

UM ALGORITMO GENÉTICO PARA A PROGRAMAÇÃO DE TRANSFERÊNCIAS EM
UM POLIDUTO

Mariane Lima Torres Sangineto

DISSERTAÇÃO 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.

Aprovada por:

Prof^o. Virgilio José Martins Ferreira Filho D. Sc.

Prof^a. Nair Maria Maia de Abreu D. Sc.

Prof^o. Silvio Hamacher, D.Ing.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

AGOSTO DE 2006

SANGINETO, MARIANE LIMA TORRES

Um Algoritmo Genético para a Programação
de Transferência em um Poliduto [Rio de Janeiro]
2006

X, 93 p. 29,7cm (COPPE/UFRJ, M.Sc.,
Engenharia de Produção, 2006)

Dissertação - Universidade Federal do Rio de
Janeiro, COPPE

1. Malha Dutoviária 2. Algoritmos Genéticos
3. *Scheduling*

I. COPPE/UFRJ II. Título (série)

Dedico este trabalho a uma pessoa muito especial que Deus colocou na minha vida e que representou e continua representando para mim um exemplo de luta, de fé, de esperança e de dedicação: minha mãe

AGRADECIMENTOS

- Ao meu orientador, Prof^o Virgílio por todo apoio dado para elaboração deste trabalho.
- À equipe da área de Distribuição e Logística da Petrobras pelas informações repassadas e principalmente ao Marcel pela atenção e dedicação.
- Ao meu marido, Rafael, pela compreensão dos finais de semana “perdidos” e por ter me apoiado nos momentos mais críticos.
- Aos meus pais, pela dedicação, empenho para me oferecer o melhor na minha educação.
- Ao Tio Wiliam pela preocupação em me ajudar na programação, lembrando muitas vezes as atitudes da minha mãe.
- Ao Wallace, Érito, Vanessa e Valdir por terem demonstrado serem amigos tão presentes.
- A todos parentes e amigos que me motivaram e acreditaram no término deste trabalho.

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

UM ALGORITMO GENÉTICO PARA A PROGRAMAÇÃO DE TRANSFERÊNCIAS EM UM POLIDUTO

Mariane Lima Torres Sangineto

Agosto/2006

Orientador: Virgílio José Martins Ferreira Filho

Programa: Engenharia de Produção

Dutos são reconhecidos como o meio mais seguro e econômico de movimentar grandes volumes de petróleo, derivados e gás natural a grandes distâncias, portanto a operação destes dutos é um importante elo na cadeia logística de abastecimento e distribuição do setor de petróleo e gás.

O objetivo deste trabalho é criar uma ferramenta de *scheduling* para auxiliar a programação otimizada de malhas dutoviárias. Especificamente será abordada uma malha dutoviária, constituída por um único duto, responsável pelo abastecimento de locais geograficamente distintos a partir do transporte de uma gama de produtos gerados por uma única refinaria.

Para a resolução de tal problema foi desenvolvido um Algoritmo Genético. A implementação computacional do algoritmo procura retratar as particularidades operacionais, bem como diversos custos relevantes para o processo como forma de se obter resultados coerentes e de relevância prática, comparáveis com os atuais métodos utilizados na gestão da operação do duto real. Neste sentido, são feitas análises de sensibilidade dos principais parâmetros envolvidos na modelagem bem como verificação se os resultados obtidos possuem relevância prática.

Palavras-Chaves: Duto; Problemas de *Scheduling*; Algoritmo Genético

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

PIPELINE SCHEDULING TECHNIC USING GENETIC ALGORITHM

Mariane Lima Torres Sangineto

August/2006

Advisor: Virgilio José Martins Ferreira Filho.

Department: Program of Production Engineering

Pipelines are the safest and cheapest way of transporting great petrol, derivatives and natural gas volumes at big distances, so the operation of these pipes is an important part of the logistic distribution and supply chain of the oil and gas sector.

The objective of this work is to create a scheduling tool to help to improve pipeline programming. Specifically, it will be studied a pipeline, made by a single pipe, responsible for the supply of a variety of products made in a single plant to geographically different sites.

Genetic Algorithm was used to solve the problem. The computational implementation of the algorithm tries to reflect the operational particularities, as well as some relevant costs as a way of obtaining coherent and of practical relevance results, comparable with the present methods used in the real pipeline operation. In this way, are done sensibility analyses of the main parameters involved in the modeling as well as verification if the results obtained have practical relevance.

Keywords: Pipeline; Scheduling Problem; Genetic Algorithm

SUMÁRIO

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO	1
1.1. Contextualização	1
1.2. Motivação	4
1.3. Objetivo e Estrutura	6
CAPÍTULO II – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA: SCHEDULING DE DUTOS	9
2.1. Introdução.....	9
2.2. Um poliduto que interliga um porto a uma refinaria (uma fonte e um destino)..	9
2.3. Um Poliduto que Interliga uma Refinaria a Diversos Depósitos (Uma Fonte e Vários Destinos)	10
2.4. Uma Rede de Polidutos que Interliga Refinarias a Depósitos, onde cada duto possui uma Fonte e um Destino.....	12
2.5. Conclusões	16
CAPÍTULO III – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA: ALGORÍTMO GENÉTICO.....	18
3.1. Introdução.....	18
3.2. Definições Básicas	19
3.3. Etapas de funcionamento dos Algoritmos Genéticos	19
3.4. Estrutura dos Algoritmos Genéticos	21
3.5. Aspectos Principais dos Algoritmos Genéticos	22
3.5.1. Representação e Codificação	22
3.5.2. Geração da População Inicial	22
3.5.3. Avaliação da População.....	23
3.5.4. Processo de Seleção	23
3.5.5. Operadores Genéticos	24
3.5.6. Definição dos parâmetros de um AG	27
3.5.7. Mapeamento da Função Objetivo	30
3.5.8. Diferenças entre os Algoritmos Genéticos e os Métodos Clássicos.....	33
CAPÍTULO IV – DESCRIÇÃO DO PROBLEMA DE PROGRAMAÇÃO DE DUTOS .	34
4.1 Introdução.....	34
4.2 Refinaria	36
4.3 Poliduto.....	37
4.4 Bases de Distribuição.....	39
4.5 Custos e restrições na operação dos dutos	41
CAPÍTULO V – MODELAGEM PROPOSTA.....	43
5.1 Introdução.....	43
5.2 Hipóteses consideradas no modelo	44
5.3 Síntese da Modelagem do AgOsbra	45
5.4 Tempo Operacional	47
5.5 Codificação e Representação	47

5.6	Condições iniciais.....	49
5.7	Geração da População Inicial.....	51
5.8	Função Objetivo (<i>fitness</i>).....	52
5.9	Método de minimização de energias.....	56
5.10	Operadores Genéticos.....	57
5.10.1	Crossover de 1 ponto.....	57
5.10.2	Crossover 2 pontos.....	57
5.10.3	Crossover uniforme (binário).....	58
5.10.4	Emparelhamento simples.....	58
5.10.5	Emparelhamento à direita e à esquerda (Mutaç�o Espec�fica para Trocas ou Mutaç�o por Vizinhança).....	59
CAP�TULO VI – EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS.....		61
6.1	Ambiente Computacional.....	61
6.2	Avaliaç�o dos Experimentos.....	62
CAP�TULO VII – CONCLUS�O.....		71
7.1	Introduç�o.....	71
7.2	Aspectos Relevantes Observados e Limitaç�es do Modelo.....	71
7.3	Sugest�es de Continuidade da Linha de Pesquisa.....	73
CAP�TULO VIII – REFER�NCIA BIBLIOGRAFICA.....		75
Anexo I - Representaç�o dos �ndices das bases candidatas a serem efetuadas as sangrias.....		80
Anexo II - Relat�rio “evoluç�o duto” gerado pelo AgOsbra: Representaç�o das 9 primeiras horas de uma dada programaç�o.....		81
Anexo III.....		88
Relat�rio final gerado pelo AgOsbra para o melhor indiv�duo descrito na tabela 19....		88

Sumário de Figuras

Figura 1: Estrutura da cadeia logística de abastecimento e distribuição da indústria do Petróleo.....	1
Figura 2: Malha Dutoviária Brasileira.....	3
Figura 3: Etapas do Algoritmo Genético.....	20
Figura 4: Algoritmo Genético “Genérico”.....	21
Figura 5: Cruzamento de 1 ponto.....	25
Figura 6: Cruzamento de 2 pontos.....	25
Figura 7: Cruzamento Uniforme.....	26
Figura 8: Exemplo de Mutação.....	26
Figura 9: Representação esquemática da Rede de Claros.....	35
Figura 10: Fluxograma Operacional do OSBRA.....	35
Figura 11: Operações de Movimentação na rede dutoviária.....	39
Figura 12: Particularidades da tomada de decisão.....	43
Figura 13: Representação de cada parâmetro da programação do cromossomo.....	48
Figura 14: Visualização do primeiro indivíduo gerado durante o Processo de Geração da População Inicial.....	52
Figura 15: Fração do arquivo gerado pelo AgOsbra para acompanhamento e verificação do deslocamento dos lotes no interior do duto.....	55
Figura 16: Representação do processo de crossover de 1 ponto no AgOsbra.....	57
Figura 17: Representação do processo de crossover de 2 ponto no AgOsbra.....	58
Figura 18: Representação do processo de crossover uniforme no AgOsbra.....	58
Figura 19: Representação do processo de emparelhamento simples no AgOsbra.....	59
Figura 20: Representação do processo de emparelhamento por vizinhança no AgOsbra.....	60
Figura 21: Tamanho dos lotes gerados pelo AgOsbra e pela programação Petrobras.....	65
Figura 22: Sangrias na Programação proposta pelo AgOsbra e pela da Petrobras.....	67
Figura 23: Evolução dos estoques por base.....	69
Figura 24: Resultados operacionais obtidos pelo Algoritmo Genético e pela programação da Petrobras.....	70

Sumário de Tabelas

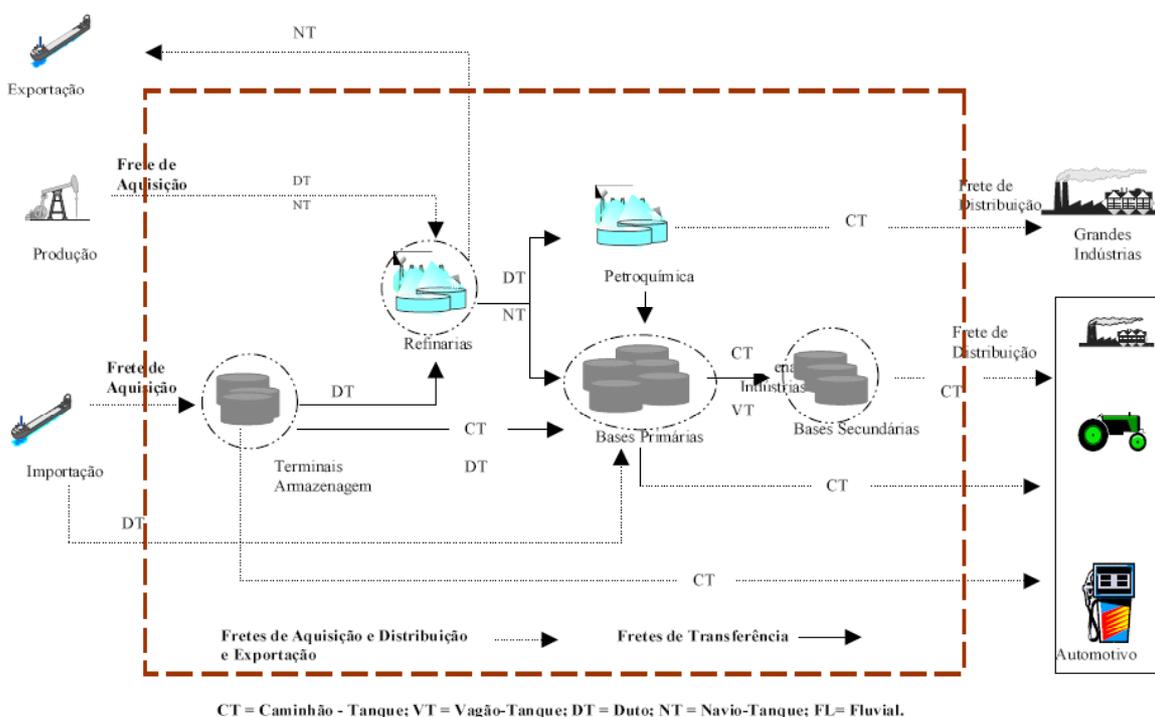
Tabela 1: Resumo da literatura existente em relação à distribuição dutoviária.....	15
Tabela 2: Associação dos principais termos utilizados em evolução natural e Algoritmo Genético.....	19
Tabela 3: Dimensionamento dos segmentos pertencentes ao OSBRA.....	36
Tabela 4: Descrição das capacidades de armazenagem de estocagem de produtos na REPLAN.....	37
Tabela 5 - Descrição das capacidades de estocagem por produto nas bases.....	40
Tabela 6: Seqüenciamento permitido de produtos dentro do OSBRA.....	42
Tabela 7: Descrição dos índices utilizados na representação do produto no cromossomo.....	48
Tabela 8: Dados de Entrada: Configuração inicial dos trechos pertencentes ao OSBRA.....	49
Tabela 9: Estoque inicial utilizado no AgOsbra.....	50
Tabela 10: Dados de Entrada: Compatibilidade entre produtos.....	50
Tabela 11: Dados de Entrada: Custo de Estocagem por produto.....	50
Tabela 12: Dados de Entrada: Custo de Bombeamento de produto por base.....	50
Tabela 13: Dados de Entrada: Demanda horária de produto por base.....	51
Tabela 14: Demonstração do processo de cálculo da função objetivo.....	56

Tabela 15: Configuração resultante no tempo máximo.....	61
Tabela 16: Parâmetros utilizados	62
Tabela 17: Correlação entre os parâmetros	62
Tabela 18: Resultados gerados pelo AgOsbra.....	63
Tabela 19: Parâmetros otimizados	64

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO

1.1. Contextualização

A operação de dutos é um importante elo na cadeia logística de abastecimento e distribuição do setor de petróleo e gás. Tais produtos são recebidos e armazenados nos terminais, e sua distribuição pode ser feita por navios ou dutos. Esta logística funciona como um sistema integrado que faz a movimentação desses produtos dos campos de produção para as refinarias e vale tanto para o petróleo produzido no Brasil quanto para o importado, descarregado nos terminais marítimos. Após o processamento nas refinarias os derivados são direcionados aos centros consumidores e aos terminais marítimos, onde serão embarcados para distribuição no próprio país ou no exterior.



Fonte: SOARES, 2003

Figura 1: Estrutura da cadeia logística de abastecimento e distribuição da indústria do Petróleo

Existem diversas formas de transportar petróleo e derivados: através dos modais ferroviário, marítimo, dutoviário ou rodoviário. No Brasil o modal rodoviário predomina neste tipo de transporte, com cerca de 60% da movimentação segundo CARDOSO (2004).

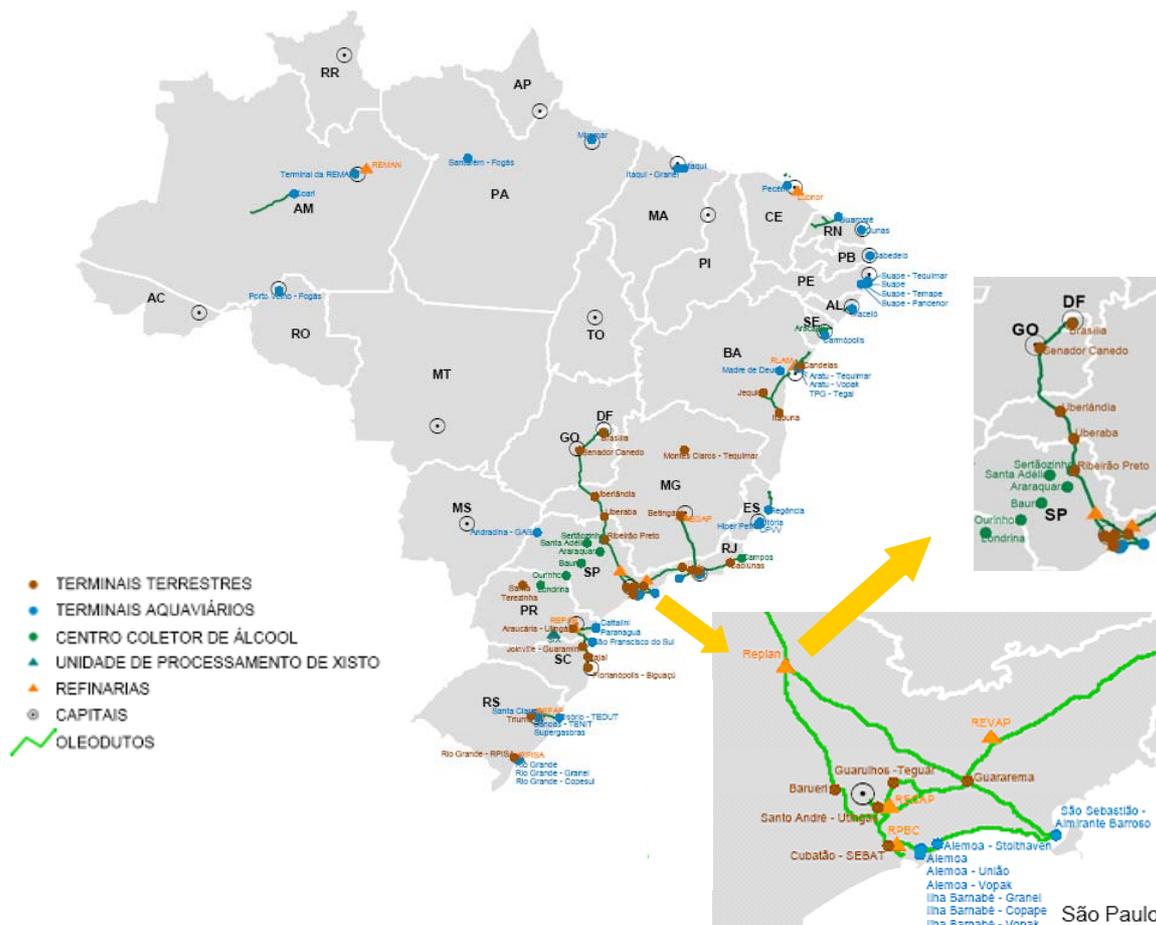
Dentre estes, os dutos são o meio mais seguro e econômico de movimentar grandes volumes de petróleo, derivados e gás natural a grandes distâncias. No Brasil a malha dutoviária ainda é bastante incipiente, com poucos dutos em operação.

Tal fato pode ser justificado pela existência de um *trade-off* quanto à decisão de implementação de um duto. Por um lado elevados custos de construção e baixa flexibilidade, e do outro a possibilidade da retirada de circulação de centenas de caminhões acarretando economia de combustível e redução do tráfego de veículos pesados nas estradas bem como a redução dos custos de transporte.

De acordo com dados obtidos na Agência Nacional de Petróleo (ANP), a malha dutoviária brasileira é formada por 438 dutos que somam 15.047 km de extensão possuindo 54 terminais (29 terrestres e 14 marítimos, lacustres ou fluviais, além dos situados em 11 portos comerciais). Do total dos dutos existentes, 241, ou aproximadamente 7.500 km, são utilizados para transportar petróleo e derivados. Em sua maioria são dutos terrestres e subterrâneos, apresentado-se em profundidades que variam de 90 cm a 1,5 m. Estes dutos e terminais situam-se em todas as regiões do país, mas principalmente no litoral e no estado de São Paulo. Segundo informações cedidas pela Petrobras, o estado de São Paulo representa em torno de 57% do total de movimentação através de dutos, sendo que 8% deste montante é transportado pelo OSBRA (figura 2), duto que será o foco deste trabalho.

Os dutos podem ser classificados de várias formas, quanto ao estado físico dos produtos transportados são oleodutos (transporte de líquidos) ou gasodutos (transporte de gases). Em relação ao local de construção classificam-se em terrestres (construídos em terra) ou submersos (construídos sob a água). Segundo PINTO (2001), os oleodutos podem ser separados em polidutos e dutos dedicados. Os polidutos são caracterizados pela possibilidade de circulação de diferentes produtos e a estes estão associadas questões de interfaces¹ e bateladas para a geração de itens perfeitamente identificados. Em contraposição, nos dutos dedicados transporta-se apenas um tipo de produto, apesar da existência do conceito de batelada. Um maior detalhamento deste termo será feito no capítulo IV.

¹ A questão das interfaces refere-se à perda de propriedades de alguns produtos ao entrarem em contato com outros incompatíveis no interior do duto.



Fonte: Anuários Estatístico ANP 2005

Figura 2: Malha Dutoviária Brasileira

Como exemplo da importância do tema pode ser citado o fato de a Petrobras possuir um Programa Tecnológico de Dutos (O PRODUT) criado em 1998 e que tem por objetivo disponibilizar e desenvolver tecnologias para seu sistema dutoviário. Com isto a empresa visa o aumento da confiabilidade e da vida útil assim como a redução dos custos e riscos envolvidos, criação de sistemas voltados para operação e automação de dutos, aumento da capacidade de transferência em oleodutos e reabilitação dos dutos. Vale salientar que as operações de movimentação dos grandes oleodutos são monitoradas remotamente e em tempo real, pelo Centro de Controle Operacional, situado na sede da Transpetro, no Rio de Janeiro, garantindo assim maior segurança e eficiência operacional para a empresa.

Atualmente a empresa tem se empenhado no desenvolvimento de *softwares* de realidade virtual para simular o fluxo de óleo e derivados. Associados aos sensores e mecanismos já existentes, a evolução de tais programas permitirá monitoramento remoto de todos os seus dutos e tanques de armazenamento.

1.2. Motivação

A complexidade e o destaque dado à indústria do petróleo no Brasil foram os principais motivadores para a elaboração deste trabalho. A importância conquistada pela Petrobras, hoje a maior empresa brasileira, deve-se à forma integrada de atuação, através da especialização nos mais diversos segmentos envolvidos desde as atividades de exploração e produção até a distribuição para o consumidor final, bem como sua influência no contexto internacional.

Nas últimas duas décadas a indústria do petróleo, que tem grande influência sobre o cenário econômico e político do país, vem sofrendo transformações a fim de se adaptar à competitividade do mercado globalizado. TREAT e DEFFARGES (1994) elaborou uma lista, que parece continuar atualizada, de fatores que vinham transformando profundamente o ambiente da indústria de petróleo:

- Mercado Globalizado – Abertura e desregulamentação de mercados antes monopolizados e quebra da antiga dependência entre as atividades de *downstream* e *upstream*²;
- Volatilidade de Preços – A grande oscilação do preço do petróleo e seus derivados no mercado atual;
- Sistemas de informação – Redução significativa dos custos relativos aos sistemas voltados para tomada de decisão, permitindo assim maior difusão e descentralização dos mesmos;
- Incorporação de Novas tecnologias – Isto viabiliza a ampliação das reservas de petróleo já existentes além de torná-las acessível a mais concorrentes;
- Alteração Política – Possibilita o surgimento de novos mercados, parceiros e concorrentes;
- Restrições Ambientais – Devido ao maior controle por parte do governo bem como aumento do nível de exigência dos padrões de qualidade dos combustíveis que acabaram acarretando uma redefinição das questões ambientais; e
- Atuação do Governo - O governo mantém controle da área de *upstream* abdicando da área de *downstream*.

² O termo *downstream* indica a porção da indústria de petróleo que se inicia na refinaria e engloba também a distribuição. O termo *upstream* indica a porção da indústria desde a exploração até a refinaria.

De acordo com BORGES (2000) a estratégia adotada para o século XXI prioriza a construção bem como a consolidação de estruturas flexíveis e ágeis que atuem de forma eficaz na tomada de decisão.

Neste sentido um dos objetivos do setor petrolífero é a utilização eficiente de todos os fatores de produção e principalmente redução dos custos envolvidos com o propósito de maximizar a produtividade e lucratividade. Isso justifica o incentivo de pesquisas no setor, principalmente nas áreas de otimização e planejamento bem como na de controle de produção e logística de distribuição.

Segundo SAMPAIO *et al.* (1998) a Petrobras vem trabalhando para aumentar a velocidade de resposta do planejamento operacional às demandas do mercado utilizando a seguinte sistemática:

- A nível corporativo: utiliza um sistema de programação linear específico que considera todas as restrições a nível nacional e fornece subsídios e diretrizes para o planejamento operacional local.
- A nível local: utiliza modelos individuais de cada refinaria. Tais modelos levam em conta condições de contorno ditadas pelo modelo corporativo como mercado, preços, oferta de petróleo, etc., otimiza os planos de produções locais elaborados por cada refinaria, permitindo identificar oportunidades de melhorias operacionais maximizando os resultados econômicos e tomadas de decisão mais consistentes.
- A integração do modelo corporativo com os modelos individuais é feita através de um banco de dados de planejamento que gera as condições de contorno locais levando em consideração as premissas corporativas.

Quanto à utilização de modelos computacionais, as primeiras tentativas direcionadas às áreas de logística, planejamento e seqüenciamento de produtos remontam à década de 50. A modelagem de problemas abordando o cenário da indústria do petróleo até o início da década de 90 apresentava ainda limitações no que diz respeito ao dimensionamento e complexidade da modelagem (JOLY, 1999). Neste contexto, surgem inúmeros trabalhos, os quais serão abordados no capítulo II, que tentam retratar com maior fidelidade a realidade do setor abordando principalmente o problema de *scheduling*.

Neste trabalho será abordada uma malha dutoviária responsável pelo abastecimento de locais geograficamente distintos a partir do transporte de uma gama de produtos gerados por uma única refinaria. O objetivo é a geração de uma adequada programação de bombeamento de produtos para as bases de distribuição envolvidas no problema. Além deste objetivo a elaboração deste trabalho foi motivada por alguns fatores relevantes, listados a seguir:

- A partir de 1997 a Lei do Petróleo estabeleceu que qualquer empresa constituída segundo as leis brasileiras, possuindo sede administrativa no país, poderá receber autorização da Agência Nacional de Petróleo (ANP) para construir instalações e efetuar qualquer modalidade de transporte (COUTINHO *et al.*,1998), acabando assim, com a exclusividade da Petrobras sobre a realização de operações referentes ao petróleo como, por exemplo, exploração, refino e transporte. Com a possibilidade de aumento da competitividade no país aumenta a necessidade de ferramentas de elaboração e auxílio na tomada das decisões operacionais.
- Apesar de todo o aparato computacional existente na Petrobras aplicado às questões de planejamento, ainda é comum a tomada de decisão embasada na experiência do operador. Estas nem sempre são otimizadas, pois geralmente não levam em consideração todas as variáveis associadas. Segundo PINTO *et al.* (2000), as soluções ótimas para cada operação geralmente são conflitantes, de modo que não devem ser analisadas individualmente, aumentando a complexidade do problema.
- Existência de poucos trabalhos no tocante a programação de dutos. Este tópico será abordado com mais detalhes no Capítulo II.

1.3. Objetivo e Estrutura

O objetivo deste trabalho é criar uma ferramenta de *schedulling* para auxiliar a programação eficiente de malhas dutoviárias. Está direcionado à modelagem de um processo contínuo e visa estabelecer uma política eficiente e bem definida no tempo de gerenciamento dos recursos disponíveis.

O método adotado visa a determinação do seqüenciamento dos produtos, levando em consideração a questão das interfaces e o dimensionamento do tamanho da batelada a ser transportada, uma vez que bombear um lote muito pequeno de um dado produto na maioria das vezes torna-se inviável economicamente. Estas considerações deverão

ser feitas com o intuito de resolver a questão prioritária de atendimento das demandas em tempo real, otimizando também o gerenciamento de estoques.

O grande interesse da empresa na solução do problema de *scheduling* de malha dutoviária de modo isolado ou integrado deve-se ao fato de que melhorias operacionais no roteamento e seqüenciamento das bateladas podem reduzir drasticamente os custos oriundos de:

- Formação de interfaces (quando são transportados produtos diferentes dentro do mesmo duto, a zona de contato entre ambos tende a se expandir conforme as bateladas percorrem o duto gerando, assim, uma degradação de qualidade do produto mais nobre);
- Falhas no atendimento à demanda devido a uma programação imperfeita;
- Falta de otimização quanto ao custo operacional do sistema (energia necessária para bombeamento dos produtos). Durante os horários de pico de demanda de energia elétrica (em geral no começo da noite), o custo da energia elétrica é maior e necessita-se, sempre que possível, reduzir (ou mesmo evitar) o bombeamento de produtos durante estas janelas de tempo; e
- Tratamento imediato de imprevistos (quebra de bombas, parada de dutos para manutenção, falta de petróleo em um terminal devido a um eventual atraso do navio, entre outros).

Além destas questões relativas a custos é de fundamental importância a utilização eficaz de recurso computacional, uma vez que o operador terá mais segurança na hora de escolher o melhor alinhamento de dutos para as operações de transferência, minimizando os riscos de contaminação e prejuízos e maximizando a lucratividade e a produção.

Em linhas gerais, será abordado o problema de *scheduling* de uma fração da malha dutoviária da Petrobras. O sistema em estudo é composto basicamente de uma refinaria, um duto e bases de distribuição.

Esta pesquisa tem como objetivo principal desenvolver um método de solução baseado em Algoritmos Genéticos.

A implementação computacional de tal modelo tentou retratar particularidades operacionais, bem como diversos custos relevantes para o processo como forma de

se obter resultados coerentes e de relevância prática, comparáveis com os atuais métodos utilizados pela empresa na gestão da operação do duto.

Esta dissertação está estruturada da seguinte forma: no capítulo II são abordados os principais trabalhos encontrados sobre *scheduling* de dutos. No capítulo III são apresentados a origem e os fundamentos do Algoritmo Genético, bem como os aspectos e características que o tornam uma ferramenta de busca e otimização de vasta utilização para as mais diversas áreas de atuação. Já no Capítulo IV faz-se uma descrição do cenário de programação de dutos, apresentando inicialmente uma abordagem genérica sobre as questões e contextualizando para o OSBRA. No capítulo V apresenta-se a modelagem proposta para a solução do problema. No capítulo VI os resultados experimentais são apresentados e analisados e finalmente no capítulo VII conclui-se o trabalho.

CAPÍTULO II – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA: *SCHEDULING* DE DUTOS

2.1. Introdução

A seguir serão apresentadas as abordagens encontradas na literatura para o problema de *scheduling* de dutos. Esta revisão será dividida em tópicos seguindo a ordem das categorias listadas abaixo.

a) Quanto ao número de dutos utilizados:

- um único duto
- dois ou mais dutos (rede de dutos)

b) Quanto à quantidade de produtos escoados

- um único produto
- dois ou mais produtos (polidutos)

c) Quanto à quantidade de destinações (recebem os produtos escoados)

- um único destino
- vários destinos

d) Quanto à quantidade de fontes (produzem dos produtos escoados)

- uma única fonte
- duas ou mais fontes

2.2. Um poliduto que interliga um porto a uma refinaria (uma fonte e um destino)

No problema abordado por SHAH (1996), o duto transporta alguns tipos de óleo cru e o sistema (refinaria, porto e duto) foi decomposto em dois subproblemas que foram modelados usando Programação Linear Inteira Mista com discretização do horizonte de tempo em intervalos de igual duração. O primeiro subproblema determina como a refinaria é operada e como será abastecida pelo duto, com o objetivo de minimizar a quantidade de material que resta nos tanques após estes terem alimentado as unidades de destilação. O segundo determina como descarregar os navios e como os tanques do porto devem alimentar o duto, uma vez que a programação do duto já foi estabelecido, com o objetivo de encontrar uma solução viável.

Em MAGATÃO *et al.* (2004), o oleoduto transporta diferentes tipos de commodities (gasolina, diesel, querosene, álcool, GLP, etc.) que podem ser bombeados tanto da refinaria para o porto, como do porto para a refinaria. O problema consiste em fazer o *scheduling* do oleoduto em um horizonte de tempo limitado, visando procedimentos de baixo custo operacional. O modelo foi formulado usando Programação Linear Inteira Mista com discretização uniforme do tempo e foram consideradas a disponibilidade de

produtos, restrições de tancagem, seqüências de bombeamento, determinação da taxa de fluxo, além de uma variedade de restrições operacionais.

Para lidar com problemas de *scheduling* de larga escala encontrados no mundo real, os autores propõem uma estratégia de decomposição envolvendo dois modelos em Programação Linear Inteira Mista (um principal e um auxiliar), uma rotina auxiliar e um banco de dados. O problema foi resolvido para algumas instâncias, resultando em melhorias significativas.

Embora o trabalho a seguir não seja sobre dutos interligando portos e refinarias, ele trata de outros problemas que envolvem um duto com apenas uma fonte e um destino. Em PINTO *et al.* (2000) são apresentadas várias aplicações reais de modelos de planejamento e *scheduling* em refinarias de petróleo. Os autores usaram Programação Linear Inteira Mista para lidar com várias subseções da refinaria, como as descritas pelos problemas a seguir:

- Problema de gerenciamento de estoques de óleo cru para uma refinaria, que recebe vários tipos de óleo através de um duto. Para um dado horizonte de tempo, o número, tipo, horário de início e fim das bateladas de óleo são conhecidas *a priori*.
- Problema de produção e distribuição em uma refinaria com várias unidades de processamento que produzem diversos produtos que são armazenados em tanques intermediários e posteriormente enviados para os oleodutos como produtos finais ou misturados a outros produtos para obter o *blend* desejado. Os oleodutos estão ligados aos mercados consumidores.
- Problema de *scheduling* de produção de óleo combustível e asfalto com gerenciamento de operações que inclui mistura, armazenagem e distribuição. A produção de óleo combustível e asfalto é armazenada em tanques para produtos finais que depois serão distribuídos por dois dutos ou por caminhões.

Para todos esses problemas foram considerados custos de interface dos produtos.

2.3. Um Poliduto que Interliga uma Refinaria a Diversos Depósitos (Uma Fonte e Vários Destinos)

Em SASIKUMAR *et al.* (1997) são apontadas desvantagens dos modelos numéricos em relação a problemas de *scheduling*, sendo a mais crítica a inabilidade de se tolerar mudanças de especificação no sistema. As restrições e funções de avaliação podem mudar de tempos em tempos, ocasionando modificações significativas na estrutura do

modelo. Isto aliado ao fato de que, em sistemas muito complexos, a viabilidade da solução é mais importante que a otimalidade, justificaram uma abordagem heurística para a resolução desse problema. Foi utilizada uma técnica de inteligência artificial denominada *beam search*, que gera um bom *schedule* mensal para o duto, e que leva em conta as exigências e disponibilidade de produtos, enquanto satisfaz uma grande variedade de restrições incluindo níveis de estoques permitidos e restrições de seqüenciamento.

O modelo faz uso de penalidades incorporadas à função heurística de avaliação devido ao fato de algumas restrições serem mais importantes que outras, como por exemplo, o fornecimento dos produtos a todos os destinos, minimização de *shutdowns*, etc. O problema foi implementado e colocado uso em um sistema dutoviário indiano.

REJOWSKI (2001), REJOWSKI e PINTO (2003) estudaram um problema baseado no sistema OSBRA da Petrobras, que tem uma refinaria que distribui gasolina, óleo diesel, GLP e querosene de aviação para 5 depósitos, e desenvolveram dois modelos Programação Linear Inteira Mista com representação discreta do tempo. O primeiro modelo divide o duto em lotes de mesma capacidade, enquanto o segundo admite lotes de capacidades diferentes.

Os modelos foram baseados inicialmente em programação disjuntiva e depois foram linearizados a partir da cobertura convexa. Em REJOWSKI (2001) foi utilizada também a formulação Big M para a linearização. Os modelos incorporam várias restrições de operação como balanço de massa, demanda de produtos, restrições de capacidade e restrições de sequenciamento de produtos. O objetivo é determinar, para um horizonte de tempo de 3 dias, as operações de bombeamento de novos produtos para o duto e as operações de carga e descarga dos tanques na refinaria e nos depósitos, de tal forma que os custos de estoque, bombeamento e de interface dos produtos sejam minimizados. Os modelos não encontraram soluções ótimas para os exemplos apresentados.

Com o objetivo de melhorar a eficiência desta formulação, REJOWSKI e PINTO (2004) propõem a introdução de restrições e cortes ao modelo de Programação Linear Inteira Mista original. As restrições são não intuitivas e impõem que um seguimento do duto só pode ficar inativo se estiver preenchido por apenas um produto e os cortes são baseados nas demandas e no estoque inicial dos segmentos do duto. Essas

alterações foram testadas em três exemplos com diferentes demandas por produtos. A solução ótima foi alcançada em todos os exemplos apresentados e em alguns casos houve uma melhora significativa no tempo computacional.

Para resolver o problema de *scheduling*, CAFARO e CERDÁ (2004) utilizaram uma formulação de Programação Linear Inteira Mista com representação contínua do tempo. O modelo leva em conta restrições tais como balanço de massa, níveis permitidos nos tanques e restrições de sequência de produtos. Se necessário o modelo pode inserir *plugs* para evitar interfaces não desejáveis. O objetivo do problema é minimizar os custos de estoque, de interface dos produtos e de bombeamento, podendo incluir custos mais altos de bombeamento nos períodos de pico. A solução ótima foi encontrada para os dois estudos de casos reais apresentados, que foram extraídos do trabalho de REJOWSKI e PINTO (2003). Segundo os autores, a representação contínua do tempo permitiu uma descrição mais rigorosa do problema, uma severa redução das variáveis binárias, restrições e do tempo computacional.

2.4. Uma Rede de Polidutos que Interliga Refinarias a Depósitos, onde cada duto possui uma Fonte e um Destino.

A dissertação de CAMPONOVARA (1995) trata do problema de transporte de derivados de petróleo (gasolina, diesel, querosene de aviação, nafta, GLP, álcool anidro e álcool hidratado) por uma rede de dutos bidirecionais, baseado na rede de dutos da Petrobras. Inicialmente foi elaborado um modelo de Programação Matemática, baseado no Modelo de Fluxo em Rede com Múltiplos Períodos, para o problema. Mas devido à dificuldade em se obter soluções para o modelo, a alternativa escolhida pelo autor, foi a de usar uma abordagem heurística. Assim, o problema foi decomposto em 3 problemas menores: a geração das operações de transporte (*jobs*); a escolha da rota entre a base produtora e a consumidora de cada *job*; e a programação das operações (escalonamento). Estes componentes foram integrados em um Time Assíncrono (*A-Team*), que pode ser visto como uma organização de software descentralizada para cooperação de algoritmos.

O modelo heurístico obedece às restrições de demanda, restrições de capacidade e restrições de sequenciamento de produtos e tem como objetivo encontrar uma solução viável. Com isso, a restrição de atendimento às demandas torna-se o objetivo e o modelo procura minimizar a inviabilidade. As rotas são escolhidas dentre um conjunto

pré-estabelecido com base na experiência da Petrobras. Para os exemplos apresentados não foram encontradas soluções que atendessem à demanda dos mercados consumidores durante o horizonte de tempo de 120 horas, houve desabastecimento a partir de 100 horas e de 80 horas.

O trabalho de MILIDIÚ *et al.* (2001) descreve um método heurístico do tipo GRASP para resolver o problema de transporte de derivados de petróleo em rede de dutos, apresentado por CAMPONOGARA (1995). O método desenvolvido utiliza as soluções obtidas pela heurística *A-Teams*, desenvolvida por esse autor, como ponto de partida para buscas locais. Estas buscas locais obtêm soluções refinadas dentre as quais a de menor custo é retornada pelo método. O custo da solução representa a soma dos volumes totais de produto faltando ou transbordando a cada hora de simulação. Os autores resolveram a mesma instância apresentada por CAMPONOGARA (1995), com e sem o método GRASP para fazer a busca local. Foi obtida solução viável apenas com o uso do método GRASP.

Em MÁ S e PINTO (2003) foi estudado o problema de *scheduling* de curto prazo de óleo cru em complexos contendo portos, refinarias e uma infra-estrutura de oleodutos unidirecionais capaz de transferir petróleo dos portos para as refinarias. Os portos contêm píeres que recebem petroleiros para descarga, tanques de armazenagem e uma rede de tubulações que os interconectam. As refinarias possuem sua própria infra-estrutura de armazenagem. O problema também considera a armazenagem intermediária em subestações.

Devido à sua complexidade, o problema foi formulado por meio de dois modelos distintos de Programação Linear Inteira Mista (MILP) de tempo contínuo com base em eventos, que giram em torno dos elementos da estrutura física do sistema. O primeiro modelo engloba a estrutura do porto e considera uma representação agregada dos oleodutos e tancagem intermediária. A sua solução envolve a alocação de petroleiros a píeres assim como operações de descarga de petroleiros e carga de oleodutos. Estas informações são utilizadas pelo segundo modelo que representa, de forma detalhada, a infra-estrutura das subestações que contêm oleodutos e tanques intermediários. As variáveis de decisão, neste caso, envolvem operações de carga e descarga de tanques e oleodutos.

Os autores apresentaram um exemplo de *scheduling* de óleo cru para um complexo contendo um porto, 4 refinarias e 2 subestações, 13 petroleiros, 4 píeres e 14 tipos de óleo cru. Essa instância foi modelada usando uma vez o Modelo de Porto e três vezes o Modelo de Subestação, que foram resolvidos em cascata, obedecendo à direção do porto para as refinarias. Foi encontrada uma solução viável para o problema em tempos computacionais razoáveis. Neste trabalho algumas interfaces de produtos nos oleodutos foram penalizadas através de custos na função objetivo dos modelos.

NEIRO e PINTO (2004) propõem um modelo de otimização para o planejamento de uma cadeia de suprimentos de petróleo que compreende terminais de petróleo, refinarias e centros de distribuição e uma rede de dutos unidirecionais para suprimento de óleo cru e outra para distribuição de produtos. A distribuição através dos dutos é definida dos terminais de petróleo para as refinarias e das refinarias para terminais intermediários ou para centros de distribuição. Foi feito um estudo de caso para um complexo contendo 4 refinarias e 5 terminais (inclui terminais de petróleo e centros de distribuição).

Todo esse complexo foi modelado a partir de 3 estruturas básicas que representam unidades de processamento, tanques e dutos. Essas estruturas compõem o conjunto de restrições do problema de otimização de toda a cadeia, que corresponde a um problema de Programação Não Linear Inteiro Misto de larga escala. Foi encontrada solução para o exemplo apresentado. No entanto, a abordagem para a estrutura de dutos é muito simplificada e não leva em consideração as perdas devido às interfaces dos produtos.

JOLY (1999) aborda um sistema de múltiplos estágios que possui dutos oriundos das unidades de refino e promove a carga dos tanques de estocagem dos produtos refinados e oleodutos que viabilizam o atendimento da demanda de um centro consumidor em particular.

O problema foi modelado em Programação Linear Inteira Mista (MILP) resolvido por meio do Método *Branch and Bound* no ambiente GAMS. Considerou-se como as condições iniciais o volume de produto contido nos tanques, previsão da demanda de cada produto em cada base como o objetivo de determina-se qual o gerenciamento ótimo da rede de oleodutos, ou seja, os períodos mais adequados, as melhores seqüências levando sempre em conta a minimização dos custos operacionais tais

como: custos de carga dos tanques de armazenamento, estocagem do produto nos tanques de armazenamento, descarga de produto dos tanques para os oleodutos, bombeamento e de transições.

A tabela 1 expõe um resumo da literatura existente sobre distribuição dutoviária.

Tabela 1: Resumo da literatura existe em relação à distribuição dutoviária

Autor	Dutos	Produtos	Destinos	Fontes	Técnica
Shah (1996)	único	poliduto	único	única	MILP com discretização uniforme do horizonte de tempo
Magatão et al. (2004)	único	poliduto	único	única	MILP com discretização uniforme do horizonte de tempo
Sasikumar et al. (1997)	único	poliduto	vários	única	Beam Search (AI)
Rejowski (2001 e 2003)	único	poliduto	vários	única	MILP com discretização uniforme do horizonte de tempo
Rejowski e Pinto (2004)	único	poliduto	vários	única	MILP com discretização uniforme do horizonte de tempo
Cafaro e Cerdá (2004)	único	poliduto	vários	única	MILP com representação contínua de tempo
Camponogara (1995)	rede	poliduto	vários	vários	Heurística A-Team
Milidiú et Al. (2001)	rede	poliduto	vários	vários	GRASP
Más e Pinto (2003)	rede	poliduto	vários	única	MILP de tempo contínuo baseado em eventos
Neiro e Pinto (2004)	rede	poliduto	vários	vários	MINLP com discretização do horizonte de tempo

Joly (1999)	rede	poliduto	vários	vários	MILP com discretização do horizonte de tempo
-------------	------	----------	--------	--------	---

2.5. Conclusões

O estudo de problemas sobre distribuição dutoviária é bastante recente e ainda não dispõe de uma literatura extensa, principalmente em relação à problemática das “redes de dutos”. Os últimos anos, entretanto, atestam um aumento na literatura do gênero, fruto da importância que a eficiência no transporte, a baixos custos, de derivados de petróleo a longas distâncias adquiriu.

A maior parte dos autores tem escolhido uma abordagem de programação matemática (MILP) para tratar desses problemas (tabela 1). O uso de técnicas exatas implica na necessidade de serem feitas muitas simplificações na modelagem do problema, geralmente obtendo soluções ótimas apenas para problemas de menor porte, como é o caso dos trabalhos de MAGATÃO *et al.* (2004), REJOWSKI e PINTO (2004) e CAFARO e CERDÁ (2004) onde o horizonte de tempo de planejamento é de 120h para o primeiro trabalho e 75h para os outros dois. Além disso, esses métodos demandam um gasto significativo de tempo computacional. Nestes casos, o tipo de representação do horizonte de tempo constitui um ponto crucial; a literatura atual tem dado preferência pela representação discreta, entretanto a representação contínua, como utilizada por MÁZ e PINTO (2003) e CAFARO e CERDÁ (2004), constitui uma alternativa potencial da qual ainda se fez pouco uso. Com este tipo de representação do tempo, CAFARO e CERDÁ (2004) resolvem otimamente os problemas apresentados por REJOWSKI e PINTO (2003) em menos de um minuto, enquanto estes, levaram algumas horas para encontrar apenas uma solução viável.

A utilização de heurísticas em problemas de distribuição dutoviária tem sido pequena. Nesta revisão apenas SASIKUMAR *et al.* (1997), CAMPONOOGARA (1995) e MILIDIÚ *et al.* (2001) trazem esse tipo de abordagem. No primeiro, o *scheduling* mensal é obtido com uma hora de esforço computacional. Já CAMPONOOGARA (1995) não atinge solução viável mesmo após 9h de processamento e MILIDIÚ *et al.* (2001) necessita de 57h para chegar a uma solução viável. Entretanto em outros setores, o uso de heurísticas combinadas a técnicas de programação matemática ou apenas o uso de heurísticas tem se mostrado uma ferramenta de grande valia, permitindo a obtenção de soluções viáveis em tempos computacionais aceitáveis. O uso destes

métodos em problemas de distribuição dutoviária pode vir a ser igualmente útil, com inúmeras possibilidades a serem exploradas.

Seguindo esta direção, o objetivo desta dissertação é o desenvolvimento de um algoritmos genéticos para o *scheduling* de um polduto que interliga uma refinaria a diversos depósitos (revisado na seção2.3).

CAPÍTULO III – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA: ALGORÍTMO GENÉTICO

3.1. Introdução

Desde o início dos anos 80, novas técnicas são criadas com o intuito de recriar o comportamento humano. Inicialmente surgiram os chamados “sistemas especialistas”, destacando-se técnicas como as “Redes Neurais”. Com a evolução de tais sistemas surge a “computação evolucionária” no qual Algoritmos Genéticos são o principal exemplo (KAZAY, 2001).

Os Algoritmos Genéticos são algoritmos de busca fundamentados no processo da seleção natural proposto por Charles Darwin e nos mecanismos da genética. Segundo Darwin o homem, tal qual os outros seres vivos, é resultado da evolução. Em seus estudos concluiu que nem todos os seres vivos que nascem sobrevivem ou, o que é mais importante, reproduzem-se. Os indivíduos com mais oportunidades de sobrevivência seriam aqueles com características mais aprimoradas para enfrentar as condições ambientais. Esses indivíduos teriam maior probabilidade de reproduzir-se e deixarem descendentes. Nessas condições as variações favoráveis tenderiam a ser preservadas e as desfavoráveis, destruídas. É um lento e constante processo de seleção ao longo das gerações, através do qual as espécies podem se diversificar, tornando-se cada vez mais adaptadas ao ambiente em que vivem. A grande contribuição de Darwin à teoria da evolução foi a elaboração do conceito de Seleção Natural.

A partir dos anos 50 e 60 a teoria de evolução proposta por Darwin passou a ser considerada como uma possível ferramenta de otimização para problemas de engenharia. Já no início dos anos 70, John Holland (HOLLAND, 1975) desenvolveu modelos em que os mecanismos da adaptação natural pudessem ser importados para os sistemas computacionais dando origem ao Algoritmo Genético.

Uma grande aplicação dos Algoritmos Genéticos é em problemas de busca: dado um conjunto de elementos ou indivíduos, deseja-se encontrar aquele ou aqueles que melhor atendam a certas condições especificadas. Na literatura aplicam-se os AG's nos mais diversos tipos de problemas de otimização tais como: *Scheduling*, Programação e Roteamento de veículos, Localização e *Layout* de Fábricas, Problemas de Transporte, Problema do Caixeiro Viajante, entre outros.

Em geral os problemas resolvidos utilizando o Algoritmo Genético se enquadram na classe de problemas considerados intratáveis (NP-Completo e NP-hard). Para um tamanho razoável dos dados de entrada torna-se impossível explorar todo o espaço de busca em tempo computacional viável. Além disso, esta heurística, ao limitar o espaço de busca, não pode garantir a busca da solução ótima (MICHALEWICZ, 1995).

3.2. Definições Básicas

Como o Algoritmo Genético é baseado na Teoria da Evolução das espécies e na genética, existem diversos termos em comum originados.

Uma analogia entre os termos utilizados na evolução natural e o AG é feita na tabela 2.

Tabela 2: Associação dos principais termos utilizados em evolução natural e Algoritmo Genético

Evolução Natural ↔ Algoritmo Genético
Indivíduo ↔ Solução
Cromossomo ↔ Representação
Reprodução Sexual ↔ Operação de Cruzamento
Mutação ↔ Operador de Mutação
População ↔ Conjunto de Soluções
Gerações ↔ Iterações

3.3. Etapas de funcionamento dos Algoritmos Genéticos

A implementação de um AG começa com uma população inicial, constituída de “indivíduos”, tipicamente aleatória, que representam as possíveis soluções para um determinado problema. A cada iteração (“geração”), os indivíduos da população passam por uma avaliação que verifica sua capacidade em oferecer uma solução satisfatória para o problema. Esta avaliação é feita conforme uma função que recebe o

nome de função de aptidão, ou função de *fitness*. De acordo com esta avaliação, alguns indivíduos são selecionados, segundo uma regra probabilística, para passar por um processo de reprodução.

No processo reprodutivo aplica-se sobre os indivíduos selecionados os chamados operadores genéticos (cruzamento e mutação), gerando uma nova população de possíveis soluções. O mecanismo de cruzamento (recombinação) permite a troca de material entre os indivíduos gerando descendentes com informação combinada dos pais. A mutação é outro operador que consiste na modificação aleatória e ocasional do cromossomo do próprio indivíduo.

Pressupõe-se que as novas populações, em média, tornam-se mais aptas para solucionarem o problema. Após um grande número de gerações, de acordo com o critério de término do algoritmo, o indivíduo mais apto até então é uma possível solução para o problema.

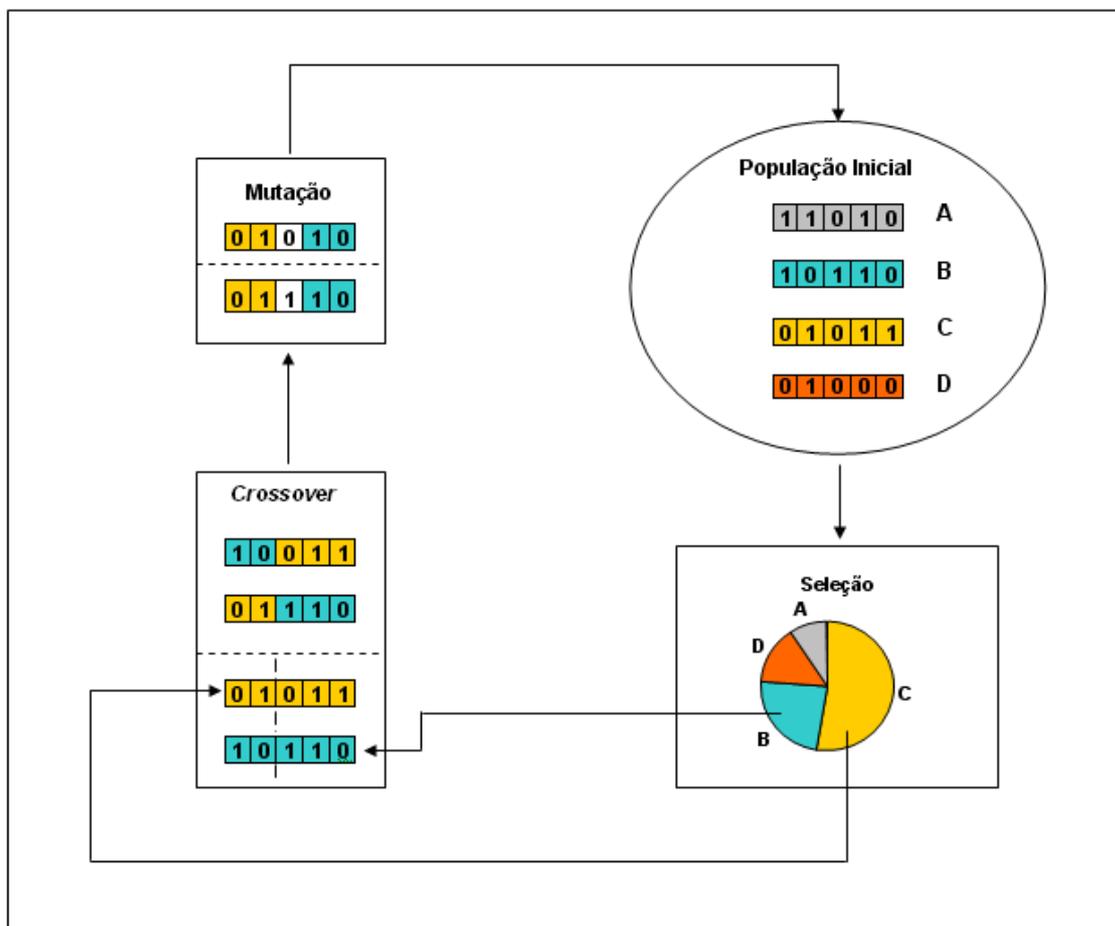


Figura 3: Etapas do Algoritmo Genético

Na figura 3 verificam-se as etapas pelas quais uma população inicial é submetida para gerar indivíduos mais aptos à solução do problema.

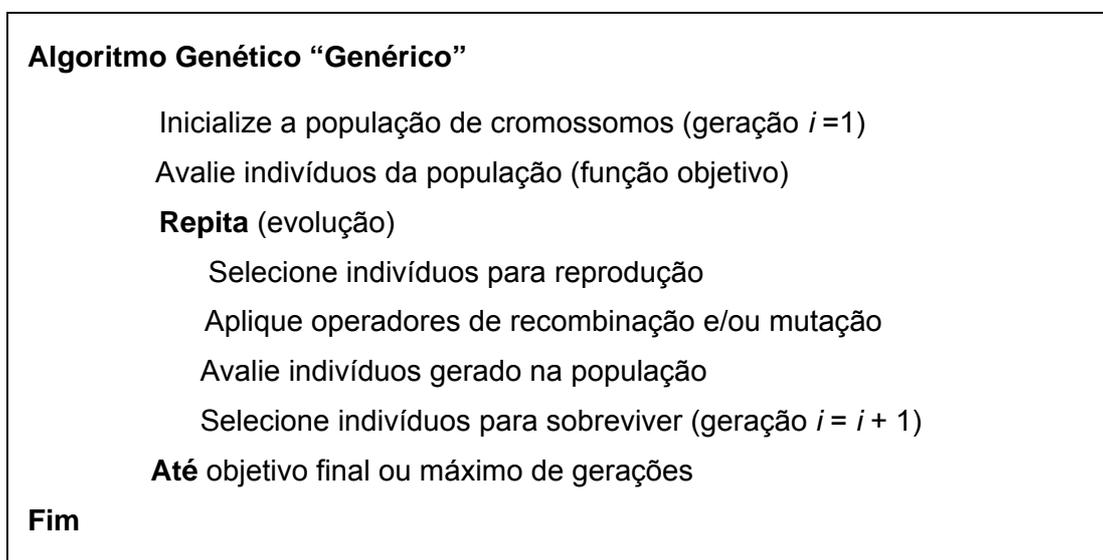
Em suma, o AG opera tipicamente através de um ciclo simples de quatro estágios:

- Criação de uma população de indivíduos;
- Avaliação de cada indivíduo;
- Seleção dos melhores indivíduos;
- Manipulação genética, para criar uma nova população de indivíduos.

3.4. Estrutura dos Algoritmos Genéticos

Existem inúmeras estruturas de Algoritmos Genéticos, com variações de procedimentos e operadores empregados. Entretanto, as três estruturas mais encontradas dos Algoritmos Genéticos são: “Genérico”, “Geracional” e “em Regime” (*steady-state*).

A diferença básica entre as estruturas são as maneiras em que os indivíduos criados e inseridos na população. Como a modelagem proposta por esta dissertação baseia-se na estrutura Genérica, esta será descrita com maior detalhamento como mostra o esquema a seguir:



Fonte: BARBOSA (1997)

Figura 4: Algoritmo Genético “Genérico”

3.5. Aspectos Principais dos Algoritmos Genéticos

3.5.1. Representação e Codificação

A representação ou codificação das variáveis a serem otimizadas têm grande influência no desempenho de busca. O objetivo é que represente as características do problema da forma mais simples possível.

Existem várias formas de representação das variáveis, tais como: binária, números inteiros ou números reais. A maioria dos trabalhos desenvolvidos utiliza a codificação binária, devido a sua simplicidade, facilidade de manipulação através de operadores genéticos, de transformação em inteiro ou real ou até mesmo pela facilidade de provar teoremas (PACHECO *et al.*, 1999).

Definidas as variáveis relevantes para a resolução do problema de otimização, bem como qual será a forma de representação, devem-se concatenar as respectivas representações de maneira a formar o cromossomo, existindo ainda a possibilidade de se associar mais de um cromossomo a cada indivíduo.

3.5.2. Geração da População Inicial

A população inicial de indivíduos ou cromossomos é na maioria das vezes realizada de forma aleatória, embora existam ocasiões onde é mais apropriada uma seleção heurística da mesma, introduzindo logo de início um ou mais indivíduos “interessantes”, como, por exemplo, soluções aproximadas conhecidas contendo algum tipo de informação prévia.

A seguir serão descritas as diferentes formas de geração da população inicial.

- Inicialização Aleatória da População → Neste tipo de inicialização da população, os N indivíduos são distribuídos aleatoriamente dentro do espaço solução. Possui a desvantagem de possibilitar a ocorrência de regiões de concentração de pontos e outras sem indivíduos. Entretanto, a distribuição aleatória permite uma maior variabilidade dos resultados obtidos. Pode-se obter informação adicional a cada vez que o algoritmo do problema é rodado.
- Inicialização Determinística da População → A população é distribuída uniformemente dentro de um espaço solução. Possui a vantagem de cobrir bem o espaço solução, porém, execuções sucessivas não trazem informação adicional, pois o espaço de inicialização é sempre o mesmo.

- Inicialização Aleatória com “Nicho” → A fim de solucionar o problema da possível ocorrência de concentração de pontos devido a inicialização Aleatória da População, pode-se utilizar a técnica de “nichos”. Nesta técnica, é estabelecida uma região de cobertura para cada indivíduo. No momento que estamos gerando a população inicial, se dois ou mais indivíduos aparecem muito próximos, um deles é eliminado e outro é gerado aleatoriamente. O processo é repetido até que todos os indivíduos estejam sozinhos dentro do seu nicho. Este processo garante que não haverá, na população inicial, indivíduos próximos uns dos outros, porém, não garante que todo o espaço solução esteja coberto inicialmente.

Diversos trabalhos realizados comprovam que a inicialização, em geral, não é crítica desde que a população inicial contenha cromossomos suficientemente variados (GOLDBERG, 1989).

3.5.3. Avaliação da População

A avaliação da população é realizada pela função de aptidão (função objetivo, de avaliação do cromossomo ou *fitness*), que deve indicar a qualidade de cada indivíduo na população. Em suma, a função de aptidão é o elo entre o Algoritmo Genético e o problema a ser resolvido.

Neste sentido, a interação de um indivíduo com o seu ambiente fornece uma medida de sua aptidão. A interação de um cromossomo com uma função de avaliação fornece também uma medida da sua aptidão, cujo valor o AG utilizará para realizar o processo de reprodução.

A aptidão pode variar ao longo do processo evolutivo, de maneira dinâmica e estocástica ou imprecisa. É preciso lembrar, entretanto, que a escolha da função de aptidão é para a maioria das aplicações a etapa crítica do processo, já que ela deverá ser avaliada para cada cromossomo de cada população dentro do processo evolutivo.

3.5.4. Processo de Seleção

O processo de seleção baseia-se no princípio da “sobrevivência dos melhores indivíduos”, onde os cromossomos com melhor aptidão ou adequação recebem uma maior probabilidade de serem copiados para um novo conjunto, denominado população temporária, de onde serão aleatoriamente escolhidos para reprodução. Em contrapartida, os indivíduos com baixa aptidão serão descartados da população conforme a pressão de seleção do esquema utilizado.

Na prática computacional, esta população temporária não é literalmente formada, isto é, os indivíduos já são diretamente selecionados da população aos pares para a reprodução, sendo seus herdeiros implantados na próxima geração.

Inúmeros esquemas de seleção já foram propostos e implementados na prática dos Algoritmos Genéticos, alguns não sendo biologicamente plausíveis (BLICKLE e THIELE, 1995). Os mais empregados são: Roleta (Monte Carlo), Resto estocástico (Seleção estocástica remanescente sem substituição), Seleção por Ordenação (Linear e Exponencial), Elitismo, Seleção truncada (método de *breeding*), Torneio, entre outros.

3.5.5. Operadores Genéticos

O principal objetivo dos operadores genéticos (ou mecanismos de busca) é operar sobre indivíduos que já foram selecionados para o processo de reprodução, gerando um ou mais descendentes. Tal transformação na população através das gerações gera um resultado satisfatório no final do processo.

Os operadores são elaborados após a definição de um código para os elementos do espaço de busca, onde os mais empregados são os operadores de *crossover* (recombinação ou cruzamento) e os de mutação. O cruzamento busca uma solução a partir de indivíduos já existentes e a mutação promove uma avaliação em áreas do espaço de busca ainda não avaliadas. Deste modo os operadores genéticos são fundamentais para que a população se diversifique e mantenha as características de adaptação adquiridas pelas gerações anteriores.

3.5.5.1. Operadores de Recombinação

O cruzamento ocorre pela aproximação entre dois indivíduos que trocam entre si parte de seus cromossomos gerando dois novos indivíduos que mantêm as características dos pais. Estes operadores atuam sobre os genótipos dos indivíduos selecionados provocando uma recombinação do material genético dos “pais”, gerando elementos “filhos”. Assim este processo de recombinação (*crossover* ou cruzamento) pode ser utilizado de várias maneiras, onde as mais empregadas são:

- um-ponto → o operador de cruzamento é aplicado a um par de cromossomos retirado da população intermediária gerando dois cromossomos “filhos”. Cada um dos cromossomos “pais” tem uma cadeia de bits cortada em uma posição aleatória,

produzindo duas cabeças e duas caudas. As caudas são trocadas gerando dois novos cromossomos. A figura 5 demonstra o comportamento deste operador.

Pai ₁	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1
Pai ₂	1	1	0	1	0	0	1	1	1	0

filho ₁	1	0	0	0	1	0	1	1	1	0
filho ₂	1	1	0	1	0	1	1	0	0	1

Figura 5: Cruzamento de 1 ponto

- multi-pontos (2 à N pontos) → é uma generalização da idéia de troca de material genético, onde muitos pontos de cruzamento podem ser utilizados. No cruzamento de 2 pontos, os cortes são escolhidos aleatoriamente, e as seções entre os dois pontos são trocadas entre os pais, conforme apresentado na figura 6.

Pai ₁	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1
Pai ₂	1	1	0	1	0	0	1	1	1	0

filho ₁	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1
filho ₂	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0

Figura 6: Cruzamento de 2 pontos

O cruzamento de N pontos tende a manter juntos os genes que são codificados próximos um do outro. Existe um operador chamado inversão (HOLLAND, 1975) que busca o ordenamento ideal dos genes no cromossomo. Dois pontos aleatórios são escolhidos no cromossomo e os genes entre eles são invertidos. Vale frisar que a inversão não é um tipo de mutação brutal. Na verdade não ocorre mutação. A cada gene é associado um número para identificar quem é quem depois da troca de posição. Na prática este operador é pouco usado.

- uniforme → não utiliza pontos de cruzamento, mas determina através de um parâmetro global, probabilidade de máscara, qual a probabilidade de cada variável ser herdada de cada pai. Como mostra a figura 7 para cada par de pais é gerada uma máscara de bits aleatórios. Se o primeiro bit da máscara possui valor 1, então o primeiro bit do Pai₁ é copiado para o primeiro bit do filho₁. O processo se repete para os bits restantes do filho₁. Na geração do filho₂ o procedimento é invertido, ou seja, se

o bit da máscara é 1, então será copiado o bit Pai₂. Se o bit for igual a 0, então será copiado o bit do Pai₁.

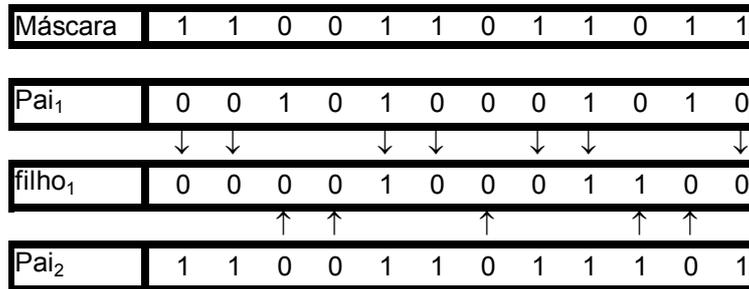


Figura 7: Cruzamento Uniforme

3.5.5.2. Operadores de Mutação

O operador de mutação é necessário para a introdução e manutenção da diversidade genética na população, alterando arbitrariamente um ou mais componentes de uma estrutura escolhida como ilustrado na figura 8. Ele fornece assim meios para a introdução de novos elementos na população, assegurando que a probabilidade de se chegar a qualquer ponto do espaço de busca nunca seja zero, com o intuito de tentar contornar o problema de ótimos locais.

Antes	1	0	0	0	1	0	1	1	1	0
Depois	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0

Figura 8: Exemplo de Mutação

O operador de mutação é aplicado aos indivíduos com uma probabilidade dada pela taxa de mutação P_m . Geralmente esta taxa é baixa, uma vez que trata-se de um operador genético secundário.

Após a operação de cruzamento o operador de mutação é aplicado, com uma determinada probabilidade, em cada bit dos dois filhos. Os valores de bits são invertidos de 1 para 0 ou de 0 para 1. A mutação melhora a diversidade dos cromossomos na população, porém destrói parte da informação contida, logo deve ser utilizada uma taxa de mutação pequena (normalmente entre 0,1% a 5%) mas que seja suficiente para assegurar a diversidade.

Quando utiliza-se a codificação em números reais a mutação pode ser realizada de diversas formas: uniforme (ou aleatória), gaussiana, creep, limite, não-uniforme e não-uniforme múltipla.

Os operadores de mutação utilizados neste trabalho (emparelhamento e por vizinhança) serão detalhados no capítulo V.

3.5.6. Definição dos parâmetros de um AG

Muitos trabalhos foram encontrados mencionando a importância da definição de parâmetros em um AG tais como os de HWANG e HE (2006), LOBO e GOLDBERG(2004), MAYER *et al.*(2001), EIBEN *et al.* (1999), CATARINA e BACH (2003), GREFENSTETTE (1986), entre outros.

Segundo KAZAY (2001) os parâmetros de um AG dependem muito mais dos dados e do problema a ser resolvido do que dos próprios parâmetros. Entende-se por parâmetros de um AG todos os critérios e/ou taxas que interferem no resultado final da convergência do algoritmo, tais como taxas e critérios de mutação, de *crossover*, de seleção, tamanhos da população, número de pontos de *crossover* bem como outros operadores genéticos. Essa fonte aparentemente inesgotável de variação nos parâmetros é, ao mesmo tempo, um aspecto bastante positivo (permite explorar o espaço de busca de formas absolutamente originais) e negativo (o excessivo número de ajustes finos pode dificultar muito a fixação dos parâmetros, que eventualmente, dependem uns dos outros) deste algoritmo.

Assim como para qualquer método de busca e aprendizado, a forma pela qual as soluções candidatas são codificadas é crucial, talvez mesmo a questão central do sucesso de um Algoritmo Genético. Nos últimos anos vários tipos de codificação vêm sendo utilizados tais como binária, multi-caracter (p. ex. alfabeto), real20, código em árvores dentre outros. DAVIS (1985) considera fundamental a adoção de qualquer código que seja mais natural para o problema em questão e, então, desenvolver o AG a partir desse código.

A escolha correta dos parâmetros de um AG determina o equilíbrio entre exploração (busca local) e exploração (busca em amplitude) que, por sua vez, controla criticamente o desempenho dos AG's (SIRIVINAS e PUTNAIK, 1994). Por exemplo:

- aumentar a taxa de *crossover* aumenta a recombinação mas também aumenta o rompimento dos cromossomos bons.
- aumentar a taxa de mutação tende a transformar a busca genética numa busca aleatória mas também ajuda a reintroduzir material genético perdido.
- aumentar o tamanho da população aumenta sua diversidade e reduz a probabilidade de que o AG convirja prematuramente para um ótimo local, mas também aumenta o tempo necessário para a população convergir para a região ótima do espaço de busca.

O ajuste dos parâmetros tem um papel essencial na convergência do algoritmo: os valores dos parâmetros irão definir se uma solução próxima do ótimo será encontrada e se essa solução será encontrada eficientemente.

De modo geral há duas formas de determinar os valores dos parâmetros: sintonia ou controle dos mesmos. Por sintonia dos parâmetros é a abordagem mais usual, ou seja, encontrar bons valores antes de rodar o algoritmo. Controle dos parâmetros é quando as alterações são feitas durante a execução do modelo.

HINTERDING *et al.* (1997) afirma que, embora seja uma prática comum na computação evolucionária, o ajuste tentativo não é o melhor. Tipicamente um parâmetro é ajustado de cada vez, o que pode causar algumas escolhas sub-ótimas, uma vez que os parâmetros interagem de uma forma complexa. O ajuste simultâneo dos parâmetros, contudo, leva a uma quantidade enorme de experimentos devido aos seguintes motivos:

- os parâmetros não são independentes, mas tentar todas combinações diferentes sistematicamente é praticamente impossível.
- o processo de sintonia dos parâmetros consome tempo, mesmo se ajustados um por um, sem levar em conta suas interações.
- para um problema dado os valores selecionados dos parâmetros não são necessariamente ótimos, mesmo se o esforço para sintonizá-los tenha sido significativo.

A utilização de parâmetros que tenham obtido sucesso em problemas “semelhantes” não é aconselhada, pois não está claro o que seja “semelhante” para um algoritmo evolucionário (KAZAY, 2001).

Neste sentido a eficiência e o funcionamento de um Algoritmo Genético é altamente dependente dos seus parâmetros de controle, sendo os básicos aqueles descritos a seguir.

3.5.6.1. Tamanho da População - N

O tamanho da população é o número de indivíduos inicialmente gerados. Em geral é o mesmo número de filhos gerados a cada geração.

Embora maior esforço computacional, grandes populações em geral apresentam maior diversidade de soluções, influenciado, portanto, diretamente a eficiência e o desempenho global do AG. Por outro lado pequenas populações restringem o espaço de busca e podem convergir prematuramente.

3.5.6.2. Taxa ou Probabilidade de Cruzamento – P_c

A taxa de cruzamento indica com a probabilidade de cruzamento entre indivíduos selecionados.

Este parâmetro indica a velocidade de criação de novas estruturas na população. É importante encontrar um balanceamento entre a rapidez de convergência e a destruição de estruturas com boas aptidões para altos valores. Valores típicos são entre 0,5 e 0,95.

3.5.6.3. Taxa ou Probabilidade de Mutação - P_m

Da mesma forma que a taxa de cruzamento, indica a probabilidade de mutação dos indivíduos.

O principal objetivo da mutação é tentar inserir novas informações na população, aumentando sua diversidade e as possibilidades de obtenção de boas soluções. Altas taxas, porém, podem tornar a evolução aleatória.

Alguns trabalhos sugerem a definição da taxa de mutação com base no tamanho dos cromossomos e das populações tais como DE JONG (1975) e HESSER e MANNER (1991).

3.5.7. Mapeamento da Função Objetivo

Em alguns problemas a função objetivo pode ser uma questão complexa demandando alto custo computacional. Nestes casos a avaliação é feita analisando cada cromossomo ou indivíduo, o que exigirá um tempo computacional longo.

Uma outra abordagem é procurar uma maneira de simplificar a função objetivo. A versão simplificada da função objetivo seria utilizada nas gerações iniciais para acelerar a busca por regimes promissores do espaço de busca. Nas gerações finais, a versão original da função objetivo seria utilizada para melhorar a precisão da solução.

Outra questão de grande importância é em relação ao valor da função objetivo. Este valor pode não ser adequado para representar o valor de aptidão como nos casos de valores negativos, valores muito próximos (seleção passa a ser aleatória), valores muito elevados quando comparados ao resto da população (convergência prematura).

Em geral é necessário avaliar múltiplos objetivos e determinar a combinação entre eles para enfim eleger a melhor solução. Existem várias técnicas para este tratamento, tais como agregação de objetivos, dominância e conjunto Pareto ótimo, soluções balanceadas e técnicas de distância ao alvo e o método de minimização das energias, que foi o escolhido para aplicação neste trabalho.

3.5.7.1. Método de Minimização de Energias

As principais vantagens deste método são incorporar as especificações dos usuários, impossível no conjunto Pareto-Ótimo e solucionar o problema das escolhas dos pesos de cada objetivo, principal dificuldade da agregação de objetivos.

O método de minimização de energias consiste basicamente na atualização dos pesos a cada geração de forma a dar maior prioridade aos objetivos menos satisfeitos pela população de soluções em geral (ZEBULUM *et al*, 1998).

A agregação dos objetivos é feita da seguinte forma:

$$F = \sum_{i=1}^n \omega_i Fnorm_i \quad (1)$$

Onde ω_i corresponde ao respectivo peso para um total de n objetivos e $Fnorm_i$ é um vetor normalizado de aptidões. A implementação deste vetor segue a equação a seguir:

$$Fnorm_i = \frac{f_i}{\bar{f}_i} \quad (2)$$

O denominador representa a média das avaliações atingidas pelas soluções da população em relação ao objetivo i .

O reajuste dos pesos é feito através da equação abaixo (3). A atualização dos pesos segue o princípio do algoritmo de retropropagação (*back-propagation*) oriundo de Redes Neurais Artificiais.

$$\omega_{i,t+1} = k_1 \cdot \alpha \cdot \omega_{i,t} + k_2 \cdot (1 - \alpha) \cdot e_{i,t} \quad (3)$$

Onde $\omega_{i,t+1}$ é o próximo valor do peso associado ao objetivo i . Este valor é resultado de operações envolvendo o valor atual $\omega_{i,t}$ e do erro associado $e_{i,t}$, as constantes de normalização k_1 e k_2 cujos valores são obtidos segundo a equação e a constante α , cujos valores oscilam entre 0 e 1, tem como função equilibrar os dois termos da equação. A primeira parcela da equação (3) produz um efeito similar ao da aplicação do *momento* em Redes Neurais Artificiais, introduzindo assim memória e gerando estabilidade no sistema.

Este método de atualização dos pesos tem por princípio atribuir maiores pesos correspondentes objetivos cujos erros associados sejam maiores. Neste sentido, o cálculo do erro considera especificação do usuário a qual segue a seguinte equação:

$$e_{i,t} = \left| \frac{user_i - \bar{f}_{i,t}}{user_i} \right| \quad (4)$$

Onde $user_i$ é a diferença entre as especificações do usuário para o objetivo i e $\bar{f}_{i,t}$ é a aptidão média do objetivo i sobre a população no instante t . Neste sentido a fórmula (3) garante que os objetivos cujos valores estejam mais longe da satisfação dominem a função de aptidão definida na equação (1).

A inicialização do algoritmo é feita através da escolha de valores iniciais para os pesos os quais são definidos como:

$$S_{w0} = \sum_{i=1}^n \omega_{i,0} \quad (5)$$

Onde o valor de S_{w0} é arbitrário, representando o somatório dos pesos (não influenciando o desempenho do sistema) e escolhido pelo usuário.

Quanto à determinação das constantes de normalização k_1 e k_2 , estas têm por objetivo fazer com que a soma dos valores dos pesos $S_{w,t}$, em um instante arbitrário t , forneça uma medida do estado de convergência do sistema em relação às especificações do usuário. Analogamente a Redes Neurais de *Hopfield*, define-se a seguinte grandeza escalar:

$$E = \sum_{i=1}^n \omega_i^2 \quad (6)$$

Onde E corresponde à energia do sistema. Cada peso é proporcional ao erro correspondente exceto a primeira parcela de equação (3). Para que esta parcela seja considerada impõem-se, como uma condição de contorno, que a soma de pesos seja proporcional à soma dos erros do sistema evolutivo em cada instante t , isto é:

$$S_{w,t} = k_3 \sum_{i=1}^n e_{i,t} = k_3 S_{e,t} \quad (7)$$

Onde:

$$k_3 = \frac{S_{w0}}{S_{e0}} \quad (8)$$

A soma dos erros obtidos na primeira geração é representada por onde S_{w0} e k_3 é uma constante de proporcionalidade que leva em conta o efeito da escolha do valor de S_{w0} . Para que a soma dos pesos não viole a relação acima, as constantes de normalização devem assumir os seguintes valores:

$$k_1 = \frac{S_{w,t}}{S_{w,t-1}} \therefore k_2 = \frac{S_{w,t}}{S_{e,t}} \quad (9)$$

A computação de $S_{w,t}$ é implementada anteriormente ao cálculo dos valores dos pesos propriamente ditos. Isto garante que a energia forneça uma medida coerente do estado do sistema evolutivo. A minimização de energia corresponde, portanto, ao processo de satisfação de múltiplos objetivos (ZEBULUM, 1999).

3.5.8. Diferenças entre os Algoritmos Genéticos e os Métodos Clássicos

Os Algoritmos Genéticos representam uma classe de ferramentas muito versátil e robusta a ser empregada na solução de problemas de otimização.

Quando utilizado no contexto de otimização, os Algoritmos Genéticos se distinguem dos métodos clássicos de Programação Matemática basicamente pelos seguintes aspectos, segundo SILVA (2001):

- Emprega sempre uma população de indivíduos ou soluções.
- Opera com uma codificação das possíveis soluções e não com as soluções propriamente ditas.
- Trabalha com regras de transição probabilísticas.
- Não requer informações adicionais (derivadas, por exemplo) sobre a função a otimizar.

Sendo assim, SILVA (2001) também cita algumas vantagens que o AG possui em relação aos métodos tradicionais como listado a seguir:

- São robustos e aplicáveis a uma grande variedade de problemas.
- Não requerem conhecimentos ou informações dos gradientes da superfície definida pela função objetivo.
- Descontinuidades ou complexidades presentes na superfície acarretam pouco ou nenhum efeito no desempenho da busca.
- São mais resistentes a se prenderem a ótimos locais.
- Apresentam um bom desempenho para uma grande escala de problemas.
- São de fácil implementação e proporcionam maior flexibilidade no tratamento do problema a ser resolvido.

E, por fim, desvantagens na sua aplicação tais como:

- Dificuldade para achar o ótimo global exato.
- Necessitam um grande número de avaliações de funções de aptidão.
- Existem grandes possibilidades de configurações que podem complicar a resolução do problema tratado.

CAPÍTULO IV – DESCRIÇÃO DO PROBLEMA DE PROGRAMAÇÃO DE DUTOS

4.1 Introdução

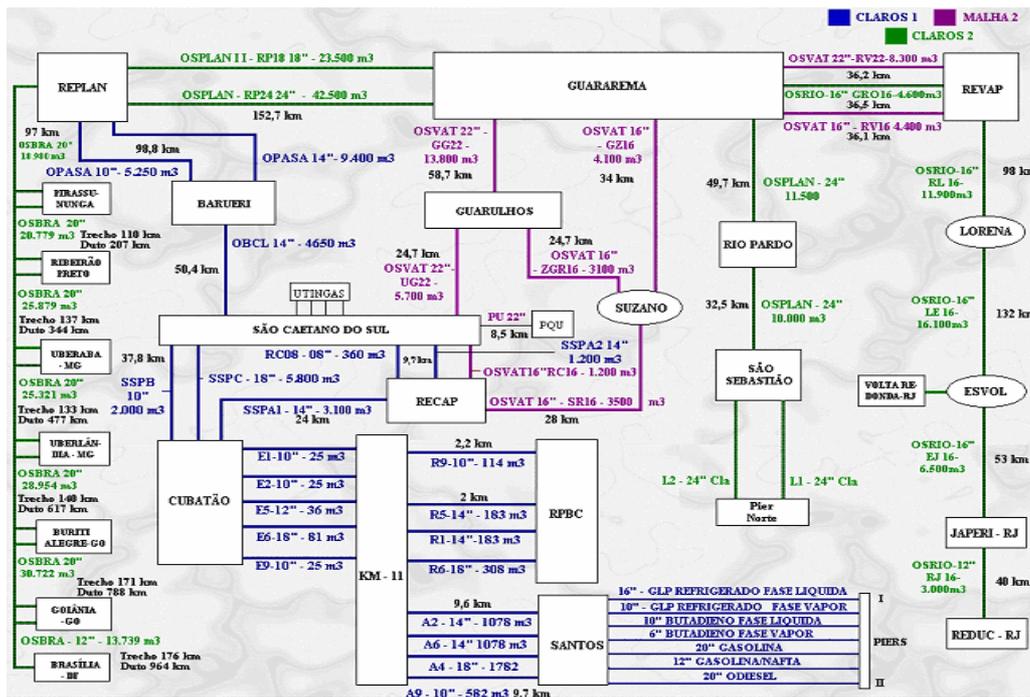
O objetivo deste capítulo é fazer um levantamento sobre as principais particularidades da operação dutoviária.

Em linhas gerais, serão abordados os principais componentes do sistema de distribuição de derivados de petróleo através de dutos, sendo este composto basicamente por: refinaria, duto, base de distribuição e mercado consumidor. Cada um destes elementos é descrito de forma genérica e em seguida são apresentadas as particularidades do sistema abordado neste trabalho, o OSBRA.

Inicialmente é importante citar que a malha dutoviária da Petrobras subdivide-se em duas:

- rede de claros: possui uma estrutura mais complexa e transporta diversos tipos de derivados leves, tais como Gás Liquefeito de Petróleo (GLP), gasolina, nafta, diesel, querosene de aviação (QAv), álcool etílico além de resíduos de terminal.
- rede de escuros: transporta diversos tipos de derivados pesados (produtos de baixo valor agregado), tais como o gasóleo de vácuo, óleo leve de reciclo (*light cycle oil*), resíduos atmosféricos e diferentes tipos de óleo combustível.

Este trabalho aborda uma fração da malha dutoviária da rede de claros (figura 9), pois esta apresenta maior complexidade de programação além da Petrobras atualmente tem mostrado maior interesse nesta. No problema em questão será considerada a entrega de cinco produtos refinados na REPLAN (Refinaria de Paulínia), localizada na cidade de Paulínia-SP, e conectada ao oleoduto OSBRA (Oleoduto São Paulo – Brasília). Dos 438 dutos em operação no Brasil, os quais totalizam uma distância de 15.047 km, o OSBRA percorre aproximadamente 964 km abastecendo bases de distribuição nas cidades de Ribeirão Preto (SP), Uberaba (MG), Uberlândia(MG), Goiânia (GO) e Brasília (DF) (figura 10).



Fonte: Petrobras

Figura 9: Representação esquemática da Rede de Claros

A tabela 3 detalha os segmentos existentes no OSBRA bem como o tamanho dos respectivos trechos e a capacidade volumétrica de cada um deles. Como Pirassununga e Buriti Alegre não são bases de retirada de produtos, sendo apenas estações de recalque (bombeamento), não constarão na representação do OSBRA (figura 9).

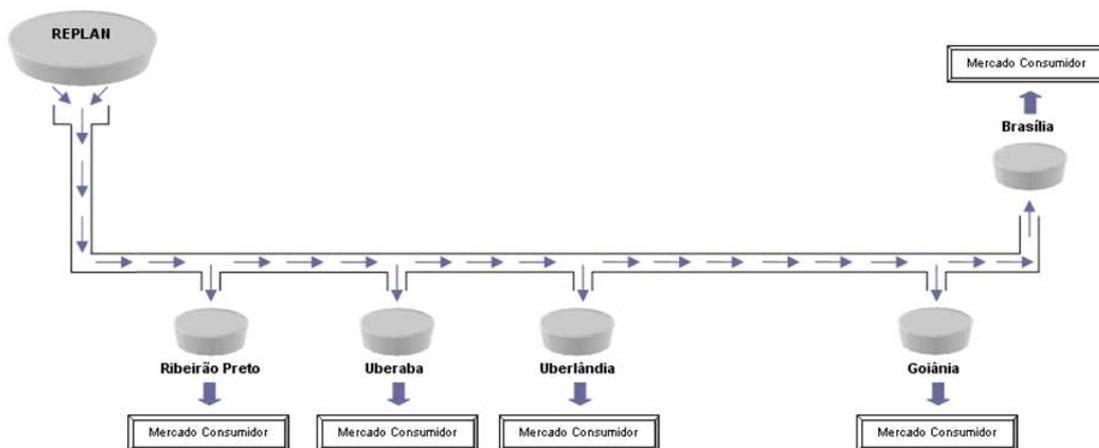


Figura 10: Fluxograma Operacional do OSBRA

Tabela 3: Dimensionamento dos segmentos pertencentes ao OSBRA

Segmentos	Trecho (km)	Capacidade Volumétrica (m³)
REPLAN/ Pirassununga	97	11.940
Pirassununga/ Ribeirão Preto	110	20.779
Ribeirão Preto/ Uberaba	137	25.879
Uberaba/ Uberlândia	133	25.321
Uberlândia/ Buriti Alegre/ Goiânia	311	28.954/ 30.772
Goiânia/ Brasília	176	13.739

4.2 Refinaria

O objetivo comum de toda refinaria de petróleo é associar segurança e qualidade de seus produtos à lucratividade do processo ou à minimização dos custos, o que deve ser obtido pelo gerenciamento ótimo dos recursos disponíveis segundo um planejamento previamente elaborado.

Segundo SASIKUMAR *et al.* (1997) cabe à refinaria as principais decisões operacionais tais como: qual produto deverá ser bombeado no duto, qual será a quantidade enviada e como se dará a distribuição do produto entre as bases de distribuição. Estas decisões são tomadas simultaneamente e normalmente segundo o critério de minimização dos custos envolvidos.

O Brasil hoje possui 13 refinarias, sendo uma de propriedade particular e as demais da Petrobras. A distribuição espacial destes pontos de oferta encontra-se concentrada na Região Sudeste, em especial em São Paulo, que apresenta um total de 4 refinarias, representando uma capacidade efetiva de refino correspondente a 43,45% (Anuário Estatístico ANP – 2005).

Inaugurada em 1972 a refinaria de Paulínia (REPLAN) é a maior refinaria de petróleo da Petrobras localizada em Paulínia, no estado de São Paulo. A refinaria recebe óleo cru e produtos intermediários via oleodutos e despacha muitos de seus produtos finais também via oleodutos. Dentre seus principais produtos destacam-se diesel, gasolina, GLP, nafta, querosene, coque, asfalto e aguarrás. A capacidade instalada de processamento da REPLAN é de 360 mil barris/dia sendo responsável por cerca de 20% do refino de petróleo no Brasil.

A REPLAN possui o maior parque de tancagem do país, com cerca de 120 tanques de produtos finais. Na tabela 3 estão listadas as capacidades agregadas dos tanques da REPLAN que atendem exclusivamente ao OSBRA, que transporta cerca de 33% da produção da REPLAN. Tipicamente os produtos transportados e distribuídos pelo OSBRA são: gasolina, gás liquefeito de petróleo (GLP), querosene de aviação (QAV) e óleo diesel. O OSBRA transporta dois tipos diferentes de óleo diesel, em quantidades médias distintas, e que neste trabalho foram denominados diesel I (descrito pela empresa como um tipo de diesel de transferência) e diesel II (normalmente utilizado fora de regiões metropolitanas).

Tabela 4: Descrição das capacidades de armazenagem de estocagem de produtos na REPLAN

Produto	Capacidade de Estocagem (m³)	
	Máxima	Mínima
Gasolina	225.754	30.860
QAV	56.142	4.184
GLP	30.328	774
Óleo Diesel I	88.310	7.327
Óleo Diesel II	252.534	34.419

Segundo MÁ S (2001) o princípio de funcionamento dos tanques é baseado no sistema de teto flutuante. É estipulado um volume mínimo que o tanque deve manter para que o teto não toque a superfície inferior causando assim danos a base. A empresa adota uma faixa que varia de 10 a 15% da capacidade de cada tanque, o que representa aproximadamente dois metros do produto por tanque. O GLP foge à regra, uma vez que é armazenado em esferas, possuindo assim uma capacidade mínima inferior.

De modo geral as refinarias operam de forma descontínua e programada em função das necessidades do mercado consumidor e das limitações de operação, como, por exemplo, alto custo de bombeamento nos períodos de pico de utilização de energia elétrica no país³. Atualmente esta restrição não existe na rota de fluxo REPLAN-OSBRA.

4.3 Poliduto

O fluxo entre refinarias e bases de distribuição primárias é predominantemente feito através de dutos, enquanto que a distribuição da base para o cliente final se dá apenas através de transporte rodoviário, sendo a maior parte da frota de caminhões da própria Petrobras.

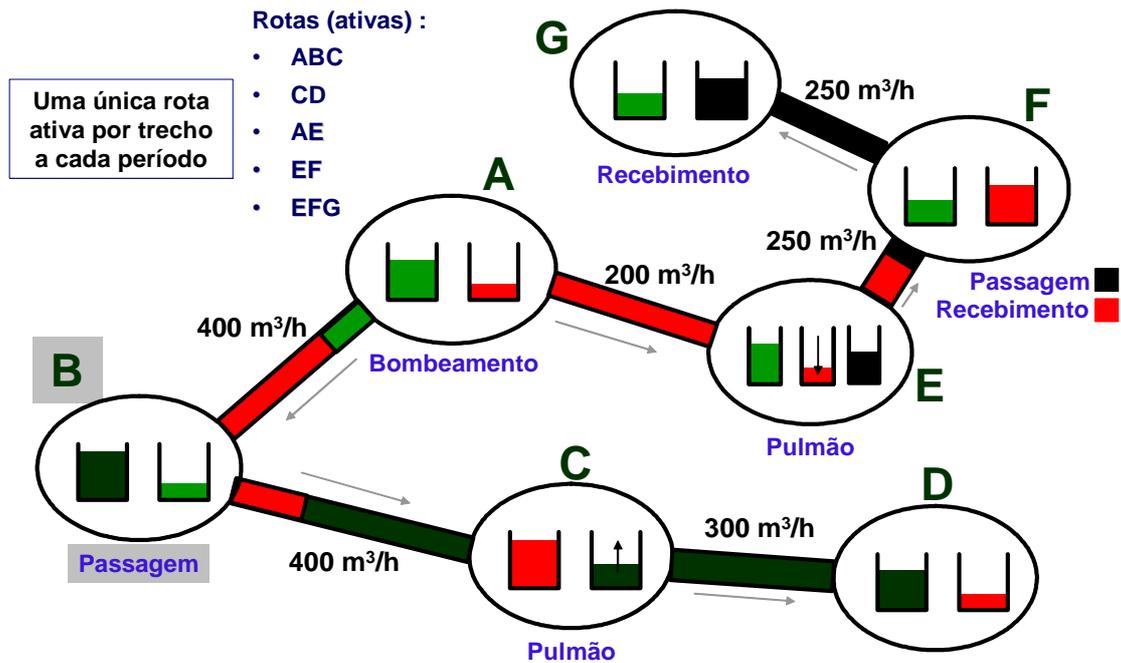
³ período das 17:30 às 20:30 hs

As operações de movimentação de produtos no duto podem ser definidas como (figura 11):

- Bombeamento: despacho de uma batelada a partir de uma dada área.
- Recebimento: chegada de uma dada batelada à área de destino.
- Passagem: passagem direta de uma batelada através de uma área.
- Pulmão: recebimento e despacho simultâneo de uma dada batelada para outro trecho podendo possuir vazão igual ou não à do recebimento.
- Injeção: duto principal está conectado a um duto secundário (normalmente no formato “T”) e recebe um produto adicional através do mesmo, aumentando assim o tamanho da batelada transportada.
- Sangria: retirada de produto do duto.

A figura 11 ilustra os conceitos acima descritos. Por exemplo, na base B acontece a operação de passagem, pois o produto vermelho é recebido e expedido à mesma vazão ($400\text{m}^3/\text{h}$). Já na base A ocorre apenas a operação de bombeamento, uma vez que o produto verde é transferido para a base B e o vermelho para a base E. Um exemplo da operação pulmão pode ser visto na base C, já que o produto verde é recebido à vazão de $400\text{ m}^3/\text{h}$ e bombeado a $300\text{ m}^3/\text{h}$ aumentando o estoque nesta base.

No caso do OSBRA a alimentação (caracterizada como uma operação de recebimento) é feita somente pela refinaria REPLAN, e as sangrias ocorrem nas bases de distribuição de Ribeirão Preto, Uberaba, Uberlândia, Goiânia e Brasília. Como já citado anteriormente, Pirassununga e Buriti Alegre são estações de bombeamento, nelas, portanto só ocorrem operações de passagem.



Fonte: Petrobras

Figura 11: Operações de Movimentação na rede dutoviária

4.4 Bases de Distribuição

A função das bases de distribuição é armazenar produtos para as distribuidoras, representando verdadeiros centros de distribuição de combustíveis. Suas instalações são apropriadas para o recebimento, armazenamento, mistura, embalagem e distribuição de derivados de petróleo.

De maneira geral, uma base de distribuição é composta por tanques para armazenagem de combustíveis e baias para o carregamento dos caminhões-tanque. Quanto à classificação elas podem ser bases primárias ou secundárias. Se a base for suprida por uma refinaria ou terminal será denominada uma base primária. Já no caso de ser abastecida por uma base de distribuição primária será classificada como secundária e sua função é atender mercados distantes dos pontos de oferta. Neste trabalho, serão utilizadas na modelagem do problema apenas as bases primárias localizadas em Ribeirão Preto, Uberaba, Uberlândia, Goiânia e Brasília.

O gerenciamento ótimo das bases de distribuição está diretamente relacionado ao atendimento da demanda em tempo real. Sendo assim, devem ser levados em consideração os volumes estocados de cada produto (tabela 5) bem como o tempo de percurso de uma determinada batelada. Uma política de estoques mal gerenciada nas

bases pode gerar falhas no atendimento à demanda devido à ausência de determinado derivado ou a situação oposta, excesso de estoque pode paralisar o escoamento do duto interrompendo a produção da refinaria.

A tabela 5 apresenta a capacidade máxima e mínima do volume de cada produto que pode ser estocado em cada uma das cinco bases abastecidas pelo OSBRA. Vale ressaltar que nem todas as bases estocam os cinco produtos transportados pelo oleoduto em questão. Um exemplo disto é a Base de Uberaba, que não possui tanques para o estoque de óleo diesel II, GLP e QAv, só recebendo assim óleo diesel I e gasolina.

Tabela 5 - Descrição das capacidades de estocagem por produto nas bases

Base	Produto	Capacidade (m ³)	
		Máxima	Mínima
Ribeirão Preto	Diesel I	27.059	4.060
	Diesel II	-	-
	Gasolina	19.127	2.489
	GLP	6.366	0
	QAv	-	-
Uberaba	Diesel I	19.118	1.852
	Diesel II	-	-
	Gasolina	9.014	948
	GLP	-	-
	QAv	-	-
Uberlândia	Diesel I	26.968	3.161
	Diesel II	-	-
	Gasolina	8.988	1.090
	GLP	6.366	0
	QAv	-	-
Goiânia	Diesel I	72.178	10.636
	Diesel II	12.578	1.177
	Gasolina	18.993	2.768
	GLP	17.881	718
	QAv	4.532	442
Brasília	Diesel I	72.178	4.023
	Diesel II	812	118
	Gasolina	18.013	2.638
	GLP	9.201	162
	QAv	13.689	1.383

Fonte: REJOWSKI (2001)

4.5 Custos e restrições na operação dos dutos

O transporte e a distribuição de produtos deverá levar em consideração algumas questões, tais como:

- Capacidade de estocagem: a política de estoque nas refinarias é o mínimo possível. Já nas bases, ou terminais terrestres, a política é o estoque meta⁴ (gira em torno de 30% da capacidade máxima).
- Custos de estocagem: O custo de estocagem na refinaria e nas respectivas bases leva em consideração o volume estocado de cada produto, o tempo de descarregamento (sangria) de cada derivado da refinaria para o duto e custo unitário, o qual varia de acordo com a localidade.
- Custo de bombeamento: O custo de bombeamento é medido através da quantidade de um determinado derivado enviada da refinaria e a distância percorrida. Seguindo este princípio, quanto mais distante a base estiver da refinaria maior será o custo associado ao bombeamento do derivado a ser transportado. Vale ressaltar que o custo de bombeamento pode variar. Um exemplo disto é no horário de pico de energia elétrica em que este fica mais alto.
- Compatibilidade dos produtos: Um dos detalhes de maior importância na programação do duto é o sequenciamento dos produtos. Na tabela 6 verifica-se a incompatibilidade entre QAV e o GLP, por exemplo, inviabilizando o transporte em seqüência dos mesmos. Devido à necessidade de transporte através dos dutos de diferentes tipos de derivados é inevitável que ocorra mistura dos produtos. Sendo assim, conforme as bateladas são transportadas ao longo do duto, as zonas de contato entre ambos tende a se expandir gerando uma degradação de qualidade do produto mais nobre, denominada por JOLY (1999) de interface. Na prática a empresa resolve tal questão colocando pequenas bateladas de produtos compatíveis entre dois outros incompatíveis. Este procedimento é conhecido como selo.

⁴ É o nível de estoque desejado ao final do período de programação.

Tabela 6: Seqüenciamento permitido de produtos dentro do OSBRA

	GLP	GASOLINA	QAV	DIESEL
GLP				
GASOLINA				
QAV				
DIESEL				
Preenchimento denota geração de interface				

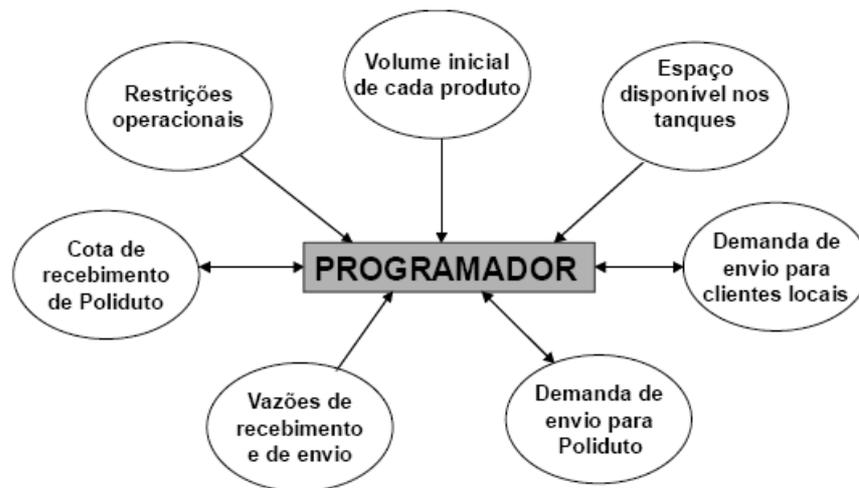
Fonte: Petrobras

- Custos de interface: No caso do custo de interface, existe um valor para cada contato entre produtos. Este custo está associado a perdas do produto mais nobre, isto é, a perda das qualidades técnicas bem como ao tratamento a fim de recuperar as especificações originais deste produto. Nem todas as bases possuem capacidade para tratar interfaces. No caso do OSBRA apenas a base de Senador Canedo (GO) possui uma unidade de tratamento das interfaces (produtos degradados). No caso da interface gerada ser superior a capacidade de tratamento desta unidade, o excedente é enviado para reprocessamento na REPLAN.

CAPÍTULO V – MODELAGEM PROPOSTA

5.1 Introdução

O problema de *scheduling* de uma malha dutoviária é um dos problemas de otimização mais complexos que existem, uma vez que envolve inúmeras particularidades de modelagem matemática. Segundo STEBEL (2001) a tomada de decisões por parte do operador é dificultada devido à complexidade e dinâmica do sistema conforme representado na figura 12.



Fonte: STEBEL 2001

Figura 12: Particularidades da tomada de decisão

Neste sentido, alguns cuidados precisam ser tomados a fim de viabilizar não apenas a geração de respostas coerentes e de relevância prática, mas principalmente obter a solução do problema em tempos computacionais aceitáveis, visto que se trata de um problema combinatório do tipo *NP-hard*. Em geral esta classe de problemas é tratada via programação matemática inteira-mista, como apresentados em JOLY (2000), REJOWSKI (2003) e SHAH (1996). Existem ainda poucos trabalhos que utilizam heurísticas, tais como redes neurais ou Algoritmos Genéticos. Alguns que merecem destaque são os de SASIKUMAR *et al.* (1997), CAFARO *et al.* (2004) e ALMEIDA (2001).

Por suas características de robustez, flexibilidade e versatilidade, considerou-se que os Algoritmos Genéticos seriam apropriados para aplicação ao problema de

seqüenciamento de produtos em uma malha dutoviária. Para facilitar a leitura, o modelo desenvolvido neste trabalho será referenciado como AgOsbra.

5.2 Hipóteses consideradas no modelo

Devido à complexidade do problema, existem muitos fatores de importância na operação dutoviária que são desconsiderados mesmo na programação real utilizada pela Petrobras. Atualmente são ignorados alguns aspectos tais como: curvas de rendimento de bombas, NPSH⁵, dilatação térmica e compressibilidade do fluido.

Da mesma forma, no modelo elaborado neste trabalho, estas hipóteses foram admitidas juntamente com algumas outras, que foram adotadas para tornar possível sua implementação e são descritas a seguir:

H₁: Fluidos Incompressíveis

Admite-se densidade e viscosidade constante em todos os produtos.

H₂: Disponibilidade ilimitada de produtos na REPLAN.

Não são admitidas situações rotineiras de parada de abastecimento por parte da REPLAN.

A inclusão de variáveis associadas à refinaria dificultaria a modelagem do problema uma vez nem todos os produtos produzidos por ela são destinados exclusivamente ao OSBRA.

H₃: A refinaria é a única fonte produtora.

Não será considerada outra forma de abastecimento do duto além do que for produzido unicamente pela REPLAN.

H₄: Somente um tanque na refinaria pode estar conectado ao duto em um dado instante .

Caso não fosse admitida esta situação provavelmente recair-se-ia em possível intratabilidade do modelo devido à explosão do número de variáveis a serem consideradas.

H₅: Não é admitida ociosidade do duto.

Cabe lembrar que o transporte dutoviário pode apresentar vários tipos de configurações de operação, principalmente em relação ao regime de transporte e paradas do sistema ao longo de tempo. SHAH (1996), JOLY (2000), REJOWSKI (2003), TECHO E HOLBROOK (1974) e IERAPETRITOU e KELLY (2003) retratam sistemas contínuos de produção, não admitindo assim paradas na operação. No

⁵ NPSH, vem da expressão *Net Positive Suction Head* - Carga Líquida Positiva de Sucção

entanto poucos são os trabalhos que abordam processos contínuos quando comparado aos abordando processos intermitentes e descontínuos tais como os de KONDILI *et al.*, (1993), PINTO e GROSSMANN (1994), MOCKUS *et al.* (1997) e IERAPETRITOU e FLOUDAS (1998).

H₆: *Tancagem agregada dos tanques por produto*

Em termos operacionais não é adequado o envio/recebimento do produto em diversos tanques concomitantemente. Com o intuito de viabilizar a modelagem (através da redução da representação das variáveis) serão considerados estoques agregados por tipo de produto. A atual programação da Petrobras também adota tal consideração.

H₇: *Admite-se uma configuração inicial quanto ao preenchimento do duto em cada trecho bem como a quantidade de produto estocada em cada tanque na refinaria e nas bases.*

H₈: *Toda base possui a capacidade de tratar mistura de produtos (interfaces).*

Como já citado anteriormente, na prática nem todas as bases possuem a capacidade de tratar interfaces.

H₉: *Em cada base, qualquer tanque pode estar conectado e conseqüentemente abastecendo o mercado consumidor.*

Sendo assim, o mercado local pode receber todos os produtos concomitantemente.

H₁₀: *A demanda é avaliada hora a hora é igual a $\frac{1}{720}$ da demanda mensal.*

H₁₁: *Admite-se a demanda subdividida por produto e por base de distribuição.*

H₁₂: *Custo de bombeamento não é função das características do fluído transportado (como a viscosidade), mas exclusivamente do oleoduto.*

Cada trecho do oleoduto apresenta um custo específico de bombeamento devido a fatores como extensão e diferenças de cotas de altura a vencer.

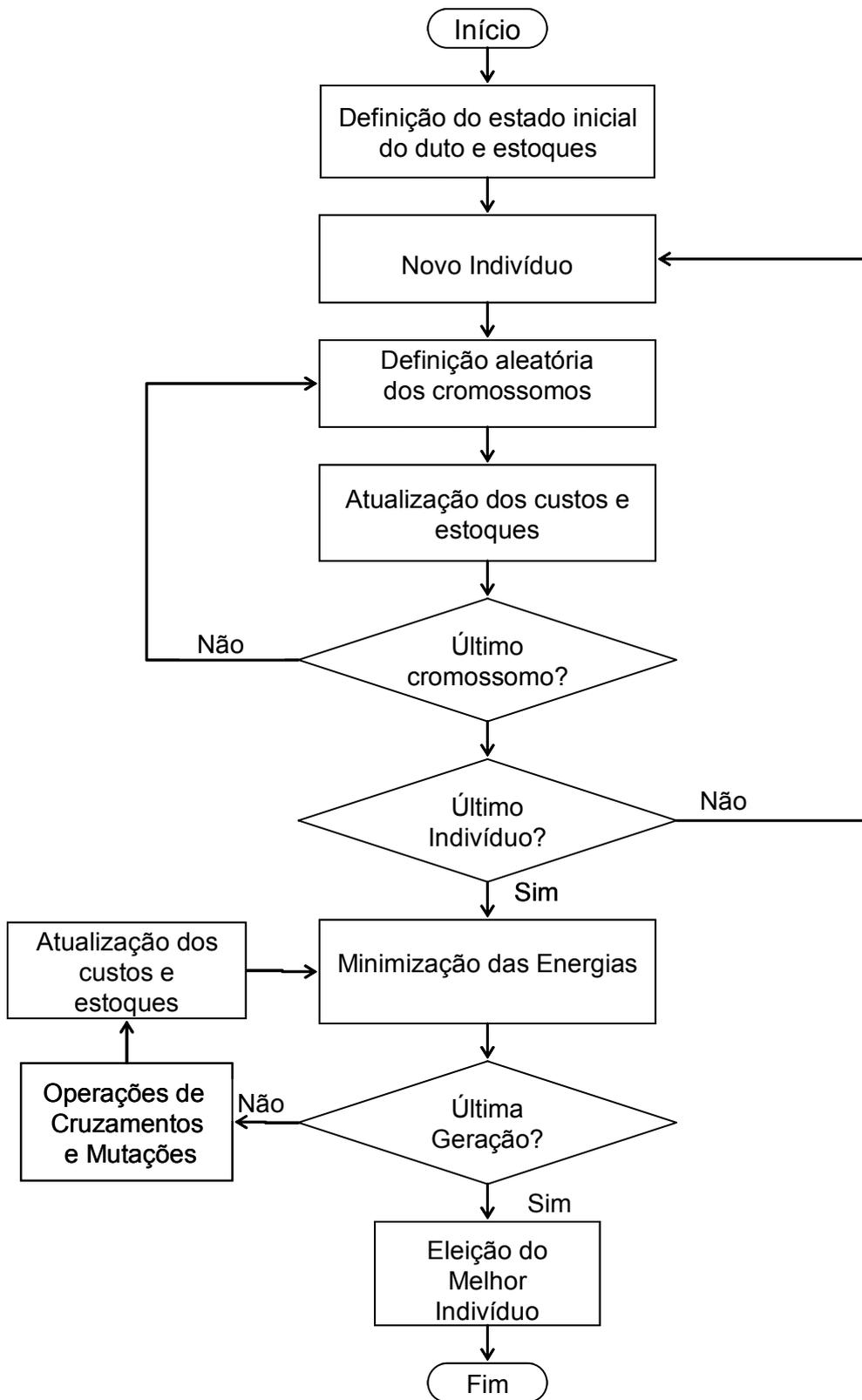
H₁₃: *A interface só será computada quando for feita sangria de mais de um produto nas bases.*

Se fosse assumida interface entre os produtos contidos no duto a cada hora muitas delas seriam contabilizadas mais de uma vez.

H₁₄: *Os coeficientes de custos são conhecidos e podem ser facilmente atualizados.*

5.3 Síntese da Modelagem do AgOsbra

Segue abaixo fluxograma de funcionamento do AgOsbra. Cada particularidade bem como as etapas mostradas serão detalhadas ao longo deste capítulo.



5.4 Tempo Operacional

Segundo PINTO e GROSSMANN (1994) um dos grandes desafios para os problemas de *scheduling* é o aspecto combinatório, bem como a representação do tempo.

Devido ao cenário de instabilidade da demanda, ou seja, constante variação dos produtos que devem ser transportados pelo duto e fornecidos para as diferentes bases, decidiu-se pela utilização de técnicas de *short-term scheduling*. Segundo LEE *et al.* (1996) existem muitos trabalhos abordando a técnicas de programação para planejamentos em longo prazo, quando comparados em curto prazo apesar destes reproduzirem de fato o processo de tomada de decisões.

Segundo informações fornecidas por técnicos da empresa, atualmente a programação do duto é feita semanalmente baseada na demanda mensal de cada produto nas bases. Conforme a necessidade, ajustes são feitos nesta programação como, por exemplo, por problemas operacionais ou oportunidades de mercado. Por conta disto o horizonte de programação do algoritmo implementado (AgOsbra) foi também de uma semana, discretizado em intervalos de uma hora.

Além disso, conforme já analisado no capítulo II, o tipo de representação do horizonte de tempo constitui um ponto crucial. Muitos trabalhos utilizam programação discreta como pode ser verificado em SHAH (1996), MAGATÃO *et al.* (2004), REJOWSKI (2001 e 2003), REJOWSKI e PINTO (2004), NEIRO e PINTO (2004) JOLY (1999) e KONDILI *et al.* (1993). Já nos trabalhos de MOCKUS e REKLAITIS (1994), PINTO e GROSSMANN, (1994) e SCHILLING e PANTELIDES (1996) utilizam formulações contínuas de representação do tempo.

5.5 Codificação e Representação

No AG o indivíduo é um conjunto de cromossomos. Para este problema foi definido como indivíduo a programação semanal do duto dividido em horas, ou seja, cada cromossomo é a programação de uma determinada hora e o indivíduo, portanto, é formado por 168 cromossomos. A representação de cada parâmetro no cromossomo pode ser visualizada através da figura 13.



Vazão de entrada: 650 a 800 m³/h

Possíveis bases em que podem ocorrer sangrias

Figura 13: Representação de cada parâmetro da programação do cromossomo

O cromossomo é formado por seis caracteres e é definido da seguinte forma:

- Os três primeiros caracteres representam a vazão de entrada no duto e devem variar aleatoriamente entre 650 e 850 m³/h (valores inteiros). Na operação real esta variação ocorre em função do número de bombas acionadas e do tipo de produto bombeado.
- O quarto caractere representa o produto de entrada e seu valor varia de 0 a 4, todos com a mesma probabilidade de ocorrência. A associação dos índices com os produtos está descrita na tabela 7.

Tabela 7: Descrição dos índices utilizados na representação do produto no cromossomo

Tipos de Produtos	
<i>Índice</i>	<i>Produto</i>
0	GLP
1	Gasolina
2	QAV
3	Diesel II
4	Diesel I

- Os dois últimos caracteres determinam as bases candidatas a realizar sangria daquele lote. Se uma destas bases possuir tanques para receber o produto que está no final do trecho a sangria será realizada, do contrário não ocorrerá. Os índices utilizados na representação das bases estão no ANEXO I.

Segundo GEN e CHENG (1997) é necessário executar uma análise cuidadosa da representação a fim de garantir uma solução adequada. No trabalho de ALMEIDA (2001) é feita uma comparação entre as representações direta e indireta utilizadas no AG. Concluiu-se que os melhores resultados foram obtidos através da representação indireta, no entanto, através da fixação do tamanho dos lotes garante-se o atendimento da demanda considerando-se a não variação da mesma. No AgOsbra,

entretanto, a proposta da representação é a direta objetivando aumentar a flexibilidade da modelagem.

5.6 Condições iniciais

No primeiro passo do AgOsbra são definidas as condições iniciais do problema, ou seja, os estoques iniciais de cada produto por base (tabela 9), os custos unitários, a demanda por base e produto e a forma como o duto estará preenchido no instante inicial. É permitido ao usuário definir a configuração inicial do duto, utilizando, por exemplo, a final da semana anterior. A tabela 8 mostra a configuração inicial do duto utilizada neste trabalho e a tabela 9 o nível inicial dos estoques. Já a tabela 10 apresenta a existência de interface entre produtos considerados no problema, as tabelas 11 e 12 os custos unitários e a tabela 13 as demandas horárias de produtos por bases.

Tabela 8: Dados de Entrada: Configuração inicial dos trechos pertencentes ao OSBRA

Trecho	Produtos	m³
OSBRA1 - Replan/Ribeirão Preto	Diesel II	5.130
	Diesel I	750
	Gasolina	33.879
OSBRA 2 - Ribeirão Preto/Uberaba	Diesel II	25.879
OSBRA 3 - Uberaba/Uberlândia	Diesel II	7.881
	Diesel I	2.027
	Diesel II	6.708
	Diesel II	8.705
OSBRA 4 - Uberlândia/Goiania	Diesel II	22.580
	QAv	521
	Gasolina	23.149
	Gasolina	3.214
	QAv	530
OSBRA 5 - Goiânia/Brasília	Diesel II	9.682
	Gasolina	2.628
	Diesel I	111
	Diesel II	261
	Diesel II	100
	Diesel II	10.639

Tabela 9: Estoque inicial utilizado no AgOsbra

	Estoque Inicial				
	<i>GLP</i>	<i>Gasolina</i>	<i>QAv</i>	<i>Diesel I</i>	<i>Diesel II</i>
<i>Ribeirão Preto</i>	1909	5738	0	0	8117
<i>Uberaba</i>	0	2704	0	0	5735
<i>Uberlândia</i>	1909	2696	0	0	8090
<i>Goiânia</i>	5364	5698	1359	0	21653
<i>Brasília</i>	48	791	414	35	21653
	<i>Interface</i>	<i>Bombeamento</i>	<i>Estocagem</i>	<i>Demanda</i>	
Custos	0	0	0	0,00%	

Tabela 10: Dados de Entrada: Compatibilidade entre produtos

Produtos	GLP	Gasolina	QAv	Diesel
GLP	0	1	x	x
Gasolina	1	0	x	1
QAv	x	x	0	1
Diesel	x	1	1	0

x - Denota incompatibilidade entre produtos

Tabela 11: Dados de Entrada: Custo de Estocagem por produto

	Custo de Estocagem (R\$/m³)				
	GLP	Gasolina	QAv	Diesel II	Diesel I
Bases	0,2	0,1	0,17	0,155	0,155

Tabela 12: Dados de Entrada: Custo de Bombeamento de produto por base

Custos de Bombeamento			
Origem	Destino	Produto	R\$/m³
REPLAN	R.Preto	Claro	11,11
REPLAN	R.Preto	GLP	25,95
REPLAN	Uberada	Claro	16,67
REPLAN	Uberlândia	Claro	18,89
REPLAN	Uberlândia	GLP	33,73
REPLAN	Goiânia	Claro	33,33
REPLAN	Goiânia	GLP	48,17
REPLAN	Brasília	Claro	35,56
REPLAN	Brasília	GLP	50,39

Tabela 13: Dados de Entrada: Demanda horária de produto por base

Mercado Local (mil m³/h)					
	DIESEL I	DIESEL II	GASOLINA	GLP	QAV
Ribeirão Preto	36,81	36,81	29,17	0,00	0,00
Uberaba	11,81	11,81	9,72	0,00	0,00
Uberlândia	35,42	35,42	27,78	6,94	0,00
Goiânia	65,97	65,97	72,22	11,11	8,33
Brasília	27,78	27,78	63,89	0,00	5,56

5.7 Geração da População Inicial

Cada indivíduo gerado na população inicial será representado por uma matriz com 168 colunas, representando a programação semanal (figura14).

No programa AgOsbra a população inicial possui a opção de ser gerada de três formas distintas, podendo ser:

- Geração Aleatória: A escolha dos produtos a entrarem no duto bem como o tamanho dos lotes será aleatório.
- Configuração Padrão: A construção da população inicial é baseada na configuração inicial do duto, ou seja, no padrão adotado para o preenchimento. A população inicial tentará repetir este padrão.
- Configuração Padrão com produto aleatório: O princípio é similar ao anterior, tentando repetir o tamanho dos lotes, mas com aleatoriedade na definição do produto.

À medida que os cromossomos são criados sua viabilidade é avaliada via comparação do produto sugerido com o que está imediatamente à frente no duto. Se forem incompatíveis o novo é descartado e recomeça-se o processo até que seja gerado um viável. Este procedimento descarta a necessidade de aplicação de um método de seleção anterior às etapas de cruzamento e mutação. Vale ressaltar, porém, que o processo de avaliação visa obter soluções viáveis mais rapidamente, porém pode-se estar descartando um indivíduo aparentemente inviável e que poderia tornar-se viável após cruzamentos e mutações.

```

INDIVIDUO[00001]======
cromo[001]=7124-09  cromo[001]=7954-08  cromo[002]=6841-12  cromo[003]=6964-11  cromo[004]=6794-0A  cromo[005]=7872-03
cromo[006]=7444-0A  cromo[007]=7431-11  cromo[008]=6514-09  cromo[009]=7583-01  cromo[010]=7561-10  cromo[011]=6553-12
cromo[012]=7531-14  cromo[013]=7894-1C  cromo[014]=7791-0A  cromo[015]=7221-08  cromo[016]=6722-10  cromo[017]=7302-09
cromo[018]=7821-06  cromo[019]=6624-08  cromo[020]=7494-10  cromo[021]=6872-0C  cromo[022]=6991-0C  cromo[023]=7764-03
cromo[024]=6504-06  cromo[025]=7523-05  cromo[026]=7412-10  cromo[027]=7401-01  cromo[028]=7353-02  cromo[029]=6542-0A
cromo[030]=6983-12  cromo[031]=7163-08  cromo[032]=7144-01  cromo[033]=6763-02  cromo[034]=7063-02  cromo[035]=7631-03
cromo[036]=7642-02  cromo[037]=6903-05  cromo[038]=6811-03  cromo[039]=7724-12  cromo[040]=7191-09  cromo[041]=6574-02
cromo[042]=7313-01  cromo[043]=7324-03  cromo[044]=7731-01  cromo[045]=6804-1C  cromo[046]=7842-03  cromo[047]=7954-12
cromo[048]=6804-01  cromo[049]=7754-01  cromo[050]=7443-0A  cromo[051]=7181-03  cromo[052]=7853-10  cromo[053]=6551-1C
cromo[054]=6723-02  cromo[055]=6773-0C  cromo[056]=6522-0C  cromo[057]=7683-06  cromo[058]=7902-02  cromo[059]=6682-11
cromo[060]=7804-06  cromo[061]=7182-10  cromo[062]=6594-02  cromo[063]=6633-02  cromo[064]=7533-06  cromo[065]=7364-05
cromo[066]=7912-08  cromo[067]=7222-0A  cromo[068]=7172-08  cromo[069]=7133-09  cromo[070]=6571-01  cromo[071]=7472-05
cromo[072]=7444-01  cromo[073]=7694-0C  cromo[074]=6902-08  cromo[075]=6772-11  cromo[076]=6931-1C  cromo[077]=7713-06
cromo[078]=7313-06  cromo[079]=6802-12  cromo[080]=7781-0C  cromo[081]=7133-10  cromo[082]=6531-0C  cromo[083]=6853-0A
cromo[084]=7553-11  cromo[085]=7844-08  cromo[086]=7742-03  cromo[087]=6584-14  cromo[088]=6512-05  cromo[089]=7004-04
cromo[090]=6854-14  cromo[091]=6884-1C  cromo[092]=7053-11  cromo[093]=7171-0A  cromo[094]=7853-11  cromo[095]=7901-0C
cromo[096]=6713-01  cromo[097]=6663-03  cromo[098]=7922-1C  cromo[099]=7893-0A  cromo[100]=6622-1C  cromo[101]=7944-06
cromo[102]=7801-06  cromo[103]=7581-02  cromo[104]=6641-11  cromo[105]=7094-1C  cromo[106]=7733-01  cromo[107]=6791-05
cromo[108]=6883-09  cromo[109]=7153-10  cromo[110]=7191-01  cromo[111]=6774-02  cromo[112]=6544-05  cromo[113]=7364-06
cromo[114]=6702-08  cromo[115]=7641-11  cromo[116]=6542-12  cromo[117]=7181-1C  cromo[118]=6564-05  cromo[119]=7984-09
cromo[120]=6881-10  cromo[121]=6883-14  cromo[122]=7052-14  cromo[123]=7464-14  cromo[124]=7304-02  cromo[125]=7642-04
cromo[126]=6804-14  cromo[127]=7353-08  cromo[128]=7523-12  cromo[129]=7984-03  cromo[130]=7382-1C  cromo[131]=7762-12
cromo[132]=7072-01  cromo[133]=6553-08  cromo[134]=7743-01  cromo[135]=6723-08  cromo[136]=7054-10  cromo[137]=6802-01
cromo[138]=6902-03  cromo[139]=7941-04  cromo[140]=7052-11  cromo[141]=7684-04  cromo[142]=7911-06  cromo[143]=7324-0A
cromo[144]=7364-03  cromo[145]=6792-11  cromo[146]=7563-1C  cromo[147]=6974-05  cromo[148]=6652-09  cromo[149]=6673-01
cromo[150]=7613-03  cromo[151]=6684-02  cromo[152]=6704-04  cromo[153]=7091-11  cromo[154]=7281-1C  cromo[155]=6704-11
cromo[156]=6873-05  cromo[157]=6602-09  cromo[158]=6764-11  cromo[159]=7031-0A  cromo[160]=7623-10  cromo[161]=7831-01
cromo[162]=7852-14  cromo[163]=7281-14  cromo[164]=7283-06  cromo[165]=6542-10  cromo[166]=7292-10  cromo[168]=7921-12

```

Figura 14: Visualização do primeiro indivíduo gerado durante o Processo de Geração da População Inicial.

5.8 Função Objetivo (*fitness*)

A função objetivo do AgOsbra gera a evolução dos produtos no duto hora a hora e atualiza os estoques de acordo com as sangrias realizadas, avaliando as interfaces geradas, os custos de bombeamento e de estocagem, o atendimento à demanda e o nível dos estoques ao final da semana.

A partir da definição do lote que entrará no duto, é necessário que uma quantidade exatamente igual seja sangrada nas bases, da mesma forma que na teoria das filas⁶. A vazão de sangria é proporcional à demanda dos produtos em cada uma das bases onde ocorrerá sangria naquela hora, dado que os estoques não estejam em seus níveis máximos. A vantagem deste procedimento é diminuir o risco de super estocagem, uma vez que o local onde há maior demanda receberá mais produto.

O próximo passo é calcular cada uma das parcelas da função objetivo:

- Número de Interfaces: Nos casos de sangramento de produtos distintos em uma mesma base ocorrem interfaces. Existe um custo associado ao seu

⁶ A Teoria das Filas busca calcular a quantidade de recursos e a maneira de como disponibilizá-los para que uma fila de solicitações de serviço seja atendida, com investimento mínimo de recursos e tempo mínimo de espera por parte dos clientes da fila.

tratamento, mas como este é de difícil mensuração será contabilizado apenas o número de interfaces, que deve ser o menor possível (tabela 10).

- Custo de Estocagem: O custo de estocagem hora a hora é computado da seguinte forma: credita-se a sangria, no caso de existir, e debita-se o atendimento à demanda local para calcular o estoque ao final da hora, que será multiplicado pelo custo unitário de estocagem (tabela 11).
- Custo de bombeamento: É proporcional à quantidade de produtos bombeada durante o abastecimento do duto bem como das respectivas bases (REPLAN/OSBRA e OSBRA/Bases) (tabela 12).
- Atendimento à demanda: Baseado na demanda mensal o AgOsbra calcula a demanda horária por produto e base e avalia se há estoque suficiente para supri-la naquele instante. O atendimento é medido em termos percentuais (tabela 13).
- Estoque médio: Ao final da semana avalia-se o percentual da capacidade total de estocagem das bases utilizada. Atualmente a meta da Petrobras para este indicador é 30%.

Para acompanhamento e verificação do deslocamento dos lotes no interior do duto o AgOsbra gera um arquivo de evolução do duto com seu preenchimento a cada hora. Neste arquivo são representados todos os lotes no interior do OSBRA no instante e suas respectivas posições. Como forma de validar o modelo, colocou-se as informações geradas pelo programa AgOsbra no ambiente do Excel.

A figura 15 apresenta uma fração deste arquivo para exemplo, com representação de 6 das 168 horas de programação.

Para a validação do modelo foram analisadas as seguintes questões, as quais pode ser visualizada na figura abaixo.

- Na primeira hora é demonstrado o preenchimento inicial do duto. Tal configuração é a mesma apresentada anteriormente (tabela 9).
- A cada hora são apresentados os produtos bombeados e as sangrias realizadas. Vale ressaltar que a vazão de entrada deve necessariamente ser igual à soma das sangrias. Conforme vão sendo bombeados novos lotes na REPLAN, os demais vão sendo deslocados no interior do duto ou sangrados. Como exemplo podemos verificar que na primeira hora existe um lote de 33879 m³ de Gasolina no OSBRA 1. Na segunda hora foram bombeados 839m³ de

Diesel I e a única sangria do sistema era em Ribeirão Preto. Com isto foram sangrados 839 m³ de Gasolina, ficando o lote com 33040 m³ e os demais lotes no Osbra 1, Diesel II e Diesel I, são deslocados.

- Os lotes que preenchem os dutos não violam o tamanho dos mesmos (tabela 3)
- As sangrias estão identificadas na cor verde.

No relatório “evolução duto” (Anexo II) também podem ser validados os cálculos envolvendo o custo de bombeamento, estocagem, atendimento da demanda e estoque médio a cada hora de programação.

001	013005130-1f	014000750-1f	011033879-1f	023025879-1f	033007881-1f	034002027-1f	033006708-1f	033008705-1f	043022580-1f	042000521-03
Trecho	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 2	OSBRA 3	OSBRA 3	OSBRA 3	OSBRA 3	OSBRA 4	OSBRA 4
Produto	Diesel II	Diesel I	Gasolina	Diesel II	Diesel II	Diesel I	Diesel II	Diesel II	Diesel II	QAV
Lote	5130	750	33879	25879	7881	2027	6708	8705	22580	521
Bases	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL
	Trecho	Produto	Lote	Bases						
Vazao de entrada	4000839-1f	-	Diesel I	839						
Sangria(s)	004000.000-08	003839.000-10			Vazão de Saída					
	011033879-1f	OSBRA 1	Gasolina	33879	839					
002	014000839-1f	013005130-1f	014000750-1f	011033040-1f	023025879-1f	033007881-1f	034002027-1f	033015413-1f	043022580-1f	042000521-03
Trecho	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 2	OSBRA 3	OSBRA 3	OSBRA 3	OSBRA 4	OSBRA 4
Produto	Diesel I	Diesel II	Diesel I	Gasolina	Diesel II	Diesel II	Diesel I	Diesel II	Diesel II	QAV
Lote	839	5.130	750	33.040	25.879	7.881	8.382	15.413	22.580	521
Bases	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL
	Trecho	Produto	Lote	Bases						
Vazao de entrada	4000762-1f	-	Diesel I	762						
Sangria(s)	013762.000-02	005000.000-08			Vazão de Saída					
	043009682-1f	OSBRA 4	Diesel II	9.682	762					
003	014001601-1f	013005130-1f	014000750-1f	011032278-1f	021000762-1f	023025117-1f	033008643-1f	034002027-1f	033014651-1f	043023342-1f
Trecho	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 2	OSBRA 2	OSBRA 3	OSBRA 3	OSBRA 3	OSBRA 4
Produto	Diesel I	Diesel II	Diesel I	Gasolina	Gasolina	Diesel II	Diesel II	Diesel I	Diesel II	Diesel II
Lote	1.601	5.130	750	32.278	762	25.117	8.643	2.027	14.651	23.342
Bases	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL
	Trecho	Produto	Lote	Bases						
Vazao de entrada	4000704-1f	-	Diesel I	704						
Sangria(s)	017704.000-01	009000.000-04	006000.000-08		Vazão de Saída					
	053011000-1f	OSBRA 5	Diesel II	11.000	704					
004	014002305-1f	013005130-1f	014000750-1f	011031574-1f	021001466-1f	023024413-1f	033009347-1f	034002027-1f	033013947-1f	043024046-1f
Trecho	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 1	OSBRA 2	OSBRA 2	OSBRA 3	OSBRA 3	OSBRA 3	OSBRA 4
Produto	Diesel I	Diesel II	Diesel I	Gasolina	Gasolina	Diesel II	Diesel II	Diesel I	Diesel II	Diesel II
Lote	2305	5130	750	31574	1466	24413	9347	2027	13947	24046
Bases	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL
	Trecho	Produto	Lote	Bases						
Vazao de entrada	4000819-1f	-	Diesel I	819						
Sangria(s)	014819.000-02	009000.000-04			Vazão de saída					
	043008216-1f	OSBRA 4	Diesel II	8.216	819					

Figura 15: Fração do arquivo gerado pelo AgOsbra para acompanhamento e verificação do deslocamento dos lotes no interior do duto.

5.9 Método de minimização de energias

Para determinação do melhor indivíduo foi escolhido o método de minimização de energias. Conforme citado no capítulo III neste método os pesos de cada parcela variam a cada iteração (geração). Com isto a função de aptidão tem a seguinte forma:

$$FO = \omega_1 N^\circ Int + \omega_2 CustoBomb + \omega_3 CustoEstocagem + \omega_4 demanda + \omega_5 estoque \quad (10)$$

O melhor indivíduo, no caso do AgOsbra, é o que tem o menor valor de FO. Importante salientar que a cada geração novos indivíduos são formados, mas todos das gerações anteriores são também avaliados para determinação do mais apto. Não há garantias de que o melhor indivíduo seja gerado na última iteração.

Tabela 14: Demonstração do processo de cálculo da função objetivo

Parâmetros de Entrada	Valor	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque	Alpha
	w_0	2,16786	10	3.000.000	70.000.000	95,0%	30,0%
S_{e0}		S_{w0}	K_1	K_2	K_3		
		5	1	2,3064181	2,306418		

Iteração 1 (Geração 0)	Médias	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque	
	Erro	0,30000	0,00252	0,89847	0,01557	0,95131	
S_{e1}		S_{w1}	K_1	K_2			
	2,16786	5	1	2,3064181			
w_1	0,969193	0,90058045	1,1072237	0,903592	1,119411		
Melhor		6	3045895	7257503	0,95056	0,59829	
FO	0,830736	0,91666477	1,1306059	0,918429	1,144075	4,941	

Iteração 2 (Geração 1)	Médias	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque	
	Erro	0,40000	0,00743	0,89743	0,00604	0,97132	
S_{e2}		S_{w1}	K_1	K_2			
	2,28222	5,263754	0,87729233	2,3064181			
w_2	0,96453	0,81223607	1,2034862	0,814625	1,231498		
Melhor		5	3098174	7253273	0,95039	59,9%	
FO	0,803775	0,83262979	1,2157849	0,819909	1,248163	4,92	

5.10 Operadores Genéticos

As regras definidas para a etapa do cruzamento, bem como para a da mutação, visam a obtenção de indivíduos melhores, ou seja, mais aptos.

A modelagem do AgOsbra viabiliza a utilização de parâmetros diferenciados tanto para o cruzamento quanto para a mutação. Sendo assim, o usuário tem a opção de escolher o tipo de cruzamento podendo ser:

5.10.1 Crossover de 1 ponto

Na figura 16 é representada uma fração da programação horária (indivíduo) e o procedimento de cruzamento (1 ponto) entre os “pais” gerando “filhos”.

P1	Cromossomo	1-713-1F	0-845-03	1-652-1F	3-759-1F	4-644-1F	3-813-1F	2-621-1F	1-819-1F
	Produto	Gasolina	GLP	Gasolina	Diesel II	Diesel I	Diesel II	QAV	Gasolina
	Vazão de Entrada	713	845	652	759	644	813	621	819
	Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL
P2	Cromossomo	3-745-1F	1-692-1F	4-843-1F	1-683-1F	1-776-1F	3-829-1F	3-745-1F	2-684-1F
	Produto	Diesel II	Gasolina	Diesel I	Gasolina	Gasolina	Diesel II	Diesel II	QAV
	Vazão de Entrada	745	692	843	683	776	829	745	684
	Bases Candidatas	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL
F1	Cromossomo	1-713-1F	0-845-03	1-652-1F	3-759-1F	4-644-1F	3-829-1F	3-745-1F	2-684-1F
	Produto	Gasolina	GLP	Gasolina	Diesel II	Diesel I	Diesel II	Diesel II	QAV
	Vazão de Entrada	713	845	652	759	644	829	745	684
	Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL
F2	Cromossomo	3-745-1F	1-692-1F	4-843-1F	1-683-1F	1-776-1F	3-813-1F	2-621-1F	1-819-1F
	Produto	Diesel II	Gasolina	Diesel I	Gasolina	Gasolina	Diesel II	QAV	Gasolina
	Vazão de Entrada	745	692	843	683	776	813	621	819
	Bases Candidatas	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL

Figura 16: Representação do processo de crossover de 1 ponto no AgOsbra

5.10.2 Crossover 2 pontos

Já na figura 17 apresenta-se um exemplo de cruzamento de 2 pontos.

P1	Cromossomo	1-713-1F	0-845-03	1-652-1F	3-759-1F	4-644-1F	3-813-1F	2-621-1F	1-819-1F
	Produto	Gasolina	GLP	Gasolina	Diesel II	Diesel I	Diesel II	QAV	Gasolina
	Vazão de Entrada	713	845	652	759	644	813	621	819
	Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL
P2	Cromossomo	3-745-1F	1-692-1F	4-843-1F	1-683-1F	1-776-1F	3-829-1F	3-745-1F	2-684-1F
	Produto	Diesel II	Gasolina	Diesel I	Gasolina	Gasolina	Diesel II	Diesel II	QAV
	Vazão de Entrada	745	692	843	683	776	829	745	684
	Bases Candidatas	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL
F1	Cromossomo	1-713-1F	0-845-03	1-652-1F	1-683-1F	1-776-1F	3-829-1F	2-621-1F	1-819-1F
	Produto	Gasolina	GLP	Gasolina	Gasolina	Gasolina	Diesel II	QAV	Gasolina
	Vazão de Entrada	713	845	652	683	776	829	621	819
	Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL
F2	Cromossomo	3-745-1F	1-692-1F	4-843-1F	3-759-1F	4-644-1F	3-813-1F	3-745-1F	2-684-1F
	Produto	Diesel II	Gasolina	Diesel I	Diesel II	Diesel I	Diesel II	Diesel II	QAV
	Vazão de Entrada	745	692	843	759	644	813	745	684
	Bases Candidatas	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL

Figura 17: Representação do processo de crossover de 2 ponto no AgOsbra

5.10.3 Crossover uniforme (binário)

E, finalmente, na figura 18 um exemplo do cruzamento uniforme.

P1	Cromossomo	1-713-1F	0-845-03	1-652-1F	3-759-1F	4-644-1F	3-813-1F	2-621-1F	1-819-1F
	Produto	Gasolina	GLP	Gasolina	Diesel II	Diesel I	Diesel II	QAV	Gasolina
	Vazão de Entrada	713	845	652	759	644	813	621	819
	Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL
P2	Cromossomo	3-745-1F	1-692-1F	4-843-1F	1-683-1F	1-776-1F	3-829-1F	3-745-1F	2-684-1F
	Produto	Diesel II	Gasolina	Diesel I	Gasolina	Gasolina	Diesel II	Diesel II	QAV
	Vazão de Entrada	745	692	843	683	776	829	745	684
	Bases Candidatas	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL
Padrão		1	0	1	0	0	1	1	0
F1	Cromossomo	3-745-1F	0-845-03	4-843-1F	3-759-1F	4-644-1F	3-829-1F	3-745-1F	1-819-1F
	Produto	Diesel II	GLP	Diesel I	Diesel II	Diesel I	Diesel II	Diesel II	Gasolina
	Vazão de Entrada	745	845	843	759	644	829	745	819
	Bases Candidatas	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL
F2	Cromossomo	1-713-1F	1-692-1F	1-652-1F	1-683-1F	1-776-1F	3-813-1F	2-621-1F	2-684-1F
	Produto	Gasolina	Gasolina	Gasolina	Gasolina	Gasolina	Diesel II	QAV	QAV
	Vazão de Entrada	713	692	652	683	776	813	621	684
	Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL

Figura 18: Representação do processo de crossover uniforme no AgOsbra

Já para o operador de mutação existe a flexibilidade de ser por:

5.10.4 Emparelhamento simples

Foi chamado de emparelhamento simples a proposta de mutação feita por DAVIS (1991) e conhecida como mutação por emparelhamento.

O procedimento segue as seguintes etapas:

- Verifica-se se o indivíduo sofrerá mutação

- Em caso positivo, seleciona-se um fragmento do indivíduo (sub-lista de cromossomos como apresentado na figura 19)
- Emparelha-se esta sub-lista seguindo o princípio de formação de lotes maiores.

Cromossomo	1-713-1F	0-845-03	1-652-1F	3-759-1F	4-644-1F	3-813-1F	2-621-1F	1-819-1F
Produto	Gasolina	GLP	Gasolina	Diesel II	Diesel I	Diesel II	QAV	Gasolina
Vazão de Entrada	713	845	652	759	644	813	621	819
Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GQ/BSL	RP/UB/UG/BSL	RP/UB/UBL/GQ/BSL	GQ/BSL	RP/UB/UBL/GQ/BSL	GQ/BSL	GQ/BSL	RP/UB/UBL/GQ/BSL

Cromossomo	1-713-1F	1-652-1F	0-845-03	3-759-1F	4-644-1F	3-813-1F	2-621-1F	1-819-1F
Produto	Gasolina	Gasolina	GLP	Diesel II	Diesel I	Diesel II	QAV	Gasolina
Vazão de Entrada	713	652	845	759	644	813	621	819
Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GQ/BSL	RP/UB/UBL/GQ/BSL	RP/UB/UG/BSL	GQ/BSL	RP/UB/UBL/GQ/BSL	GQ/BSL	GQ/BSL	RP/UB/UBL/GQ/BSL

Cromossomo	1-713-1F	1-652-1F	0-845-03	3-759-1F	3-813-1F	4-644-1F	2-621-1F	1-819-1F
Produto	Gasolina	Gasolina	GLP	Diesel II	Diesel II	Diesel I	QAV	Gasolina
Vazão de Entrada	713	652	845	759	813	644	621	819
Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GQ/BSL	RP/UB/UBL/GQ/BSL	RP/UB/UG/BSL	GQ/BSL	GQ/BSL	RP/UB/UBL/GQ/BSL	GQ/BSL	RP/UB/UBL/GQ/BSL

Figura 19: Representação do processo de emparelhamento simples no AgOsbra

5.10.5 Emparelhamento à direita e à esquerda (Mutações Específicas para Trocas ou Mutações por Vizinhança)

Este método foi proposto por ALMEIDA (2001) visando a formação de lotes maiores, minimizando assim as trocas de produtos a serem bombeados.

O procedimento deste tipo de mutação segue as seguintes etapas.

- Seleciona-se aleatoriamente um gene do indivíduo
- Procura-se um gene igual à direita e à esquerda do indivíduo
- Trocam-se as posições dos genes idênticos aos posicionados mais próximos do gene escolhido no início do procedimento.

A figura 20 ilustra as etapas da mutação por vizinhança. O gene escolhido aleatoriamente será o lote de 652 m³ de gasolina. Será efetuada uma busca à direita e à esquerda deste lote. Os lotes de gasolina mais próximos do gerado aleatoriamente irão trocar de posição, formando assim lotes maiores.

Durante as simulações feitas no AgOsbra a mutação por vizinhança apresentou resultados melhores do que a mutação por emparelhamento simples devido a sua característica menos aleatória.

Cromossomo	1-713-1F	0-845-03	1-852-1F	3-759-1F	4-644-1F	3-813-1F	2-621-1F	1-819-1F
Produto	Gasolina	GLP	Gasolina	Diesel II	Diesel I	Diesel II	QAV	Gasolina
Vazão de Entrada	713	845	852	759	644	813	621	819
Bases Candidatas	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL

Cromossomo	0-845-03	1-713-1F	1-852-1F	1-819-1F	4-644-1F	3-813-1F	2-621-1F	3-759-1F
Produto	GLP	Gasolina	Gasolina	Gasolina	Diesel I	Diesel II	QAV	Diesel II
Vazão de Entrada	845	713	852	819	644	813	621	759
Bases Candidatas	RP/UB/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	RP/UB/UBL/GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL	GO/BSL

Figura 20: Representação do processo de emparelhamento por vizinhança no AgOsbra

CAPÍTULO VI – EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

6.1 Ambiente Computacional

Pela natureza combinatória complexa do problema em questão e a fim de evitar problemas relativos a tempo computacional e convergência dos resultados escolheu-se programar o algoritmo AgOsbra na linguagem C++.

O tempo de execução do AgOsbra mostrou-se satisfatório, com o tempo máximo de 12 minutos para a configuração indicada na tabela abaixo. Para gerações menores que 380 os resultados foram gerados em um ADM Athlon 2600 1.92 GHz com 256 Mb de memória RAM. Já para um número de gerações igual ou superior a 380 utilizou-se um Intel Pentium M 1,5 GHz com 512 Mb de memória RAM. Vale mencionar o fato que para números de gerações maiores que 380 e de população maior do que 100 indivíduos houve problemas de falta de memória nas duas configurações.

Tabela 15: Configuração resultante no tempo máximo.

Tamanho da População	100
Número de Gerações	380
Opção de Crossover	binário
Taxa de Crossover	0,1
Opção de Mutação	emparelhamento duplo
Taxa de Mutação	0,001

Para a análise de dados foram feitas cerca de 1000 simulações com variação de todos os parâmetros possíveis no AgOsbra. Cada uma das combinações foi simulada pelo menos uma vez, formando um banco de dados sobre o qual foram feitas as análises a seguir. Na tabela 16 estão discriminados valores utilizados para cada parâmetro.

Tabela 16: Parâmetros utilizados

Tamanho da População	10 - 50 - 100
Número de Gerações	10 - 100 - 380
Opção de Crossover	1 ponto - 2 pontos - binário
Taxa de Crossover	0,1- 0,6 - 0,9
Opção de Mutação	emparelhamento simples e duplo
Taxa de Mutação	0,001 - 0,05 - 0,5 - 0,9

6.2 Avaliação dos Experimentos

A partir da base de dados gerada avaliou-se a correlação entre os parâmetros de entrada e os de saída, conforme a tabela 17.

Tabela 17: Correlação entre os parâmetros

	População Inicial	Gerações	Tx Crossover	Tx Mutação
Interface	-0,179	-0,393	0,040	-0,092
Bombeamento	0,048	0,163	-0,057	0,055
Estocagem	-0,093	-0,025	0,068	-0,052
Atendimento	0,388	-0,080	-0,055	0,089
Estoque	-0,193	0,002	0,049	-0,057

Consideraram-se relevantes os índices de correlação maiores que 0,1. Desta forma verificou-se que o tamanho da população inicial é diretamente proporcional, e tem grande influência, no atendimento da demanda, e é inversamente proporcional ao número de interfaces, ao custo de estocagem e ao estoque meta. O mesmo efeito foi observado em relação ao número de gerações, que influencia positivamente o custo de bombeamento e negativamente, com destaque, o número de interfaces e o atendimento à demanda. À medida que se incrementa a taxa de mutação aumenta o atendimento à demanda e diminuem o número de interfaces e o estoque médio. A taxa de cruzamento não mostrou influência relevante em nenhum dos parâmetros avaliados pelo AgOsbra.

Além da análise de correlações verificaram-se também os resultados obtidos para cada um dos valores definidos para os parâmetros de entrada.

Tabela 18: Resultados gerados pelo AgOsbra

POPULAÇÃO INICIAL (Cálculo das Médias)					
Nº Pop Ini	Interface	Bombeamento	Estocagem	Atendimento	Estoque
10	9,21	3.450.013	2.393.723	94,0%	32,8%
50	7,56	3.453.483	2.387.618	94,9%	32,7%
100	7,33	3.467.987	2.386.543	95,3%	32,7%
Total geral	8,04	R\$ 3.457.144	R\$ 2.389.299	94,7%	32,7%

GERAÇÕES (Cálculo das Médias)					
Gerações	Interface	Bombeamento	Estocagem	Atendimento	Estoque
10	11,31	3.422.635	2.382.480	95,3%	32,6%
100	6,32	3.478.277	2.398.588	94,3%	32,8%
380	6,46	3.470.582	2.386.816	94,7%	32,7%
Total geral	8,04	R\$ 3.457.144	R\$ 2.389.299	94,7%	32,7%

TAXA DE CRUZAMENTO (Cálculo das Médias)					
Tx Cruzamento	Interface	Bombeamento	Estocagem	Atendimento	Estoque
0,1	7,82	3.466.500	2.388.255	94,8%	32,7%
0,6	8,09	3.451.630	2.389.869	94,7%	32,7%
0,9	8,20	3.453.427	2.389.766	94,8%	32,7%
Total geral	8,04	R\$ 3.457.144	R\$ 2.389.299	94,7%	32,7%

TAXA DE MUTAÇÃO(Cálculo das Médias)					
Tx Mutação	Interface	Bombeamento	Estocagem	Atendimento	Estoque
0,001	10,63	3.443.248	2.392.565	94,6%	32,8%
0,05	7,56	3.452.708	2.391.091	94,6%	32,7%
0,5	7,17	3.467.187	2.385.599	95,0%	32,7%
0,9	6,78	3.465.039	2.388.128	94,9%	32,7%
Total geral	8,04	R\$ 3.457.098	R\$ 2.389.292	94,7%	32,7%

TIPO DE CROSSOVER (Cálculo das Médias)					
Opção Cruzamento	Interface	Bombeamento	Estocagem	Atendimento	Estoque
1 - 1 ponto	8,25	3.454.471	2.390.704	94,8%	32,7%
2 - 2 pontos	8,07	3.458.858	2.387.644	94,7%	32,7%
3 - binário	7,78	3.458.091	2.389.554	94,7%	32,7%
Total geral	8,04	R\$ 3.457.144	R\$ 2.389.299	94,7%	32,7%

TIPO DE MUTAÇÃO(Cálculo das Médias)					
Opção Mutação	Interface	Bombeamento	Estocagem	Atendimento	Estoque
1 - emparelhamento	7,17	3.469.242	2.389.243	94,7%	32,7%
2 - emparelhamento duplo	8,91	3.445.009	2.389.354	94,8%	32,7%
Total geral	8,04	R\$ 3.457.144	R\$ 2.389.299	94,7%	32,7%

Os resultados observados nos índices de correlação foram confirmados na análise das médias.

Por conta da dificuldade de avaliação do grande número de opções possíveis, cada parâmetro de entrada foi definido individualmente. Embora tenha se mostrado eficaz na classificação dos indivíduos a cada geração, o Método de Minimização Energias dificultou a definição de qual opção para cada um dos parâmetros de entrada seria a melhor. Pode-

se constatar (tabela 18) que a população inicial com 100 indivíduos apresenta melhores resultados para o número de interfaces, custo de estocagem, atendimento à demanda e estoque médio, mas não obtêm os melhores resultados para o custo de bombeamento. Sem a definição clara e rígida de pesos para cada resultado o julgamento da melhor opção torna-se subjetiva. Em geral foi priorizado o resultado com maior diferença percentual em relação aos demais. Por exemplo, no caso do tamanho da população inicial igual a 10 indivíduos o número de interfaces foi 14,6% acima da média e para 100 indivíduos 8,8% abaixo da média, já o custo de bombeamento foi 0,2% abaixo da média para 10 indivíduos e 0,3% acima desta para 100. Com isto foi definido que o melhor valor para este parâmetro, entre os previamente definidos, é 100. O mesmo raciocínio foi utilizado para os demais parâmetros, conforme tabela 18.

Tabela 19: Parâmetros otimizados

Tamanho da População	100
Número de Gerações	100
Crossover/taxa	binário/indiferente
Mutação/taxa	emparelhamento/0,9

Para comparação e avaliação dos resultados obtidos pela melhor solução encontrada pelo AG foram também calculados os mesmo parâmetros para uma programação real utilizada pela Petrobras. A partir de um relatório de programação do OSBRA fornecido pela Petrobrás, foram extraídas aleatoriamente 168 horas consecutivas. Este horizonte foi considerado a programação real neste trabalho. Esta programação consiste do detalhamento das entradas e sangrias de uma determinada semana de programação real utilizada pela Petrobras. A partir das mesmas condições iniciais utilizadas pelo AgOsbra (preenchimento do duto, estoques iniciais, custos unitários e demanda) foram calculados os resultados (número de interfaces, custos de bombeamento e estocagem, estoque médio e atendimento à demanda).

É importante ressaltar que a programação real não necessariamente foi realizada e que o cenário naquele momento certamente era diferente em relação à demanda e condições iniciais.

Os gráficos mostrados na figura 21 revelam o tamanho dos lotes, e o número de horas de bombeamento, direcionados da refinaria para o duto durante uma semana. Na operação

real em geral é desejável que seja descarregado um tanque por vez, minimizando as interfaces e gerando bateladas em torno de 30.000 m³ por produto. Além disso, é comum a existência de lotes menores, com o volume máximo de 1000 m³, entre produtos incompatíveis, conhecidos como selo ou lote tampão.

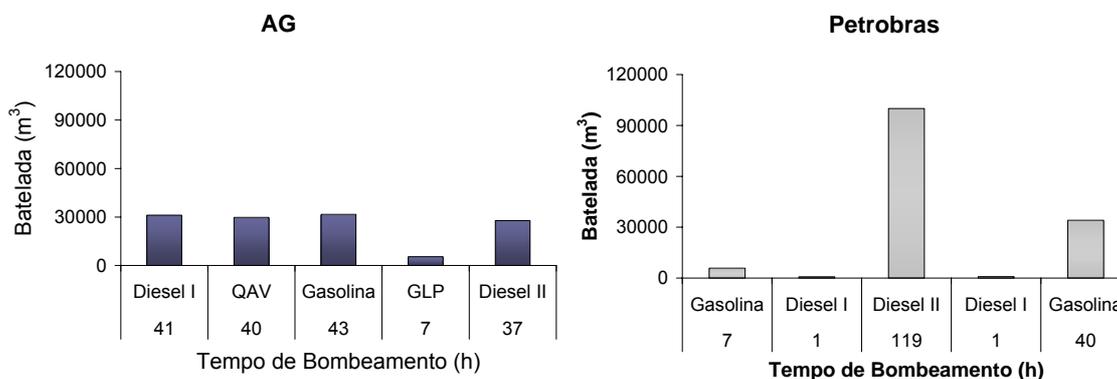


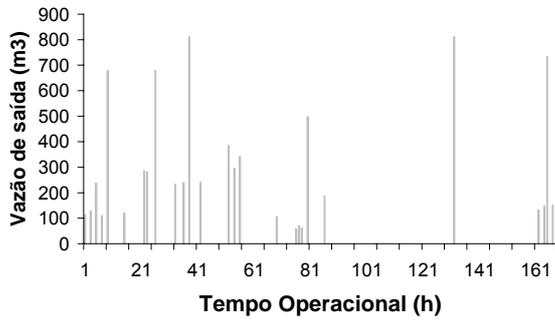
Figura 21: Tamanho dos lotes gerados pelo AgOsbra e pela programação Petrobras.

Ao contrapormos as duas situações descritas no gráfico acima se deve verificar as seguintes questões:

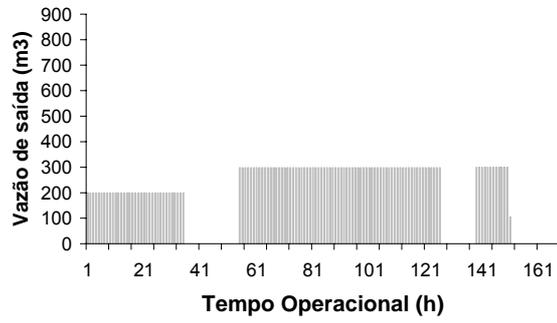
- Verifica-se que uma maior variedade de produtos são bombeados no horizonte de tempo quando comparado ao cenário da programação da Petrobras. Para exemplificar tal situação, pode-se verificar durante as 168 horas o AgOsbra bombeia 37 delas somente Diesel II enquanto a Petrobras bombeia quase que o triplo do volume bem como das horas gastas.
- Na modelagem do AgOsbra não é considerada a existência de selos (bateladas menores, normalmente utilizadas para evitar a contaminação de produtos), justificando assim a inexistência de lotes pequenos tais como o Diesel I apresentado no gráfico (b).
- Embora faça parte do portfolio de produtos do OSBRA, na semana de programação da Petrobras avaliada não foram bombeados lotes de GLP. No AgOsbra este produto aparece na programação sugerida.

Além desta, foi gerada também comparação entre as sangrias a cada hora. Os gráficos apresentados na figura 22 revelam o comportamento no AgOsbra e na simulação do cenário da Petrobras.

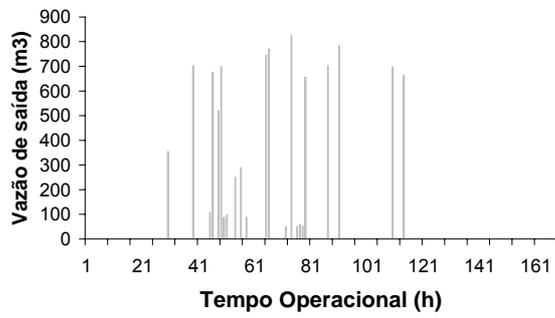
AgOsbra - Ribeirão Preto



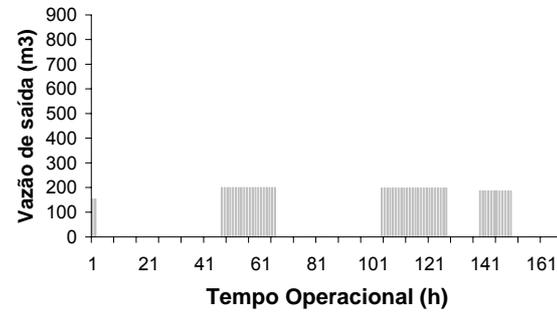
Simulação Petrobras - Ribeirão Preto



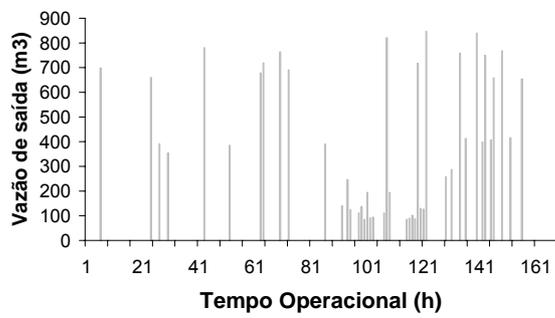
AgOsbra - Uberaba



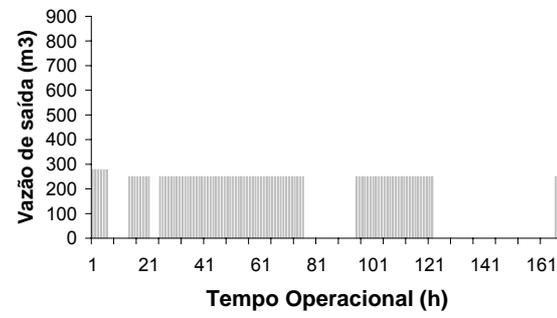
Simulação Petrobras - Uberaba



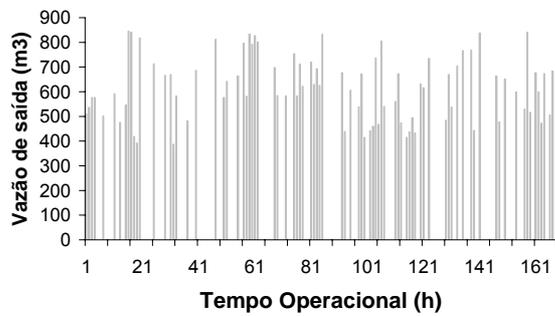
AgOsbra - Uberlândia



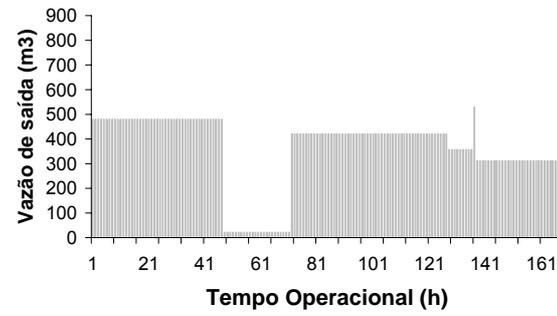
Simulação Petrobras - Uberlândia



AgOsbra - Goiânia



Simulação Petrobras - Goiânia



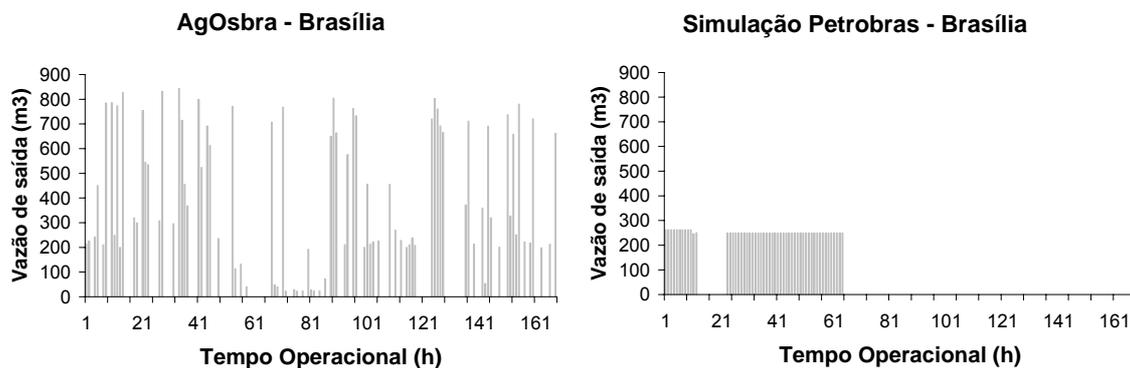
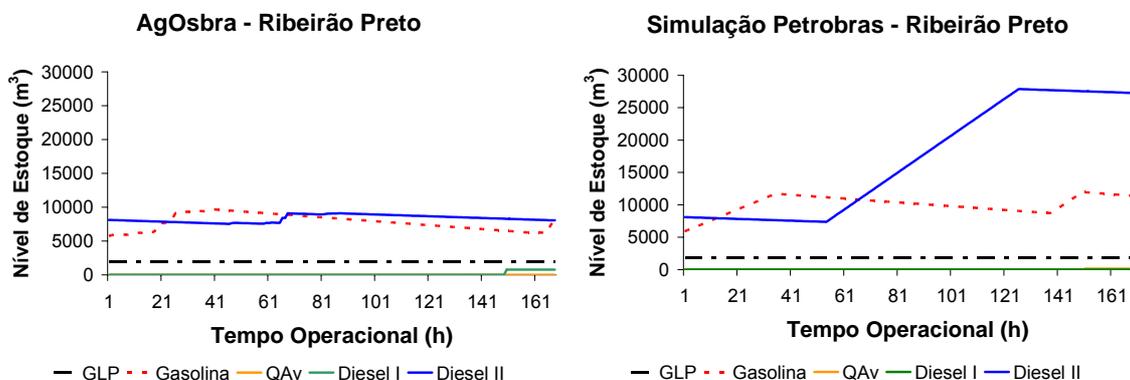


Figura 22: Sangrias na Programação proposta pelo AgOsbra e pela da Petrobras

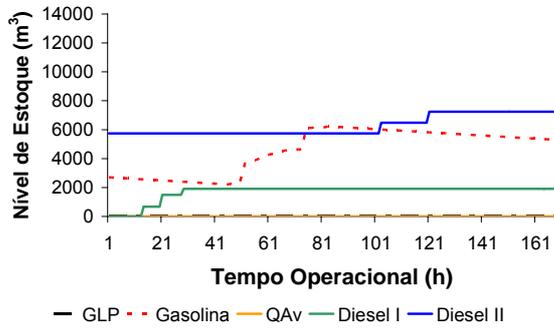
Observa-se que em geral a sangria no AgOsbra tem vazão de saída maior e operação menos contínua que na operação real. Isto ocorre porque o AgOsbra define a sangria baseado em uma sugestão aleatória de bases a sangrar. Se o produto na seção final de cada parte do duto puder ser sangrado naquela base, a vazão é definida baseada na demanda e nos níveis de estoque.

Já na programação real atual prioriza-se o menor número de mudanças possível, ou seja, depois de iniciada uma sangria deve-se tentar estendê-la, dentro do possível.

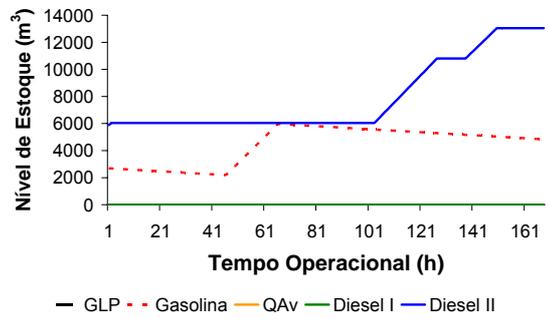
Em relação aos níveis de estoque, a política da Petrobras não é diferente da maioria das empresas. O objetivo é minimizá-los mantendo o nível de serviço, neste caso relacionado ao atendimento da demanda. Assim, adotamos que a programação gerasse valores que girassem em torno de 30%, valor meta atual na empresa. A figura 23 representa a evolução dos níveis de estoque em cada base por produto.



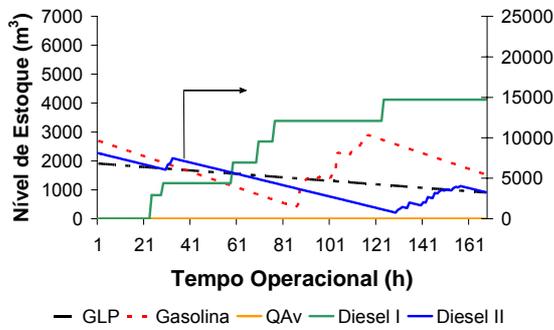
AgOsbra - Uberaba



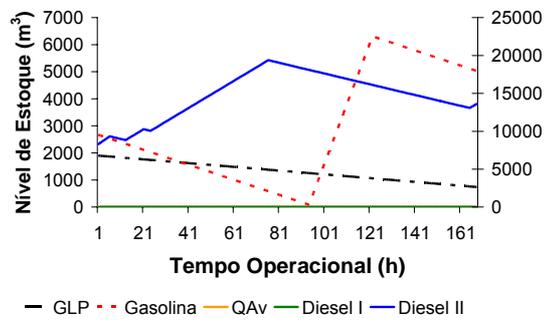
Simulação Petrobras - Uberaba



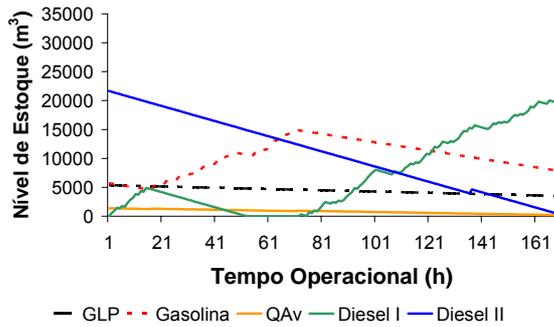
AgOsbra - Uberlândia



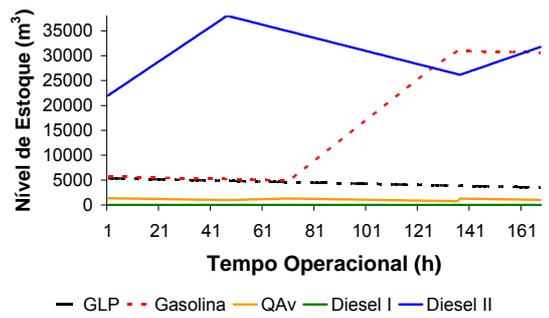
Simulação Petrobras - Uberlândia



AgOsbra - Goiânia



Simulação Petrobras - Goiânia



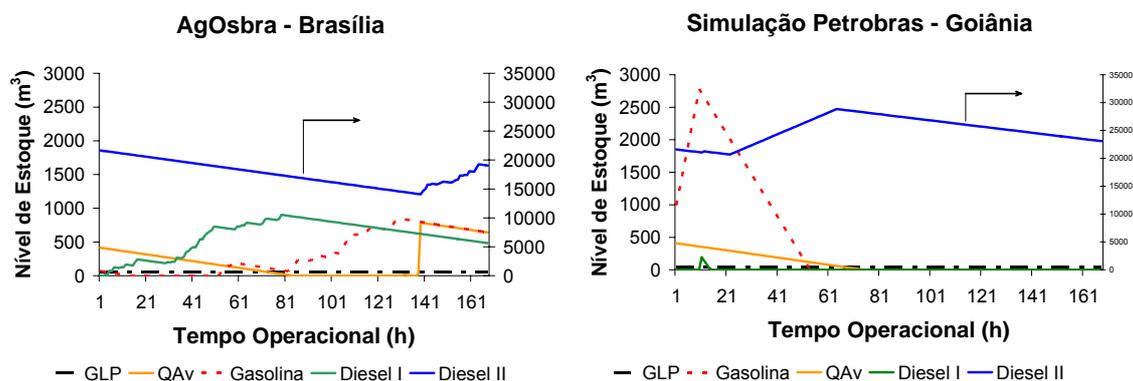


Figura 23: Evolução dos estoques por base

Interessante notar que existem algumas linhas horizontais nos gráficos, estoques que não variam no horizonte de tempo do programa. Estes são casos em que existe estoque inicial do produto, mas não há demanda, portanto o AgOsbra também não permite sangrias nestas bases. Provavelmente nestes casos a demanda é temporariamente igual a zero.

Observa-se através dos gráficos que os níveis médios de estoques do AgOsbra são mais altos que os da programação da Petrobras. Este resultado é confirmado na comparação dos resultados entre o AgOsbra e a programação real (figura 24), onde os níveis de estoque do primeiro são consideravelmente mais altos, embora com custos de estocagem menores. Isto é facilmente explicado pelos diferentes custos unitários de estocagem por produto.

Além disso, pelos gráficos de níveis de estoque também se pode observar que a programação real da Petrobras, admitindo as mesmas hipóteses operacionais do AgOsbra, deixa muitos dos estoques chegar a zero. Por isto o atendimento da demanda é tão mais baixo.

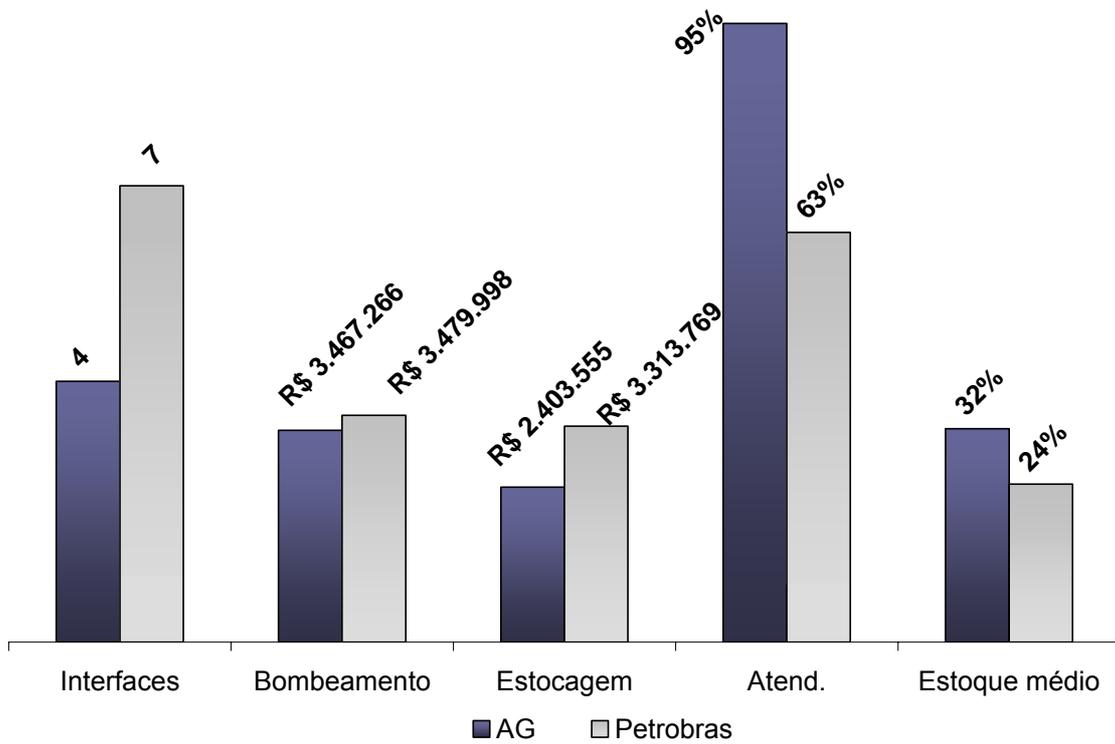


Figura 24: Resultados operacionais obtidos pelo Algoritmo Genético e pela programação da Petrobras

CAPÍTULO VII – CONCLUSÃO

7.1 Introdução

O objetivo deste trabalho foi retratar a dinâmica do gerenciamento do oleoduto OSBRA focando sempre em questões prioritárias para a empresa tais como o atendimento da demanda em tempo real, minimização dos custos de bombeamento e estocagem.

A existência de um oleoduto do porte do OSBRA decorre do fato de que, na região atendida pelo duto, não se justifica economicamente a construção de uma refinaria para suprir a demanda local. Nestes casos a empresa opta pelo transporte dutoviário e atendimento via bases de distribuição avançadas. Além disso, em geral o custo de transporte dutoviário é inferior ao do rodoviário ou hidroviário.

Somado a esta questão, o interesse pelo tema foi devido à empresa atualmente não possuir uma tecnologia capaz de automatizar e otimizar a tarefa de programação associada à escassez de trabalhos acadêmicos retratando *short-term scheduling* de operações contínuas e polidutos.

A implementação computacional foi feita através do Algoritmo Genético tentando retratar particularidades operacionais, bem como considerar diversos custos relevantes para o processo e com isto obter resultados coerentes e de relevância prática, comparáveis com os atuais métodos utilizados pela empresa na gestão da operação do duto.

Espera-se que os resultados obtidos neste tipo de estudo agreguem melhorias operacionais através da comparação entre soluções obtidas com a operação executada atualmente pela empresa. Vale ressaltar que o modelo proposto possui flexibilidade de alteração dos parâmetros de entrada tais como estoques iniciais de cada base, preenchimento do duto, demanda em cada base, custos envolvidos e interfaces entre produtos podendo assim, ser comparável com outros cenários.

7.2 Aspectos Relevantes Observados e Limitações do Modelo

Os resultados obtidos pelo AgOsbra podem ser considerados satisfatórios, embora o parâmetro de entrada número de gerações não tenha apresentado os resultados esperados. Seu melhor desempenho mostrou-se para o valor intermediário entre os

predefinidos, 100 gerações, apesar de os resultados do valor máximo utilizado, 380, tenham ficado próximos.

Além do número de gerações a taxa de cruzamento não mostrou grande influência nos resultados, tanto para o índice de correlação quanto para as médias. A taxa de cruzamento torna-se um parâmetro estático devido aos tipos de mutação utilizados, os quais formam novas estruturas rapidamente, e em geral melhores (ampliação da batelada).

O parâmetro resultado que mostrou maior sensibilidade foi o número de interfaces. Para quase todos os dados de entrada seus resultados variaram significativamente. Isto pode ser considerado positivo, pois a questão das interfaces e tamanho dos lotes é um dos principais problemas para a empresa na operação de dutos. O objetivo é aumentar o tamanho dos lotes e, com isto, minimizar o número de interfaces, pois existe um alto custo associado ao seu tratamento. Na modelagem aqui proposta, entretanto, o tratamento das interfaces foi simplificado. Existem diferentes custos para cada combinação e o tamanho dos lotes tratado varia com a distância de bombeamento.

Os demais parâmetros não apresentaram maiores variações, por vários motivos. O estoque médio somente vai apresentar mudanças significativas com mais semanas de programação, pois a média de bombeamento mensal é semelhante à demanda, ou seja, a entrada de produtos em estoque é próxima às saídas, o que causa pouca variação semanal. O mesmo vale para o custo de estocagem, que tem comportamento semelhante ao estoque médio. Já o custo de bombeamento não varia significativamente de semana a semana, pois com exceção do GLP seus custos unitários variam somente com a distância, não com o produto. Mesmo com estas conclusões é importante notar que apenas 1% de variação nos custos representam cerca de R\$ 3.000.000 por ano. Por fim, o atendimento à demanda é muito influenciado pelos produtos que estão no duto inicialmente e, principalmente, com os níveis de estoque nas bases, níveis estes que terão alterações significativas com um horizonte de programação maior.

Quanto ao tamanho dos lotes, pode-se concluir que os resultados do AgOsbra se mostraram satisfatórios no bombeamento, mas não nas sangrias, que foram bastante fragmentadas e com altas vazões, em muitos casos inviáveis operacionalmente.

A modelagem proposta considera a REPLAN como a única fonte supridora do OSBRA e o duto contínuo de Paulínia a Brasília. No entanto, na realidade em Goiânia todo produto é sangrado e a demanda de Brasília novamente bombeada, ou seja, o trecho de Goiânia a Brasília funciona como um duto independente. Este fato pode ser observado na figura 20 (gráficos relativos a Goiânia), onde há sangria em todas as horas de programação.

Por fim, o modelo cumpre seu objetivo prioritário de melhorar o atendimento da demanda em relação ao modelo de programação atualmente utilizado pela empresa, admitindo-se as mesmas condições iniciais e objetivos operacionais. Além disto também apresentou melhores resultados nos parâmetros número de interfaces e custos de bombeamento e estocagem. O pior resultado nos estoques médios deve-se ao fato do alto número de faltas de estoque na programação real.

É importante citar que com os resultados apresentados acima não é possível afirmar que o modelo proposto pelo AgOsbra seja melhor que o atualmente adotado pela Petrobras, pois os resultados da programação executada pela Petrobras, como estoques finais, interfaces e atendimento da demanda, foram avaliados segundo os mesmo critérios utilizados pelo AgOsbra e não refletem necessariamente a realidade operacional. Para se chegar a esta conclusão o modelo precisa de significativa evolução até que reflita fielmente a operação do duto. É necessário que sejam inseridas restrições como a vazão ideal de sangria e o tamanho de seus lotes e aprimore-se a avaliação de alguns parâmetros como o atendimento à demanda, por exemplo.

7.3 Sugestões de Continuidade da Linha de Pesquisa

- Uma das questões de maior interesse para a empresa é a redução das interfaces entre produtos. Neste trabalho consideraram-se apenas as interfaces existentes durante a sangria. No entanto, na operação real também é considerada interfaces ao longo do duto. Vale ressaltar que esta consideração apresentou-se adequada para o problema, porém para malhas mais extensas é possível que esta hipótese não seja tão eficiente.
- Contabilização semanal de atendimento da demanda. A modelagem proposta penaliza o não atendimento da demanda numa dada hora. Porém o atendimento desta demanda não atendida pode ser feito na hora posterior, por exemplo.
- Levar em consideração a existência de selos no seqüenciamento.

- Analisar os níveis de estoque de cada tanque individualmente e não de forma agregada.
- Avaliar os impactos que uma eventual ampliação da tancagem em uma determinada base pode ocasionar na rotina de programação. O mesmo poderia ser utilizado para a ampliação do número de produtos a serem transportados.
- Ampliar os limites do programa, ou seja, inserir a programação de produção e gestão dos estoques na refinaria e do atendimento aos mercados locais.
- Representação contínua do horizonte de programação.
- Ampliação do horizonte de programação. Acredita-se que com horizonte de tempo maior, cerca de 5 a 6 semanas, o AgOsbra possa mostrar resultados ainda melhores, pois por restrições computacionais foi gerada programação de apenas uma semana. Além disto é importante otimizar a programação das sangrias e o atendimento à demanda.
- Considerar outros objetivos de desempenhos, tais como os que lidam com situações inesperadas como oportunidade do mercado, quebra de equipamento, atraso de descarregamento.

CAPÍTULO VIII – REFERÊNCIA BIBLIOGRAFICA

- AGENCIA NACIONAL DE PETRÓLEO, 2005, Anuário Estatístico Brasileiro do Petróleo e Gás Natural 2005. Ministério de Minas e Energia, ANP. Rio de Janeiro.
- ALMEIDA, M.R., 2001, *Programação Automática da Produção em Refinarias de Petróleo utilizando Algoritmos Genéticos*. Dissertação de Mestrado, PUC-RJ.
- BÄCK, T., HAMMEL, U., SCHWEFEL, H., 1997, "Evolutionary Computation: Comments on the History and Current State" IEEE Transactions on Evolutionary Computation, V. 1, No. 1, pp. 3-15. 37
- BARBOSA, H.J.C., 1997, "Introdução ao Algoritmos Genéticos" Mini-curso, XX Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional (CNMAC), Gramado, RS.
- BLICKLE, T., THIELE, L., A, 1995, "Comparison of Selection Schemes used in Genetic Algorithms". Report No. 11, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), Zurich.
- BORGES, F.J. L., 2000, *Uma Análise da Cadeia Logística de Suprimento da Indústria de Petróleo Utilizando a Técnica de Simulação – Uma Aplicação ao Sistema Bacia de Campos – Refinaria de Araucária*, Dissertação de Mestrado, UFSC
- CAFARO, D.C., CERDÁ, J., 2004, "Optimal scheduling of multiproduct pipeline systems using a non-discrete MILP formulation", Computers and Chemical Engineering No 28, pp. 2053-2068.
- CAMPONOGARA, E., 1995, *A-Teams para um problema de transporte de derivados de petróleo*, Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas.
- CARDOSO, L.C.S., 2004, "Logística", Logística do Petróleo: Transporte e Armazenamento, 1 ed, Cap. 1, Rio de Janeiro, BR, Editora Interciência.
- CASTRO, H. P., 2001, *Utilização de Algoritmos Genéticos para Solução de Problema de Programação de Produção de uma Refinaria de Petróleo*. Dissertação de Mestrado, UFSC.
- CATARINA, A.S, BACH, S. L, 2003, *Estudo do efeito dos parâmetros genéticos sobre a solução otimizada e sobre o tempo de convergência em algoritmos genéticos com codificações binária e real*, In:Acta Scientiarum Technology, v. 25, No. 2, p. 147-152, 2003 Maringá, Paraná.
- CHAMBERS, L., 1995, "Practical Handbook of Genetic Algorithms – Applications" V. I 1a ed., CRC Press, Florida, EUA, pp. 555

- COUTINHO, E.M., GOMES, A.C.S., FARIA, E.A.S, FERNANDES, H.H.O., 1998, *Os novos agentes na exploração e produção de petróleo no Brasil*. In: Informe infraestrutura nº29, BNDES, Rio de Janeiro
- DAVIS, L., 1985, *Job shop scheduling with genetic algorithms*. In Grefenstette, J. J. (Ed.), *Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, (pp 136-140). Hillsdale, NJ:Lawrence Erlbaum Associates.
- DAVIS, L., 1991, *Handbook of Genetic Algorithms*, New York, USA, Van Nostrand Reinhold Publisher.
- DE JONG, K. A., 1975, *An Analysis of the Behavior of a class of Genetic Adaptive System*. Ph.D. dissertation, University of Michigan, ANN Arbor, MI.
- EIBEN, A. E., HINTERDING R., MICHALEWICZ Z., 1999, "Parameter Control in Evolutionary Algorithms" *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, V. 3, No 2 pp. 124-141
- GEN, M., CHENG, R., 1997, *Genetic Algorithms and Engineering Design*, New York, John Wiley.
- GOLDBERG, D. E., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, 1 ed., Addison-Wesley Publishing Company Inc, EUA
- GRAFENSTETTE, J., 1986, "Optimization of control parameters for genetic algorithms" *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, V. 16, Issue 1, pp. 122-128
- HESSER J. e MANNER R., 1991, *Towards an optimal mutation probability in genetic algorithms Proc. 1st Workshop on Parallel Problem Solving from Nature (Dortmund, 1990) (Lecture Notes in Computer Science 496) ed H-P Schwefel and R M'anner (Berlin: Springer) pp 23–32*
- HINTERDING, R., MICHALEWICZ, Z., EIBEN, A. E., 1997, "Adaptation in Evolutionary Computation: A Survey", In: *Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp.65-69.
- HOLLAND, J. H., 1975, "Adaptation in Natural and Artificial Systems" University of Michigan Press Ann Arbor
- HWANG, S.F., HE, R.S, 2006, "A hybrid real-parameter genetic algorithm for function optimization", *Advanced Engineering Informatics* V. 20 pp. 7–21
- IERAPETRITOU M. G., FLOUDAS C.A., 1998 "Short-Term Scheduling: New Mathematical Models vs Algorithmic Improvements" *Computer Chemical Engineering*, V.22, Supplement 1, pp. 419-426

- IERAPETRITOU, Z. J. M.; KELLY, J. D.; 2003, "Refinery Short-Term Scheduling Using Continuous Time Formulation: Crude-Oil Operation" *Ind. Eng. Chem. Res.*, No 42, pp. 3085-3097.
- JOLY, M., 1999, *Técnicas de Otimização Mista-Inteira para o Scheduling e Gerenciamento em Refinarias de Petróleo*. Dissertação de Mestrado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.
- KALYANMOY Deb, AGRAWAL, S., 1999, "Understanding interactions among genetic algorithm parameters" In: *Foundation of Genetic Algorithms* . Vol: V, p. 265 – 286
- KAZAY, H. F., 2001, *O Planejamento da Expansão da Geração do Setor Elétrico Brasileiro Utilizando os Algoritmos Genéticos*. Tese de D.Sc, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro
- KONDILI, E.; PANTELIDES, C.C.;SARGENT, W.H.; 1993, "A General Algorithm For Short-Term Scheduling Of Batch Operations – I: MILP Formulation", *Computers Chemical Engineering*, No 17, pp.211-227.
- LEE H., PINTO, J.M., GROSSMANN, I.E., PARK, S., 1996, "Mixed-Integer Linear Programming Model for Refinery Short-Term Scheduling of Crude Oil Unloading with Inventory Management" *Ind. Eng. Chem. Res.*, V.35, pp. 1630-1641.
- LOBO, F. G., GOLDBERG, D. E., 2004, "The parameter-less genetic algorithm in practice", *Information Sciences* V.167 pp. 217–232
- MAGATÃO, L., ARRUDA, L.V.R, NEVES, F.Jr., 2004, "A mixed integer programming approach for scheduling commodities in a pipeline", *Computers and Chemical Engineering* nº 28, pp. 171-185.
- MÁS, R., 2001, *Otimização da Programação de Suprimento de Petróleo*.Dissertação de Mestrado, USP, São Paulo.
- MÁS, R., PINTO, J. M., 2003, "A mixed integer optimization strategy for oil supply in distribution complexes", *Optimization and Engineering* nº4, pp. 23-64.
- MAYER, D.G., BELWARD, J.A., BURRAGE, K., 2001, "Robust parameter settings of evolutionary algorithms for the optimization of agricultural systems models", *Agricultural Systems* V.69 pp199–213
- MICHALEWICZ, Z., 1995, "A Survey of Constraint Handling Techniques in Evolutionary Computation Methods" In: *Proceedings of the 4th Annual Conference on Evolutionary Programming*, pp. 135-155, Cambridge, MA.
- MICHALEWICZ, Z., 1996, *Genetic algorithms + data structures = evolution*, 3 ed. London, Springer-Verlag

- MILIDIÚ, R. L., PESSOA, A. A., BRACONI, V., LABER, E. S., REY, P. A., 2001, “Um algoritmo GRASP para o problema de transporte de derivados de petróleo em oleodutos”, XXXIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Campos do Jordão.
- MOCKUS, L.; REKLAITIS, G.; 1994, “Mathematical Programming Formulation for Scheduling of Batch Operations using nonuniform time discretization” *AIChE annual meeting*, San Francisco, California, No. 235d.
- NEIRO, S. M. S., PINTO, J. M., 2004, “A general modeling framework for the operational planning of petroleum supply chains”, *Computers and Chemical Engineering* nº 28, pp. 871-896.
- PACHECO, M. A., VELLASCO, M., LOPES, C.H., 1999, Apostila sobre Descoberta de Conhecimento e Mineração de Dados, ICA – Laboratório Inteligência Computacional Aplicada, DEE, PUC–Rio.
- PAUL, R. J., CHANEV, T. S., 1998, “Simulation optimization using a genetic algorithm”, *Simulation Practice and Theory* V. 6 pp. 601–611
- PINTO J. M.; GROSSMANN I. E.; 1994, “Optimal cyclic scheduling of multistage continuous multiproduct plants” *Computers & Chemical Engineering*, V. 18, No 9, pp. 797-816
- PINTO, J. M., JOLY, M., MORO, L. F. L., 2000, “Planning and scheduling models for refinery operations”, *Computers and Chemical Engineering* nº 24, pp. 2259-2276.
- PINTO, J., 2003, Programação de Distribuição Dutoviária de Derivados de Petróleo. In: *Boletim Técnico Petrobras Boletim Técnico da Petrobras*, v. 46. (3/4) p. 301-307
- PINTO, O. P.F.J., 2001, *Simulação e Otimização: Desenvolvimento de uma Ferramenta de Análise de Decisão para Suprimento de Refinarias de Petróleo através de uma Rede de Oleodutos*. Dissertação de Mestrado, UFSC, Florianópolis
- REJOWSKI R., 2001, *Programação dutoviária de derivados de petróleo*, Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo.
- REJOWSKI, R., PINTO, J.M., 2003, “Scheduling of a multiproduct pipeline system”, *Computers and Chemical Engineering* nº 27, pp. 1229-1246.
- REJOWSKI, R., PINTO, J.M., 2004, “Efficient MILP formulations and valid cuts for multiproduct pipeline scheduling”, *Computers and Chemical Engineering* nº 28, pp. 1511-1528.
- SASIKUMAR, M., PRAKASH, P.R., PATIL, S.M., RAMANI, S., 1997, “Pipes: a heuristic search model for pipeline schedule generation”, *Knowledge-Based Systems* nº 10, pp. 169-175.

- SCHILLING, G.; PANTELIDES, C. C., 1996, "A Simple Continuous-Time Process Scheduling Formulation and a Novel Solution Algorithm". *Computers & Chemical Engineering*, V. 20, S1221-1226.
- SHAH, N., 1996, "Mathematical programming techniques for crude oil scheduling", *Computers and Chemical Engineering* nº 20, pp. 1227-1232.
- SHOPOVA, E. G., BANCHEVA, N.G., 2006, "BASIC-A genetic algorithm for engineering problems solution" *Computers and Chemical Engineering* V.30 pp.1293-1309
- SILVA, E.E., 2001, *Otimização de Estruturas de Concreto Armado Utilizando Algoritmo Genético*, Dissertação de Mestrado, USP, São Paulo.
- SIRIVINAS M., PUTNAIK L. M., 1994, "Genetic Algorithms: a Survey", *IEEE Computer Society*; 205 "Computer"
- SOARES, A. C., 2003, *Diagnóstico e modelagem da rede de distribuição de derivados de petróleo no Brasil*. Dissertação de Mestrado, PUC-RJ, Rio de Janeiro.
- STEBEL, S.L., 2001, *Modelagem da Estocagem e Distribuição de GLP de uma refinaria de Petróleo*. Dissertação de Mestrado.CPGEI/CEFET-PR.
- TECHO, R., HOLBROOK, D.L. 1974 "Computer Scheduling the World's Biggest Product Pipeline" *Pipeline and Gas Journal*, pp.4-27
- TREAT, J. H. B.A and DEFFARGES, E., 1994, "Optimizing the Value Chain: Materials and Maintenance Challenges". In: Treat, J. E., (ed), *Creating the High Performance International Petroleum Company: Dinosaurs Can Fly*, 1ed, chapter 10, Oklahoma, USA, PennWell Publishing Company.
- ZEBULUM, R., 1999, *Síntese de Circuitos Eletrônicos por Computação Evolutiva*, Tese de D.Sc., PUC-RJ.
- ZEBULUM, R.S., PACHECO, M. A., VELLASCO, M., 2000, Variable Length representation in Evolutionary Electronics, *Evolutionary Computation*, MIT Press, Volume 8, Number 1, pp.93-120.
- ZEBULUM, R.S., PACHECO, M.A., VELLASCO, M., 1998, A Multi-Objective Optimization Methodology Applied to the Synthesis of Low-Power Operational Amplifiers, *Proceedings of the XIII International Conference in Microelectronics and Packaging*, Vol. 1, Ivan Jorge Chueiri and Carlos Alberto dos Reis Filho (Eds), pp. 264-271, Curitiba.

ANEXO I - REPRESENTAÇÃO DOS ÍNDICES DAS BASES CANDIDATAS A SEREM EFETUADAS AS SANGRIAS

Bases	Representações		
	Binária	Decimal	Hexadecimal
RP	10000	16	10
UB	1000	8	8
UBL	100	4	4
GO	10	2	2
BSL	1	1	1
RP/UB	11000	24	18
RP/UBL	10100	20	14
RP/GO	10010	18	12
RP/BSL	10001	17	11
UB/UBL	1100	12	C
UB/GO	1010	10	A
UB/BSL	1001	9	9
UBL/GO	110	6	6
UBL/BSL	101	5	5
GO/BSL	11	3	3
RP/UB/UBL	11100	28	1C
RP/UB/GO	11010	26	1A
RP/UB/BSL	11001	25	19
RP/UBL/GO	10110	22	16
RP/UBL/BSL	10101	21	15
RP/GO/BSL	10011	19	13
RP/UB/GO	1110	14	1E
UB/UBL/GO	1101	11	E
UB/UBL/BSL	1011	7	D
UB/GO/BSL	111	30	B
UBL/GO/BSL	11110	29	7
RP/UB/UBL/BSL	11101	23	1D
RP/UBL/GO/BSL	10111	27	17
UB/UBL/GO/BSL	1111	15	F
RP/UB/UBL/GO/BSL	11111	31	1F

**ANEXO II - RELATÓRIO “EVOLUÇÃO DUTO” GERADO PELO AGOSBRA:
REPRESENTAÇÃO DAS 9 PRIMEIRAS HORAS DE UMA DADA PROGRAMAÇÃO**

prev.demanda:

[RBPR][0GLP]=000000	[RBPR][0GAS]=021000	[RBPR][0QAV]=000000	[RBPR][D_II]=000000
[RBPR][0D_I]=010000			
[UBER][0GLP]=000000	[UBER][0GAS]=008000	[UBER][0QAV]=000000	[UBER][D_II]=000000
[UBER][0D_I]=000000			
[UBRL][0GLP]=005000	[UBRL][0GAS]=020000	[UBRL][0QAV]=000000	[UBRL][D_II]=000000
[UBRL][0D_I]=051000			
[GOI][0GLP]=008000	[GOI][0GAS]=052000	[GOI][0QAV]=006000	[GOI][D_II]=095000
[GOI][0D_I]=095000			
[BSB][0GLP]=000000	[BSB][0GAS]=046000	[BSB][0QAV]=004000	[BSB][D_II]=040000
[BSB][0D_I]=040000			

visao duto [001]

vazao=839

chromo=4000839-1f

estoques:

[00RBPR][0GLP]= 1909.00	[00RBPR][0GAS]= 5738.00	[00RBPR][0QAV]= 0.00	[00RBPR][D_II]= 0.00
[00RBPR][0D_I]= 8117.00			
[00UBER][0GLP]= 0.00	[00UBER][0GAS]= 2704.00	[00UBER][0QAV]= 0.00	[00UBER][D_II]= 0.00
[00UBER][0D_I]= 5735.00			
[00UBRL][0GLP]= 1909.00	[00UBRL][0GAS]= 2696.00	[00UBRL][0QAV]= 0.00	[00UBRL][D_II]= 0.00
[00UBRL][0D_I]= 8090.00			
[000GOI][0GLP]= 5364.00	[000GOI][0GAS]= 5698.00	[000GOI][0QAV]= 1359.00	[000GOI][D_II]= 0.00
[000GOI][0D_I]= 21653.00			
[000BSB][0GLP]= 48.00	[000BSB][0GAS]= 791.00	[000BSB][0QAV]= 414.00	[000BSB][D_II]= 35.00
[000BSB][0D_I]= 21653.00			

custos apurados:

custoInterface=	0.00	- custoBombeamento=	0.00	- custoEstocagem=	0.00	-
atendDemanda=	0.0000					

sangrias:

[0]=004000.000-08 [1]=003839.000-10

duto=====

013005130-1f 014000750-1f 011033879-1f 023025879-1f 033007881-1f 034002027-1f 033006708-1f
033008705-1f 043022580-1f 042000521-03 041023149-1f 041003214-1f 042000530-03 043009682-1f
051002628-1f 054000111-1f 053000261-1f 053000100-1f 053010639-1f

visao duto [002]

vazao=762
cromo=4000762-1f

estoques:

[00RBPR][0GLP]= 1909.00 [00RBPR][0GAS]= 6548.00 [00RBPR][0QAV]= 0.00 [00RBPR][D_II]= 0.00
[00RBPR][0D_I]= 8104.00
[00UBER][0GLP]= 0.00 [00UBER][0GAS]= 2693.00 [00UBER][0QAV]= 0.00 [00UBER][D_II]= 0.00
[00UBER][0D_I]= 5735.00
[00UBRL][0GLP]= 1903.00 [00UBRL][0GAS]= 2669.00 [00UBRL][0QAV]= 0.00 [00UBRL][D_II]= 0.00
[00UBRL][0D_I]= 8020.00
[000GOI][0GLP]= 5353.00 [000GOI][0GAS]= 5626.00 [000GOI][0QAV]= 1351.00 [000GOI][D_II]= 0.00
[000GOI][0D_I]= 21522.00
[000BSB][0GLP]= 48.00 [000BSB][0GAS]= 728.00 [000BSB][0QAV]= 409.00 [000BSB][D_II]= 0.00
[000BSB][0D_I]= 21598.00

custos apurados:

custoInterface= 0.00 - custoBombeamento= 9321.29 - custoEstocagem= 13648.55 -
atendDemanda= 0.0046

sangrias:

[0]=013762.000-02 [1]=005000.000-08

duto=====

014000839-1f 013005130-1f 014000750-1f 011033040-1f 023025879-1f 033007881-1f 034002027-1f
033015413-1f 043022580-1f 042000521-03 041026363-1f 042000530-03 043009682-1f 051002628-1f
054000111-1f 053011000-1f 993000000-3d5f84

visao duto [003]

vazao=704
cromo=4000704-1f

estoques:

[00RBPR][0GLP]= 1909.00 [00RBPR][0GAS]= 6519.00 [00RBPR][0QAV]= 0.00 [00RBPR][D_II]= 0.00
[00RBPR][0D_I]= 8091.00
[00UBER][0GLP]= 0.00 [00UBER][0GAS]= 2682.00 [00UBER][0QAV]= 0.00 [00UBER][D_II]= 0.00
[00UBER][0D_I]= 5735.00
[00UBRL][0GLP]= 1897.00 [00UBRL][0GAS]= 2642.00 [00UBRL][0QAV]= 0.00 [00UBRL][D_II]= 0.00
[00UBRL][0D_I]= 7950.00
[000GOI][0GLP]= 5342.00 [000GOI][0GAS]= 5554.00 [000GOI][0QAV]= 1343.00 [000GOI][D_II]=
631.00 [000GOI][0D_I]= 21391.00
[000BSB][0GLP]= 48.00 [000BSB][0GAS]= 665.00 [000BSB][0QAV]= 404.00 [000BSB][D_II]= 0.00
[000BSB][0D_I]= 21543.00

custos apurados:

custoInterface= 0.00 - custoBombeamento= 34718.75 - custoEstocagem= 27327.39 -
atendDemanda= 0.0101

sangrias:

[0]=017704.000-01 [1]=009000.000-04 [2]=006000.000-08

duto=====

014001601-1f 013005130-1f 014000750-1f 011032278-1f 021000762-1f 023025117-1f 033008643-1f
034002027-1f 033014651-1f 043023342-1f 042000521-03 041026363-1f 042000530-03 043008920-1f
051002628-1f 054000111-1f 053011000-1f 993000000-3d5f84

visao duto [004]

vazao=819

chromo=4000819-1f

estoques:

[00RBPR][0GLP]= 1909.00 [00RBPR][0GAS]= 6490.00 [00RBPR][0QAV]= 0.00 [00RBPR][D_II]= 0.00
[00RBPR][0D_I]= 8078.00

[00UBER][0GLP]= 0.00 [00UBER][0GAS]= 2671.00 [00UBER][0QAV]= 0.00 [00UBER][D_II]= 0.00
[00UBER][0D_I]= 5735.00

[00UBRL][0GLP]= 1891.00 [00UBRL][0GAS]= 2615.00 [00UBRL][0QAV]= 0.00 [00UBRL][D_II]= 0.00
[00UBRL][0D_I]= 7880.00

[000GOI][0GLP]= 5331.00 [000GOI][0GAS]= 5482.00 [000GOI][0QAV]= 1335.00 [000GOI][D_II]=
500.00 [000GOI][0D_I]= 21260.00

[000BSB][0GLP]= 48.00 [000BSB][0GAS]= 602.00 [000BSB][0QAV]= 399.00 [000BSB][D_II]= 649.00
[000BSB][0D_I]= 21488.00

custos apurados:

custoInterface= 0.00 - custoBombeamento= 59752.99 - custoEstocagem= 41019.02 -
atendDemanda= 0.0161

sangrias:

[0]=014819.000-02 [1]=009000.000-04

duto=====

014002305-1f 013005130-1f 014000750-1f 011031574-1f 021001466-1f 023024413-1f 033009347-1f
034002027-1f 033013947-1f 043024046-1f 042000521-03 041026363-1f 042000530-03 043008216-1f
053000704-1f 051002628-1f 054000111-1f 053010296-1f 993000000-3d5f84

visao duto [005]

vazao=688

chromo=4000688-1f

estoques:

[00RBPR][0GLP]= 1909.00 [00RBPR][0GAS]= 6461.00 [00RBPR][0QAV]= 0.00 [00RBPR][D_II]= 0.00
[00RBPR][0D_I]= 8065.00
[00UBER][0GLP]= 0.00 [00UBER][0GAS]= 2660.00 [00UBER][0QAV]= 0.00 [00UBER][D_II]= 0.00
[00UBER][0D_I]= 5735.00
[00UBRL][0GLP]= 1885.00 [00UBRL][0GAS]= 2588.00 [00UBRL][0QAV]= 0.00 [00UBRL][D_II]= 0.00
[00UBRL][0D_I]= 7810.00
[000GOI][0GLP]= 5320.00 [000GOI][0GAS]= 5410.00 [000GOI][0QAV]= 1327.00 [000GOI][D_II]=
1188.00 [000GOI][0D_I]= 21129.00
[000BSB][0GLP]= 48.00 [000BSB][0GAS]= 539.00 [000BSB][0QAV]= 394.00 [000BSB][D_II]= 594.00
[000BSB][0D_I]= 21433.00

custos apurados:

custoInterface= 0.00 - custoBombeamento= 87050.26 - custoEstocagem= 54741.26 -
atendDemanda= 0.0220

sangrias:

[0]=018688.000-01 [1]=006000.000-08

duto=====

014003124-1f 013005130-1f 014000750-1f 011030755-1f 021002285-1f 023023594-1f 033010166-1f
034002027-1f 033013128-1f 043024865-1f 042000521-03 041026363-1f 042000530-03 043007397-1f
053000704-1f 051002628-1f 054000111-1f 053010296-1f 993000000-3d5f84

visao duto [006]

vazao=699

chromo=4000699-1f

estoques:

[00RBPR][0GLP]= 1909.00 [00RBPR][0GAS]= 6432.00 [00RBPR][0QAV]= 0.00 [00RBPR][D_II]= 0.00
[00RBPR][0D_I]= 8052.00
[00UBER][0GLP]= 0.00 [00UBER][0GAS]= 2649.00 [00UBER][0QAV]= 0.00 [00UBER][D_II]= 0.00
[00UBER][0D_I]= 5735.00
[00UBRL][0GLP]= 1879.00 [00UBRL][0GAS]= 2561.00 [00UBRL][0QAV]= 0.00 [00UBRL][D_II]= 0.00
[00UBRL][0D_I]= 7740.00
[000GOI][0GLP]= 5309.00 [000GOI][0GAS]= 5338.00 [000GOI][0QAV]= 1319.00 [000GOI][D_II]=
1057.00 [000GOI][0D_I]= 20998.00
[000BSB][0GLP]= 48.00 [000BSB][0GAS]= 476.00 [000BSB][0QAV]= 389.00 [000BSB][D_II]= 1227.00
[000BSB][0D_I]= 21378.00

custos apurados:

custoInterface= 0.00 - custoBombeamento= 111515.54 - custoEstocagem= 68473.81 -
atendDemanda= 0.0280

sangrias:

[0]=018178.814-01 [1]=014425.902-02 [2]=009000.000-04 [3]=004094.284-10

duto=====

014003812-1f 013005130-1f 014000750-1f 011030067-1f 021002973-1f 023022906-1f 033010854-1f
034002027-1f 033012440-1f 043025553-1f 042000521-03 041026363-1f 042000530-03 043006709-1f
053001392-1f 051002628-1f 054000111-1f 053009608-1f 993000000-3d5f84

visao duto [007]

vazao=823

chromo=4000823-1f

estoques:

[00RBPR][0GLP]= 1909.00 [00RBPR][0GAS]= 6497.28 [00RBPR][0QAV]= 0.00 [00RBPR][D_II]= 0.00

[00RBPR][0D_I]= 8039.00

[00UBER][0GLP]= 0.00 [00UBER][0GAS]= 2638.00 [00UBER][0QAV]= 0.00 [00UBER][D_II]= 0.00

[00UBER][0D_I]= 5735.00

[00UBRL][0GLP]= 1873.00 [00UBRL][0GAS]= 2534.00 [00UBRL][0QAV]= 0.00 [00UBRL][D_II]= 0.00

[00UBRL][0D_I]= 7670.00

[000GOI][0GLP]= 5298.00 [000GOI][0GAS]= 5266.00 [000GOI][0QAV]= 1311.00 [000GOI][D_II]=

1351.90 [000GOI][0D_I]= 20867.00

[000BSB][0GLP]= 48.00 [000BSB][0GAS]= 413.00 [000BSB][0QAV]= 384.00 [000BSB][D_II]= 1350.81

[000BSB][0D_I]= 21323.00

custos apurados:

custoInterface= 0.00 - custoBombeamento= 133116.98 - custoEstocagem= 82213.17 -

atendDemanda= 0.0339

sangrias:

[0]=014673.831-02 [1]=009000.000-04 [2]=006000.000-08 [3]=004149.169-10

duto=====

014004511-1f 013005130-1f 014000750-1f 011029367-1f 021003577-1f 023022301-1f 033011458-1f
034002027-1f 033011835-1f 043026157-1f 042000521-03 041026363-1f 042000530-03 043006104-1f
053001570-1f 051002628-1f 054000111-1f 053009429-1f 993000000-3d5f84

visao duto [008]

vazao=785

chromo=4000785-1f

estoques:

[00RBPR][0GLP]= 1909.00 [00RBPR][0GAS]= 6617.45 [00RBPR][0QAV]= 0.00 [00RBPR][D_II]= 0.00
 [00RBPR][0D_I]= 8026.00
 [00UBER][0GLP]= 0.00 [00UBER][0GAS]= 2627.00 [00UBER][0QAV]= 0.00 [00UBER][D_II]= 0.00
 [00UBER][0D_I]= 5735.00
 [00UBRL][0GLP]= 1867.00 [00UBRL][0GAS]= 2507.00 [00UBRL][0QAV]= 0.00 [00UBRL][D_II]= 0.00
 [00UBRL][0D_I]= 7600.00
 [000GOI][0GLP]= 5287.00 [000GOI][0GAS]= 5194.00 [000GOI][0QAV]= 1303.00 [000GOI][D_II]=
 1894.73 [000GOI][0D_I]= 20736.00
 [000BSB][0GLP]= 48.00 [000BSB][0GAS]= 350.00 [000BSB][0QAV]= 379.00 [000BSB][D_II]= 1295.81
 [000BSB][0D_I]= 21268.00

custos apurados:

custoInterface= 0.00 - custoBombeamento= 157233.04 - custoEstocagem= 95975.57 -
 atendDemanda= 0.0399

sangrias:

[0]=018785.000-01

duto=====

014005334-1f 013005130-1f 014000750-1f 011028545-1f 021004251-1f 023021627-1f 033012132-1f
 034002027-1f 033011161-1f 043026831-1f 042000521-03 041026363-1f 042000530-03 043005430-1f
 053001570-1f 051002628-1f 054000111-1f 053009429-1f 993000000-3d5f84

visao duto [009]

vazao=679

chromo=4000679-1f

estoques:

[00RBPR][0GLP]= 1909.00 [00RBPR][0GAS]= 6588.45 [00RBPR][0QAV]= 0.00 [00RBPR][D_II]= 0.00
 [00RBPR][0D_I]= 8013.00
 [00UBER][0GLP]= 0.00 [00UBER][0GAS]= 2616.00 [00UBER][0QAV]= 0.00 [00UBER][D_II]= 0.00
 [00UBER][0D_I]= 5735.00
 [00UBRL][0GLP]= 1861.00 [00UBRL][0GAS]= 2480.00 [00UBRL][0QAV]= 0.00 [00UBRL][D_II]= 0.00
 [00UBRL][0D_I]= 7530.00
 [000GOI][0GLP]= 5276.00 [000GOI][0GAS]= 5122.00 [000GOI][0QAV]= 1295.00 [000GOI][D_II]=
 1763.73 [000GOI][0D_I]= 20605.00
 [000BSB][0GLP]= 48.00 [000BSB][0GAS]= 287.00 [000BSB][0QAV]= 374.00 [000BSB][D_II]= 2025.81
 [000BSB][0D_I]= 21213.00

custos apurados:

custoInterface= 0.00 - custoBombeamento= 185147.64 - custoEstocagem= 109763.30 -
 atendDemanda= 0.0458

sangrias:

[0]=014679.000-02

duto=====

014006119-1f 013005130-1f 014000750-1f 011027760-1f 021005036-1f 023020842-1f 033012917-1f
034002027-1f 033010376-1f 043027616-1f 042000521-03 041026363-1f 042000530-03 043004645-1f
053002355-1f 051002628-1f 054000111-1f 053008644-1f 993000000-3d5f84

**ANEXO III - RELATÓRIO FINAL GERADO PELO AGOSBRA PARA O MELHOR
INDIVÍDUO DESCRITO NA TABELA 19.**

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
0	100	4.6582	38.693	839.12	14	3508532.767	2383743.537	0.95782	0.32729
1	200	3.2795	4.7181	37.767	15	3315823.419	2390115.226	0.95668	0.32686
2	300	2.547	5.446	87.29	8	3436850.26	2388210.296	0.96174	0.32745
3	400	2.871	5.2211	53.543	13	3449199.787	2375727.469	0.95812	0.32501
4	500	2.4885	4.6002	59.689	10	3473968.785	2377057.995	0.96347	0.32567
5	600	2.0712	2.3992	2.84	8	3396974.979	2404668.76	0.96726	0.32513
6	700	1.6029	3.2083	70.234	8	3543087.819	2382112.097	0.96586	0.32622
7	800	1.3824	1.5809	1.9364	4	3454253.576	2369121.686	0.95714	0.32715
8	900	1.0803	1.2615	1.5459	8	3543503.577	2370318.292	0.97069	0.32397
9	1000	0.90403	1.0343	1.2363	7	3557434.855	2404490.026	0.96493	0.32764

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
10	1100	0.7446	0.85559	1.0171	8	3509489.573	2380580.566	0.96782	0.3257
11	1200	0.62265	0.72484	0.88795	5	3483326.026	2416921.555	0.96084	0.32875
12	1300	0.53095	0.63189	0.78388	5	3485781.456	2397771.762	0.95858	0.32715
13	1400	0.45927	1.4655	93.422	4	3530100.362	2416660.434	0.95256	0.328
14	1500	0.40547	0.48865	0.59841	6	3578103.869	2402897.539	0.96745	0.32654
15	1600	0.3651	0.4284	0.56645	6	3473245.133	2383645.227	0.95878	0.32657
16	1700	0.31004	0.37809	0.46	5	3519780.656	2384065.929	0.96173	0.32697
17	1800	0.28177	0.34006	0.42689	4	3571069.136	2429019.205	0.95059	0.3304
18	1900	0.24866	0.30777	0.39677	7	3605617.157	2364843.852	0.97783	0.32286
19	2000	0.22487	0.28329	0.36066	5	3444455.809	2397948.058	0.95901	0.32727

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
20	2100	0.19392	0.25525	0.30682	4	3486066.892	2391187.696	0.9597	0.32601
21	2200	0.18751	0.23102	0.31884	4	3451743.153	2416650.246	0.94862	0.32946
22	2300	0.17146	0.21971	0.27394	5	3494306.545	2386243.643	0.96148	0.32565
23	2400	0.1583	0.21453	0.27526	4	3396081.194	2401812.307	0.94999	0.32928
24	2500	0.15483	0.19663	0.25052	5	3497996.365	2401709.99	0.95494	0.32925
25	2600	0.15015	0.18439	0.22651	5	3563676.285	2353029.995	0.94882	0.32414
26	2700	0.13567	0.17997	0.2397	4	3490290.265	2451626.17	0.94478	0.33174
27	2800	0.11939	0.16931	0.22723	4	3578336.313	2406626.524	0.95783	0.32791
28	2900	0.13275	0.16747	0.23646	5	3375598.322	2402011.407	0.94505	0.33008
29	3000	0.11528	0.16158	0.22856	4	3501398.211	2441748.565	0.9488	0.3314

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
30	3100	0.12017	0.15629	0.21045	5	3466211.167	2405848.001	0.95062	0.33067
31	3200	0.10956	0.14888	0.19257	5	3537048.507	2404260.122	0.9613	0.32817
32	3300	0.10236	0.1415	0.19475	4	3527357.511	2406513.518	0.95162	0.32988
33	3400	0.084238	0.14227	0.19624	4	3589413.46	2366211.455	0.97509	0.32457
34	3500	0.08946	0.1412	0.19604	4	3571926.864	2384841.233	0.96372	0.32702
35	3600	0.10186	0.13937	0.22242	5	3612464.255	2399973.809	0.95789	0.32846
36	3700	0.10231	0.13699	0.17773	5	3527810.836	2411754.751	0.9543	0.32928
37	3800	0.093255	0.13227	0.2013	3	3483830.032	2459442.294	0.93329	0.33378
38	3900	0.088051	0.13473	0.17488	5	3455332.97	2367215.501	0.9719	0.32548
39	4000	0.094782	0.13655	0.19243	4	3483478.717	2382382.68	0.94272	0.32623

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
40	4100	0.093122	0.13357	0.19034	4	3415834.689	2434350.755	0.94407	0.33264
41	4200	0.093836	0.13126	0.1974	5	3522959.983	2399266.567	0.95795	0.32885

42	4300	0.088943	0.12837	0.16883	5	3466302.065	2396641.218	0.96427	0.32577
43	4400	0.082879	0.12695	0.18093	4	3522821.521	2410963.861	0.95651	0.32958
44	4500	0.096123	0.12856	0.17947	5	3478922.452	2438753.217	0.95072	0.33085
45	4600	0.087005	0.12307	0.15656	5	3641859.125	2374450.359	0.96422	0.3258
46	4700	0.085142	0.12578	0.16966	5	3570620.996	2388725.946	0.9663	0.32588
47	4800	0.081105	0.12789	0.17554	4	3431343.28	2402252.106	0.95555	0.32693
48	4900	0.090533	0.12387	0.18135	5	3461983.857	2409876.511	0.95608	0.32785
49	5000	0.084257	0.12568	0.17252	4	3486781.712	2401623.837	0.94925	0.32889

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
50	5100	0.071171	0.12303	0.17343	3	3535027.929	2396509.192	0.95357	0.3281
51	5200	0.080069	0.12218	0.1681	4	3658679.433	2424527.576	0.95494	0.32775
52	5300	0.080839	0.12018	0.1711	5	3508429.698	2392618.21	0.96921	0.32495
53	5400	0.078346	0.12154	0.16268	5	3438663.303	2362662.808	0.97266	0.33278
54	5500	0.087887	0.12192	0.16758	4	3527670.016	2433274.02	0.94092	0.33133
55	5600	0.077931	0.1191	0.16383	4	3550648.559	2400090.919	0.95662	0.32927
56	5700	0.082178	0.11687	0.15896	4	3413292.871	2422669.822	0.94928	0.32922
57	5800	0.081819	0.1192	0.18588	5	3616227.878	2408004.981	0.96537	0.327
58	5900	0.085485	0.12034	0.1606	5	3516690.557	2399355.776	0.95903	0.32868
59	6000	0.076175	0.12145	0.17966	4	3524640.065	2395158.336	0.95782	0.32645

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
60	6100	0.077106	0.11706	0.15629	4	3473911.829	2393290.011	0.95602	0.32742
61	6200	0.091768	0.11926	0.1706	4	3471009.788	2443823.523	0.93203	0.33384
62	6300	0.082089	0.11704	0.15491	4	3584299.901	2418168.884	0.94732	0.32954
63	6400	0.079538	0.11571	0.15958	4	3573352.967	2411694.825	0.95109	0.32779
64	6500	0.076514	0.11712	0.17836	4	3434929.685	2398914.629	0.95575	0.32824
65	6600	0.075182	0.11752	0.17696	4	3586143.364	2387493.876	0.95756	0.32682
66	6700	0.077726	0.11558	0.17092	5	3523740.74	2365051.871	0.96848	0.32402
67	6800	0.07656	0.11685	0.17537	5	3516201.53	2388693.607	0.97006	0.32403
68	6900	0.078578	0.11559	0.16372	4	3475257.288	2412046.755	0.95116	0.32829
69	7000	0.081802	0.11685	0.163	5	3526818.546	2381709.575	0.96089	0.32649

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
70	7100	0.072364	0.11836	0.15075	4	3565701.133	2393245.583	0.96074	0.32609
71	7200	0.081731	0.1163	0.16271	5	3528427.856	2404144.52	0.96036	0.32648
72	7300	0.076492	0.116	0.15542	4	3486032.231	2391108.025	0.95348	0.32796
73	7400	0.066999	0.11581	0.15294	4	3538371.866	2378608.24	0.96877	0.32489
74	7500	0.080646	0.11238	0.15033	4	3542247.591	2408208.972	0.94618	0.33028
75	7600	0.081728	0.11034	0.14025	5	3557881.617	2391230.284	0.95906	0.32664
76	7700	0.078742	0.11467	0.15241	5	3564473.924	2388402.759	0.96365	0.32618
77	7800	0.087465	0.1128	0.15397	5	3554147.86	2386869.58	0.94901	0.32958
78	7900	0.077252	0.1124	0.16312	3	3404764.429	2433001.305	0.93571	0.33153
79	8000	0.07884	0.1125	0.17184	4	3504667.468	2402467.776	0.94773	0.32953

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
80	8100	0.084117	0.11282	0.1578	4	3557470.45	2431904.4	0.93874	0.33137
81	8200	0.073701	0.11163	0.1455	4	3580353.975	2413616.39	0.95564	0.32742
82	8300	0.077089	0.11513	0.1684	3	3483288.784	2455529.449	0.93512	0.33282
83	8400	0.077277	0.10958	0.15403	5	3630472.482	2385901.35	0.96382	0.32461
84	8500	0.075473	0.11257	0.14817	4	3527921.35	2406531.642	0.95198	0.32912
85	8600	0.078317	0.11199	0.15566	4	3468808.424	2416590.09	0.94694	0.32885
86	8700	0.078511	0.11335	0.15712	4	3402769.747	2419514.172	0.94642	0.32983
87	8800	0.069295	0.11026	0.15385	4	3685408.332	2381914.702	0.9614	0.32481
88	8900	0.081748	0.11165	0.16226	6	3479186.906	2388841.443	0.96944	0.32404
89	9000	0.079783	0.11318	0.15004	5	3553888.632	2408102.764	0.95797	0.32683

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
------	-------	--------	-------	------	-----------	----------	----------	----------	---------

90	9100	0.067835	0.11085	0.15922	5	3526786.762	2380159.447	0.97761	0.3226
91	9200	0.071099	0.10779	0.14303	4	3530880.516	2381589.38	0.95754	0.32665
92	9300	0.067914	0.109	0.15205	4	3474502.34	2382396.554	0.96271	0.32699
93	9400	0.077783	0.10968	0.14749	4	3525495.372	2422570.377	0.94595	0.32976
94	9500	0.074531	0.10735	0.15028	4	3513472.275	2432522.017	0.95119	0.32933
95	9600	0.074445	0.10809	0.14084	4	3630227.658	2409960.941	0.95104	0.32847
96	9700	0.079888	0.10945	0.1513	4	3534855.814	2421135.956	0.94172	0.33072
97	9800	0.069049	0.10937	0.15692	5	3517275.032	2365644.77	0.97366	0.32295
98	9900	0.076768	0.10866	0.13852	4	3551092.962	2418360.734	0.94653	0.33022
99	10000	0.083175	0.11044	0.1571	5	3581518.13	2418183.988	0.94956	0.32969

Ger.	Aval.	Melhor	Media	Pior	Interface	Bombeam.	Estocag.	Atendim.	Estoque
100	10100	0.07168	0.10872	0.15003	4	3467266.119	2403554.965	0.9546	0.32801

Hora Inicial;Hora final;FO
14:59:29.049211;15:00:39.340284;0.07168

Melhor Individuo :

Cromo;Produto;Vazão;Destino

001;4;839; RBPR = 00113.17 UBRL = 00000.00 GOI = 00511.20 BSB = 00214.63
002;4;762; GOI = 00536.68 BSB = 00225.32
003;4;704; RBPR = 00127.60 UBER = 00000.00 UBRL = 00000.00 GOI = 00576.40
004;4;819; UBER = 00000.00 GOI = 00576.82 BSB = 00242.18
005;4;688; RBPR = 00237.52 UBER = 00000.00 BSB = 00450.48
006;4;699; UBRL = 00699.00
007;4;823; RBPR = 00111.01 UBER = 00000.00 GOI = 00501.46 BSB = 00210.53
008;4;785; BSB = 00785.00
009;4;679; RBPR = 00679.00 UBER = 00000.00
010;4;786; BSB = 00786.00
011;4;841; UBER = 00000.00 GOI = 00592.32 BSB = 00248.68
012;4;774; UBER = 00000.00 UBRL = 00000.00 BSB = 00774.00
013;4;676; UBRL = 00000.00 GOI = 00476.11 BSB = 00199.89
014;4;827; BSB = 00827.00
015;4;667; RBPR = 00120.89 UBER = 00000.00 UBRL = 00000.00 GOI = 00546.11
016;4;846; UBER = 00000.00 GOI = 00846.00
017;4;841; GOI = 00841.00
018;4;739; UBER = 00000.00 UBRL = 00000.00 GOI = 00418.96 BSB = 00320.04
019;4;691; UBRL = 00000.00 GOI = 00391.75 BSB = 00299.25
020;4;818; UBRL = 00000.00 GOI = 00818.00
021;4;754; UBRL = 00000.00 BSB = 00754.00
022;4;831; RBPR = 00286.89 UBER = 00000.00 UBRL = 00000.00 BSB = 00544.11
023;4;817; RBPR = 00282.06 UBER = 00000.00 BSB = 00534.94
024;4;660; UBER = 00000.00 UBRL = 00660.00
025;4;713; UBER = 00000.00 GOI = 00713.00
026;4;679; RBPR = 00679.00
027;4;700; UBRL = 00392.00 BSB = 00308.00
028;4;832; BSB = 00832.00
029;4;666; UBER = 00000.00 GOI = 00666.00
030;4;709; UBER = 00354.50 UBRL = 00354.50
031;4;670; UBER = 00000.00 UBRL = 00000.00 GOI = 00670.00
032;4;683; UBER = 00000.00 UBRL = 00000.00 GOI = 00387.21 BSB = 00295.79
033;2;816; RBPR = 00234.30 UBER = 00000.00 UBRL = 00000.00 GOI = 00581.70
034;2;844; UBRL = 00000.00 BSB = 00844.00
035;2;715; BSB = 00715.00
036;2;695; RBPR = 00239.94 UBER = 00000.00 BSB = 00455.06
037;2;850; UBER = 00000.00 GOI = 00481.89 BSB = 00368.11
038;2;812; RBPR = 00812.00 UBER = 00000.00 UBRL = 00000.00
039;2;702; UBER = 00702.00
040;2;687; UBRL = 00000.00 GOI = 00687.00

041;2;799; BSB = 00799.00
 042;2;764; RBPR = 00240.83 BSB = 00523.17
 043;2;781; UBRL = 00781.00
 044;2;692; UBRL = 00000.00 BSB = 00692.00
 045;2;720; UBER = 00107.03 UBRL = 00000.00 BSB = 00612.97
 046;2;676; UBER = 00676.00 UBRL = 00000.00
 047;2;812; GOI = 00812.00
 048;2;756; UBER = 00519.75 UBRL = 00000.00 BSB = 00236.25
 049;2;700; UBER = 00700.00 UBRL = 00000.00
 050;2;665; RBPR = 00000.00 UBER = 00088.13 UBRL = 00000.00 GOI = 00576.87
 051;2;740; RBPR = 00000.00 UBER = 00098.07 UBRL = 00000.00 GOI = 00641.93
 052;2;771; RBPR = 00385.50 UBRL = 00385.50
 053;2;771; BSB = 00771.00
 054;2;660; RBPR = 00295.86 UBER = 00250.34 UBRL = 00000.00 BSB = 00113.79
 055;2;664; GOI = 00664.00
 056;2;762; RBPR = 00341.59 UBER = 00289.03 UBRL = 00000.00 BSB = 00131.38
 057;2;796; UBRL = 00000.00 GOI = 00796.00
 058;2;710; UBER = 00088.75 UBRL = 00000.00 GOI = 00580.91 BSB = 00040.34
 059;2;833; UBRL = 00000.00 GOI = 00833.00
 060;2;792; UBRL = 00000.00 GOI = 00792.00
 061;2;828; GOI = 00828.00
 062;2;801; GOI = 00801.00
 063;2;679; UBRL = 00679.00
 064;2;720; UBRL = 00720.00
 065;2;745; UBER = 00745.00
 066;2;771; UBER = 00771.00 UBRL = 00000.00
 067;2;707; BSB = 00707.00
 068;2;747; GOI = 00698.49 BSB = 00048.51
 069;2;731; RBPR = 00105.59 UBRL = 00000.00 GOI = 00584.80 BSB = 00040.61
 070;2;764; UBRL = 00764.00
 071;2;768; UBRL = 00000.00 BSB = 00768.00
 072;2;655; UBER = 00049.01 UBRL = 00000.00 GOI = 00583.71 BSB = 00022.28
 073;3;691; UBRL = 00691.00
 074;3;826; UBER = 00826.00
 075;3;783; UBRL = 00000.00 GOI = 00754.21 BSB = 00028.79
 076;3;712; RBPR = 00057.85 UBER = 00048.95 GOI = 00582.95 BSB = 00022.25
 077;3;842; RBPR = 00070.62 UBER = 00059.75 GOI = 00711.63
 078;3;760; RBPR = 00061.75 UBER = 00052.25 GOI = 00622.25 BSB = 00023.75
 079;3;655; UBER = 00655.00
 080;3;690; RBPR = 00498.33 UBRL = 00000.00 BSB = 00191.67
 081;3;748; UBRL = 00000.00 GOI = 00720.50 BSB = 00027.50
 082;3;654; UBRL = 00000.00 GOI = 00629.96 BSB = 00024.04
 083;3;693; GOI = 00693.00
 084;3;650; UBRL = 00000.00 GOI = 00626.10 BSB = 00023.90
 085;3;833; GOI = 00833.00
 086;3;650; RBPR = 00187.78 UBER = 00000.00 UBRL = 00390.00 BSB = 00072.22
 087;3;702; UBER = 00702.00
 088;3;650; BSB = 00650.00
 089;3;804; BSB = 00804.00
 090;3;664; BSB = 00664.00
 091;3;784; UBER = 00784.00
 092;3;817; UBER = 00000.00 UBRL = 00139.61 GOI = 00677.39
 093;3;650; UBER = 00000.00 GOI = 00438.92 BSB = 00211.08
 094;3;823; UBRL = 00246.90 BSB = 00576.10
 095;3;731; UBRL = 00124.92 GOI = 00606.08
 096;3;762; BSB = 00762.00
 097;3;733; BSB = 00733.00
 098;3;650; UBRL = 00111.08 GOI = 00538.92
 099;3;809; UBER = 00000.00 UBRL = 00138.25 GOI = 00670.75
 100;3;700; UBRL = 00085.52 GOI = 00414.93 BSB = 00199.55
 101;3;650; UBER = 00000.00 UBRL = 00195.00 BSB = 00455.00
 102;3;746; UBRL = 00091.14 GOI = 00442.20 BSB = 00212.66

103;3;777; UBRL = 00094.93 GOI = 00460.57 BSB = 00221.50
104;3;737; GOI = 00737.00
105;3;693; UBER = 00000.00 GOI = 00467.95 BSB = 00225.05
106;1;805; GOI = 00805.00
107;1;652; UBRL = 00111.42 GOI = 00540.58
108;1;822; UBRL = 00822.00
109;1;650; UBER = 00000.00 UBRL = 00195.00 BSB = 00455.00
110;1;698; UBER = 00698.00
111;1;830; GOI = 00560.46 BSB = 00269.54
112;1;673; UBER = 00000.00 GOI = 00673.00
113;1;702; GOI = 00474.03 BSB = 00227.97
114;1;665; UBER = 00665.00
115;1;701; UBRL = 00085.64 GOI = 00415.52 BSB = 00199.83
116;1;738; UBRL = 00090.16 GOI = 00437.46 BSB = 00210.38
117;1;835; UBRL = 00102.01 GOI = 00494.95 BSB = 00238.03
118;1;730; UBRL = 00089.19 GOI = 00432.71 BSB = 00208.10
119;1;718; UBER = 00000.00 UBRL = 00718.00
120;1;761; UBER = 00000.00 UBRL = 00130.04 GOI = 00630.96
121;1;743; UBRL = 00126.97 GOI = 00616.03
122;1;848; UBRL = 00848.00
123;1;735; GOI = 00735.00
124;1;720; BSB = 00720.00
125;1;803; BSB = 00803.00
126;1;761; BSB = 00761.00
127;1;692; BSB = 00692.00
128;1;665; BSB = 00665.00
129;1;743; RBPR = 00000.00 UBRL = 00258.76 GOI = 00484.24
130;1;670; RBPR = 00000.00 GOI = 00670.00
131;1;826; UBRL = 00287.66 GOI = 00538.34
132;1;812; RBPR = 00812.00
133;1;704; GOI = 00704.00
134;1;759; UBRL = 00759.00
135;1;767; RBPR = 00000.00 GOI = 00767.00
136;1;785; RBPR = 00000.00 UBRL = 00413.16 BSB = 00371.84
137;1;711; BSB = 00711.00
138;1;769; GOI = 00769.00
139;1;656; GOI = 00442.97 BSB = 00213.03
140;1;840; UBRL = 00840.00
141;1;838; RBPR = 00000.00 GOI = 00838.00
142;1;759; UBRL = 00399.47 BSB = 00359.53
143;1;804; RBPR = 00000.00 UBRL = 00750.40 BSB = 00053.60
144;1;691; RBPR = 00000.00 BSB = 00691.00
145;1;728; UBRL = 00407.68 BSB = 00320.32
146;1;659; UBRL = 00659.00
147;1;663; GOI = 00663.00
148;1;679; GOI = 00478.22 BSB = 00200.78
149;1;769; UBRL = 00769.00
150;1;651; RBPR = 00000.00 GOI = 00651.00
151;1;737; BSB = 00737.00
152;1;744; RBPR = 00000.00 UBRL = 00416.64 BSB = 00327.36
153;0;658; BSB = 00658.00
154;0;849; GOI = 00597.95 BSB = 00251.05
155;0;780; BSB = 00780.00
156;0;655; RBPR = 00000.00 UBRL = 00655.00
157;0;752; GOI = 00529.63 BSB = 00222.37
158;0;841; RBPR = 00000.00 GOI = 00841.00
159;0;734; GOI = 00516.96 BSB = 00217.04
160;0;720; BSB = 00720.00
161;0;678; GOI = 00678.00
162;0;733; RBPR = 00132.86 GOI = 00600.14
163;0;671; GOI = 00472.59 BSB = 00198.41
164;0;823; RBPR = 00149.17 GOI = 00673.83

165;0;734; RBPR = 00734.00 UBER = 00000.00
166;0;719; UBER = 00000.00 GOI = 00506.39 BSB = 00212.61
167;0;834; RBPR = 00151.16 UBER = 00000.00 GOI = 00682.84
168;0;662; BSB = 00662.00

Custo Interface = 4.00
Custo Bombeamento = 3467266.12
Custo Estocagem = 2403554.97
Atend. Demanda = 0.9546
Estoque médio = 0.3280