
GRASP	27629	8689	397.524,47	515.548,76	56%
Melhor	26628	8374	383.122,14	529.951,09	58%

A ATA 2 também foi resolvida pelo CPLEX 9 para se obter a solução ótima. O resultado do CPLEX 9 aparece no gráfico abaixo.

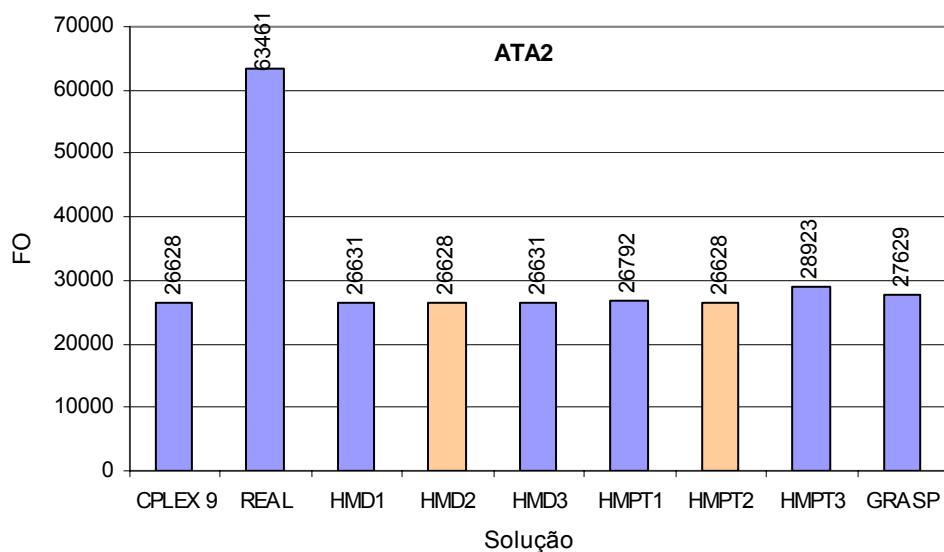


Gráfico 25 – Resultados Reais vs. SPOIS – Ata 2.

Tabela 31 – Solução da ATA 2 na forma da formulação matemático da seção 3.4.

Solução Executada	HMD 2
FO = 63461	FO = 26628
X(1,1,0)=1	X(1,2,13)=1
X(2,1,6)=1	X(2,4,0)=1
X(3,1,7)=1	X(3,3,10)=1
X(4,1,9)=1	X(4,1,4)=1
X(5,1,17)=1	X(5,2,3)=1
X(6,2,0)=1	X(6,4,1)=1
X(7,2,10)=1	X(7,1,0)=1
X(8,2,14)=1	X(8,2,0)=1
X(9,2,17)=1	X(9,3,0)=1
X(10,3,0)=1	X(10,4,16)=1
X(11,3,2)=1	X(11,3,4)=1
X(12,3,4)=1	X(12,1,17)=1
X(13,3,6)=1	X(13,3,8)=1
X(14,3,8)=1	X(14,3,6)=1
X(15,3,10)=1	X(15,3,15)=1
X(16,4,0)=1	X(16,3,12)=1

$X(17,4,3)=1$	$X(17,1,12)=1$
$X(18,4,6)=1$	$X(18,4,11)=1$
$X(19,4,9)=1$	$X(19,4,14)=1$
$X(20,4,11)=1$	$X(20,1,15)=1$
$X(21,4,13)=1$	$X(21,3,17)=1$

A apresentação da solução da ATA2 na forma de diagrama de Gantt pode ser vista na Figura 35 e na Figura 36, a seguir.

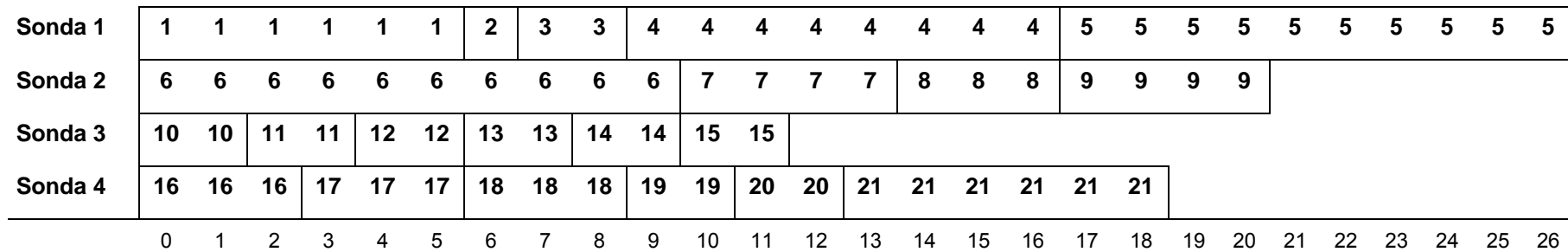


Figura 35 – Seqüenciamento da solução executada na ATA2

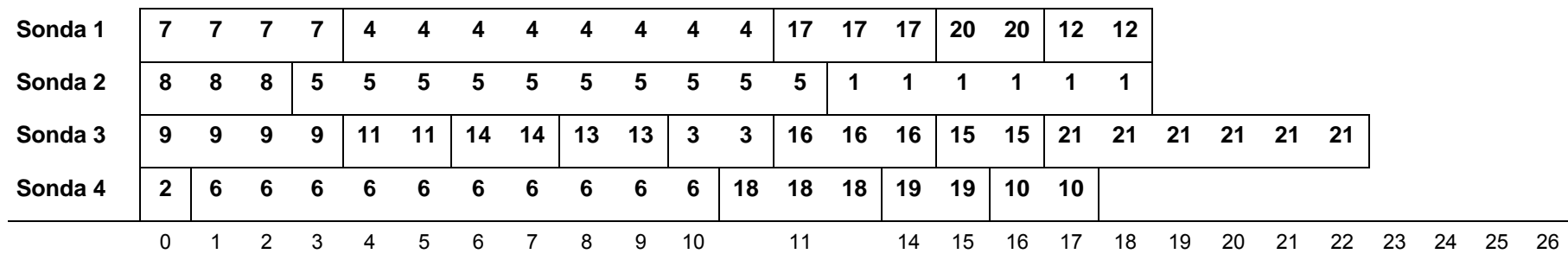


Figura 36 – Seqüenciamento da melhor solução heurística (HMD2) na ATA2

7.7.3. ATA3

Esta situação trata da programação de 3 sondas em 26 poços que demandam intervenção. O horizonte de planejamento é de 28 dias.

Tabela 32 – Resultados Reais vs. SPOIS – Ata 3.

	FO	Não Produzidos (Barril)	Não Produzidos (US\$)	Aumento na Produção (US\$)	Aumento na Produção (%)
REAL	37509	11796	539.677,34	-	0%
HMD1	22547	7091	324.404,94	215.272,40	40%
HMD2	22537	7088	324.261,06	215.416,28	40%
HMD3	22603	7108	325.210,67	214.466,67	40%
HMPT1	23153	7281	333.124,04	206.553,30	38%
HMPT2	22537	7088	324.261,06	215.416,28	40%
HMPT3	25072	7885	360.734,50	178.942,84	33%
GRASP	24078	7572	346.432,88	193.244,46	36%
Melhor	22537	7088	324.261,06	215.416,28	40%

A ATA 3 também foi resolvida pelo CPLEX 9 para se obter a solução ótima. O resultado do CPLEX 9 aparece no gráfico a seguir.

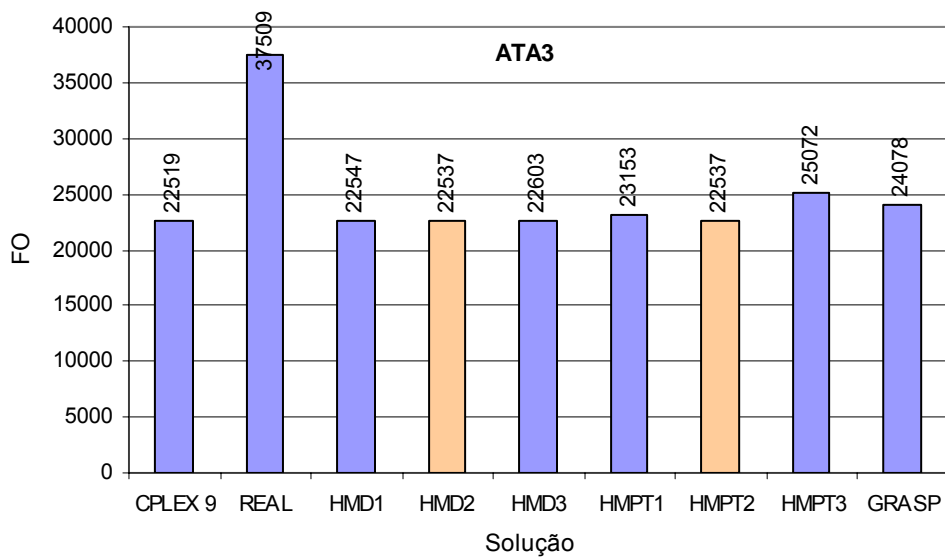


Gráfico 26 – Resultados Reais vs. SPOIS – Ata 3.

7.7.4. ATA4

Esta situação trata da programação de 3 sondas em 15 poços que demandam intervenção. O horizonte de planejamento é de 8 dias.

Tabela 33 – Resultados Reais vs. SPOIS – Ata 4.

	FO	Não Produzidos (Barril)	Não Produzidos (US\$)	Aumento na Produção (US\$)	Aumento na Produção (%)
REAL	15275	4804	219.775,82	-	0%
HMD1	9365	2945	134.743,08	85.032,74	39%
HMD2	9355	2942	134.599,20	85.176,62	39%
HMD3	9340	2937	134.383,38	85.392,44	39%
HMPT1	9450	2972	135.966,06	83.809,77	38%
HMPT2	9355	2942	134.599,20	85.176,62	39%
HMPT3	10125	3184	145.677,92	74.097,90	34%
GRASP	9395	2955	135.174,72	84.601,10	38%
Melhor	9340	2937	134.383,38	85.392,44	39%

A ATA 4 também foi resolvida pelo CPLEX 9 para se obter a solução ótima. O resultado do CPLEX 9 aparece no gráfico a seguir.

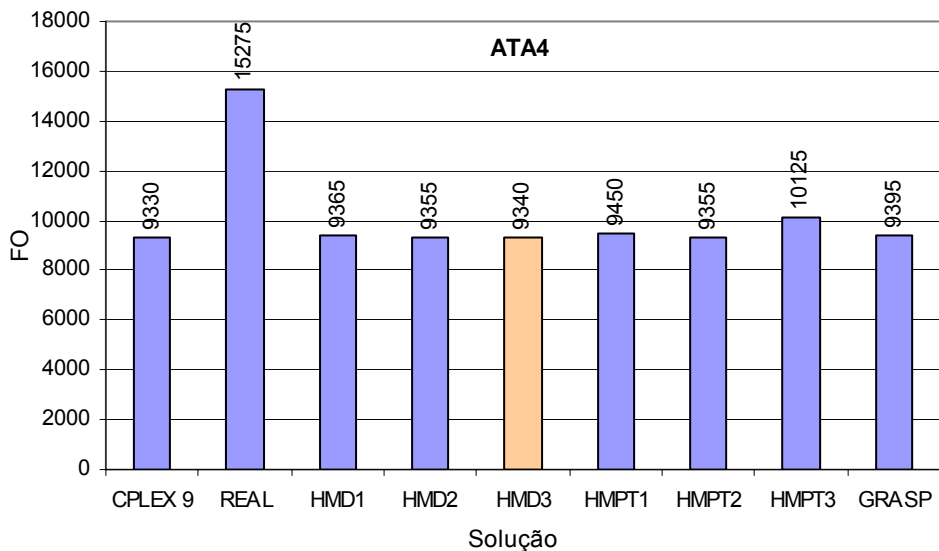


Gráfico 27 – Resultados Reais vs. SPOIS – Ata 4.

7.8. RESUMO DOS RESULTADOS DA SEGUNDA ETAPA

As instâncias apresentadas nos quatro problemas reais (atas) obtiveram ótimos resultados se comparados com a solução real que foi executada. A Tabela 34 agrupa os melhores resultados obtidos pelo SPOIS e os executados na realidade.

Tabela 34 – Aumento da Produção gerado pelo SPOIS em relação ao atual nas 4 instâncias reais.

	Não Produzido				HP (dias)
	Solução SPOIS (US\$)	Executado (Real) (US\$)	Aumento da Produção (US\$)	Aumento da Produção (%)	
Ata 1	279.097,31	408.171,55	129.074,24	32%	26
Ata 2	383.122,14	913.073,23	529.951,09	58%	14
Ata 3	324.261,06	539.677,34	215.416,28	40%	28
Ata 4	134.383,38	219.775,82	85.392,44	39%	15
Soma	1.120.863,89	2.080.697,94	959.834,05	46%	83

Podemos perceber, em 83 dias de trabalhos de intervenção, um ganho de produção de cerca de 21000 barris de petróleo equivalendo à cerca de 1 milhão de dólares, em 83 dias portanto um aumento médio de 250 barris/dia na produção.

Nesta etapa de teste foi possível resolver as quatro instâncias reais no solver CPLEX 9.0 e se obter a solução ótima para estes casos. Os resultados estão na Tabela 35.

Tabela 35 – Comparação das soluções obtidas pelo SPOIS em relação ao CPLEX 9.0 nas 4 instâncias reais.

	Não produzido (US\$)			
	Solução SPOIS	CPLEX 9.0	Diferença (US\$)	GAP (%) ¹⁷
Ata 1	279.097,31	279.010,98	86,33	0,031%
Ata 2	383.122,14	383.122,14	0,00	0,000%
Ata 3	324.261,06	324.002,08	258,98	0,080%
Ata 4	134.383,38	134.239,51	143,87	0,107%
Soma	1.120.863,89	1.120.374,71	489,18	0,044%

As soluções encontradas pelo SPOIS estão bem próximas da solução ótima obtida pelo CPLEX 9.0, sendo que para o caso da instância da Ata 2 o SPOIS encontrou a solução ótima. O GAP total de 0,044% representa a diferença de apenas US\$489,18.

¹⁷ GAP = (Solução SPOIS – Solução do CPLEX 9) / Solução do CPLEX 9

8. CONCLUSÕES E FUTUROS TRABALHOS

A modelagem como programação inteira binária permite lançar mão de métodos de soluções exatas presentes em pacotes de otimização e *solvers*. Em contrapartida, nos casos de aplicações reais onde tratamos, por exemplo, com $n = 30$ locais de trabalho, $m = 4$ máquinas, num horizonte de planejamento $hp = 60$ ut, possuiríamos 7200 variáveis de decisão analisadas em centenas de restrições. O elevado número de variáveis decisórias e de restrições torna o problema inviável para ser tratado computacionalmente em *solvers*, demandando tempos excessivos.

A implementação de soluções heurísticas e metaheurísticas tornará mais fácil o tratamento desses tipos de problemas, pois são capazes de obter boas soluções em tempos razoáveis de computação.

Neste trabalho foram propostas duas heurísticas, a HMPT e a HMD que, de acordo com os resultados computacionais, produzem soluções de boa qualidade, gerando valores bem próximos das soluções ótimas obtidas pelo *solver* CPLEX 9 para as instâncias onde foi possível encontrá-las.

Apresentou-se, também, uma implementação da metaheurística GRASP que, neste caso, não obteve resultados tão bons quanto os das heurísticas. Este tipo de resultado destoava com o esperado, pois não é comum de se esperar que uma metaheurística seja superada por uma heurística. Porém, teoricamente, isto não seja regra. Em uma primeira análise, podemos desconfiar da qualidade deste GRASP pois ele utiliza uma heurística construtiva diferente da HMPT e da HMD, que decerto não é tão eficiente. Outro ponto notado, e talvez o mais importante, é a fraqueza da busca local que foi empregada. Utilizou um critério de vizinhança mais simplista de tal forma que a maior força de melhorias de um GRASP foi subutilizada. No entanto fica o aprendizado da técnica do GRASP, que neste caso, pode ser substancialmente melhorado utilizando-se de alguma outra heurística construtiva (a HMPT ou HMD por exemplo) e aumentando a complexidade da busca local.

A heurística HMTP apresenta-se como uma forma razoável de se encontrar boas soluções viáveis para o problema, porém em todas as 300 instâncias testadas, em todos os critérios testados, a HMD sempre encontra resultado melhor ou igual à HMPT. Portanto, a utilização da HMPT não é justificável uma vez que nunca encontra resultado melhor. Com relação ao tempo de execução, ambas trabalham em tempo

relativamente próximos sendo a diferença considerada desprezível. A respeito do melhor critério a ser utilizado, o que produz maior frequência de vitórias é o critério 2 ($P_i/\Delta t_i$) também conhecido como “Ordem Natural”, porém nenhuns dos critérios podem ser descartados a priori, pois todos eles, em algum instante, podem obter solução melhor que os demais. É recomendado, uma vez que o tempo de execução das heurísticas é mínimo, efetuar a solução nos três critérios da HMD para obtenção de melhores resultados.

Os resultados das soluções propostas se comportaram muito bem ao serem comparados com solução que já foram executadas em situações reais, gerando percentuais de ganho significativos.

Algumas simplificações que foram adotadas nesse modelo, como por exemplo: a de desconsiderar os custos e tempos individualizados de mobilização, desmobilização e transporte, podem tornar o problema em certos casos distante da realidade, porém, trariam dificuldades computacionais significativas que, em um outro momento, poderão ser medidas e ponderadas. Outra recomendação importante é a idéia de trabalhar com grupos (*cluster*) de atendimentos, uma vez que analisando poço-a-poço poderemos defrontar com situações não-práticas, onde as sondas poderiam ficar transitando excessivamente entre extremos geográficos do campo.

O problema de otimização de itinerários de sondas é um problema do cotidiano da indústria do petróleo e do gás natural, portanto, a construção de uma ferramenta computacional, baseada nos critérios e restrições ora apresentados é de grande valia para o engenheiro planejador de intervenções em poços e outros serviços análogos, pois, dados a grande dinâmica do processo, o permitirá realizar novos planejamentos a cada mudança de cenários com maior rapidez e confiança.

9. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALOISE, D. J., ALOISE, D., MAIA, R. S., *et. al.*, 2002-a, “Otimização da alocação das intervenções em poços de petróleo por sondas de produção terrestre: uma abordagem metaheurística”. In: *Anais do CLAIO 2002*, Concepcion, Chile, 27 a 31 de outubro de 2002.
- ALOISE, D. J., ALOISE, D., ROCHA, C. T. M., *et. al.*, 2004, “Scheduling Workover Rigs for Onshore Oil Production”, Preprint submitted to Elsevier Science. 24/08/2004.
- ALOISE, D., NORONHA, T. F., MAIA, R. S., *et. al.*, 2002-b, “Heurísticas de colônia de formigas com path-relinking para o problema de otimização da alocação de sondas de produção terrestre – SPT”. In: *Anais do XXXIV Simpósio Brasileiro da Pesquisa Operacional*, pp., Rio de Janeiro, RJ, 8 a 11 de outubro de 2002.
- BARNES, J. W., BRENNAN, J. J., KNAP, R. M., 1977, “Scheduling a Backlog of Oilwell Workovers” (SPE5986), *Journal of Petroleum*, v., n., pp 1651-1653.
- BLACK, P. E., 2000, “Algorithms and Theory of Computation Handbook”. In: *Dictionary of Computer Science, Engineering and Technology*, CRC Press, pp. 1-26.
- BLUM, A., ROLI, A., 2003, “Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison”, *ACM Computing Surveys*, v. 35, n. 3, pp. 268–308.
- BODIN, L. D., GOLDEN, B., ASSAD, A., BALL, E. M., 1983, “Routing and Scheduling of Vehicles and Crews”, *Computer and Operations Research*, v. 10, n.2, pp. 63-211.
- BODIN, L., GOLDEN, B., 1981, “Classification in vehicle routing and scheduling”, *Networks*, v. 11, pp. 97-108.
- COSTA, W. M., GOUVÊA, E. F., DÉHARBE, D. B. P., 2001, “Otimização do itinerário de sondas de produção terrestres”, *Anais do XXXIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, pp. 134, Campos do Jordão, SP, 06 a 09 de novembro de 2001.
- DORIGO, M., GAMBARELLA, L. C., 1997, “Ant colonies for the travelling salesman problem”, *Biosystems*, v. 43, n. 2, pp. 73–81.

- EASTMAN, S., EVEN, S., AND ISAACS, I., 1964, "Bounds for the optimal Scheduling of n jobs on m processor", *Management Science*, v. 2, n. 2, pp. 268-279.
- FEO, T. A., RESENDE, M. G. C., 1989, "A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem", *Operations Research Letters*, v. 8, pp. 67-71.
- FEO, T. A., RESENDE, M. G. C., 1995, "Greedy Randomized Adaptive Search Procedures". *Journal of Global Optimization*, v. 6, pp. 109-133.
- FRENCH, S., 1982, *Sequencing and Scheduling: A introduction to the Mathematics of the Job-Shop*, 1ª ed., New York, Ellis Horwood Limited.
- GLOVER, F., LAGUNA, M., 1997, "Tabu Search", *Kluwer Academic Publishers*.
- GOUVÊA, E. F., GOLDBARG, M. C., COSTA, W. E., 2002, "Algoritmos evolucionários na solução do problema de otimização do emprego de sondas de produção em poços de petróleo", *Anais do XXXIV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, pp., Rio de Janeiro, RJ, 8 a 11 de outubro de 2002.
- HOLLAND, J. H., 1975, "Adaptation in natural and artificial systems", *The University of Michigan Press*, Ann Arbor, MI.
- KIRKPATRICK S., GELATT JR, C. D., VECCHI, M. P., 1983, "Optimization by simulated annealing", *Science*, v. 220, pp. 671-680.
- MAIA, R. S., GONZAGA, C. S. M., LIMA, F. C. J., BITTENCOURT, V. G., 2002, "Otimização das intervenções em poços de petróleo por sondas de produção terrestre: Busca Tabu", *Anais do XXXIV Simpósio Brasileiro da Pesquisa Operacional*, pp., Rio de Janeiro, RJ, 8 a 11 de outubro de 2002.
- NORONHA, T. F, LIMA, F. C. J, ALOISE, D. J., 2001, "Um algoritmo heurístico guloso aplicado ao problema do gerenciamento das intervenções em poços petrolíferos por sondas de produção terrestre", *Anais do XXXIII Simpósio Brasileiro da Pesquisa Operacional*, pp. 135, Campos do Jordão, SP, 06 a 09 de novembro de 2001.
- OSMAN, I. H., LAPORTE, G., 1996, "Metaheuristics: A bibliography", *Ann. Operations. Research*, v. 63, pp. 513-623.
- PAIVA, R. O., 1997, *Otimização do Itinerário de Sondas de Intervenção com Quantificação de Perdas através de Simuladores de Reservatórios*. Dissertação M.Sc., UNICAMP, Campinas, SP, Brasil.

- PAIVA, R. O., BORDALO, S. N. E., SCHIOZER, D. J., 2000, "Optimizing the Itinerary of Workover Rigs", *16th World Petroleum Congress*, pp. 11-15, Canada, Jun/2000.
- RESENDE, M. G. C., RIBEIRO, C. C., 2002, *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*. In: AT&T Labs Research Technical Report. To appear in: GLOVER, F., KOCHENBERGER, G., 2002, *State of Art Handbook in Metaheuristics*, Kluwer eds.
- SMITH, W. E., 1956, "Varios Optimazers for Single Stage Production", *NRLQ.*, v. 2, pp. 59-66.
- TARANTILIS, C. D., IOANNOU, G., PRASTACOS, G., 2004, "Advanced vehicle routing algorithms for complex operations management problems", *Journal of Food Engineering*, accepted, Article in Press.
- THOMAS, J. E., 2001, *Fundamentos de Engenharia de Petróleo*, 1ª ed., Rio de Janeiro, Editora Interciência: Petrobras.
- WEISSTEIN, E.W. *et al.*, 2005, "Lower Bound". In: *MathWorld - A Wolfram Web Resource*. url: <http://mathworld.wolfram.com/LowerBound.html>

APÊNDICE I

Este apêndice apresenta as tabelas com os resultados para as instâncias artificiais do grupo 25, 50, 75, 100 e 125. Nas tabelas a seguir, os valores em negrito destacam a melhor solução heurística para cada instância

Tabela 36 – Resultados para o grupo 25

Instância	CPLEX 9.0	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Meior
P25A-1	28911	28911	31203	28911	62657	28911	28911	28911	28911
P25A-2	16329	9917	17014	16421	30498	16480	16421	16606	16421
P25A-4	10312	6826	10445	10365	14527	10348	10365	10370	10348
P25A-6	8497	6826	8555	8605	10498	8555	8605	8563	8555
P25A-8	7733	6826	7735	7830	8341	7735	7830	7750	7735
P25A-10	7322	6826	7329	7374	7611	7329	7374	7350	7329
P25B-1	34275	34275	40085	34275	50178	34275	34275	34275	34275
P25B-2	18880	11076,25	21584	18895	26052	18968	18895	18945	18895
P25B-4	11338	6515	11818	11453	14568	11482	11453	11415	11415
P25B-6	8913	6515	9118	9024	10625	8958	9024	8917	8917
P25B-8	7901	6515	7981	7911	8692	7971	7911	7931	7911
P25B-10	7308	6515	7392	7314	7772	7320	7314	7320	7314
P25C-1	37910	37910	41298	37910	48485	37910	37910	37910	37910
P25C-2	20883	12297,75	22414	20968	25893	20907	20968	20933	20907
P25C-4	12577	7255	13259	12751	14266	12594	12751	12614	12594
P25C-6	10022	7255	10353	10124	10614	10059	10124	10037	10037

Instância	CPLEX 9.0	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P25C-8	8768	7255	8845	8880	9198	8776	8880	8790	8776
P25C-10	8071	7255	8103	8199	8304	8081	8199	8081	8081
P25D-1	65526	65526	72241	65526	78010	65526	65526	65526	65526
P25D-2	40789	26638,75	41683	40821	44258	40810	40821	41111	40810
P25D-4	30922	24913	31270	30948	32903	30977	30948	30971	30948
P25D-6	28091	24913	28216	28112	29159	28174	28112	28184	28112
P25D-8	26817	24913	26917	26862	27511	26869	26862	26845	26845
P25D-10	26120	24913	26176	26135	26608	26150	26135	26151	26135
P25E-1	25994	25994	30332	25994	51295	25994	25994	25994	25994
P25E-2	14251	8308,5	15900	14253	26314	14304	14253	14274	14253
P25E-4	8460	4728	8988	8518	13228	8547	8518	8562	8518
P25E-6	6597	4728	6768	6686	8757	6696	6686	6638	6638
P25E-8	5776	4728	5839	5844	7018	5820	5844	5784	5784
P25E-10	5366	4728	5418	5462	5719	5405	5462	5391	5391
P25F-1	29046	29046	31869	29046	38628	29046	29046	29046	29046
P25F-2	15840	9153,5	16985	15848	20458	15881	15848	15855	15848
P25F-4	9333	4918	9617	9345	11179	9382	9345	9376	9345
P25F-6	7236	4918	7373	7264	8716	7327	7264	7274	7264
P25F-8	6285	4918	6408	6317	6843	6302	6317	6291	6291
P25F-10	5757	4918	5850	5790	6019	5805	5790	5777	5777
P25G-1	63250	63250	69703	63250	83746	63250	63250	63250	63250
P25G-2	35601	21477,5	38276	35779	45358	35648	35779	35643	35643

Instância	CPLEX 9.0	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P25G-4	22526	14352	23735	22630	26739	22677	22630	22614	22614
P25G-6	18474	14352	19125	18497	20578	18607	18497	18557	18497
P25G-8	16580	14352	16695	16606	17995	16625	16606	16626	16606
P25G-10	15602	14352	15643	15616	16990	15643	15616	15669	15616
P25H-1	24362	24362	26957	24362	33366	24362	24362	24362	24362
P25H-2	13379	7688,5	14440	13399	17748	13410	13399	13516	13399
P25H-4	7961	3956	8367	8003	9690	8016	8003	8014	8003
P25H-6	6203	3956	6437	6255	7064	6251	6255	6226	6226
P25H-8	5353	3956	5524	5379	5838	5389	5379	5397	5379
P25H-10	4876	3956	4958	4936	5207	4918	4936	4907	4907
P25I-1	35407	35407	38825	35407	53953	35407	35407	35407	35407
P25I-2	20338	12291,25	21849	20359	24891	20418	20359	20356	20356
P25I-4	12998	8447	13537	13027	15271	13038	13027	13030	13027
P25I-6	10723	8447	11004	10762	11760	10760	10762	10757	10757
P25I-8	9699	8447	9750	9736	10319	9719	9736	9744	9719
P25I-10	9143	8447	9173	9194	9531	9146	9194	9152	9146
P25J-1	15874	15874	17352	15874	24847	15874	15874	15874	15874
P25J-2	8732	5107	9352	8737	12474	8766	8737	8796	8737
P25J-4	5197	2954	5353	5221	6871	5205	5221	5251	5205
P25J-6	4064	2954	4162	4084	4792	4069	4084	4068	4068
P25J-8	3574	2954	3580	3596	4044	3578	3596	3581	3578
P25J-10	3331	2954	3335	3363	3594	3335	3363	3337	3335

Tabela 37 – Resultados para o grupo 50

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P50A-1	125458	137732	125458	156801	125458	125458	125458	125458
P50A-2	37401,5	72823	66920	81011	67157	66920	67172	66920
P50A-4	15766	39078	37936	43508	38326	37936	38064	37936
P50A-6	15766	28816	28485	31493	28505	28485	28548	28485
P50A-8	15766	24045	23839	25669	23910	23839	23975	23839
P50A-10	15766	21568	21409	22816	21529	21409	21444	21409
P50B-1	118765	131263	118765	167347	118765	118765	118765	118765
P50B-2	35749,25	69219	63828	84742	63786	63828	63758	63758
P50B-4	15341	38527	36617	45398	36593	36617	36667	36593
P50B-6	15341	28938	27838	33028	27784	27838	27864	27784
P50B-8	15341	24021	23624	26863	23476	23624	23548	23476
P50B-10	15341	21470	21236	23636	21000	21236	21052	21000
P50C-1	129701	135748	129701	177820	129701	129701	129701	129701
P50C-2	39267,75	72441	69677	92473	69685	69677	69708	69677
P50C-4	17717	41185	40487	50005	40584	40487	40650	40487
P50C-6	17717	31566	31166	36603	31258	31166	31188	31166
P50C-8	17717	26760	26596	29605	26573	26596	26685	26573
P50C-10	17717	24039	23882	26215	23912	23882	23906	23882
P50D-1	110946	121785	110946	151967	110946	110946	110946	110946
P50D-2	34116	63779	60147	79448	60395	60147	60040	60040
P50D-4	16170	36584	35027	42466	35068	35027	35118	35027
P50D-6	16170	27618	27085	30983	27126	27085	27117	27085

P50D-8	16170	23841	23552	25833	23545	23552	23553	23545
P50D-10	16170	21657	21413	22929	21482	21413	21490	21413
P50E-1	160301	183354	160301	238788	160511	160301	160511	160301
P50E-2	47859	96178	85645	121959	85776	85643	85806	85643
P50E-4	20146	52020	48446	63136	48935	48441	48600	48441
P50E-6	20146	37237	36572	45559	36383	36568	36297	36297
P50E-8	20146	31169	30869	37112	30436	30864	30423	30423
P50E-10	20146	27558	27468	31486	27131	27461	27152	27131
P50F-1	196100	213851	196100	298441	196100	196100	196100	196100
P50F-2	59527,5	113661	105454	153817	105501	105454	105507	105454
P50F-4	27202	62634	60775	82823	60384	60775	60337	60337
P50F-6	27202	47074	46210	59880	46077	46210	46048	46048
P50F-8	27202	39843	39591	46175	39329	39591	39366	39329
P50F-10	27202	35840	35531	40169	35391	35531	35393	35391
P50G-1	95038	107528	95038	146242	95038	95038	95038	95038
P50G-2	27732	55676	50304	74457	50350	50304	50331	50304
P50G-4	10889	30292	28076	38746	28173	28076	28153	28076
P50G-6	10320	22107	20921	27366	21058	20921	20975	20921
P50G-8	10320	18094	17426	21720	17446	17426	17389	17389
P50G-10	10320	15842	15374	18525	15377	15374	15380	15374
P50H-1	73144	81573	73144	109803	73144	73144	73144	73144
P50H-2	23813,75	43719	40695	57574	40471	40695	40828	40471
P50H-4	13865	25843	25083	31732	24778	25083	24757	24757
P50H-6	13865	20585	20141	24690	20119	20141	20075	20075
P50H-8	13865	18251	17962	20348	17957	17962	17951	17951

P50H-10	13865	16911	16765	18387	16708	16765	16705	16705
P50I-1	155829	170487	155829	212241	155829	155829	155829	155829
P50I-2	47023,75	90119	83683	108697	83842	83683	83580	83580
P50I-4	20729	50013	47888	59858	47909	47888	47724	47724
P50I-6	20729	37496	36334	43041	36385	36334	36215	36215
P50I-8	20729	31116	30751	34573	30836	30751	30807	30751
P50I-10	20729	27706	27565	29867	27513	27565	27523	27513
P50J-1	132799	145178	132799	178108	132799	132799	132799	132799
P50J-2	39777,75	76668	70902	92629	70924	70902	70899	70899
P50J-4	17307	43621	40806	51676	40870	40806	40865	40806
P50J-6	17307	32901	31252	38023	31279	31252	31245	31245
P50J-8	17307	27274	26594	31221	26594	26594	26589	26589
P50J-10	17307	24439	23889	27649	23850	23889	23900	23850

Tabela 38 – Resultados para o grupo 75

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P75A-1	356265,0	409055	356265	523803	356265	356265	356265	356265
P75A-2	102405,3	212368	187358	266985	187498	187358	187456	187358
P75A-4	38930,4	112775	103364	136796	103563	103364	103836	103364
P75A-6	34905,0	79505	75871	95328	76176	75871	75946	75871
P75A-8	34905,0	63725	62355	75555	62179	62355	62201	62179
P75A-10	34905,0	54943	54620	64001	54099	54620	54105	54099
P75B-1	363264,0	396482	363264	516187	363264	363264	363264	363264

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P75B-2	103458,5	206153	190330	258496	190680	190330	190329	190329
P75B-4	38566,3	110603	104504	135887	105005	104504	105086	104504
P75B-6	33174,0	79887	76564	95357	76922	76564	76435	76435
P75B-8	33174,0	64384	62958	76320	62929	62958	62809	62809
P75B-10	33174,0	55978	54641	64307	54688	54641	54665	54641
P75C-1	299591,0	331306	299591	417544	299591	299591	299591	299591
P75C-2	84396,3	170764	156485	212314	156667	156485	156504	156485
P75C-4	30533,4	91212	85211	111882	85446	85211	85368	85211
P75C-6	24615,0	65133	61712	77970	61870	61712	61869	61712
P75C-8	24615,0	52562	50161	61806	50115	50161	50303	50115
P75C-10	24615,0	45059	43384	51415	43404	43384	43408	43384
P75D-1	371942,0	405658	371942	535356	371942	371942	371942	371942
P75D-2	104848,5	209607	194162	271751	194495	194162	194254	194162
P75D-4	38038,8	112054	105550	142319	106140	105550	105637	105550
P75D-6	31070,0	79251	76472	99341	76802	76472	76804	76472
P75D-8	31070,0	64159	62039	76573	62556	62039	62152	62039
P75D-10	31070,0	54992	53673	63312	53729	53673	53660	53660
P75E-1	175374,0	198006	175374	278983	175374	175374	175374	175374
P75E-2	50211,8	101846	92075	141310	92499	92075	92428	92075
P75E-4	18986,1	53563	50899	73462	51234	50899	50837	50837
P75E-6	16697,0	38915	37242	50595	37494	37242	37365	37242
P75E-8	16697,0	31909	30839	39803	31021	30839	30883	30839

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P75E-10	16697,0	27628	27057	32893	27158	27057	27084	27057
P75F-1	310840,0	342877	310840	436046	310840	310840	310840	310840
P75F-2	87315,5	176239	161954	222839	162118	161954	162068	161954
P75F-4	31586,0	94331	88313	116216	88638	88313	88548	88313
P75F-6	25354,0	67706	64019	81573	64367	64019	64130	64019
P75F-8	25354,0	54471	51996	63474	52109	51996	52023	51996
P75F-10	25354,0	46496	44944	53833	45132	44944	45104	44944
P75G-1	383409,0	429755	383409	567069	383409	383409	383409	383409
P75G-2	109226,5	222981	201234	288451	201390	201234	201340	201234
P75G-4	40591,8	119564	110710	152950	110906	110710	110908	110710
P75G-6	34438,0	86130	80861	106804	81038	80861	81124	80861
P75G-8	34438,0	70295	66511	85108	66720	66511	66649	66511
P75G-10	34438,0	60241	58099	71114	58287	58099	58018	58018
P75H-1	241681,0	264918	241681	345446	241681	241681	241681	241681
P75H-2	67463,3	136404	125675	175158	125806	125675	125707	125675
P75H-4	23897,1	72502	67834	90628	67986	67834	67997	67834
P75H-6	18503,0	51232	48791	62392	48868	48791	48964	48791
P75H-8	18503,0	40917	39394	48621	39437	39394	39334	39334
P75H-10	18503,0	34880	33809	40492	33803	33809	33672	33672
P75I-1	247046,0	271784	247046	339192	247046	247046	247046	247046
P75I-2	72591,8	142442	131073	174467	131492	131073	131600	131073
P75I-4	28938,6	77636	73423	93864	73483	73423	73553	73423

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P75I-6	28221,0	57695	55280	68520	55074	55280	55166	55074
P75I-8	28221,0	47956	46598	56039	46730	46598	46664	46598
P75I-10	28221,0	42785	41745	48188	41910	41745	41613	41613
P75J-1	366147,0	399642	366147	568535	366147	366147	366147	366147
P75J-2	105283,5	206983	192564	289176	192959	192564	193150	192564
P75J-4	40264,8	113717	107050	152263	107096	107050	107410	107050
P75J-6	36006,0	81613	78968	104776	79257	78968	79280	78968
P75J-8	36006,0	67174	65179	83097	65514	65179	65277	65179
P75J-10	36006,0	58681	57314	68284	57501	57314	57220	57220

Tabela 39 – Resultados para o grupo 100

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P100A-1	578724	636024	578724	784968	578724	578724	578724	578724
P100A-2	159010,75	326215	299093	400551	299221	299093	300102	299093
P100A-4	54200,375	171740	160016	206607	160206	160016	160377	160016
P100A-6	37857	121628	114456	143792	114584	114456	114637	114456
P100A-8	37857	97090	91954	111677	92048	91954	92310	91954
P100A-10	37857	82354	78541	94004	78698	78541	78711	78541
P100B-1	572420	653753	572420	988439	572420	572420	572420	572420
P100B-2	157620,5	331991	296221	500752	296316	296221	296474	296221

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P100B-4	53928	173455	158652	250564	158844	158652	158580	158580
P100B-6	38040	122322	113155	168160	113366	113155	113327	113155
P100B-8	38040	96308	90990	130820	91269	90990	90985	90985
P100B-10	38040	81069	77732	108097	77663	77732	77610	77610
P100C-1	449137	487221	449137	585477	449137	449137	449137	449137
P100C-2	123284,5	249794	232012	298981	232349	232012	232370	232012
P100C-4	41815,75	131254	123592	156091	123928	123592	124024	123592
P100C-6	29114	91890	87700	107338	88035	87700	87766	87700
P100C-8	29114	72483	69895	83434	70138	69895	69984	69895
P100C-10	29114	61231	59353	70103	59567	59353	59610	59353
P100D-1	452076	491465	452076	661236	452076	452076	452076	452076
P100D-2	123755	250285	233549	330070	233713	233549	233884	233549
P100D-4	41613,75	131294	124572	167834	125139	124572	124671	124572
P100D-6	27922	92272	88522	115810	88882	88522	88559	88522
P100D-8	27922	73030	70487	88477	70768	70487	70545	70487
P100D-10	27922	61564	59910	73501	60065	59910	60087	59910
P100E-1	449956	502299	449956	673890	449956	449956	449956	449956
P100E-2	125831,25	258459	234394	344104	234829	234394	234887	234394
P100E-4	44797,875	137990	127386	179186	127694	127386	127432	127386
P100E-6	34537	98639	92210	125594	92320	92210	92363	92210
P100E-8	34537	79401	75082	99857	75350	75082	75083	75082
P100E-10	34537	67863	64982	83184	65041	64982	64989	64982

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P100F-1	432864	469033	432864	610723	432864	432864	432864	432864
P100F-2	122032,75	241438	226074	311577	226109	226074	226318	226074
P100F-4	44278,125	129542	123138	165134	123239	123138	123451	123138
P100F-6	35983	93592	89526	114051	89718	89526	89700	89526
P100F-8	35983	75802	73280	88542	73612	73280	73464	73280
P100F-10	35983	65409	63566	73849	63789	63566	63861	63566
P100G-1	760339	858698	760339	1257638	760339	760339	760339	760339
P100G-2	217376,75	447694	400512	645264	400274	400512	400387	400274
P100G-4	81255,375	239248	222297	337202	222746	222297	222251	222251
P100G-6	68483	173128	163844	238996	163398	163844	163397	163397
P100G-8	68483	140742	135115	187327	134650	135115	134428	134428
P100G-10	68483	122185	118062	158557	117604	118062	117634	117604
P100H-1	572982	628689	572982	805417	572982	572982	572982	572982
P100H-2	161502	326021	299591	414682	299738	299591	299789	299591
P100H-4	58534,75	174941	163900	216832	164358	163900	163835	163835
P100H-6	46826	123459	118799	151566	119220	118799	119070	118799
P100H-8	46826	100199	96644	119412	97191	96644	96906	96644
P100H-10	46826	86442	83887	100944	83981	83887	83811	83811
P100I-1	577863	659538	577863	891963	577863	577863	577863	577863
P100I-2	162000,25	337452	301325	455846	301296	301325	300946	300946
P100I-4	57884,125	179321	163510	238265	163292	163510	163223	163223
P100I-6	45351	127044	117903	158941	118439	117903	117920	117903

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P100I-8	45351	101282	95898	125220	95994	95898	95936	95898
P100I-10	45351	86211	82813	104935	82960	82813	82721	82721
P100J-1	388842	427161	388842	615656	388842	388842	388842	388842
P100J-2	107276,75	218380	201541	311237	201803	201541	201845	201541
P100J-4	36774,375	115096	108060	160625	108223	108060	108225	108060
P100J-6	26025	81460	77419	108480	77622	77419	77415	77415
P100J-8	26025	64967	62267	83943	62361	62267	62127	62127
P100J-10	26025	54965	53239	68532	53424	53239	53195	53195

Tabela 40 – Resultados para o grupo 125

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P125A-1	741641,0	825560	741641	1116307	741641	741641	741641	741641
P125A-2	199627,5	420932	380631	564790	380845	380631	380732	380631
P125A-4	64070,0	219113	200408	289634	200558	200408	200593	200408
P125A-6	38961,3	152226	140648	198076	141038	140648	140837	140648
P125A-8	37248,0	119117	111015	151908	111157	111015	111036	111015
P125A-10	37248,0	99032	93280	125915	93402	93280	93308	93280
P125B-1	1032337,0	1123960	1032337	1432589	1032337	1032337	1032337	1032337
P125B-2	281781,0	574955	533126	729628	533611	533126	533265	533126
P125B-4	93993,5	304004	284666	375872	284838	284666	285280	284666

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P125B-6	60872,0	213268	202343	259369	202365	202343	202265	202265
P125B-8	60872,0	168993	161375	198322	161615	161375	161366	161366
P125B-10	60872,0	142470	137170	166265	137366	137170	137083	137083
P125C-1	1095143,0	1221016	1095143	1576717	1095143	1095143	1095143	1095143
P125C-2	299676,0	624793	565689	797261	566491	565689	566177	565689
P125C-4	100688,8	328139	301766	408334	302588	301766	302281	301766
P125C-6	67326,0	230733	214993	283197	215309	214993	215175	214993
P125C-8	67326,0	182209	171894	220338	172264	171894	171959	171894
P125C-10	67326,0	154850	146439	183875	146701	146439	146510	146439
P125D-1	692948,0	765436	692948	1048374	692948	692948	692948	692948
P125D-2	193613,3	391972	360850	538632	360728	360850	361078	360728
P125D-4	68746,9	209269	195858	276261	195482	195858	195623	195482
P125D-6	52753,0	149257	141453	190531	141686	141453	141961	141453
P125D-8	52753,0	120600	115129	147069	115341	115129	115443	115129
P125D-10	52753,0	103390	99560	122088	99714	99560	99699	99560
P125E-1	665352,0	753073	665352	1160927	665352	665352	665352	665352
P125E-2	180089,0	383266	342479	580198	342581	342479	342405	342405
P125E-4	58534,3	200011	181040	292250	181055	181040	180956	180956
P125E-6	35999,8	138998	127504	199096	127769	127504	127668	127504
P125E-8	35398,0	108822	101072	151228	101359	101072	101289	101072
P125E-10	35398,0	90906	85445	123480	85698	85445	85441	85441
P125F-1	775724,0	863672	775724	1137971	775724	775724	775724	775724

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P125F-2	211579,5	441559	400199	572962	400584	400199	400551	400199
P125F-4	70483,0	231239	213052	292224	213556	213052	213225	213052
P125F-6	45920,0	161185	151147	202147	151304	151147	151214	151147
P125F-8	45920,0	127220	120314	156073	120326	120314	120375	120314
P125F-10	45920,0	107177	102208	129251	102249	102208	102253	102208
P125G-1	981093,0	1089282	981093	1473013	981093	981093	981093	981093
P125G-2	266885,3	555345	505302	746140	506018	505302	506022	505302
P125G-4	88346,6	289410	267981	379743	268460	267981	268804	267981
P125G-6	56937,0	202926	189263	260933	189269	189263	189945	189263
P125G-8	56937,0	158125	150267	199171	150177	150267	150332	150177
P125G-10	56937,0	132830	127197	164024	126856	127197	127389	126856
P125H-1	1094635,0	1267508	1094635	1758122	1094635	1094635	1094635	1094635
P125H-2	297129,8	641387	563380	890800	563773	563380	563610	563380
P125H-4	97729,1	331498	298278	452312	298749	298278	298686	298278
P125H-6	61759,0	229894	210832	301585	211471	210832	211120	210832
P125H-8	61759,0	178684	167539	227970	167992	167539	167042	167042
P125H-10	61759,0	148498	141369	187881	141566	141361	141455	141361
P125I-1	561964,0	650285	561964	967159	561964	561964	561964	561964
P125I-2	150252,5	328911	287660	485581	287813	287660	287971	287660
P125I-4	47345,3	169112	150846	246431	150922	150846	150954	150846
P125I-6	28266,2	116919	105372	167405	105675	105372	105559	105372
P125I-8	25690,0	90498	82850	127177	82946	82850	82947	82850

Instância	LB	HMPT1	HMPT2	HMPT3	HMD1	HMD2	HMD3	Melhor
P125I-10	25690,0	74939	69441	101539	69571	69441	69357	69357
P125J-1	682816,0	767203	682816	1137828	682816	682816	682816	682816
P125J-2	185645,8	389838	351826	562014	351596	351826	351649	351596
P125J-4	61259,6	202260	186642	288798	186891	186642	186704	186642
P125J-6	38931,0	141730	132134	190765	132569	132134	132188	132134
P125J-8	38931,0	111839	105460	147228	105578	105460	105429	105429
P125J-10	38931,0	93904	89681	121080	89320	89681	89430	89320