

**Universidade Federal de Santa Catarina  
Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção**

**Utilização de Algoritmos Genéticos  
para Solução de Problema de Programação de Produção de uma  
Refinaria de Petróleo**

**Dissertação de Mestrado**

**Herval Pereira de Castro**

**Florianópolis**

**2001**

**Herval Pereira de Castro**

**Utilização de Algoritmos Genéticos  
para Solução de Problema de Programação de Produção de uma  
Refinaria de Petróleo**

Esta dissertação foi julgada adequada e aprovada para obtenção do  
título de **Mestre em Engenharia de Produção no Programa de Pós-  
Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal  
de Santa Catarina**

**Florianópolis, 20 de Novembro de 2001**



**Prof. Ricardo Miranda Barcia, Ph. D.  
Coordenador do Curso**

**BANCA EXAMINADORA**



---

**Prof. Alejandro Martins Rodriguez, Dr.  
Orientador**

---

**Prof. Aran Bey Tcholakian Morales, Dr.**



---

**Prof. Vinicius Medina Kern, Dr.**

## AGRADECIMENTOS

- a Márcia, minha esposa, pela sua paciência e compreensão
- ao Prof. Alejandro Martins, pela confiança depositada
- ao Prof. Jordan Pauleski Juliani, co-orientador da dissertação, pelo apoio e incentivo nos momentos cruciais do trabalho
- ao colega Dilson Augusto Lopes Duarte, pela cessão do software RiskOptimizer
- a Petrobras
- ao Laboratório de Ensino a Distância da Universidade Federal de Santa Catarina

# SUMÁRIO

<b>LISTA DE FIGURAS.....</b>	<b>V</b>
<b>LISTA DE QUADROS .....</b>	<b>VI</b>
<b>LISTA DE TABELAS.....</b>	<b>VII</b>
<b>RESUMO .....</b>	<b>VIII</b>
<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1 APRESENTAÇÃO .....	1
1.2 OBJETIVOS.....	2
1.2.1 Objetivo geral .....	2
1.2.2 Objetivos Específicos .....	2
1.3 JUSTIFICATIVA .....	3
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	4
<b>2 O PROBLEMA DE SCHEDULING .....</b>	<b>5</b>
2.1 DEFINIÇÃO DE SCHEDULING .....	5
2.2 CARACTERÍSTICAS DA ATIVIDADE DE SCHEDULING .....	6
2.3 COMPLEXIDADE DA ATIVIDADE DE SCHEDULING .....	8
2.4 MÉTODOS DE SOLUÇÃO PARA O SCHEDULING .....	10
2.4.1 Simulação .....	11
2.4.2 Otimização.....	12
2.4.3 Inteligência Artificial .....	13
2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	16
<b>3 ALGORÍTMOS GENÉTICOS.....</b>	<b>17</b>
3.1 CONCEITUAÇÃO.....	17
3.1.1 Aspectos Gerais.....	17
3.1.2 Etapas de funcionamento e nomenclatura dos AGs .....	19
3.1.3 Operadores Genéticos.....	20
3.1.4 Obtenção de novas gerações .....	22
3.1.5 Similaridade entre strings .....	24
3.2 APLICAÇÕES DOS AGS EM PROBLEMAS DE SCHEDULING .....	24
3.2 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	27

<b>4 DESENVOLVIMENTO DE SOLUÇÃO PARA O SISTEMA DE GLP DA REVAP .....</b>	<b>28</b>
<b>4.1 SISTEMA DE GLP DA REVAP .....</b>	<b>28</b>
4.1.1 Descrição do sistema.....	28
4.1.2 Razões para escolha deste sistema para desenvolvimento da solução .....	31
4.1.2 Objetivos do programador de produção para este sistema.....	31
4.1.3 Parque de armazenagem.....	34
4.1.4 Considerações sobre a expedição.....	36
4.1.5 Considerações sobre a produção .....	36
<b>4.2 DESENVOLVIMENTO DA SOLUÇÃO .....</b>	<b>38</b>
4.2.1 Codificação.....	38
4.2.2 Software utilizado .....	40
4.2.3 Variáveis de Entrada e Cromossomo Inicial.....	42
4.2.4 Cálculo da Função Objetivo.....	43
4.2.5 Parâmetros utilizados para execução do otimizador.....	44
4.2.6 Resultados Obtidos .....	45
<b>5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES .....</b>	<b>52</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>53</b>
<b>ANEXO .....</b>	<b>56</b>

## LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 2.1 - Contexto do scheduling x indisponibilidade de aplicativo .....</i>	<i>9</i>
<i>Figura 3.1 - Ciclo de operações dos algoritmos genéticos.....</i>	<i>19</i>
<i>Figura 4.1 – Gráfico da evolução do estoque de GLP.....</i>	<i>49</i>
<i>Figura 4.2 – Gráfico da evolução do estoque de Butano.....</i>	<i>49</i>
<i>Figura 4.3 – Gráfico da evolução do estoque de Propint.....</i>	<i>50</i>
<i>Figura 4.4 – Gráfico da evolução das vendas de GLP e Butano.....</i>	<i>51</i>

## LISTA DE QUADROS

<i>Quadro 3.1 – Exemplo de Crossover</i> .....	22
<i>Quadro 3.2 – Exemplo de Mutação</i> .....	22
<i>Quadro 3.3 – Exemplos de Schema</i> .....	24
<i>Quadro 4.1 – Detalhamento dos intervalos de tempo T</i> .....	38
<i>Quadro 4.2 – Variável de decisão por produto</i> .....	39
<i>Quadro 4.3 – Tipos de genes para a solução proposta</i> .....	39
<i>Quadro 4.4 – Tipos de genes consolidados para a solução proposta</i> .....	40
<i>Quadro 4.5 – Exemplo de Cromossomo para a solução proposta</i> .....	40

## LISTA DE TABELAS

<i>Tabela 4.1 – Variáveis de entrada para o problema</i>	42
<i>Tabela 4.2 – Resultados das simulações sem penalização da função objetivo no caso de violação dos estoques mínimos de GLP e Butano</i>	46
<i>Tabela 4.3 – Resultados das simulações com penalização da função objetivo no caso de violação dos estoques mínimos de GLP e Butano</i>	47



## RESUMO

A programação de produção em refinarias de petróleo, embora sendo uma atividade fundamental para a conciliação da operação da planta com seus objetivos de produção, ainda não dispõe de uma solução matemática consolidada para que seja obtido o melhor desempenho econômico possível sem comprometer o nível de serviço oferecido aos clientes quanto aos aspectos de qualidade, quantidade e prazo de entrega dos produtos.

Neste trabalho é estudado o problema da programação de produção em refinarias de petróleo (scheduling), considerando a possibilidade de utilização de Algoritmos Genéticos como base de um aplicativo para computador que pudesse resolver um problema de programação de produção de uma refinaria, uma vez que esta técnica é bastante adequada para a otimização de problemas não lineares que envolvem variáveis discretas e contínuas, como é o caso do problema de scheduling.

Assim, desenvolveu-se um modelo de solução para o Sistema de Produção e Armazenamento do Gás Liquefeito de Petróleo da Refinaria Henrique Lage, utilizando-se como plataforma um software comercial, cujo otimizador dispõe de diversos métodos de solução baseados em Algoritmos Genéticos.

A obtenção dos resultados finais considerou a maximização de uma função objetivo com a alocação de tarefas de mesmo comprimento em um número determinado de intervalos de tempo discretos, atendendo-se às restrições pré-definidas durante o processo de alocação.

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 APRESENTAÇÃO

Nos últimos anos, muitas empresas têm procurado melhorar a performance da cadeia de suprimento em que estão inseridas, desde o pedido do cliente até a entrega do produto, considerando que este é um fator essencial para manter uma vantagem competitiva frente aos seus concorrentes.

Na indústria do refino do petróleo, isto não é diferente, em função das margens cada vez mais reduzidas e da grande dificuldade em obter-se diferenciação nos produtos e serviços. Em um ambiente competitivo, companhias de petróleo lidam com variações significativas de parâmetros econômicos, oportunidades de utilização de cargas diversas e decisões diárias entre comprar ou produzir um determinado produto para atender a demanda de um cliente.

Este dinamismo de informações afeta diretamente o desenvolvimento da atividade de programação de produção de uma refinaria (Scheduling, em inglês), em função do importante papel de conexão que a mesma exerce entre os objetivos do negócio e os sistemas de produção.

A programação de produção é uma função que deve coordenar as operações de uma refinaria com seus objetivos de produção, de modo a otimizar o desempenho econômico do sistema de processamento e atender os compromissos com os clientes. Alterações nas demandas e especificações dos produtos, em datas de entrega, na qualidade e quantidade das matérias primas e na disponibilidade e desempenho das unidades de processo devem ser consideradas nas diretrizes de produção, que são geradas com frequência quinzenal, semanal ou diária.

Desta forma, a atividade de programação de produção deve ser desenvolvida da forma mais otimizada possível, integrada fortemente com o planejamento da produção em um contexto que envolve desde o suprimento de matéria prima até os

sistemas de informação de demanda e marketing de produtos, passando pela operação da planta.

Assim o desenvolvimento de modelos que levem a uma otimização da programação de produção de refinarias de petróleo é um campo muito promissor para uma melhor gestão do negócio com conseqüente obtenção de melhores resultados econômicos e satisfação dos clientes.

## **1.2 OBJETIVOS**

### **1.2.1 Objetivo geral**

Desenvolver um modelo, baseado em algoritmos genéticos que possa indicar uma solução otimizada bastante aceitável da programação de produção do parque de esferas de GLP (Gás Liquefeito de Petróleo) da Refinaria Henrique Lage da Petrobras.

### **1.2.2 Objetivos Específicos**

O aplicativo computacional desenvolvido deve possuir as seguintes características:

- Determinar a quantidade diária e a composição do produto menos nobre a ser expedido, visando o máximo acúmulo do produto mais nobre no horizonte de tempo considerado, e respeitando as restrições físicas das instalações disponíveis.
- Indicar para cada período do horizonte de tempo considerado as esferas envolvidas com o recebimento da produção dos diversos produtos, expedição de produto e o tipo de produto a ser produzido.
- Possibilidade de construir uma programação abrangente para um maior número de dias a frente, facilitando a avaliação das influências de operações futuras nas decisões tomadas para os primeiros dias, com conseqüente melhora destas decisões.
- Desenvolvimento e avaliação de programações alternativas, em função da maior rapidez com que as programações são geradas pelo sistema.

- Possibilidade de realizar diversos estudos “What If” rapidamente.
- Resolução mais rápida das situações causadas por eventos não previstos
- Capacidade de resposta mais rápida a alterações de mercado, com melhor aproveitamento de oportunidades comerciais
- Possibilidade de disponibilização da informação da programação da produção em um banco de dados, visando seu acesso por toda a refinaria.
- Preservação do conhecimento do programador de produção

### 1.3 JUSTIFICATIVA

Um ambiente competitivo, para o qual o mercado nacional de derivados de petróleo está sendo direcionado, é caracterizado por baixas margens das refinarias combinada com a alta volatilidade de preços. A lucratividade da refinaria deve ser obtida pelo gerenciamento ótimo dos recursos disponíveis segundo um planejamento previamente elaborado, cujo sucesso na execução está intimamente ligado com a função da programação da produção.

Há muitos estudos que estimam os benefícios da solução do problema de programação da produção em 10 a 15 centavos de dólar por barril. A disponibilização de um aplicativo computacional que otimize a programação de produção facilitaria a obtenção deste ganho em função dos seguintes fatores:

- Otimização dos ativos, obtendo-se as máximas taxas de utilização das unidades, uma vez que na maioria dos casos, uma maior quantidade de petróleo processado reduz o custo fixo unitário, enquanto que a maior utilização de unidades de conversão levam a um maior valor agregado do mix de produtos.

- Redução do custo de investimento, através da redução dos níveis de estoques de produtos

- Redução do tempo de resposta da companhia aos estímulos externos. Em mercados competitivos, já se faz necessário a realização de ajustes semi-contínuos

nos parâmetros e objetivos dos Planos de Produção, visando o atendimento das alterações constantes das condições de contorno.

- Maior flexibilidade, permitindo aumentar o número de produtos oferecidos em função do aumento do rigor nas especificações e necessidades específicas dos clientes.

## **1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO**

Esta dissertação está estruturada em seis capítulos.

No primeiro capítulo, que possui caráter introdutório, são apresentados os objetivos gerais e específicos, além da relevância do trabalho.

No segundo capítulo, discorre-se sobre os principais aspectos envolvidos na atividade de programação da produção de uma refinaria de petróleo, ressaltando-se a complexidade do problema em termos de desenvolvimento de aplicativos computacionais

No terceiro capítulo é apresentado uma introdução teórica sobre os Algoritmos Genéticos, visando subsidiar o desenvolvimento da solução proposta para a programação de produção de um sistema de uma refinaria de petróleo.

O quarto capítulo apresenta o desenvolvimento de uma solução de um problema de programação de produção utilizando-se algoritmos genéticos. Primeiramente, detalha-se um problema real de programação de produção de uma refinaria, incluindo o tratamento matemático necessário para elaboração de uma proposta de solução. A seguir, é apresentado o desenvolvimento da solução, utilizando-se um software baseado em Algoritmos Genéticos, apresentando-se os resultados obtidos

No último capítulo são apresentadas as conclusões do trabalho e as possibilidades de futuros estudos.

## **2 O PROBLEMA DE SCHEDULING**

Neste capítulo, pretende-se conceituar mais detalhadamente o que é a atividade de programação de produção em uma refinaria de petróleo, visando uma compreensão do real tamanho do problema.

Com isso, propicia-se uma identificação inicial das questões centrais a serem resolvidas na proposta de solução de um problema, apresentada nos capítulos seguintes.

É oportuno citar que ao longo de todo o trabalho a expressão programação de produção é considerada como sinônimo dos termos em inglês “scheduling”, utilizado no ambiente industrial para representar a atividade e “schedule”, utilizado para representar o resultado da atividade.

### **2.1 DEFINIÇÃO DE SCHEDULING**

O scheduling é a ligação diária entre o processo de manufatura e os clientes, cuja forma de realizar-se varia com as características do processo de produção e a natureza do mercado onde a empresa atua (Bodington e Shobrys, 1995).

Uma definição mais formal, ainda baseando-se em Bodington e Shobrys, é a determinação, revisada quase que diariamente, do que cada estágio da produção deve fazer em um determinado horizonte de tempo, que pode variar entre um turno de trabalho e algumas semanas, definindo (ou prevendo) todas as entradas e saídas de cada operação de produção.

No desenvolvimento da atividade de scheduling, o tempo e as operações movem-se continuamente, do início para o fim do período considerado, com as revisões levando em conta o que está realmente acontecendo.

O objetivo da atividade de scheduling é a implementação do que foi determinado pelo planning, sujeito à uma série de variações como alterações no suprimento de matéria-prima, instabilidades no processo de produção, mudanças dos requisitos dos clientes ou problemas com a distribuição dos produtos. Desta forma, os programadores de produção devem realizar correções no sentido de buscar os objetivos determinados pela atividade de planning.

## 2.2 CARACTERÍSTICAS DA ATIVIDADE DE SCHEDULING

A atividade de scheduling em uma refinaria e operações associadas é caracterizada pela necessidade de uma quantidade significativa de tomadas de decisão em uma base diária, lidando com situações que combinam operações contínuas e por bateladas (Bodington e Shobrys, 1995).

Embora muitas destas decisões, tais como a escolha do tanque que receberá um item de petróleo, pareçam triviais em um primeiro momento, podem gerar conseqüências importantes alguns dias depois.

Além disso, há um range amplo de atividades diferentes que precisam ser programadas quase ao mesmo tempo e um grande número de influencias externas que devem ser levadas em consideração para a tomada de decisões.

Em uma refinaria, as atividades desenvolvidas pela programação de produção incluem:

- o recebimento e mistura de petróleos: o programador deve definir a melhor seqüência de recebimento do petróleo disponível e a forma de processamento destas misturas, visando seu máximo aproveitamento.
- modos de operação das unidades de processo: é de responsabilidade do programador de produção a definição do tipo de carga a ser processada e quais os produtos que devem ser produzidos em um determinado momento.

- utilização da tancagem de componentes intermediários: o programador de produção deve avaliar a adequação dos estoques de matéria-prima para as unidades de processo, visando cumprir as diretrizes estabelecidas no Plano de Produção.
- realização de misturas de produtos: em função das solicitações dos clientes e das características dos componentes disponíveis, o programador de produção define como, quando e qual o tipo de produto a ser preparado.

Embora algumas destas atividades têm impacto limitado nas demais, outras geram conseqüências para todas as áreas de decisão.

Entre as interferências externas na atividade da programação da produção, existem aquelas originadas na própria refinaria, como por exemplo problemas operacionais nas unidades de processo e aquelas que ocorrem fora da refinaria, como alterações na chegada de matéria prima e entrega de produtos.

Outra característica desta atividade é a diversidade na ordem de importância dos tipos de problemas de programação de produção para cada refinaria. Para refinarias que têm um suprimento com muita variação nos tipos de petróleo recebidos, a programação da seqüência deste recebimento e a preparação das cargas das unidades é o problema mais crítico em termos de scheduling. Por outro lado, em refinarias que dispõe de diferentes tipos de modais de transporte para escoamento de sua produção, a programação das retiradas de produtos pode se tornar bastante complexa. Além disto, há os casos de esforço maior de programação dos modos de operação das unidades de processo em função de alterações freqüentes nos tipos de petróleo processados nas unidades de destilação, grau de complexidade da refinaria ou de uma diversidade muito ampla dos tipos de produtos oferecidos.

Normalmente, o programador de produção não tem muito tempo para tomar decisões e raramente, há a possibilidade de se avaliar mais detalhadamente as conseqüências de uma determinada decisão no futuro.



## 2.3 COMPLEXIDADE DA ATIVIDADE DE SCHEDULING

Do ponto de vista computacional, os problemas de programação de produção são normalmente difíceis de resolver e quando boas soluções são encontradas elas trazem benefícios altamente tangíveis (Almeida, 2000).

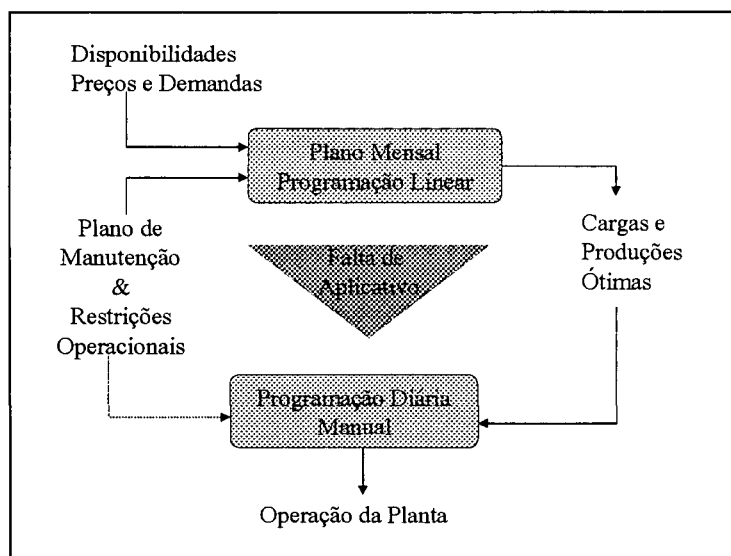
O problema de programação de produção, por ser um problema de otimização combinatorial (Chambers, Corcoran & Wainwright, 1995), está entre aqueles de mais difícil resolução pelos cientistas da computação.

Para resolver o problema de programação de produção, deve-se realizar uma distribuição de decisões no tempo, de tal forma que no final do período planejado, o lucro previsto pelos aplicativos do Planejamento da Produção, baseados em Programação Linear, seja plenamente realizado (Hofferl, 1988).

O principal fator de dificuldade para a afirmação de um método de solução definitivo para o problema de scheduling é a falta de uma técnica de programação matemática apropriada combinada com a complexidade do problema. Isto porque, o problema de scheduling tem elementos discretos na chegada de petróleo, armazenamento, mistura e expedição de produtos e elementos contínuos na operação das unidades de processo (Pelham, 1996).

Segundo Pelham e Pharris, a atividade de programação da produção ainda aguarda por uma solução quanto ao atendimento desses critérios tornando árdua a tarefa de prever como vai ser o desenvolvimento desta atividade daqui há cinco anos, pois o surgimento de um pacote de programação de produção rigoroso e abrangente permanece além desse horizonte.

A figura seguinte (Cutting, 1995), indica a atual falta de ferramentas para preencher o espaço existente entre as áreas de Planejamento de Produção, bem estabelecida através da utilização da tecnologia de Programação Linear e as operações da planta.



**Figura 2.1 - Contexto do scheduling x indisponibilidade de aplicativo**

Desta forma, existe uma vulnerabilidade na cadeia de suprimento, pois torna-se bastante difícil obter-se uma desagregação consistente da informação gerada pelo planejamento para a programação de produção. Assim os objetivos de produção de curto prazo podem não ser consistentes com os de médio prazo, dependendo exclusivamente da ação do programador de produção. Por outro lado, não é possível traduzir adequadamente os objetivos de produção de curto prazo em condições operacionais para as unidades de processamento.

Algumas das grandes empresas de petróleo estão desenvolvendo sistemas específicos de scheduling para utilização interna, baseadas em simulação (Magalhães et al., 1998). Mas até recentemente não há disponibilidade de sistemas desenvolvidos comercialmente para utilização pela indústria do refino em geral (Cutting).

Em vista disso, a maioria dos programadores de produção de refinarias de petróleo utilizam métodos manuais auxiliados por planilhas, para realização de cálculos específicos. Tentativas de utilização de sistemas de scheduling desenvolvidos para outras indústrias, onde os processos por bateladas predominam, não tiveram sucesso. Na falta de ferramentas adequadas para as refinarias, os programadores de produção tem as suas atividades limitadas à determinação de uma seqüência de operações factível, restando pouco ou nenhum tempo para a encontrar a seqüência ótima.

Por outro lado, o investimento para criação de aplicações de tecnologia digital ao processo de programação de produção de refinarias de petróleo começou a ser significativo a partir da década de 90 (Moro, 1999). Em meados da década, Kane (1995) afirmava que a integração entre planejamento, programação e gerência da produção era ainda um desafio, que o autor estimava que só seria satisfatoriamente resolvido por volta do ano 2000.

Ballintjin (1993) discutiu a falta de modelos rigorosos para programação de refinarias e comparou formulações contínuas e mistas-inteiras, mostrando a baixa aplicabilidade dos modelos baseados apenas em variáveis contínuas.

Ao longo da década podemos notar que as iniciativas de desenvolvimento de sistemas de programação de produção baseavam-se inicialmente em regras heurísticas, passando a seguir pelos sistemas especialistas mais elaborados, enquanto que atualmente concentram-se em programação matemática (Moro, 1999).

## **2.4 MÉTODOS DE SOLUÇÃO PARA O SCHEDULING**

Muitos pesquisadores têm buscado novas técnicas nos campos da Inteligência Artificial e na Pesquisa Operacional para a solução de problemas de scheduling de refinarias, produzindo resultados aproximados para uma classe geral de problemas ou soluções exatas para problemas específicos (Almeida, 2000)

Os métodos para solução de difíceis problemas combinatoriais podem ser divididos em dois tipos. O primeiro tipo inclui aqueles métodos que tentam encontrar

Fazendo-se um levantamento dos tipos de ferramentas de computador mais freqüentemente utilizadas na tentativa de resolver os problemas de scheduling na indústria, podemos fazer a seguinte classificação:

### 2.4.1 Simulação

Simulação pode ser definida como sendo "o desenvolvimento de um modelo lógico que reproduz a realidade. a fim de avaliar o comportamento e o desempenho de sistemas sob as mais variadas condições" [PEGDEN e outros, 1990].

Simulação é a abordagem mais comum para resolução do problema de scheduling, em função da sua ênfase na consistência da solução encontrada, permitindo identificar as conseqüências de uma programação escolhida (Bodington e Shobrys, 1995).

Um algoritmo de simulação inicia no tempo zero, avançando no tempo conforme a seqüência de eventos, que produzem decisões conforme regras pré-definidas para encontrar uma programação factível (Hofferl, 1988).

A atual disponibilidade de capacidade gráfica dos computadores permite uma forma eficiente de apresentação dos resultados obtidos com o simulador e uma interatividade razoável com o programador. Os gráficos de Gantt e as curvas de estoques de produtos ao longo do tempo são as maneiras clássicas de apresentação dos resultados obtidos.

De uma forma geral, os algoritmos de simulação podem ajudar a determinar a seqüência de operações, mas normalmente não levam em conta os direcionadores econômicos. Caso não se utilize nenhuma outra forma de inteligência computacional, a solução do problema de scheduling através de simulação reduz-se a um processo de tentativa e erro (Bodington e Shobrys, 1995).

## 2.4.2 Otimização

Considerando o problema de scheduling como um problema matemático, a determinação da melhor solução possível, ou otimização, nem sempre é possível em função da complexidade do mesmo (Bodington e Shobrys, 1995).

A Programação Linear é a técnica matemática mais comumente utilizada para a resolução de problemas de otimização do Planejamento de Produção. Contudo, os valores médios indicados pela solução obtida com a Programação Linear tem que ser alocados em um eixo de tempo contínuo, tornando necessário a resolução de problemas de sincronismo e disjunção (Hofferl, 1988).

O programador deve decidir se um carregamento de petróleo que chega à refinaria em um determinado momento, deve alimentar a unidade de destilação imediatamente ou deve ser armazenado em um tanque, junto com outros petróleos para utilização posterior. Também o programador não poderá utilizar uma carga hoje se a mesma ainda não estiver disponível. Tais problemas não são solucionados através de Programação Linear simples, uma vez que a resposta desta técnica é um valor médio para um determinado período de tempo. A questão é que a Programação Linear considera os objetivos econômicos, mas por causa de sua natureza estática, não pode converter o lucro em uma realidade dinâmica (Hofferl, 1988).

Desta forma o problema de scheduling é dinâmico e não pode ser resolvido por uma programação linear estática. Mesmo uma programação linear que trabalhe com períodos de tempo mais curtos não é uma maneira factível para resolução do problema. O problema de scheduling necessitaria de uma Programação Linear com períodos de tempo com comprimentos diferentes para cada batelada, os quais não são conhecidos previamente, tornando a solução não trivial (Hofferl, 1988).

Em vista disso, para resolver o problema de scheduling, utiliza-se uma extensão da Programação Linear, denominada Programação Inteira Mista (MIP), que permite utilizar variáveis inteiras para decisão para poder lidar com questões de seqüência, quantidades mínimas de produtos e outros tipos de decisões sim/não. Mesmo assim,

há três potenciais limitações na utilização desta técnica (Bodington e Shobrys, 1995):

- a) Tempo de Solução
- b) Controle do processo de Solução
- c) Interpretação dos Resultados

Os problemas MIP facilmente tornam-se muito grandes, aumentando significativamente o tempo necessário para encontrar uma solução, mesmo utilizando-se linguagens e computadores modernos. É usual interromper-se o processo de solução antes da sua convergência para o resultado ótimo, em função do grande tempo demandado, utilizando-se sistemas especialistas para finalizar o processo (Bodington e Shobrys, 1995).

A habilidade para interpretar as soluções MIP deve estar bem desenvolvida, com um grande conhecimento das relações entre os dados de entrada e os resultados de saída, pois sendo uma técnica de otimização, as alterações propostas podem acontecer em grande número em curto espaço de tempo (Bodington e Shobrys, 1995).

Por outro lado, os modelos de otimização trabalham com intervalos de tempo discretos, que se reduzidos, aumentam significativamente o tamanho do problema. Uma alternativa é encontrar-se uma solução preliminar com um modelo de otimização e posteriormente utilizar-se uma ferramenta baseada em simulação (Bodington e Shobrys, 1995).

### **2.4.3 Inteligência Artificial**

A Inteligência Artificial é o campo de estudo na ciência da computação que persegue o objetivo de fazer um computador raciocinar de maneira semelhante aos humanos

Com a popularização e o rápido avanço tecnológico dos computadores, essa tarefa tem se tornado cada vez mais palpável (Modro, 2000).

Considerando as características da atividade de scheduling de uma refinaria de petróleo, verificamos que seu desenvolvimento depende muito do conhecimento e habilidades do programador de produção que a executa. Desta forma, verifica-se que há um grande potencial na utilização de técnicas de inteligência artificial para a resolução de problemas de scheduling.

Nos últimos anos, diversos trabalhos têm sido desenvolvidos, procurando utilizar técnicas de inteligência artificial (AI) em problemas de scheduling. Estes trabalhos procuram demonstrar que apesar das diversas alternativas disponíveis para execução do scheduling, é possível identificar padrões, acrescentar parâmetros difusos à avaliação, aplicar modelos de tomada de decisão e acoplar sistemas especialistas ou algoritmos otimizadores, separadamente ou conjuntamente, a fim de se obter um sistema autônomo de determinação de scheduling (Loureiro, 1995).

Sistemas especialistas, são sistemas artificiais usados para emular a *expertise* de especialistas na resolução de problemas (Shneider at al., 1996). São usualmente projetados baseados em uma esquema de representação de conhecimento particular, tipicamente baseada em regras, frames ou orientada a objetos (Goonatilake, 1995).

A capacidade para diagnósticos de sistemas especialistas pode ser utilizada para identificar problemas de programação e acionar métodos de solução para problemas específicos. Esta prática pode ser associada com a intervenção manual do programador, facilitada por interfaces gráficas, análises de sensibilidade dos dados de scheduling e respostas do impacto econômico devido às mudanças de programação.

A rigor, qualquer heurística matemática pode também ser implementada pela utilização de um sistema especialista, embora sua execução será mais rápida se escrita de um modo estruturado. Um dos riscos dos sistemas especialistas é que eles podem ser utilizados para a reinvenção da roda. Sua principal vantagem é que eles podem ser utilizados para incorporar conhecimento de aplicações específicas dentro do processo de solução, tais como paradas e partidas, programações recorrentes, etc.

A determinação de soluções ótimas para problemas combinatoriais não muito grandes podem ser obtidas através de técnicas de pesquisas exaustivas inteligentes, tais como *backtracking*, *branch and bound*, enumeração implícita e programação dinâmica (Chambers, Corcoran & Wainwright, 1995)

A Heurística, definida como a utilização de pesquisa inteligente para obtenção da solução de um problema, é um método bastante atrativo para os programadores de produção, ao emular o processo de pensamento dos mesmos. Além disso a Heurística tem a característica desejável de poder ser estruturada para fazer um número limitado de alterações de seqüência de programação a um mesmo tempo (Bodington, 1995).

Heurística podem ser construídos a partir de algoritmos matemáticos, ou conjuntos de regras de sistemas especialistas, visando estabelecer uma pesquisa de solução inteligente. Como exemplo podemos citar a tentativa de encontrar a seqüência de operações de produção que reduz os custos de transição. Alternativamente, uma técnica de otimização pode ser aplicada para resolver um aspecto particular do scheduling, como o balanço de estoques ou capacidades ou a sincronização das atividades de produção ao longo dos estágios do processo produtivo (Bodington, 1995).

A utilização de algoritmos heurísticos, tais como algoritmos genéticos, é efetiva para a otimização de problemas combinatoriais, pois neste tipo de problema, uma boa solução dentro de um período de tempo aceitável é bastante desejável (Chambers, Corcoran & Wainwright, 1995). Considera-se que a solução encontrada por estas técnicas é considerada a melhor possível que pode ser obtida, tendo em vista que o ótimo verdadeiro é freqüentemente desconhecido e impossível de ser determinado.

Por outro lado, problemas de otimização não lineares que envolvem variáveis discretas e contínuas podem ser resolvidos através de técnicas baseadas em Algoritmos Genéticos Multi-Objetivos. Este método de otimização, usualmente referenciado como técnica de Pareto, é largamente utilizado em problemas onde



parâmetros múltiplos devem ser otimamente configurados simultaneamente (Efthimeros et al, 2000).

A conceituação de algoritmos genéticos e a verificação do potencial desta técnica para a resolução de problemas de programação de produção será explorada no capítulo seguinte.

## **2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS**

Neste capítulo procurou-se mostrar a programação de produção como uma função relacionada com a coordenação dos objetivos de produção e as atividades de modo a otimizar o desempenho econômico do sistema de processamento. Alterações nas demandas e especificações dos produtos, em datas de entrega, na qualidade e quantidade das matérias primas e na disponibilidade e desempenho das unidades de processo devem ser consideradas nas diretrizes de produção, que são geradas com frequência quinzenal, semanal ou diária.

Ressaltou-se que a ausência de ferramentas computacionais adequadas no nível de programação da produção gera um impacto negativo no desempenho econômico de uma refinaria, em função da existência de um hiato na otimização da cadeia de suprimento.

Tendo em vista as principais técnicas matemáticas que vêm sendo empregadas pela indústria do petróleo na tentativa de resolução do problema de programação de produção, verifica-se que metodologias baseadas em inteligência artificial, tais como algoritmos genéticos, podem ser uma alternativa bastante promissora

No capítulo seguinte, será apresentada a fundamentação teórica sobre algoritmos genéticos, visando subsidiar a aplicação desta técnica no desenvolvimento da solução proposta.

## **3 ALGORÍTMOS GENÉTICOS**

O capítulo anterior abordou os aspectos envolvidos com a programação de produção de uma refinaria como um todo. Verificou-se que o problema é bastante complexo e extenso, dependendo muito das características da refinaria e da cadeia logística que ela está inserida. Também foram feitas considerações sobre a aplicabilidade de técnicas de inteligência artificial, entre elas os algoritmos genéticos, para a otimização deste tipo de problema.

O objetivo deste capítulo é apresentar a fundamentação teórica necessária para a utilização de algoritmos genéticos para a solução de um problema de programação de produção de uma refinaria de petróleo, relacionando exemplos de utilização desta técnica na resolução de problemas similares.

### **3.1 CONCEITUAÇÃO**

#### **3.1.1 Aspectos Gerais**

Algoritmos genéticos (AGs) são uma técnica de resolução de problemas com a interessante propriedade de buscar a solução de forma similar a natureza. (Deboeck, 1994). São algoritmos de pesquisa baseados no mecanismo de genética e na seleção natural, utilizando operadores que emulam estes princípios para guiá-los até encontrarem a solução. [Goldberg, 1989].

No mundo real, o processo de seleção natural controla a evolução dos organismos, de forma que aqueles mais adaptados ao meio-ambiente, têm vida mais longa e se reproduzem mais. Por outro lado, os organismos menos adaptados tendem a morrer precocemente ou procriar-se menos (Chambers, 1995).

De acordo com a teoria da evolução, as principais características dos organismos que tornam possível sua sobrevivência no planeta são determinadas por reações químicas nos cromossomos feitos de DNA.

No início dos anos 70, John Holland, um inovador no campo da ciência computacional, inspirou-se na teoria da evolução para criar um algoritmo para computador (Holland, 1975). O objetivo de Holland não era, simplesmente, desenvolver outro método qualquer de otimização, mas sim criar uma abordagem teórica, assim como procedimentos para desenvolvimento de programas genéricos e máquinas com capacidade ilimitada de adaptação a ambientes arbitrários.

Desta forma, a pesquisa de Holland e sua equipe da University of Michigan teve como objetivo representar o mecanismo de evolução natural, projetando softwares baseados em cromossomos computadorizados, criando uma população artificial onde as gerações dos seus pseudo-organismos (soluções do problema) evoluem sucessivamente até atingir um objetivo proposto (solução ótima).

A utilização de algoritmos genéticos traduz-se na aplicação de uma forma simples da evolução para ensinar os organismos a encontrar um determinado objetivo. Se este objetivo é a formulação de um problema que se quer resolver, é possível encontrar a solução do mesmo pela observação do comportamento e das características das sucessivas gerações de organismos (Chambers, 1995).

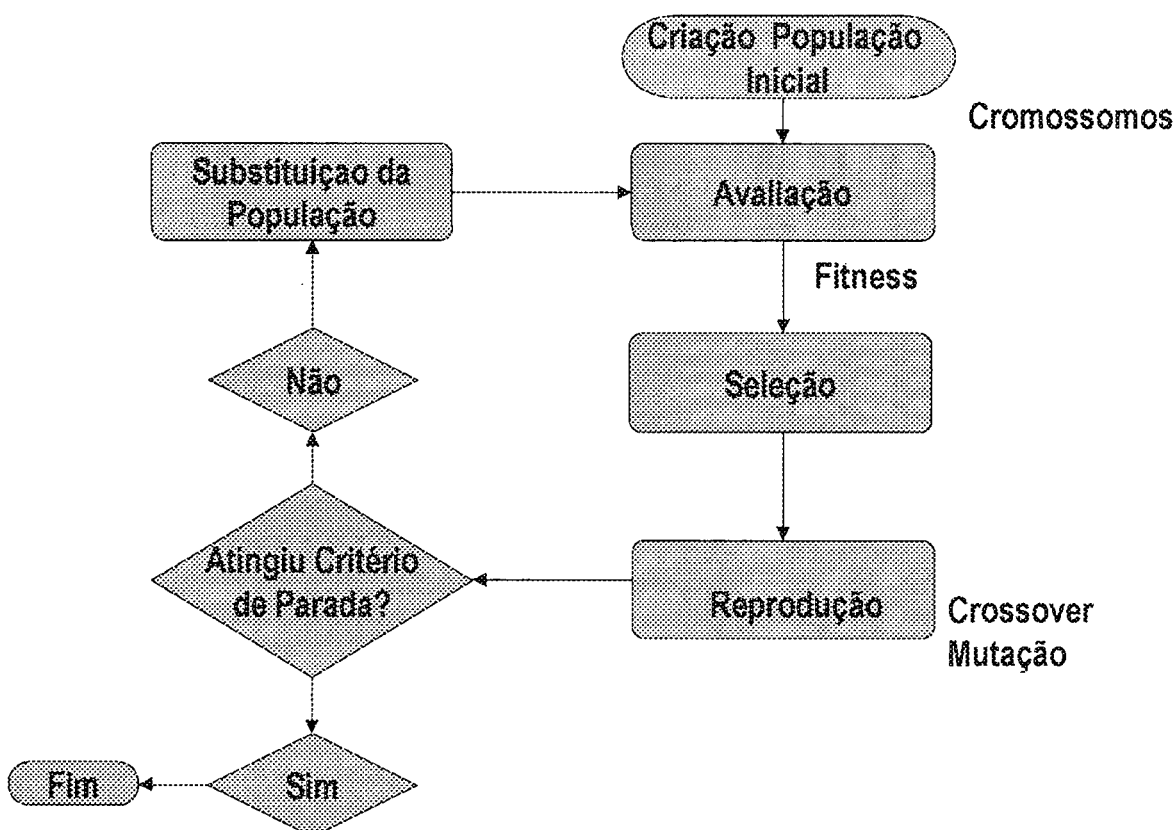
As características que distinguem os Algoritmos Genéticos das técnicas clássicas de otimização, são (Efthimeros, 2000):

- a) AGs não necessitam de nenhum tipo de informação além da medição da qualidade de um determinado ponto dentro da área de otimização (espaço de busca). Consequentemente, esta técnica pode ser aplicada em sistemas a serem otimizados cujo modelo disponível seja do tipo caixa-preta.
- b) AGs trabalham com a codificação do conjunto de parâmetros, e não diretamente com os parâmetros;
- c) AGs pesquisam o ótimo a partir de um conjunto (população) de pontos e não a partir de um único ponto;
- d) AGs utilizam regras probabilísticas e não determinísticas;

- e) AGs são métodos robustos de otimização, pois seu desempenho não depende do problema de otimização;
- f) AGs geram um conjunto de soluções próximas ao ótimo global, permitindo a seleção da solução mais apropriada para o problema em questão.

### 3.1.2 Etapas de funcionamento e nomenclatura dos AGs

A operação dos AGs consiste num ciclo que pode ser representado conforme a figura abaixo:



**Figura 3.1 - Ciclo de operações dos algoritmos genéticos**

Os estágios que compõe este ciclo são, portanto: criação da população inicial, constituída por indivíduos que representam possíveis soluções do problema; avaliação da aptidão de cada indivíduo da população com a função objetivo; seleção

dos indivíduos para reprodução conforme a aptidão dos mesmos; reprodução dos indivíduos selecionados utilizando-se operadores genéticos como o crossover e a mutação; parâmetros e critérios de parada e substituição de parte da população com uma nova geração de indivíduos (Goonatilake e Treleaven, 1995).

A unidade básica dos AGs é o gene, que controla uma determinada propriedade de um indivíduo. O conjunto de genes forma o cromossomo, que representa, através de uma codificação apropriada, uma possível solução do problema para uma dada função objetivo.

Nos Algoritmos Genéticos, os cromossomos são tipicamente representados como uma string de bits. Contudo, esta representação também pode ser realizada através de números inteiros ou reais (Chambers, Corcoran & Wainwright, 1995).

A população é o conjunto de cromossomos, ou indivíduos, envolvidos em um determinado momento do processo de busca da solução. O tamanho da população indica o número de pontos do espaço de busca que estão sendo considerados em paralelo.

A solução do problema apresenta-se de duas formas: o cromossomo com a informação genética crua (genótipo) manipulada pelos AGs e o fenótipo que é a expressão do cromossomo em termos do modelo (Chambers, 1995).

A avaliação da adequabilidade de cada indivíduo ao meio é realizada através da função de *Fitness*, que estabelece critérios para determinar que cromossomos são boas soluções para o fenótipo, dentro do espaço de otimização. Para cada cromossomo está associado uma função de *Fitness*.

### **3.1.3 Operadores Genéticos**

Os Algoritmos Genéticos baseiam-se nos operadores genéticos para seleção, crossover, mutação e substituição da população. (Chambers, Corcoran & Wainwright, 1995)

Os operadores de seleção utilizam os valores de fitness para escolher uma parte da população para serem os pais da nova geração, baseando-se no princípio que os

indivíduos mais aptos têm maior probabilidade de serem escolhidos. A técnica de seleção mais utilizada em Algoritmos Genéticos é implementada por uma roleta onde cada indivíduo é representado por uma fatia proporcional a sua aptidão relativa (Almeida, 2000).

Os operadores de substituição da população devem assegurar que os cromossomos menos aptos ou mais fracos sejam substituídos por outros com maiores valores de fitness. As técnicas de substituição mais utilizadas são a troca de toda a população, troca com elitismo, onde se copia o cromossomo mais apto da geração anterior para a geração posterior, troca parcial da população, substituindo-se os piores indivíduos e troca parcial da população sem que haja indivíduos duplicados.

Os operadores genéticos para a reprodução imitam o processo de hereditariedade dos genes para criar novos descendentes a cada geração. Segundo Goldberg [1989], o mecanismo de funcionamento dos AGs podem ser considerados extremamente simples, não envolvendo nada além de cópias e permutações de parte dos cromossomos (na nomenclatura dos AGs, *strings*). AGs simples que produz bom resultados em vários problemas práticos são compostos de três operações fundamentais:

- a) reprodução, que é o processo em que strings individuais são copiadas de acordo com os valores das funções de fitness, isto é, as funções com maiores valores fitness possuem maior probabilidade de contribuir com um ou mais descendentes na próxima geração. Este operador é uma versão artificial da seleção natural de Darwin. A maneira mais simples de criar este operador é através de um sorteio onde a probabilidade de ocorrer um evento "x" é diretamente proporcional ao valor dos fitness;
- b) crossover é a operação em que os *substrings* (genes) individuais são trocadas e novos indivíduos são gerados. Isto acontece após a reprodução dos elementos gerados, através de permutação de parte das strings de indivíduos escolhidos aleatoriamente. Há, portanto, a necessidade da determinação da posição onde serão partidas as strings selecionadas.

Exemplo: ocorrência de crossover entre dois indivíduos de uma população na posição 4 das strings. Observa-se a representação da string em números binários (esta representação se dará em todo o trabalho).

Quadro 3.1 – Exemplo de Crossover

	String antes do Crossover	String após Crossover
Indivíduo 1	11110000	11111111
Indivíduo 2	00001111	00000000
Posição escolhida = 4		

A taxa de crossover é a probabilidade de um indivíduo ser recombinado com outro.

- c) mutação é um processo de troca aleatória de um gene em um cromossomo, visando garantir que não haja perda de características importantes, isto é, a mutação proporciona o aparecimento ou reaparecimento de características não existente na população atual.

Quadro 3.2 – Exemplo de Mutação

	string antes da mutação	string após mutação
Indivíduo n	11110000	10110000
Mutaç�o na posi�o 2 da string		

Desta forma, a mutação é um operador exploratório que tem por objetivo aumentar a diversidade na população. A taxa de mutação indica a probabilidade do conteúdo de cada posição/gene do cromossomo ser alterado.

### 3.1.4 Obtenção de novas gerações

Para se obter a população da geração  $t + 1$  (população inicial a cada ciclo), a partir da população da geração  $t$ , seguem-se os seguintes procedimentos:

- calcula-se a adequação do indivíduo ao meio ambiente (*fitness*), e os cromossomos com maior *fitnesses* terão maior possibilidade no processo evolutivo;
- seleciona-se, de forma aleatória, os cromossomos para o cruzamento;
- quando o cruzamento é realizado, determina-se, de forma aleatória, uma posição física do cromossomo como ponto de corte. Então, os dois cromossomos trocam suas partes cortadas (*crossover*), gerando assim dois descendentes;
- para os descendentes obtidos, pode-se aplicar a operação de mutação a cada posição física do cromossomo.

O processo de busca da solução normalmente tem como critério de parada o número de gerações, ou seja, o total de ciclos de evolução de um algoritmo genético. Outro critério de parada que pode ser utilizado é a melhor solução do problema que não apresenta evolução após um número pré determinado de gerações.

As taxas de aplicação do crossover e de mutação podem variar a cada ciclo, em função de uma melhor performance na busca da solução. A taxa de aplicação do crossover pode ser maior nas primeiras gerações, quando a população se apresenta dispersa no espaço de busca. Após várias gerações, os indivíduos tendem a apresentar características similares e neste momento pode ser interessante aumentar a taxa de mutação para trazer novo material genético para a formação de melhores indivíduos (Almeida, 2001).

A determinação destas taxas de aplicação é denominada de interpolação de parâmetros e pode ser linear ou adaptativa. Na interpolação linear, um parâmetro é variado entre um valor inicial e final, através de ajustes fixos, linearmente a cada conjunto de gerações. A interpolação adaptativa normalmente é empregada para ajuste da taxa de aplicação de operadores, considerando o desempenho destes operadores nos ciclos anteriores. Este desempenho é medido em função do sucesso destes operadores na criação de melhores indivíduos.



### 3.1.5 Similaridade entre strings

Outro conceito importante que pode ser utilizado para orientação da busca de solução é o Schema (Goldberg, 1989), termo utilizado para comparar a similaridade entre as strings, conforme as posições dos caracteres que a compõe. Em certos casos, é interessante a busca de indivíduos com alguma característica similar entre si, traduzido por um subconjunto de strings iguais em uma determinada posição. Como exemplo, utilizando o caracter \* para representar a posição (ou posições) cujo valor não é importante para a pesquisa, formando uma schemata, podemos dizer:

Quadro 3.3 – Exemplos de Schema

Schema	Combinação possíveis de Strings
*0000	00000 e 10000
*000*	00000, 00001, 10000 e 10001

Desta forma, o conceito de schema oferece um poderoso e simples maneira de descrever similaridades bem definidas entre strings de comprimentos definidos. Deve ser enfatizado que o caracter \* é um meta-símbolo, nunca explicitamente processado pelo algoritmo genético, sendo simplesmente uma notação que permite descrever todas as possíveis similaridades entre strings de um determinado comprimento (Goldberg, 1989).

## 3.2 APLICAÇÕES DOS AGS EM PROBLEMAS DE SCHEDULING

Um dos grandes propósitos dos AGs é sua utilização para a seleção de parâmetros para otimizar a performance de sistemas operacionais reais, tais como a distribuição de gás através de uma rede de gasodutos, rede de semáforos de uma malha viária, rotas de entregas, alocação de fundos para desenvolvimentos de projetos, manuseio e mistura de materiais, bem como o scheduling de vários sistemas de produção (Chambers, 1995).

Estes sistemas operacionais tipicamente dependem de parâmetros de decisão que devem ser escolhidos, pelo projetista ou pelo operador, respeitando-se as restrições envolvidas. A escolha apropriada ou não dos parâmetros de decisão conduzirão a uma melhor ou pior performance do sistema, a ser medida por um objetivo relevante ou função de fitness. A maioria dos trabalhos publicados utilizando-se Algoritmos Genéticos são voltados para a otimização ou melhora de sistemas operacionais (Chambers, 1995)

Algoritmos Genéticos Multi-Objetivos podem resolver problemas de otimização não lineares que envolvem variáveis discretas e contínuas é largamente utilizado em problemas onde parâmetros múltiplos devem ser otimamente configurados simultaneamente (Efthimeros et al, 2000).

Atualmente os AGs tem sido utilizados em vários tipos de aplicações no campo da engenharia. Alguns exemplos são: Otimização de sistemas de gasodutos [GOLDBERG, 1983], layout de circuitos VLSI [DAVI, 1985] e a otimização do peso do braço do trem de pouso de aeronaves [MINGA 1986].

As propriedades teoricamente justificadas dos algoritmos evolutivos, sugere a efetividade da utilização de algoritmos genéticos para a resolução dos problemas combinatoriais encontrados em problemas de scheduling (Sikora, 1996).

Em problemas de engenharia industrial, onde as aplicações ainda são escassas, aparecem com destaque os trabalhos de Davis [1992], que trabalhou com a alocação de espaços em Bins, isto é, utilizou os AGs para calcular a melhor combinação de colocação de objetos em espaços limitados.

Mais especificamente quanto ao scheduling, os trabalhos de Davis [1985], Syswerda [1991], Whitley e Starkweather [1989], Bagchi e outros [1991] se concentraram no problema de determinação da melhor alocação de recursos a tarefas, visando a diminuição do tempo de leadtime e a maximização da utilização dos recursos.

O problema job shop clássico é um dos mais bem conhecidos problemas de scheduling de máquinas. Cleveland e Snúth [1984] concentraram em problemas relacionados a liberação de ordens de produção em plantas do tipo job-shop. Aplicaram o mesmo método usado em problemas da determinação de rotas para

"caixeiros viajantes". Compararam os resultados com as regras SPT, EDD e LST e constataram a aplicabilidade deste método. Problemas de scheduling de máquinas aparecem em diversas áreas, tais como sistema de manufatura, planejamento da produção, logística, etc.

Winston (1999) apresenta a resolução de um problema de job shop com uma máquina única, utilizando o pacote comercial RiskOptimizer, baseado em Algoritmos Genéticos. Da mesma forma, exemplificou a utilização deste pacote para a solução de um problema de carregamento de uma frota de caminhões.

Preocupando-se com o problema da programação da produção, Husband, Mill e Warrington [1992], propuseram um método de solução através da evolução das ordens de produção geradas. Constataram por fim a evolução da performance das ordens geradas.

Segundo Bauer, o artigo "A System for Learning Routes and Schedules with Genetic Algorithms" de 1989, escrito por P.S Gabbert, D. E. Brown, C. L. Huntley, B. P. Markowicz e D.E. Sappington, é uma boa mostra de como Algoritmos Genéticos podem ser utilizados para a exploração de rotas e solucionar problemas de scheduling em uma rede ferroviária de transporte. Neste caso, os Algoritmos Genéticos provaram ser especialmente úteis para análise de sensibilidade a partir da utilização de vários modelos complexos de custos.

Syswerda e Palumucci (1991) desenvolveram um trabalho baseado em Algoritmos Genéticos para resolver o scheduling das tarefas que deveriam ser realizadas em um laboratório de testes do jato da marinha americana F-14, considerando as prioridades de pesquisa, tempos de execução e preparo dos ensaios, recursos necessários e restrições de sequenciamento.

Bem recentemente, há exemplo de utilização de algoritmos genéticos para programação da produção de óleos combustíveis e asfaltos de uma refinaria de petróleo, visando otimizar os objetivos envolvidos nas etapas de produção, estocagem e distribuição. (Almeida, 2001). Neste trabalho, para agregar os diversos objetivos, foi utilizada a técnica de minimização de energia, desenvolvida por Jonathan (1999) especialmente para ser utilizada dentro de um algoritmo genético. A

propriedade fundamental deste método é dinamicamente adaptar os pesos através de um processo evolucionário tal que as prioridades são constantemente alteradas para os objetivos menos satisfeitos pela população em geral.

### **3.2 CONSIDERAÇÕES FINAIS**

Neste capítulo, após uma introdução teórica, foi apresentado as diversas possibilidades de utilização de Algoritmos Genéticos para a resolução de problemas de programação de produção.

Ressaltou-se a adequabilidade desta técnica para a otimização de problemas não lineares que envolvem variáveis discretas e contínuas, como é o caso do problema de scheduling.

No próximo capítulo será detalhado um problema real de programação de produção, envolvendo uma área específica de uma refinaria de petróleo, para a qual será desenvolvido uma proposta de solução aplicando-se algoritmos genéticos.

## **4 DESENVOLVIMENTO DE SOLUÇÃO PARA O SISTEMA DE GLP DA REVAP**

Nos capítulos anteriores, discorreu-se sobre o problema de programação de produção em refinarias de petróleo de uma forma geral, considerando-se o potencial dos algoritmos genéticos como técnica para a resolução de problemas deste tipo.

Concluiu-se que para desenvolvimento de um aplicativo para computador baseado em algoritmos genéticos, torna-se necessário primeiramente a escolha de um sistema específico de programação de produção de uma refinaria, para então desenvolver-se uma solução para o mesmo com a técnica escolhida.

Desta forma, neste capítulo, é detalhado um problema real de programação de uma refinaria de petróleo, no caso a área de Gás Liquefeito de Petróleo da Refinaria Henrique Lage da PETROBRAS (REVAP). Posteriormente, é descrito o desenvolvimento da solução do problema proposto, utilizando-se para isso um pacote comercial baseado em Algoritmos Genéticos.

### **4.1 SISTEMA DE GLP DA REVAP**

#### **4.1.1 Descrição do sistema**

O gás liquefeito de petróleo, conhecido como GLP, é basicamente uma mistura de hidrocarbonetos com 3 e 4 átomos de carbono e recebeu seu nome em função do fato de poder ser liquefeito à temperatura ambiente por simples compressão. Esse produto pode ser usado como combustível doméstico para aquecimento de ambientes ou preparação de alimentos e é também uma fonte importante de intermediários petroquímicos, como o propeno e o iso-butano.

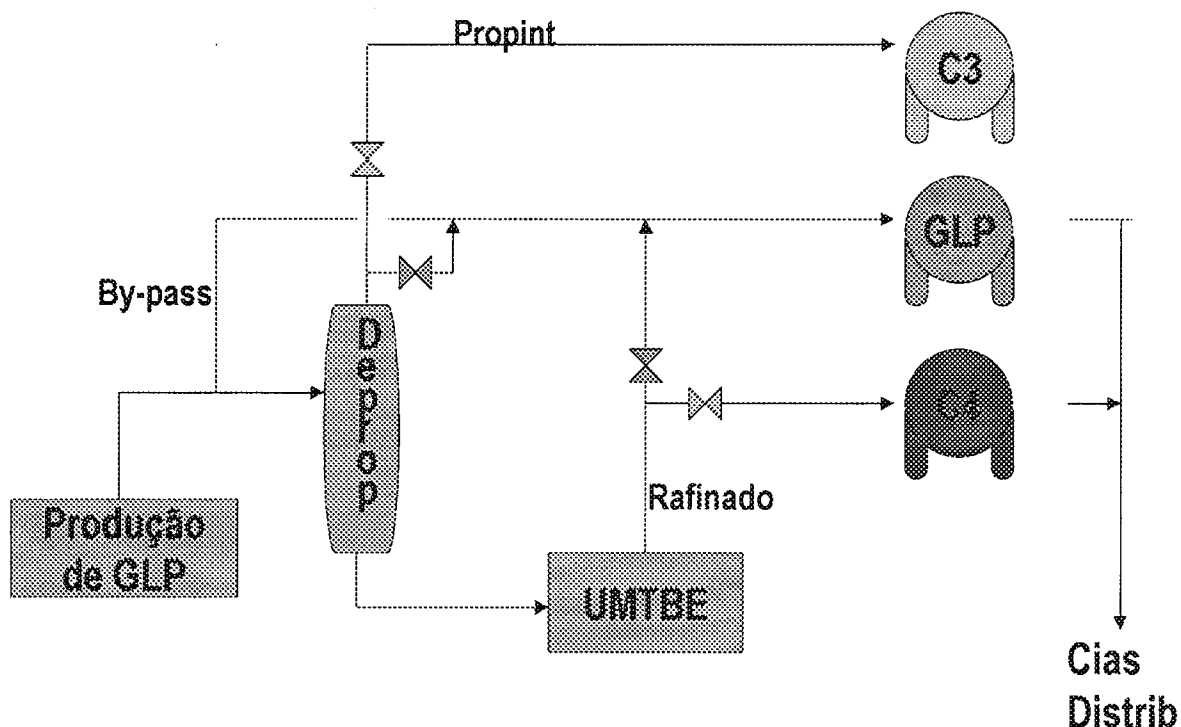
O fato do GLP poder ser liqüefeito à temperatura ambiente e pressões moderadas permite o armazenamento de grandes quantidades do produto usando, na maioria dos casos, vasos de pressão de forma esférica, conhecidos simplesmente como esferas.

O parque de armazenamento da refinaria em estudo é composto de 8 esferas capazes de estocar GLP ou propano (alta pressão e baixa densidade) e 4 esferas para butano (baixa pressão e alta densidade), cada uma com capacidade para 2.700 m<sup>3</sup>.

Na refinaria estudada, a unidade de craqueamento catalítico produz a maior parte do GLP (cerca de 90 %), enquanto que o restante é produzido pela destilação atmosférica. Ambas as correntes são misturadas e enviadas a uma coluna de destilação, conhecida como depropanizadora, que produz uma corrente rica em hidrocarbonetos com 3 átomos de carbono e uma outra corrente rica em hidrocarbonetos com 4 átomos de carbono. Estas duas correntes são conhecidas simplesmente como propano e butano, apesar de não constituírem correntes puras.

A coluna depropanizadora pode operar em dois modos (campanhas) diferentes: o normal, utilizado para produzir butano intermediário para carga da Unidade de produção de MTBE e um modo especial, que o utilizar uma alta taxa de refluxo interno, produz propano petroquímico, junto com o butano intermediário. Esse propano petroquímico, conhecido como propano intermediário ou propint, é um produto muito lucrativo e, naturalmente, sua produção é maximizada. Em função de alguma eventual limitação operacional, é possível, principalmente no modo propint, que a depropanizadora não consiga processar toda a corrente de GLP e, assim, parte da sua carga acaba sendo desviada diretamente para armazenamento.

A unidade de MTBE, que processa o butano intermediário, produz o metil-tércio-butil-eter, um aditivo de octanagem para a gasolina. Como subproduto, a unidade de MTBE gera uma corrente rica em hidrocarbonetos saturados com 4 átomos de carbono (n-butano e iso-butano), conhecida como refinado e também utilizada para produção de gás engarrafado, desde que misturado com o GLP em uma proporção adequada (limitada pela densidade da mistura). A figura seguinte mostra esquematicamente o sistema de produção de GLP e seus subprodutos na refinaria estudada



**Figura 4.1 - Esquema de produção e armazenamento de GLP da Refinaria Henrique Lage.**

Em operação normal, quando não está se produzindo propint, o propano oriundo da depropanizadora é enviado para uma esfera que esteja armazenando GLP junto com o refinado oriundo da MTBE e com o GLP que não foi processado pela depropanizadora. Nesta situação, uma esfera de GLP está recebendo a produção e uma esfera de butano está recebendo o butano intermediário (carga da unidade de MTBE).

Quando se produz o propint, em um mesmo instante três esferas recebem um determinado produto. Uma esfera de GLP recebe o propint, outra esfera de GLP recebe a vazão de produto não processado na depropanizadora. e uma esfera de butano recebe o Rafinado

Na maior parte do tempo, a esfera que recebe o butano intermediário da depropanizadora alimenta ao mesmo tempo a unidade de MTBE (operação pulmão).

### **4.1.2 Razões para escolha deste sistema para desenvolvimento da solução**

A motivação para escolha do sistema de GLP da REVAP para desenvolvimento de uma solução baseada em Algoritmos Genéticos é resumida nos seguintes tópicos:

- sistema que exige uma maior atenção do programador de produção, em função da capacidade de armazenamento das esferas ser relativamente pequena e da flutuação da demanda do GLP devido a fatores externos a refinaria .
- oportunidade de otimização da produção de Propint, de maior valor agregado. A disponibilidade de uma solução em computador para este sistema poderia viabilizar a redução do estoque médio de GLP, abrindo a possibilidade de aumentar o número de esferas para o Propint, com conseqüente aumento da produção do mesmo.
- Poucas variáveis físico-químicas envolvidas, facilitando sua representação matemática
- As ferramentas em computador disponíveis para resolução deste problema ainda estão incipientes.

### **4.1.2 Objetivos do programador de produção para este sistema**

O desenvolvimento do algoritmo para solução do problema deverá considerar os reais objetivos do programador de produção para o sistema em questão. Para a área de GLP da REVAP, deve-se sempre garantir uma quantidade de produto suficiente para atendimento da demanda diária, acordada semanalmente com as companhias distribuidoras locais.

A previsão de retirada diária pode ser revista ao longo de semana em função de alteração significativa de alguma premissa considerada. Contudo, redefinições da quantidade diária de GLP a ser bombeado ao longo da semana devem ser evitadas, em função dos transtornos causados aos clientes.



Por outro lado, sempre deve haver espaço suficiente nas esferas para recebimento da produção prevista de GLP, para evitar uma redução da vazão de carga da UFCC, com graves prejuízos financeiros. Além disso, deve-se procurar maximizar a produção de propint, com o mínimo de trocas de campanha (normal por propint e vice-versa). Por último, deve sempre haver um estoque mínimo de butano intermediário para possibilitar a máxima carga programada da UMTBE

Resumindo, para um determinado intervalo de tempo  $t$ , os objetivos do programador de produção da REVAP para área de GLP são:

- Maximizar a venda de GLP e Butano, mas com estoque de produto suficiente para cumprir diariamente a programação de bombeio negociada:

onde:

$$\text{Max} \sum_{t=1}^T (VG_t + VB_t)$$

$VG_t$  = Venda de GLP (em ton) no intervalo de tempo  $t$

$VB_t$  = Venda de Butano (em ton) no intervalo de tempo  $t$

$$VG_t = Z1_t * QG * h$$

$$VB_t = Z3_t * QB * h$$

$Z1_t$  - variável binária para representar a decisão para a venda de GLP em um dado intervalo  $t$  (igual a zero se não houver venda e igual a um, no caso de haver venda)

$Z3_t$  – idem a  $Z1_t$ , referente ao Butano

$QG$  – vazão normal de bombeio de GLP para venda (em ton/h)

$QB$  – idem a  $QG$ , referente ao Butano

$h$  – duração do intervalo de tempo  $t$  (em horas)

- Maximizar o estoque de Propint no período

$$\text{Max} \sum_{t=1}^T PP_t$$

onde:

$$PP_t = Z_{2t} * C_{3t} * h$$

PPt – produção de propano no intervalo t (em ton)

Z<sub>2t</sub> - variável binária para representar a decisão de realização de produção de propint em um dado intervalo t (igual a zero se não houver produção e igual a um, no caso de haver produção)

C<sub>3t</sub> - Vazão de topo da Depropanizadora (ton/h) em um intervalo de tempo t

- Minimizar o número de trocas de campanha (Normal x Propint e Vice-versa)

$$\text{Min} \sum_{t=1}^T \text{módulo} (Z_{2_{t+1}} - Z_{2_t})$$

Desta forma, aplicando-se preços aos produtos envolvidos e um custo vinculado às trocas de campanha, pode-se associar estes objetivos com um resultado econômico a ser otimizado.

$$F.Obj = \text{Max} \left| JG * \sum_{t=1}^T (VG_t + VB_t) + JP * \sum_{t=1}^T PP_t - JX \sum_{t=1}^T \text{abs} (Z_{2_{t+1}} - Z_{2_t}) \right|$$

onde:

JG = preço de venda da mistura GLP/Butano (em \$/ton)

JP = preço de venda do Propint (em \$/ton)

JX = custo de troca de campanha (em \$)

#### **4.1.3 Parque de armazenagem**

As principais dificuldades na programação de produção deste sistema decorrem do fato da baixa capacidade de armazenagem em relação à vazão de produção total de GLP. Quando não está se produzindo propint, o espaço total disponível em uma esfera é suficiente para apenas um dia de produção normal de GLP.

Por outro lado, o enchimento de uma esfera que esteja recebendo propint pode durar até três dias, sendo que a meta usual de produção de propint é de pelo menos duas esferas por mês. Desta forma, visando minimizar interrupções de produção de propint, deverá haver estoque suficiente de GLP no início da campanha, para garantir o atendimento da demanda do produto

Dispõem-se de no máximo 12 esferas, sendo 8 esferas (EF) para armazenar GLP ou Propano e 4 esferas para armazenar Butano intermediário ou Refinado, com cada esfera podendo armazenar até 2700 M3. É possível em que um determinado momento uma ou mais esferas estejam em manutenção, não sendo disponíveis para operação. Contudo, é possível considerar que para o período considerado, o número de esferas disponíveis seja constante. Também deve ser considerado que não há mudança do tipo de produto em uma determinada esfera ao longo do período considerado.

Para que uma esfera (de GLP ou refinado) esteja considerada disponível para a expedição, a quantidade de produto na mesma deve corresponder a pelo menos quatro horas de bombeio. Além disso, o recebimento da produção na mesma deve ter sido encerrado no pelo menos oito horas do início do bombeio para as companhias, tempo necessário para que sejam executados os procedimentos de amostragem e análise pelo laboratório.

Deve ser portanto considerado para a solução do problema os estoques máximos e mínimos de cada produto envolvido:

$$GN \leq EG + \sum_t^T PG_t - \sum_t^T VG_t$$

$$GX \geq EG + \sum_t^T PG_t - \sum_t^T VG_t$$

$$BN \leq EB + \sum_t^T PB_t - \sum_t^T VB_t$$

$$BX \geq EB + \sum_t^T PB_t - \sum_t^T VB_t$$

$$PX \geq EP + \sum_t^T PG_t$$

Onde:

EG = Estoque inicial de GLP (ton)

EP = Estoque inicial de Propano (ton)

EB = Estoque inicial de Butano (ton)

GX = Estoque máximo de GLP (ton)

PX = Estoque máximo de Propano (ton)

BX = Estoque máximo de Butano (ton)

GN = Estoque mínimo de GLP (ton)

BN = Estoque mínimo de Butano (ton)

No instante inicial  $t = 1$ , deverá ser conhecido o estoque de cada produto (EG, EP e EB são dados de entrada). O sistema a ser desenvolvido determina a evolução ótima destes estoques, respeitando as restrições impostas acima.

#### **4.1.4 Considerações sobre a expedição**

Pode ser bombeado para as companhias apenas GLP ou simultaneamente GLP e refinado, desde que a proporção deste último na mistura não ultrapasse 20 % em volume, pois há limitação de densidade máxima para o produto entregue.

A vazão máxima de expedição de GLP/Rafinado é de cerca de 100 ton/h. Os bombeios para as companhias devem ocorrer preferencialmente durante o período diurno e de forma ininterrupta. Embora sejam possíveis de ocorrer em situações contingenciais, bombeios em madrugadas e domingos incorrem em maiores custos de mão de obra e devem ser evitados.

#### **4.1.5 Considerações sobre a produção**

Para um determinado intervalo de tempo  $T$ , as produções são fixas, e dependem das vazões de carga e rendimentos dos produtos das unidades de processo envolvidas, bem como do tipo de campanha realizada (normal ou propint). Para a solução proposta, as informações de vazão e rendimentos são dados de entrada e deverão ser fornecidas para cada intervalo de tempo. O modelo proposto deverá decidir para cada intervalo de tempo a realização ou não da produção de Propano e Refinado.

Segue abaixo as expressões que representam o balanço de produção, considerando as diversas correntes envolvidas.

$$PG_t = (BP_t + (1 - Z2_t) * (C3_t + R_t)) * h$$

$BP_t$  = Vazão de desvio da Depropanizadora (ton/h) em um instante  $t$

$$BP_t = PT_t - VP_t$$

$PT_t$  = Produção total de GLP (ton/h) em um instante  $t$

$$PT_t = (QF_t * NF_t + QD_t * ND_t) * d1$$

$C3_t$  = Vazão de topo da Depropanizadora (ton/h) em um instante  $t$

$$C3_t = x * (PT_t - BP_t)$$

$R_t$  = Produção de Refinado (em ton/hora) em um instante  $t$

$$R_t = (1 - w) * M_t * d2$$

onde:

$h$  = número de horas compreendido em um período  $t$  (igual a 6)

Produção de Butano (em ton)

$$PB_t = Z2_t * R_t * h$$

$VP_t$  = Vazão de máxima pela depropanizadora (em ton/h)

$QF_t$  = Vazão de carga da UFCC (em M3/h)

$NF_t$  = Rendimento em GLP na UFCC (% vol)

$QD_t =$  Vazão de carga da UDAV (em M<sup>3</sup>/h)

$ND_t =$  Rendimento em GLP na UDAV (em % vol)

$QM_t =$  Vazão de Carga da UMTBE (em M<sup>3</sup>/h)

$W =$  Teor de isobuteno na carga da UMTBE (em % vol) =

$X =$  Teor de propano no GLP

## 4.2 DESENVOLVIMENTO DA SOLUÇÃO

### 4.2.1 Codificação

Considerou-se como adequado um horizonte de tempo de 10 dias para o sistema em questão, bastante razoável quando se compara ao horizonte de três a cinco dias normalmente considerado pelo programador de produção. Cada dia é dividido em fatias de 6 horas, definindo o intervalo de tempo T, conforme quadro abaixo:

Quadro 4.1 – Detalhamento dos intervalos de tempo T

Período	Dia / Hora
T=1	00h00 a 06h00 do primeiro dia
T=2	06h00 a 12h00 do primeiro dia
T=3	12h00 a 18h00 do primeiro dia
T=4	18h00 a 24h00 do primeiro dia
T=5	00h00 a 06h00 do segundo dia
T=39	12h00 a 18h00 do décimo dia
T=40	18h00 a 24h00 do décimo dia

Desta forma, a população que representará o problema será composta de cromossomos com 40 genes.

Para um determinado período T, as quantidades produzidas e vendidas são fixas. O que varia é se aquele produto é produzido e/ou vendido em um determinado instante,

vinculando a códigos binários de decisão (0 = negativo, 1 = positivo). Desta forma pode-se construir o seguinte quadro:

Quadro 4.2 – Variável de decisão por produto

Produto	Produção	Venda
GLP	0 ou 1	0 ou 1
Propint	0 ou 1	Apenas 0
Butano	0 ou 1	0 ou 1

Baseado na descrição do sistema apresentada na seção anterior, pode-se valer de algumas regras de programação para reduzir o número de combinações possíveis:

- A produção de GLP ocorre em qualquer período T
- A produção de refinado só acontece quando se produz propint
- A venda de butano, quando ocorre, sempre está vinculada à venda de GLP em uma proporção fixa, determinada pela vazões das bombas utilizadas para a expedição destes produtos.

Assim, para um determinado instante, obtém-se os tipos de genes que representam as combinações possíveis para os produtos:

Quadro 4.3 – Tipos de genes para a solução proposta

Gene	Produção GLP	Venda GLP	Produção propint	Venda Propano	Produção Butano	Venda Butano
1	1	0	0	0	0	0
2	1	0	1	0	1	0
3	1	1	0	0	0	0
4	1	1	0	0	0	1
5	1	1	1	0	1	0
6	1	1	1	0	1	1



Eliminando as colunas que não interferem na solução:

Quadro 4.4 – Tipos de genes consolidados para a solução proposta

	Venda GLP	Produção Propint	Venda Butano
Gene	Z1	Z2	Z3
1	0	0	0
2	0	1	0
3	1	0	0
4	1	0	1
5	1	1	0
6	1	1	1

Um cromossomo, constituído por 40 genes do tipo 1 a 6 representa uma possível solução para o problema (seqüência da programação para 10 dias, subdivididos em períodos de 6 horas), conforme exemplo no quadro seguinte:

Quadro 4.5 – Exemplo de Cromossomo para a solução proposta

Posição	1	2	3	4	5	6	7	...	38	39	40
Cromossomo	1	3	4	2	6	1	5	...	2	3	6

#### 4.2.2 Software utilizado

Para obter a solução da codificação proposta, utilizou-se o pacote comercial RiskOptimizer, versão industrial 1.0.1 para Windows 95 (ou superiores), da Palisade Corporation, que contém um otimizador baseado em Algoritmos Genéticos, denominado Evolver.

Este pacote pode ser executado em microcomputadores Pentium e está totalmente integrado ao Excel (versão 7.0 e superiores), sendo que o usuário deve utilizar as planilhas do Excel para construção do modelo. Isto facilita bastante a utilização deste pacote, pois o ambiente Excel é muito comum em refinarias de petróleo.

As planilhas que servem de apoio para a utilização do RiskOptimizer devem conter as seguintes definições:

- célula que contém a expressão que se deseja minimizar ou maximizar, conforme a função objetivo do problema;
- conjunto de células ajustáveis, equivalente a um cromossomo, onde os parâmetros de controle variam ao longo da execução do programa no processo de busca da melhor solução
- células que contém valores ou expressões que representam as restrições do problema.

Durante o processo de otimização no RiskOptimizer, as células ajustáveis (cromossomo) são modificadas dentro dos limites especificados pelas restrições. Para cada cromossomo, que representa uma possível solução, o modelo é recalculado e um novo valor da função objetivo é gerado. Quando o processo de otimização chega ao fim, a solução ótima é a melhor combinação das células ajustáveis em que a função objetivo atinge seu valor máximo ou mínimo, satisfazendo as restrições preestabelecidas.

O RiskOptimizer conta com uma série de métodos de solução, cuja escolha depende do tipo de problema a ser resolvido. Cada método de solução é baseado em um algoritmo genético próprio, com operadores e rotinas diferentes das demais.

O RiskOptimizer também permite ajustar uma série de parâmetros de controle do processo de otimização, tais como taxas de crossover e mutação, tamanho da população, critérios de parada de simulações, etc.

Quanto às restrições, o RiskOptimizer, as restrições fortes são condições avaliadas como verdadeiro ou falso, sendo que um organismo que não atenda este tipo de restrição não pode ser reproduzido.

As restrições fortes são tratadas pelo RiskOptimizer através da metodologia “backtracking”. Se uma nova geração levar a uma violação de uma restrição imposta, o software busca um dos pais e altera o processo reprodutivo até que os descendentes gerem um resultado dentro do espaço de busca. Um modelo com muitas restrições fortes pode tornar bastante difícil a identificação de possíveis soluções para o problema.

Uma alternativa às restrições fortes são as restrições leves, em que o RiskOptimizer tenderá a atender, mas que permite ao algoritmo encontrar um maior número de soluções. Normalmente, são introduzidas através de funções de penalização da função objetivo.

### 4.2.3 Variáveis de Entrada e Cromossomo Inicial

As variáveis de entrada do modelo, com seus respectivos valores e unidades de medida, estão listadas na tabela seguinte:

*Tabela 4.1 – Variáveis de entrada para o problema*

<i>Variável</i>	<i>Descrição</i>	<i>Unidade</i>	<i>Valor Atribuído</i>
QDt	Vazão de carga da UDAV	M3/h	1500
QFt	Vazão de carga da UFCC	M3/h	500
QMt	Vazão de carga da UMTBE	M3/h	50
NFt	Rendimento GLP na UFCC	% vol	21,5%
NDt	Rendimento GLP na UDAV	% vol	1,0%
VPt	Vazão de carga da Depropanizadora	M3/h	100
VBt	Vazão de desvio da Depropanizadora	M3/h	22,5
W	ISOBUTENO CARGA MTBE	% vol	20%
X	PROPANO NO GLP	% vol	50%
d1	Densidade do GLP	kg/M3	0,548
d2	Densidade do Butano	kg/M3	0,585
d3	Densidade do Propano	kg/M3	0,511
QG	Vazão de bombeio GLP	ton/h	80
QB	Vazão de bombeio Butano	ton/h	16
EB	Estoque inicial GLP	ton	3500
EP	Estoque inicial C3	ton	0
EB	Estoque inicial C4	ton	400
GX	Estoque máximo GLP	ton	7000
PX	Estoque máximo C3	ton	2800
BX	Estoque máximo C4	ton	4200
GX	Estoque mínimo GLP	ton	1400
PX	Estoque mínimo C3	ton	0
BX	Estoque mínimo C4	ton	0
JG	Preço de venda do GLP/Butano	\$/ton	100
JP	Preço do Propint	\$/ton	150
H	Duração de um período	h	6

As variáveis de entrada, identificadas pelo índice  $t$ , são representadas no Excel por uma matriz coluna de 40 elementos com valores correspondentes às previsões destas variáveis para cada intervalo de tempo. Para o problema proposto, as variáveis  $QDt$ ,  $QFt$ ,  $QMt$ ,  $NFt$ ,  $NDt$ ,  $VPt$  e  $VBt$  foram consideradas constantes ao longo de todo o período.

As demais variáveis são constantes ao longo do tempo, incluindo as restrições de estoques máximos e mínimos para cada produto. Os valores referentes aos preços dos produtos são fictícios.

Para a configuração do cromossomo inicial, preencheu-se as quarenta células que o compõe utilizando-se a função Aleatório do Excel com ajuste do valor de cada célula considerando se a venda de GLP deveria ocorrer (valores entre três e seis) ou não (valores entre um e dois) naquele período que a célula representava.

#### **4.2.4 Cálculo da Função Objetivo**

Conforme o item 4.2.1, as variáveis de decisão  $Z1$ ,  $Z2$  e  $Z3$  para a produção de Propint, venda de GLP e venda de Butano, respectivamente, são funções do valor do gene do cromossomo vinculado a um determinado período  $h$ .

Assim, a planilha no Excel foi construída de tal forma que os valores de cada gene, reconhecidos pelo RiskOptimizer como células ajustáveis, e que são atualizados a cada iteração, impliquem na alteração dos valores de  $Z1$ ,  $Z2$  e  $Z3$ .

Com os valores de  $Z1$ ,  $Z2$  e  $Z3$  e das variáveis de entrada e levando em conta os estoques dos produtos e a campanha realizada no instante imediatamente anterior, determina-se, para cada intervalo de tempo, as vendas de GLP e Butano, produção de Propint, estoques de cada produto e se houve troca de campanha.

A função objetivo para o problema proposto pode então ser calculada efetuando-se um somatório da receita obtida com as vendas de GLP e Butano ao longo do horizonte de tempo, adicionando-se o valor do estoque final de propano e descontando-se o custo total das trocas de campanhas ocorridas.

Contudo, visando uma maior robustez da solução encontrada conforme será mostrado posteriormente, incluiu-se na função objetivo penalizações no caso de violação dos estoques mínimos de GLP e Butano em algum intervalo de tempo.

#### **4.2.5 Parâmetros utilizados para execução do otimizador**

Para a solução do problema proposto, foi escolhido o método de solução disponível no RiskOptimizer denominado “schedule”, apropriado para a alocação de tarefas de mesmo comprimento em um número determinado de intervalos de tempo discretos, atendendo-se às restrições pré-definidas durante o processo de alocação.

Para o problema proposto, cada gene (do tipo 1 ao 6) corresponde a uma tarefa, a ser alocada em quarenta intervalos de tempo distintos. Utilizou-se a codificação própria do Evolver do RiskOptimizer para definir as células ajustáveis, cujos valores deveriam respeitar as restrições impostas, conforme as descrições abaixo:

- os intervalos de tempo correspondentes às manhãs dos dias úteis não podem assumir valores 1 ou 2, ou seja, sempre deve haver venda de GLP nestes períodos.
- no período correspondente à madrugada de Domingo, o valor da célula ajustável não pode ser igual a 3, 4, 5 ou 6, definindo a não entrega de produtos neste período específico.

O vetor que representa o cromossomo, com suas quarenta posições, foi definido como o range de células ajustáveis. As taxas de crossover e mutação variaram entre 0,3 e 0,9 e 0,1 a 0,5 respectivamente.

O endereço da célula na planilha Excel referente à função objetivo foi vinculada à opção de maximização do valor da mesma.

Definiu-se como restrições fortes os estoques mínimo e máximo de GLP e estoques máximos de Butano e Propint. Incluiu-se também, como restrição fraca, o número

de ocorrências de vendas na madrugada, penalizando a função objetivo se o número destas ocorrências fosse superior a cinco.

Para controle do número de ocorrências de trocas de campanhas Propint x GLP, mostrou-se mais efetivo inserir este fator como uma parcela da função objetivo, atribuindo-se um custo fictício para cada mudança. A utilização de restrição forte para efetuar este controle acarretava não convergência da solução, enquanto a utilização de restrição fraca não se mostrou efetiva. Contudo, utilizando-se esta metodologia, foi observado um maior tempo computacional para determinação da função objetivo.

Verificou-se também que para se obter uma maior robustez nas soluções encontradas, introduziu-se na própria função objetivo parcelas que a penalizavam no caso de violação dos estoques mínimos de GLP e Butano em algum período, mas mantendo as mesmas como restrições fortes.

#### **4.2.6 Resultados Obtidos**

Após a configuração final do modelo no Excel, foram efetuadas cerca de sessenta simulações no RiskOptimizer. O tempo médio de execução de cada simulação foi de 3 minutos em média, utilizando-se um Pentium II de 500 MHz.

Manteve-se os parâmetros de ajuste do otimizador em pelo menos cinco simulações subsequentes. Comparou-se a média dos resultados das simulações de mesmo parâmetros, visando determinar o melhor conjunto.

Para vinte simulações, a função objetivo não contemplava as penalizações referentes às violações de estoque mínimo de GLP e Butano, especificando estas variáveis apenas como restrições.

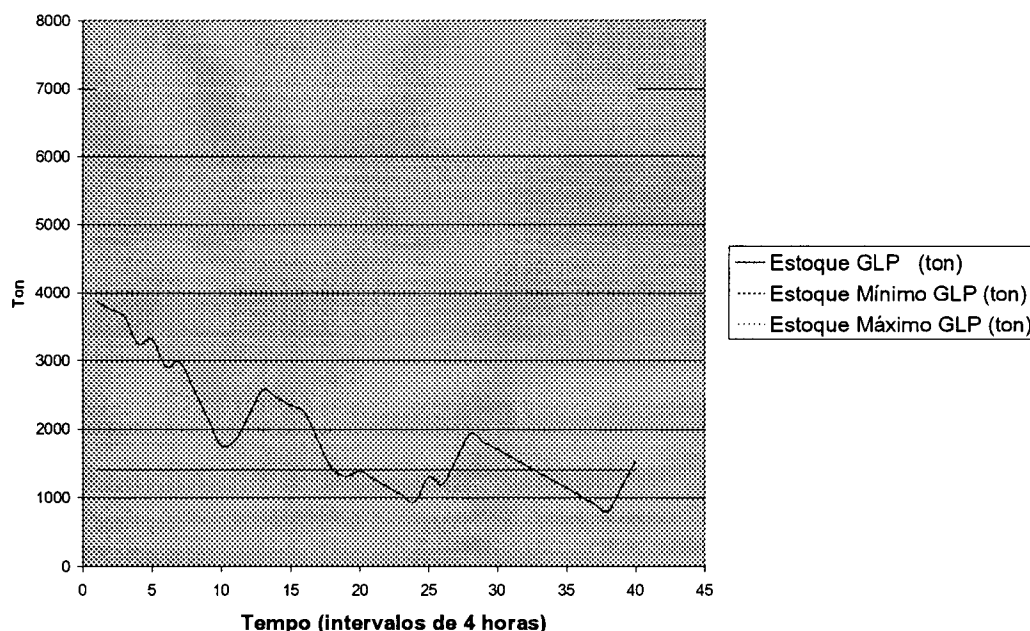
Contudo, com esta configuração do modelo, os estoques mínimos de GLP e Butano (1400 e 0 toneladas, respectivamente) não foram atendidos nas soluções encontradas, mesmo variando-se os parâmetros do otimizador, conforme mostra a tabela seguinte:

Tabela 4.2 – Resultados das simulações sem penalização da função objetivo no caso de violação dos estoques mínimos de GLP e Butano

Simulações	A	B	C	D
<b>RESULTADOS</b>				
<b>Simulações Válidas</b>	103	404	420	414
<b>Total de Simulações</b>	496	772	964	989
<b>Melhor Valor Encontrado</b>	1.710.135	1.650.735	1.653.945	1.698.945
<b>+ penalizações restrições fracas</b>	-15.027	0	-1.005	-1.005
<b>= resultados</b>	1.695.108	1.650.735	1.652.940	1.697.940
<b>Ocorrido na tentativa #</b>	2	303	319	313
<b>Critério de Parada</b>	Change<1%	Change<1%	Change<1%	Change<1%
<b>Número de Troca de Campanhas</b>	18	11	9	6
<b>Estoque Mínimo de GLP</b>	<b>1189</b>	<b>934</b>	<b>1537</b>	<b>801</b>
<b>Estoque Mínimo de C4</b>	504	-123	-301	<b>24</b>
<b>Número de Vendas na Madrugada</b>	5	4	6	6
<b>PARÂMETROS</b>				
<b>Taxa de Mutação</b>	0,2	0,1	0,3	0,5
<b>Taxa de Crossover</b>	0,8	0,9	0,5	0,5
<b>Tamanho da População</b>	50	50	70	70

Também verificou-se para esta rodada de simulações, um número excessivo de trocas de campanhas.

Os gráfico abaixo representa a evolução do estoque de GLP referente a simulação D apresentada na Tabela 4.2, com a função objetivo não incorporando estas variáveis.



Verifica-se que o estoque de GLP atingiu o valor de estoque mínimo antes do final do horizonte de tempo considerado, oscilando em torno do eixo do estoque mínimo a partir do primeiro momento em que esta restrição foi violada. O mesmo aconteceu com a evolução do estoque de Butano.

Para solucionar este problema, optou-se pela incorporação de penalizações na função objetivo no caso dos estoques mínimos de GLP e Butano serem violados, mas mantendo-se estas variáveis como restrições fortes para o modelo.

Além disso, foi aumentado a penalização referente a troca de campanhas na função de objetivo em 3,3 vezes.

Os resultados obtidos após estas alterações no modelo são apresentados na tabela seguinte:

*Tabela 4.3 – Resultados das simulações com penalização da função objetivo no caso de violação dos estoques mínimos de GLP e Butano*

subgrupo de Simulação	A1	B1	C1	D1	E1	F1
<b>RESULTADOS</b>						
Simulações Válidas	465	297	408	388	417	396
Total de Simulações	790	719	820	929	919	756
Melhor Valor Encontrado	1.297.315	1.297.733	1.347.535	1.291.468	1.270.633	1.439.440
+ penalidades restrições leves	0	0	0	-404	-201	-201
= resultado	1.297.315	1.297.733	1.347.535	1.291.064	1.270.431	1.439.239
Ocorrido na tentativa #	364	196	307	316	327	295
Critério Parada	Change<1%	Change<1%	Change<1%	Change<1%	Change<1%	Change<1%
Número de Trocas de Campanha	9,4	9,2	9,2	8,4	9,2	7
Estoque Mínimo GLP	1442	1452	1483	1528	1507	1482
Estoque Mínimo C4	262	263	235	368	312	256



<b>Vendas ocorridas na Madrugada</b>	3,4	4,6	4,6	5,2	5	4,8
<b>PARÂMETROS OPERADORES</b>						
<b>Taxa Mutação</b>	auto	0,5	0,15	0,5	0,5	0,15
<b>Taxa Crossover</b>	0,8	0,5	0,3	0,3	0,5	0,9
<b>Tamanho da População</b>	100	70	70	70	70	70

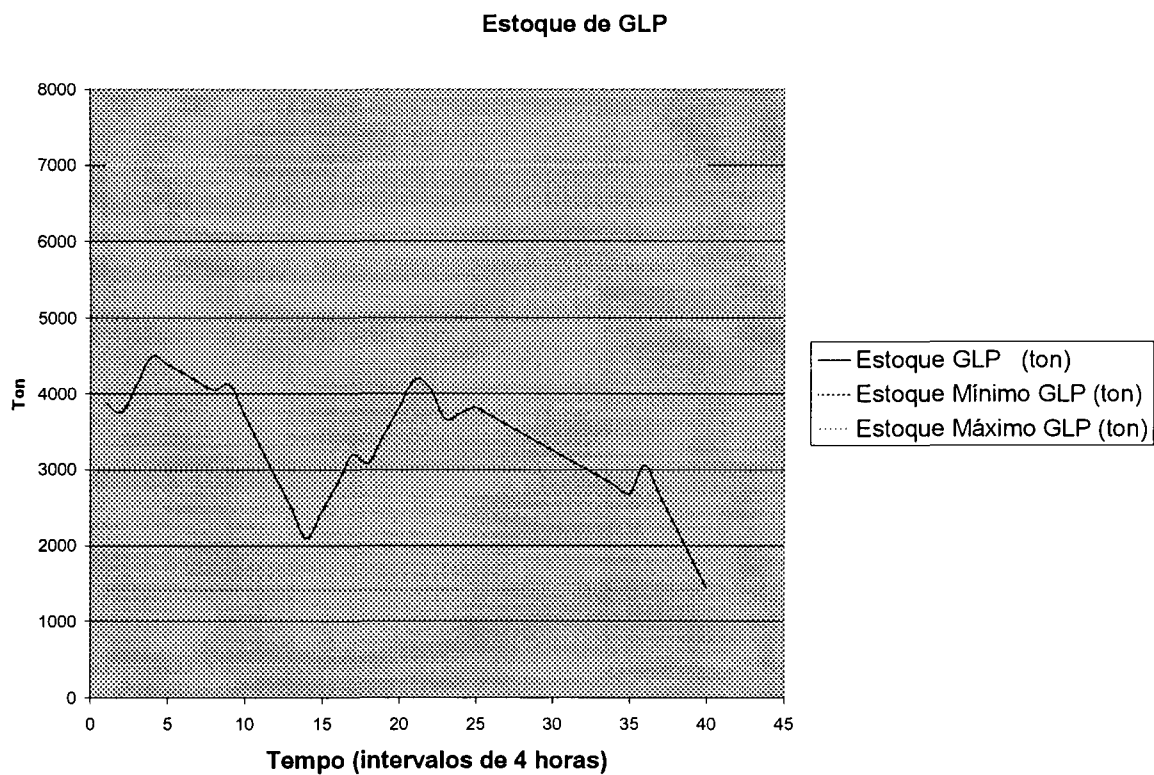
Com as alterações realizadas no modelo, verificou-se para todas as simulações efetuadas o atendimento das restrições de estoque mínimo de GLP e Butano, mesmo elevando-se o estoque mínimo de Butano para 200 ton.

Os resultados obtidos para cada conjunto de simulações foram bastante próximos, demonstrando que a variação dos parâmetros dentro dos ranges utilizados não causou impacto significativo na performance do otimizador.

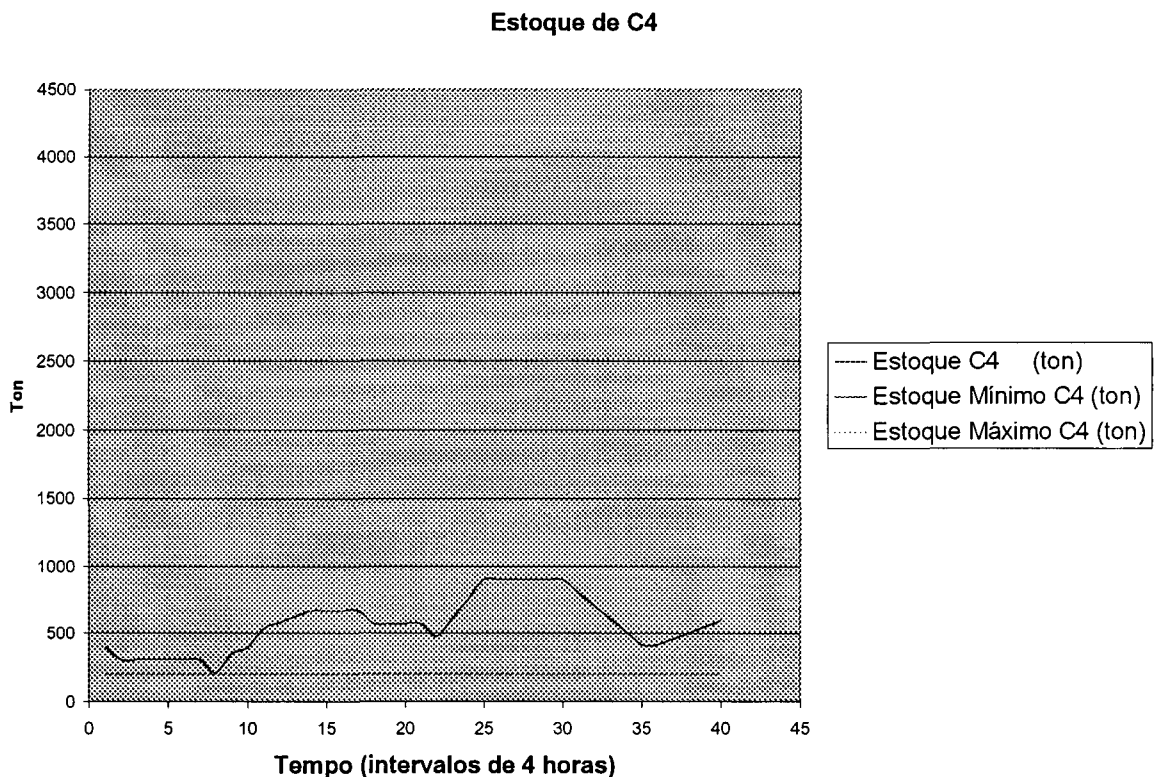
Entretanto, o conjunto F1, com taxas de crossover e mutação igual a 0,9 e 0,15, respectivamente, apresentou o melhor resultado médio entre os conjuntos de parâmetros testados. O relatório de saída completo encontra-se no anexo desta dissertação.

O relatório de saída completo do RiskOptimizer para a simulação que apresentou o melhor resultado do grupo F1 encontra-se no anexo desta dissertação.

Os gráficos seguintes mostram a evolução dos estoques de GLP e Butano para a melhor solução encontrada: Verifica-se que desta vez, as restrições de estoque mínimo foram realmente atendidas, sendo que o otimizador procurou reduzir estes estoques no final do período para obter uma melhor função objetivo:

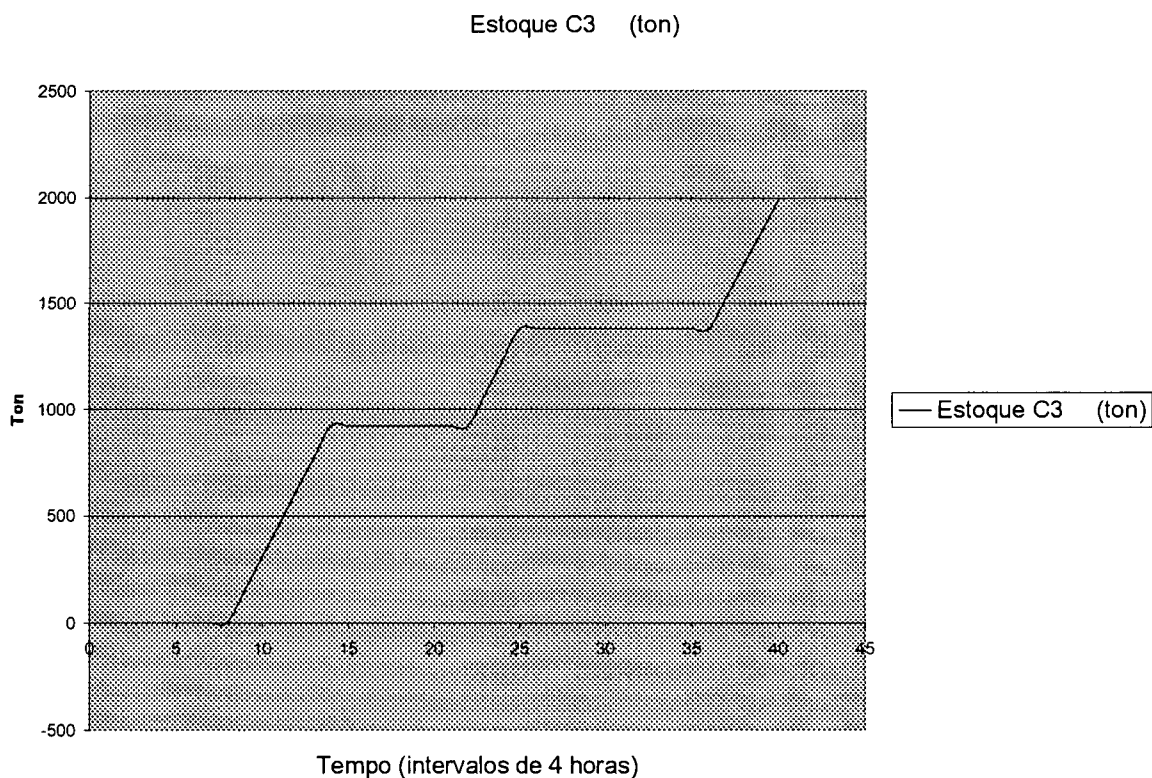


**Figura 4.1 – Gráfico da evolução do estoque de GLP**



**Figura 4.2 – Gráfico da evolução do estoque de Butano**

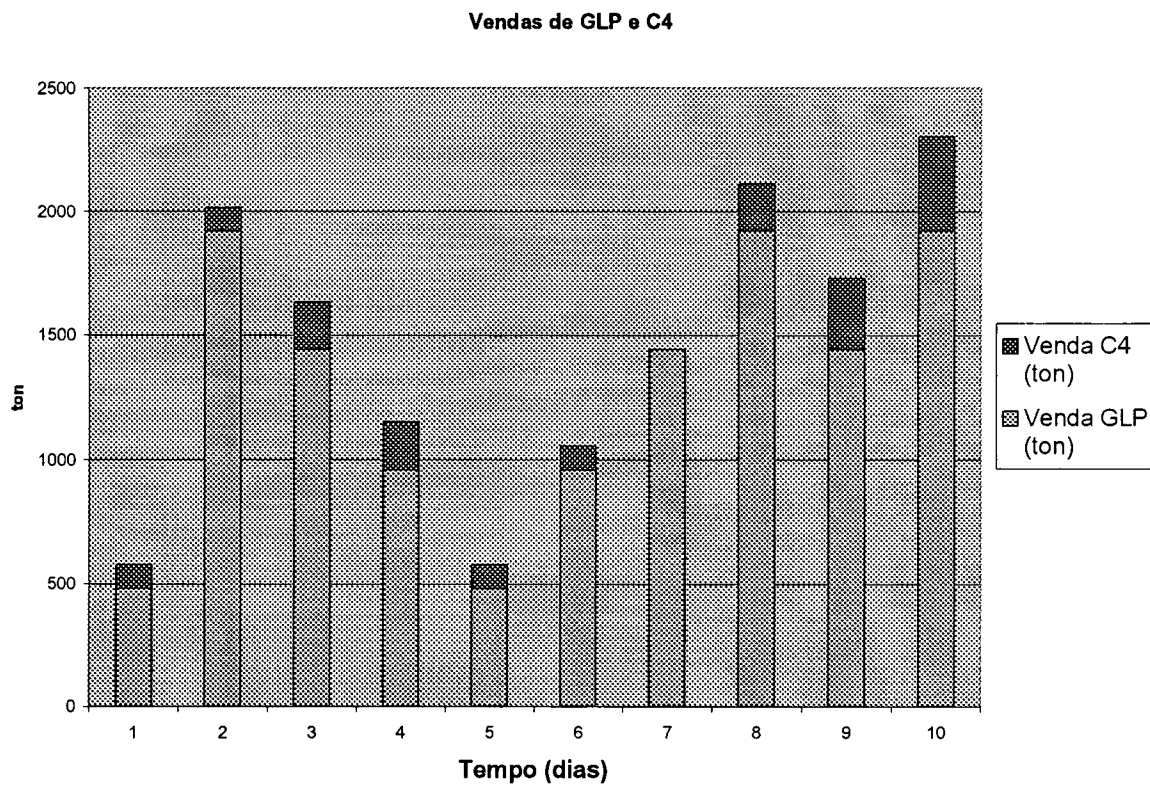
O gráfico seguinte é apresentado a evolução do estoque de Propano ao longo do tempo, para a melhor solução encontrada. Cada ponto de inflexão na curva representa uma troca de campanha Propano x GLP ou vice-versa.



**Figura 4.3 – Gráfico da evolução do estoque de Propint**

Verifica-se portanto que a solução encontrada também foi satisfatória quanto a este aspecto, com um total de cinco trocas ao longo de dez dias.

Finalmente, o gráfico seguinte mostra a evolução da expedição diária de GLP e Butano, conforme a solução ótima obtida. Na prática, o programador de produção poderia utilizar a resposta obtida como uma referência para a entrega média diária prevista para os próximos dez dias, com eventuais ajustes ao longo do período.



**Figura 4.4 – Gráfico da evolução das vendas de GLP e Butano**

## 5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A atividade de programação da produção é muito importante para o bom desempenho da cadeia logística em que uma refinaria de petróleo está inserida, e a utilização de Algoritmos Genéticos para a otimização da solução da programação de um sistema específico de uma refinaria se mostrou bastante efetivo, confirmando a adequabilidade desta técnica para problemas deste tipo.

Os resultados do modelo desenvolvido foram bastante satisfatórios para os objetivos propostos. A determinação de uma solução ótima, o aumento do horizonte de programação da produção e a possibilidade de avaliação de soluções alternativas foram os principais benefícios obtidos com este trabalho.

Ficou demonstrado, portanto, o grande potencial dos Algoritmos genéticos para a solução de problemas de programação de produção mais complexos.

A solução encontrada, com algumas pequenas melhorias na interface com o usuário e incorporação de facilidades para integração com banco de dados, poderá ser transformada em uma ferramenta de uso freqüente pelo programador de produção.

A opção pela utilização de um pacote comercial baseado em Algoritmos Genéticos para desenvolvimento da solução mostrou-se acertada, pois possibilitou o desenvolvimento da solução em um tempo relativamente curto, poupando-se razoável esforço que seria necessário para desenvolvimento de rotinas de entrada e saída de dados bem como da codificação do algoritmo.

Além disso, o ambiente Excel, que serve de base para o programa, é um aspecto bastante positivo para facilitar a integração com bancos de dados, entrada e saída de dados, ajustes para o caso de alterações no esquema de produção da refinaria e adaptações para ser utilizado para o mesmo tipo de sistema em outras refinarias .

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ALMEIDA, Mayron R **Programação Automática da Produção em Refinarias de Petróleo utilizando Algoritmos Genéticos** Rio de Janeiro, 2001. Dissertação (Mestrado em Engenharia Industrial) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
2. ALMEIDA, Mayron R., HAMACHER Silvio, PACHECO Marco Aurélio C. **Algoritmos Genéticos para Programação Automática da Produção em Refinarias de Petróleo** Artigo da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2000, 15 p.
3. BAUER, Richard J. Jr **Genetic Algorithms and Investment Strategies** John Wiley & Sons, Inc. USA, 1994, 308 p.
4. BODINGTON, C. Edward & SHOBRY, Donald E. **Planning, Scheduling and Control Integration in the Process Industries** 1ª Edição, McGraw-Hill, New York, NY, EUA, 1995, 414 p.
5. CHAMBERS, Lance. **Practical Handbook of Genetic Algorithms - Applications Volume I** 1ª Edição, CRC Press, Boca Raton, FL, EUA, 1995, 555 p.
6. CUTTING, G.A.G & HAVERLY, C.A. **A System for Optimizing the Scheduling and Blending of Crudes** 1995 NPRA Computer Conference Annual Meeting. San Francisco, California, National Petroleum Refiners Association 1995, 7 p.
7. DEBOECK, Guido J. **Trading on the Edge – neural, Genetic and Fuzzy Systems for Chaotic Financial Markets** John Wiley & Sons, Inc. USA, 1994, 377 p.
8. EFTHIMEROS, G.A. et al – **Optimization of an Industrial Cogeneration System by means of a Multi-Objective Genetic Algorithm** – European

Symposium on Computer Aided Process Engineering – 10, May 2000, Florence, Italy, p. 25-29

9. GOLDBERG, David E. – **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**, Addison Wesley Longman, Inc, EUA, 1989, 412 p.
10. GOONATILAKE, Suran; TRELEAVEN, Philip. **Intelligent Systems for Finance and Business**. New York : John Wiley & Sons, 1995.
11. HOFFERL, Franz STEINSCHORN Dietmar e ZEDLACHER, Martin – **Closing the Gap The OMV scheduling System** 14th World Petroleum Congress (Beijing 10/12-16/97) Proceedings, p.1005-6.
12. JAMMAR, Ronald J. **Plant Operation Planning and Scheduling**. *Hart's Fuel Technology & Management*, November/December 1996, p. 47-50
13. LOUREIRO, Fernando Martineli, **Desenvolvimento de um Gerador de "Scheduling" para uma Indústria de Produção sob Encomenda: Uma Abordagem Baseada no Uso de Controladores Difusos e Algoritmos Genéticos**, Florianópolis, 1997. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Santa Catarina.
14. MAGALHÃES, Marcos Vinicius; MORO Lincoln; SMANIA Paulo et al.; **SIPP - a solution for refinery scheduling**, 1998 NPRA Computer Conference, *National Petroleum Refiners Association*, November 16-18, San Antonio (TX).
15. MODRO, Nilson Ribeiro; **Sistema Inteligente de Monitoramento e Gerenciamento Financeiro para Micro e Pequenas Empresas**, Florianópolis, 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Santa Catarina.
16. MORO, Lincoln F. L. **Desenvolvimento de Modelos para Planejamento e Programação de Produção em Refinarias de Petróleo** São Paulo, 2000. Tese de Doutorado (Doutorado em Engenharia Química) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

17. PELHAM, Roger & PHARRIS, Chuck. **Refinery Operations and Control – A Future Vision** 1996 NPRA Computer Conference Annual Meeting. San Antonio, Texas, NPRA 1996, 16 p.
18. SIKORA, Riyaz **A Genetic Algorithm for Integrating Lot-Sizing and Sequencing in Scheduling a Capacitated Flow Line** – Computers ind. Engng, Vol 30, No 4, Elsevier Science Ltd, Great Britain, 1996 p. 969-981
19. SYSWERDA, G. & PALMUCCI, J **The Application of Genetic Algorithms to Resource Scheduling** – Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms. San Mateo, CA, Morgan Kaufmann Publishers, 1991
20. WINSTON, Wayne **Decision Making under Uncertainty with RISKOPTIMIZER** – Pallsade Corporation, Newfield, EUA, 1999, 244 p.



## ANEXO

Relatório de Saída completo produzido pelo software RiskOptimizer com a melhor solução encontrada para o problema proposto:

**RUN**

**#37: 22/01/02 22:51:40**

Cell to Optimize	Principal!\$W\$47
Optimization Goal	Maximum Value
<b>RESULTS</b>	
Valid Sims	567
Total Sims	1059
Original Value	N/A
+ soft constraint penalties	0
= result	N/A
Best Value Found	1.508.135
+ soft constraint penalties	0
= result	1.508.135
Occurred on trial #	466
Time to find this value	00:03:20
Stopped Because	Change<1%
Optimization Started At	22:47:28
Optimization Finished At	22:51:34
Total Optimization Time	00:04:02
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$3
ORIGINAL	5
BEST	1
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$4
ORIGINAL	3
BEST	4
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$5
ORIGINAL	2
BEST	1
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$6
ORIGINAL	5
BEST	1
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$7
ORIGINAL	5
BEST	3
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$8
ORIGINAL	3
BEST	3
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$9
ORIGINAL	2
BEST	3
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$10
ORIGINAL	4
BEST	4
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$11

ORIGINAL	6
BEST	2
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$12
ORIGINAL	4
BEST	6
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$13
ORIGINAL	3
BEST	5
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$14
ORIGINAL	6
BEST	6
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$15
ORIGINAL	5
BEST	6
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$16
ORIGINAL	6
BEST	6
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$17
ORIGINAL	5
BEST	1
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$18
ORIGINAL	6
BEST	1
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$19
ORIGINAL	5
BEST	1
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$20
ORIGINAL	6
BEST	4
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$21
ORIGINAL	1
BEST	1
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$22
ORIGINAL	5
BEST	1
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$23
ORIGINAL	4
BEST	1
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$24
ORIGINAL	6
BEST	4
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$25
ORIGINAL	3
BEST	5
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$26
ORIGINAL	1
BEST	2
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$27
ORIGINAL	1
BEST	2
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$28
ORIGINAL	1
BEST	3
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$29
ORIGINAL	1
BEST	3
Adjustable Cell	Cromossomo!\$K\$30
ORIGINAL	1

<b>BEST</b>	3
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$31
<b>ORIGINAL</b>	3
<b>BEST</b>	3
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$32
<b>ORIGINAL</b>	6
<b>BEST</b>	3
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$33
<b>ORIGINAL</b>	6
<b>BEST</b>	4
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$34
<b>ORIGINAL</b>	1
<b>BEST</b>	4
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$35
<b>ORIGINAL</b>	4
<b>BEST</b>	4
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$36
<b>ORIGINAL</b>	3
<b>BEST</b>	4
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$37
<b>ORIGINAL</b>	1
<b>BEST</b>	4
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$38
<b>ORIGINAL</b>	6
<b>BEST</b>	1
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$39
<b>ORIGINAL</b>	6
<b>BEST</b>	6
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$40
<b>ORIGINAL</b>	6
<b>BEST</b>	6
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$41
<b>ORIGINAL</b>	5
<b>BEST</b>	6
<b>Adjustable Cell</b>	Cromossomo!\$K\$42
<b>ORIGINAL</b>	1
<b>BEST</b>	6

### CONSTRAINTS

<b>Description</b>	Estoque de GLP (ton)
<b>Definition</b>	1400 < Principal!\$Y\$4:\$Y\$43 < 7000
<b>Constraint Type</b>	HARD/ITER
<b>Satisfied for % of Sims</b>	54,39%
<b>Satisfied for % of Valid Sims</b>	100,00%
<b>Penalty Function</b>	N/A
<b>Penalty of Best Result</b>	N/A
<b>Description</b>	Estoque de Butano
<b>Definition</b>	0 < Principal!\$AA\$4:\$AA\$43 < 2800
<b>Constraint Type</b>	HARD/ITER
<b>Satisfied for % of Sims</b>	100,00%
<b>Satisfied for % of Valid Sims</b>	100,00%
<b>Penalty Function</b>	N/A
<b>Penalty of Best Result</b>	N/A
<b>Description</b>	Estoque máximo Propint
<b>Definition</b>	0 <= Principal!\$Z\$45 <= 2800
<b>Constraint Type</b>	HARD/ITER
<b>Satisfied for % of Sims</b>	83,38%
<b>Satisfied for % of Valid Sims</b>	100,00%

Penalty Function	N/A
Penalty of Best Result	N/A
-----	
Description	0 <= Principal!\$U\$44 <= 5
Definition	0 <= Principal!\$U\$44 <= 5
Constraint Type	SOFT
Satisfied for % of Sims	77,62%
Satisfied for % of Valid Sims	93,30%
Penalty Function	100*(EXP(deviation/100)-1)
Penalty of Best Result	0
-----	

#### ADJUSTABLE CELLS

Description	Sequência de programação da área de GLP
Solving Method	SCHEDULE
Number of Time Blocks	6
Const/Prec Range	Restrições!\$B\$5:\$D\$30
Mutation Rate	0,15
Crossover Rate	0,9
Input Cell/Range Constraint	Cromossomo!\$K\$3:\$K\$42
Operator #1 (score)	Default mutation (0)
Operator #2 (score)	Default crossover (0)
Operator #3 (score)	
Operator #4 (score)	
-----	

#### OPTIONS

Population Size	70
Pause On Error	FALSO
Graph Progress	VERDADEIRO
Update Display	Off
Log Simulation Data	VERDADEIRO
Random Seed	4928606 (Randomly Chosen)
Stop On Trials	1200
Stop On Minutes	N/A
Stop On Change	<1% in 100 trials
Stop On Formula	N/A
Simulation Sampling Type	Latin Hypercube
Simulations Use Same Seed	VERDADEIRO
Simulations Stop	On Actual Convergence
Stop Tolerance	auto
-----	

#### MACROS

Start Of Optimization	N/A
Before Simulation	N/A
Before Iteration/Recalc	N/A
After Iteration/Recalc	N/A
After Simulation	N/A
After Storage	N/A
End Of Optimization	N/A
-----	

Troca Campanha	5
Mínimo GLP	1429
Mínimo C4	208
Vendas Madrugada	5