



COPPE/UFRJ

MODELAGEM GERAL PARA PROGRAMAÇÃO DE MISTURAS DE
DERIVADOS DE PETRÓLEO

André Almeida Soares

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia de Sistemas e Computação, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Sistemas e Computação.

Orientador: Adilson Elias Xavier

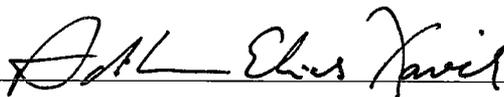
Rio de Janeiro
Outubro de 2009

MODELAGEM GERAL PARA PROGRAMAÇÃO DE MISTURAS DE
DERIVADOS DE PETRÓLEO

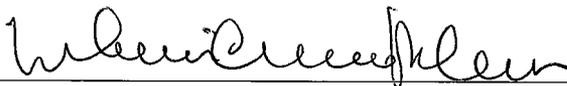
André Almeida Soares

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA DE SISTEMAS E COMPUTAÇÃO.

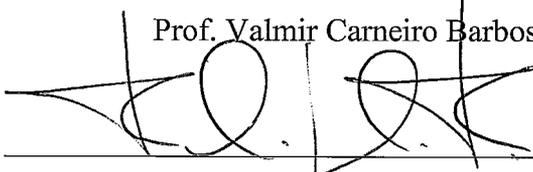
Aprovada por:



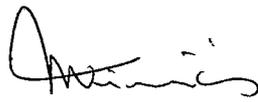
Prof. Adilson Elias Xavier, D.Sc.



Prof. Valmir Carneiro Barbosa, Ph.D.



Prof. Felipe Maia Galvão França, Ph.D.



Dr. Marcus Vinicius de Oliveira Magalhães, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

OUTUBRO DE 2009

Soares, André Almeida

Modelagem Geral para Programação de Misturas de Derivados de Petróleo/ André Almeida Soares. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2009.

VII, 65 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Adilson Elias Xavier

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia de Sistemas e Computação, 2009.

Referencias Bibliográficas: p. 61-65.

1. *Scheduling*. 2. *Blending*. 3. Otimização. I. Xavier, Adilson Elias. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia de Sistemas e Computação. III. Título.

Agradecimentos

A Deus, pelo dom da vida, pelo exemplo de amor e por ter me proporcionado a felicidade de concluir mais esta etapa em minha formação acadêmica e profissional.

À minha esposa e eterna namorada, Luciana. Companheira, sincera, amiga, cativante... inúmeras são suas qualidades. Agradeço o apoio e os momentos felizes que me proporciona.

Aos meus pais, pelo incentivo e apoio durante toda a minha vida para que eu conseguisse chegar até aqui.

Ao meu orientador Adilson Elias Xavier, por seus importantes conhecimentos e idéias transmitidas nas disciplinas ministradas e durante o desenvolvimento da tese, por seu exemplo de competência e organização.

À minha gerência na PETROBRAS, pela compreensão e apoio, permitindo a alocação de parte do meu tempo para desenvolvimento da dissertação.

Aos Engenheiros Marcus Vinicius e Luiz Carlos, por toda a ajuda técnica, atenção e cordialidade prestada, dando uma grande contribuição ao longo do trabalho.

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

MODELAGEM GERAL PARA PROGRAMAÇÃO DE MISTURAS DE DERIVADOS DE PETRÓLEO

André Almeida Soares

Outubro/2009

Orientador: Adilson Elias Xavier

Programa: Engenharia de Sistemas e Computação

Atualmente, as indústrias se defrontam com um aumento da competitividade, sendo necessário o gerenciamento otimizado de seus recursos e respostas rápidas às oportunidades e às incertezas da operação. Técnicas de otimização podem fornecer ferramentas que ajudam a reduzir o tempo dessas respostas e diminuir os custos operacionais, aperfeiçoando as operações de produção e distribuição.

O objetivo principal deste estudo é o desenvolvimento de um modelo de matemática para programação de operações de mistura de produtos em uma refinaria, visando auxiliar o processo de tomada de decisões. Como resultado, tem-se a definição de quais os produtos serão processados, considerando os recursos disponíveis, as demandas de produtos com diferentes datas de entrega, restrições operacionais de bombeamento de produtos e componentes, e a definição da melhor maneira de misturar os componentes de modo a minimizar o custo da mistura.

O modelo de otimização foi desenvolvido baseado em programação não-linear, com representação contínua do tempo. Para superar algumas dificuldades de diferenciabilidade decorrentes da modelagem, onde foi adicionada funções não-diferenciáveis, foi utilizado o método de suavização hiperbólica, que apresenta funções alternativas suavizadas, com a característica de serem diferenciáveis, utilizando métodos iterativos.

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

GENERAL MODELING FOR SCHEDULING OF PRODUCT MIX OPERATIONS

André Almeida Soares

October/2009

Advisor: Adilson Elias Xavier

Department: Systems and Computer Engineering

Currently, industries are facing increased competition, which required the enhanced management of their resources and quick responses to opportunities and uncertainties of the operation. Optimization techniques can provide tools that help to reduce the time of these responses and reduce operating costs, improving manufacturing operations and distribution.

The aim of this study is to develop a mathematical programming model for scheduling the mixing operations of products in a refinery, intending to aid the process of decision making. As a result, there is the definition of which products will be processed, given the available resources, demands for products with different delivery dates, operational constraints of pumping products and components, and the definition of the best way to mix the components to minimize the mixture cost.

The optimization model was developed based on nonlinear programming with continuous representation of time. To overcome difficulties of the differentiability of modeling, in which was added non-differentiable functions, we used the hyperbolic smoothing method, which provides smoothed alternative functions with the characteristic of being differentiable, using iterative methods.

Sumário

1	Introdução	1
2	Revisão Bibliográfica	5
2.1	Considerações iniciais	5
2.2	Gerenciamento da cadeia de suprimentos na indústria do refino	6
2.3	Planejamento	9
2.4	Programação da produção – <i>scheduling</i>	11
2.4.1	Tratamento da variável tempo	16
2.5	Sistemas de misturas em linha – <i>blending</i>	17
2.6	Otimização simultânea do <i>scheduling</i> e <i>blending</i>	20
3	Modelagem do problema	28
3.1	Descrição do problema	28
3.2	Nomenclatura empregada no modelo matemático	32
3.3	Formulação matemática do modelo	34
3.3.1	Não-simultaneidade de operações no mesmo misturador	38
3.3.2	Não-simultaneidade de misturadores na mesma operação	41
3.3.3	Limites de tancagem de componentes	43
3.3.4	Limites de tancagem de produtos	43
3.3.5	Restrição de composição de produto	43
3.3.6	Limites de vazão de produtos	43
3.3.7	Limites de concentrações de componentes em produtos	44
3.3.8	Especificação da qualidade dos produtos	44
3.3.9	Equação de balanço de material para produtos	45
3.3.10	Equação de balanço de material para componentes	45
3.3.11	Sequenciamento de operações	46
3.3.12	Função objetivo	46
3.4	Resumo do modelo	47
4	Suavização do Modelo	48
4.1	Suavização das restrições de não-simultaneidade	48
4.2	Suavização da função Ψ	52
4.3	Algoritmo	56
5	Conclusões	59
	Referências bibliográficas	61

Capítulo 1

Introdução

A tecnologia de otimização nos dias atuais se tornou uma peça chave na tomada de decisão de questões que geram vantagens competitivas para as empresas. Sofisticados sistemas de otimização são desenvolvidos com recursos e potencialidades para atender a uma enorme e diversa gama de aplicações comerciais. Dentro desse contexto, possivelmente o mercado de maior crescimento para as tecnologias de otimização se encontre na gestão da cadeia de suprimentos de empresas (*Supply Chain Management* - SCM), onde esses algoritmos inteligentes se revelaram como o segredo do crescimento das aplicações avançadas de planejamento e *scheduling* de tarefas, incluindo-se aqui um crescente número de pacotes comerciais especialistas. Essas tecnologias são conhecidas como APS (*Advanced Planning and Scheduling*).

APS é um conjunto de soluções capazes de promover a visão da capacidade disponível, dos gargalos, de altos estoques, a flexibilização da programação da fábrica e a garantia do nível de atendimento. E se destina basicamente ao segmento industrial, onde o ambiente de produção se faz presente e onde deve ser assegurada a correção de decisões sobre o que produzir, quanto produzir e datas de entrega para os pedidos. Esse tipo de ferramenta garante às organizações o alcance de seu objetivo maior: a maximização da utilização dos recursos mantendo o nível de atendimento. Também encontra aplicação onde as tomadas de decisões são baseadas na rentabilidade dos produtos e do mix por intermédio da gestão de ganho.

O apelo de soluções APS para o setor de produção é óbvio: as companhias conseguem otimizar suas cadeias produtivas de maneira a reduzir custos, aumentar a

margem de lucro de produtos, reduzir estoques e incrementar significativamente a capacidade produtiva de suas plantas. O ganho é de tal forma significativo que estudos feitos com empresas que implementaram aplicações especializadas de APS em sua cadeia produtiva obtiveram um Retorno sobre o Investimento (ROI) de até 300% (MCCALL, 2001).

Os produtos de APS possibilitam examinar milhões de variáveis e resolver problemas de complexidade crescente em tempos cada vez menores, entregando resultados em questão de horas, minutos ou segundos, onde antes a espera era de dias ou semanas. A aplicação dessas tecnologias e soluções de otimização vem aumentando consideravelmente seu campo de atuação, atendendo já áreas de produção, distribuição e vendas. E, como consequência, as grandes corporações mundiais já sabem que as tecnologias de otimização têm o potencial de levar seus negócios a um patamar superior de eficiência, eficácia e competitividade global.

A otimização se inicia com o desenvolvimento de um modelo que define o problema e seus parâmetros. Cada questão do negócio é representada por um conjunto de variáveis, enquanto que o relacionamento entre elas é formulado por meio de restrições, impondo-se por último um objetivo para o problema (por exemplo, a maximização do lucro). Esse processo de modelagem é necessário para qualquer aplicação, uma vez que cada uma possui características distintas e particulares, e geralmente requer uma alta habilidade por parte de quem o elabora.

O modelo de otimização resultante é então processado usando um *solver*, que é um software que possui em seu núcleo algoritmos altamente sofisticados e adequados ao tratamento de gigantescos volumes de dados e à análise dos inúmeros caminhos direcionados para obtenção de uma solução, possivelmente ótima, adequada ao problema.

O atual estágio de desenvolvimento dos algoritmos usados pelos diferentes solvers de mercado, em associação com a habilidade de modelagem necessária para capturar todos os requisitos do problema em questão, são os pontos chave de sucesso de projetos de otimização. Nesse segundo ponto, fica evidente pela experiência de inúmeros projetos dessa natureza, que a habilidade e conhecimento exigidos pelos

responsáveis pela modelagem dos problemas de otimização está muito acima da média da intuição ou habilidade dos programadores e analistas do mercado. A escassez de especialistas em otimização gerou, dessa forma, a oportunidade para empresas dedicadas de nicho de mercado como também o meio acadêmico, atuarem com esse conhecimento específico no desenvolvimento e fornecimento de soluções de otimização para as grandes companhias do setor produtivo.

Em essência, neste trabalho é proposta uma nova metodologia para tratar as operações logísticas associadas à programação de misturas de produtos em refinarias, tendo a característica diferenciada de ser completamente contínua, e sem a utilização de variáveis binárias.

A proposta do modelo integrado de *scheduling* e *blending* tem duas principais funções. A primeira está relacionada à programação da produção, ou seja, trata a maneira na qual os produtos são processados, considerando os recursos disponíveis, as demandas de produtos com diferentes datas de entrega, restrições operacionais de bombeamento de produtos e componentes, entre outros. Já a função da segunda é de encontrar a melhor maneira de misturar os componentes, de modo a minimizar o custo da mistura, sujeito a restrições de qualidade e atendimento às demandas de produtos finais.

Como fatores que motivaram a escolha da temática de *scheduling* e *blending*, podemos citar:

- Complexidade: Os problemas de *scheduling* são conhecidos e difíceis de resolver, e o desenvolvimento de novos modelos e algoritmos de otimização torna-se uma tarefa nobre e desafiadora;
- Custo: Os custos envolvidos na operação diária de uma refinaria são altíssimos, justificando medidas que possam apoiar a tomada de decisão neste cenário;
- Necessidade de resposta rápida para tomada de decisão: O programador de produção muitas vezes se depara com situações inesperadas, como manutenção de urgência em determinados equipamentos, que podem atrapalhar a

programação prévia que havia sido feita, necessitando, então, de uma ferramenta que o auxilie a adaptar rapidamente sua programação e avaliar os impactos desta na operação da refinaria (*scheduling* reativo);

- Ausência no mercado de ferramenta de otimização consolidada: Não existe ainda uma ferramenta, ou sequer uma metodologia, que satisfaça a todas as necessidades do programador de produção;

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

Neste capítulo serão introduzidos os principais conceitos inerentes a este trabalho, de modo que o leitor possa ter uma visão mais detalhada do cerne do problema aqui tratado.

2.1 Considerações iniciais

A gestão da cadeia de suprimentos é reconhecida como uma importante área para inovação e investimento em Tecnologia da Informação (TI) (PATTERSON; GRIMM; CORSI, 2003). Dados revelam que o volume de investimentos realizados pelas empresas americanas em softwares de *Supply Chain Management* (SCM) foi de US\$ 3,5 bilhões em 2001, enquanto as brasileiras investiram US\$ 57,7 milhões no mesmo período (B2BMAGAZINE, 2002). Isto reforça a idéia de que a TI já se tornou um componente integrante no processo de gestão das cadeias de suprimento (CHANDRASHEKAR; SCHARY, 1999). Segundo Andersen e Segars (2001), os investimentos em TI continuam sendo questão estratégica central em empresas que buscam ganhar vantagem competitiva em um ambiente cada vez mais dinâmico.

Por outro lado, as organizações não conseguem compreender completamente os impactos que a TI pode causar no desempenho (ANDERSEN; SEGARS, 2001). Em grande parte dos estudos de Sistemas de Informação (SI), a medição de desempenho tem se baseado em abordagens objetivas, usando um conjunto de variáveis financeiras

como retorno sobre investimento (ROI) e retorno sobre ativos (ROA), ou medidas como faturamento e crescimento de vendas (BERGERON; RAYMOND; RIVARD, 2001). Tais medidas têm sido criticadas porque enfatizam somente as dimensões econômicas de desempenho, negligenciando outros objetivos importantes das empresas. Além disso, os dados necessários para comporem as métricas geralmente não estão disponíveis ou não são confiáveis. Devido às questões referidas, cresce na literatura de SI a utilização da percepção dos executivos em estudos de análise de impacto de TI (TORKZADEH; DOLL, 1999; LIM; PALVIA, 2001).

Enquanto a literatura de SI apresenta diversos trabalhos preocupados com a adoção da TI na gestão da cadeia de suprimentos (SPANOS; PRASTACOS; POULYMENAKOU, 2002; PATTERSON; GRIMM; CORSI, 2003), poucos pesquisadores focalizam suas investigações nos impactos dos investimentos da TI em SCM (LIM; PALVIA, 2001). Byrd e Davidson (2003) afirmam que pesquisas empíricas nessa área são esparsas, se não forem inexistentes. Assim, a importância da TI para a eficiência da gestão das cadeias de suprimentos, somada à falta de modelos que auxiliem na compreensão dos impactos da TI na gestão das cadeias, justificam a oportunidade de pesquisa explorada pelo presente estudo.

2.2 Gerenciamento da cadeia de suprimentos na indústria do refino

O registro inicial do uso da otimização na produção em refinarias de petróleo vem de meados dos anos cinquenta, quando as primeiras aplicações de programação linear foram utilizadas para a área de petróleo cru. Desde então, os benefícios da otimização de processos aumentaram continuamente, e esse fenômeno foi acentuado com o desenvolvimento da concorrência global e com a emergência dos mercados internacionais a partir dos anos oitenta.

Portanto, a eficiência tornou-se peça chave e muitas refinarias de petróleo e indústrias petroquímicas foram reestruturadas para competir neste novo cenário, o qual apresenta requisitos de baixa margem de lucro, regulamentação ambiental mais rigorosa e parque industrial mais eficiente.

Além disso, otimizadores de unidades foram introduzidos com a implementação de avançados sistemas de controle, gerando ganhos significativos na produtividade das plantas. Esses bons resultados têm aumentado a demanda por sistemas de automação mais complexos, os quais devem considerar os objetivos da produção (ZHANG, 2000). No entanto, os otimizadores determinam valores ótimos de variáveis do processo, mas consideram apenas as condições operacionais correntes (PINTO; JOLY; MORO, 2000) dentro de um subsistema da planta.

Por outro lado, a otimização dos subsistemas da planta não assegura a otimização econômica global da refinaria. Os objetivos de cada um de seus subsistemas são geralmente conflitantes entre si e, como consequência, contribuem para soluções sub-ótimas e muitas vezes com operações inviáveis.

Os gestores de refinarias estão cada vez mais preocupados com a melhoria do planejamento e programação de suas operações, para atingir melhores resultados e aumentar a margem de lucro. O principal fator que faz esta tarefa difícil, entre outros, é a natureza dinâmica do ambiente econômico, influenciada pela contínua evolução dos mercados. Portanto, as refinarias têm de enfrentar o desafio das variações nas especificações dos produtos demandados, preços e volumes solicitados ou mesmo serem capazes de explorar novas oportunidades de mercado (JOLY; MORO; PINTO, 2002).

Além disso, as refinarias mais bem sucedidas serão aquelas que acompanharem seus desempenhos com afinco, ajustarem adequadamente as suas operações e identificarem as principais deficiências para corrigi-las prontamente (ZHANG, 2000). Existem muitas decisões envolvidas para atingir o funcionamento ótimo de uma refinaria de petróleo.

A partir do nível gerencial, os gestores têm de decidir quais os óleos brutos a serem comprados, que tipos de petróleo a serem processados, quais os produtos a produzir, quais regras operacionais a seguir, quais catalisadores a serem utilizados, que modo de funcionamento utilizar para cada unidade de processo e assim por diante. E a partir do nível operacional, os operadores têm que determinar e controlar as condições de funcionamento de cada equipamento e dos subsistemas da planta. Finalmente, todas as decisões devem interagir melhor entre si (ZHANG; ZHU, 2000).

O ciclo operacional do refino, apresentado na figura 2.1, foi proposto por Pelham e Pharris (1996), com o intuito de ajudar a integrar as principais funções, produzindo produtos de qualidade com uma margem operacional segura. O ciclo começa com o planejamento para se determinar operações de longo e médio prazo. Depois, trata da programação de curto prazo e operações diárias. O controle avançado e a otimização on-line devem traduzir os objetivos definidos pelo planejamento e programação em metas operacionais de tempo real, que deverão ser executadas pelo controle regulatório. Acompanhar e analisar os resultados fornecerão *feedbacks* ao processo de tomada de decisão inicial.

A principal tarefa consiste em encontrar a melhor combinação dessas decisões, a fim de maximizar o lucro global. Como a otimização global de uma refinaria abrange quase todos os aspectos relacionados à rentabilidade de suas operações, esta é ainda considerada uma das mais difíceis e desafiadoras tarefas de otimização.

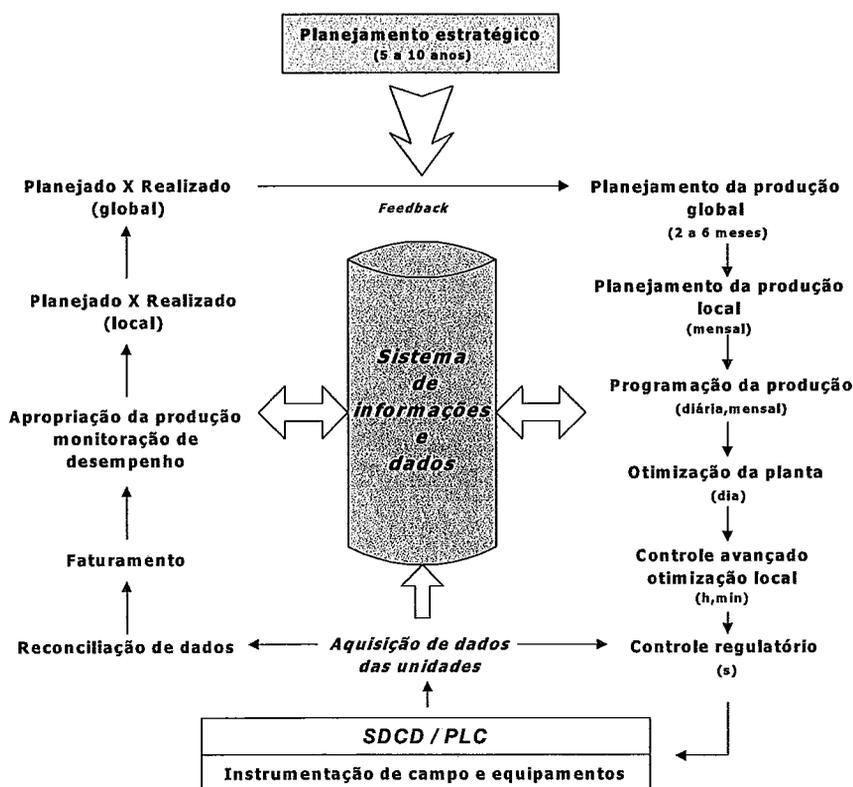


Figura 2.1 – Automação integrada da produção (MIRANDA, 2001)

Na figura 2.1 é apresentada uma visão geral dos diferentes macro processos da indústria do refino nacional, bem como do fluxo de informações, o que possibilitará uma melhor compreensão de alguns conceitos que serão tratados nesta dissertação. A Automação Integrada da Produção (AIP), também conhecida por CIM (*Computer Integrated Manufacturing*), é definida como uma forma específica de funcionamento de um sistema de produção, no qual a integração organizacional é suportada e alavancada pela informática e telemática (MIRANDA, 2001).

O planejamento estratégico, mostrado na parte superior da figura 2.1, é elaborado de forma a estabelecer as diretrizes de longo prazo do negócio. À direita são apresentadas as etapas associadas à produção industrial, que vão desde o planejamento até a efetiva operação dos equipamentos, sendo indicado entre parênteses a frequência de elaboração e controle de cada atividade. O lado esquerdo representa as etapas ligadas à gestão, com o acompanhamento das variáveis de negócio da refinaria. No centro é representado o sistema de informações, que viabiliza a transferência das informações entre todas as áreas.

A seguir, será detalhado o planejamento, que é um conceito estratégico amplamente estudado na literatura. Após, serão abordados o *scheduling*, o *blending* e um resumo do artigo que serviu como pilar para o início desse trabalho.

2.3 Planejamento

O modelo de planejamento da produção de uma refinaria foi concebido para determinar o tipo, quantidade e as diferentes estratégias de mistura de petróleos brutos disponíveis para compra e processamento, de modo que a refinaria possa cumprir o objetivo de maximizar o lucro, satisfazendo demandas específicas em um determinado período de tempo (ALATTAS; GROSSMANN; PALOU-RIVERA, 2008).

De um modo geral são realizados dois tipos de planejamento da produção, diferenciados pelo horizonte a ser avaliado (SMANIA, 2002). O primeiro tipo visa determinar a produção ótima a ser realizada a médio e longo prazos (de três meses até doze meses) e os recursos necessários à sua concretização (ex: matéria-prima,

necessidades logísticas) (MORO, 2000). O segundo é o planejamento de curto prazo (até dois meses), que emprega um modelo mais detalhado, e busca a otimização mensal média da produção através da maximização da margem bruta (SMANIA, 2002).

Apesar das variações de refinaria para refinaria, de um modo geral todas trabalham com um plano mensal de produção. Este plano é elaborado com base no mercado dos derivados de petróleo (preço e qualidade de matéria-prima e insumos, demanda, preços e restrições de qualidade de produtos), restrições de capacidade das unidades e de estoque, e estoque atual de matéria-prima, de produtos intermediários e finais.

No plano de produção são definidos, basicamente, quais matérias-primas e insumos serão comprados e recebidos, que tipos e quantidades de produtos serão produzidos e entregues, e o nível de utilização das unidades de processo por período no horizonte de planejamento.

A disponibilidade de softwares comerciais baseados em programação linear (PL) para o planejamento da produção, tais como o PIMS (*Process Industry Modeling System* – Aspen Tech), tem permitido o desenvolvimento de planos de produção para toda uma refinaria, que podem ser interpretados como tendências gerais. Conforme Pelham e Pharris (1996), o planejamento pode ser considerado uma tecnologia bem consolidada, e os principais avanços nesta área serão baseados no refinamento do modelo, especialmente através da utilização da programação não-linear, como em Moro, Zanin e Pinto (1998) e Pinto e Moro (2004).

As refinarias da Petrobras utilizam o PIMS no planejamento da produção de derivados das respectivas unidades. Cada unidade é modelada individualmente atendendo os requisitos de capacidade de processamento, parada programada, restrições operacionais, qualidade de petróleo e derivados, demanda de mercado e oferta de matéria prima.

Mensalmente cada refinaria roda o respectivo modelo, seguindo orientações corporativas, com o horizonte de dois meses, para com isso traçar o plano nacional de abastecimento. Em algumas refinarias do sistema Petrobras o PIMS é utilizado nas

atividades de avaliação da produção (realizado versus planejado), estudos de cenários, atratividade de novas unidades e ampliações das unidades existentes, avaliação da economicidade de novos produtos, redução no prazo de execução de paradas, maximização da produção de GLP na UFCC (unidade de craqueamento catalítico), avaliação da viabilidade do processamento ou não de correntes em unidades de conversão etc.

A Petrobras também utiliza o PIMS na avaliação econômica de operações de compra e/ou venda de petróleo e derivados no mercado internacional, com o objetivo de otimizar a cadeia de suprimentos como um todo, visando a obtenção de máxima rentabilidade para a companhia.

2.4 Programação da produção – *scheduling*

Segundo Pekny e Zentner (1993), tanto *planning* como *scheduling* referem-se aos procedimentos de alocação, em um contexto de processos químicos, num determinado período de tempo, de recursos e equipamentos para executar o processamento de tarefas de natureza química ou física, necessárias para a manufatura dos produtos químicos.

Essa problemática de *scheduling* está presente em um grande conjunto de aplicações. A terminologia usada parece sugerir que o problema ocorre num contexto de produção industrial, mas na realidade ele ocorre em contextos variados. É fácil verificá-lo se trocarmos os processos e máquinas numa fábrica por pacientes e equipamentos de um hospital, turmas e professores numa escola, navios e docas num estaleiro, programas e computadores, refeições e cozinheiros num restaurante, cidades e caixeiros viajantes.

Scheduling, no contexto da indústria de transformação química, lida com o nível operacional de tomada de decisão de problemas, embutidos no planejamento da produção. Esta atividade envolve decisão sobre a metodologia que determina a sequência ou ordem viável, e o momento em que vários produtos devem ser produzidos

em cada equipamento, de modo a cumprir os objetivos definidos pelo modelo de planejamento da produção.

Seu principal objetivo consiste em utilizar de forma eficiente os equipamentos disponíveis para os vários tipos de produtos a serem fabricados, a uma medida necessária para satisfazer as metas de produção otimizando um critério econômico adequado. Com a utilização do *scheduling*, é possível gerar informações detalhadas sobre decisões de sequenciamento de tarefas e alocação destas últimas em equipamentos disponíveis, visando atender as metas definidas pelo *planning*.

Segundo Miranda (2001), a programação da produção utiliza, como referência inicial, o plano mensal fornecido pelo modelo de programação linear de planejamento, e busca obter um plano efetivamente factível, baseado nas condições reais de operação da refinaria. Para isso, a programação de operações deve ser sensível às alterações diárias na programação, como por exemplo: variações na qualidade de petróleo recebido, datas e horários de recebimento de petróleo, desempenho de unidades de processo, qualidades de produtos, restrições de transferência de produtos, etc.

Em Joly (1999) é mencionado que o *scheduling* trata da parte central dos processos de uma refinaria, pois consiste de uma atividade complexa que engloba a coleção, a coordenação e a interpretação de um grande volume de dados, uma estratégia financeira e por fim, a solução de problemas combinatórios difíceis. Normalmente o *scheduling* promove a interação entre estes elementos em um processo iterativo, o qual é repetido sempre que uma nova informação torna-se disponível, de forma que ele também deve ser visto como uma atividade integradora.

Segundo Mendez e outros (2006b), a grande maioria dos softwares acadêmicos de *scheduling* de bateladas utiliza o GAMS e AMPL em sua modelagem, tendo-se poucos pacotes de software que podem ser usados como ferramentas comerciais e que dispõem de interfaces gráficas sofisticadas. Por outro lado, as ferramentas comerciais tiveram um aumento considerável nos últimos anos. Além disso, muitos refinadores desenvolveram suas próprias ferramentas, que normalmente são específicas para cada problema e muitas vezes baseadas em simuladores (MORO e PINTO, 2004).

A PETROBRAS desenvolveu o SIPP (MAGALHÃES et al., 1998), Sistema Integrado de Programação de Produção, o qual é baseado em simulação e cujo objetivo é garantir a viabilidade de uma solução apresentada pelo nível de planejamento. Tendo em vista que as restrições operacionais não estão presentes no modelo de programação linear, o software visa implementar uma solução com diferença mínima em relação à solução no nível superior (PINTO; JOLY; MORO, 2000).

A busca da solução automática para os problemas de programação de produção, classificados por Kallrath (1997) como pertencentes à classe dos casos mais complexos de otimização existentes, tem sido desenvolvida em várias frentes, notadamente com simuladores e métodos heurísticos, baseados em regras, que geram uma programação viável, agregando todo conhecimento dos especialistas da área, não fornecendo, porém, a solução ótima do problema e apresentando poucos dados quantitativos.

A solução do problema de programação em refinarias com grande complexidade logística, mesmo com ajuda da simulação, toma bastante tempo, tendo em vista a quantidade de decisões a serem tomadas durante o processo de solução, pois define a sequência de eventos de todas as unidades de processo e o sistema de transferência e estocagem. Além disto, as interações regionais podem requerer constantes reprogramações ao longo do dia. Segundo Joly (1999), o *scheduling* é uma atividade que demanda muito tempo por parte do *scheduler*, que é a pessoa responsável pela programação da produção, uma vez que existe a necessidade de muito empenho para a obtenção das várias informações requeridas para a obtenção de resultados de qualidade.

Um problema de *scheduling* na sua forma mais geral consiste dos seguintes elementos (REKLAITIS, 1991):

- um conjunto de equipamentos da planta produtiva;
- um conjunto de recursos humanos e/ou materiais secundários (denominados utilidades);
- um conjunto de receitas e custos associados a produtos e processos. Especificações de produtos e relações de precedência na sua produção deverão ser satisfeitas;

- uma oferta de matéria prima e demanda de produtos finais;
- datas;
- uma estratégia operacional.

A utilização de programação matemática no *scheduling* em refinarias vem atraindo atenção crescente da indústria de petróleo. Existem muitas contribuições na literatura dirigidas a esses problemas. Shah (1996) abordou o problema de *scheduling* de fornecimento de petróleo bruto a uma refinaria. Para isto, foi adotado um modelo de programação matemática baseado na discretização do horizonte de tempo em intervalos de igual duração.

As principais decisões do modelo incluem alocação de óleos brutos nas refinarias e tanques no porto, a conexão dos tanques da refinaria às unidades de destilação atmosférica, a sequência e o montante de óleo cru bombeado a partir dos portos para as refinarias, e as informações relativas ao desempenho dos petroleiros no porto. Por se tratar de um modelo de grande porte e o fato de que existe um ponto natural em que o problema pode ser decomposto em dois pequenos problemas, o autor desenvolveu uma solução baseada em processo de decomposição.

Gothe-Lundgren, Lundgren e Person (2002) apresentaram um modelo MILP (programação linear inteira mista) para o problema de *scheduling* em uma refinaria de petróleo na Suécia. O horizonte de *scheduling* foi dividido em um conjunto de períodos discretos, e o modelo considera decisões sobre que modo de operação usar em cada um desses períodos para todas as unidades de processo com o objetivo de minimizar os custos, atendendo às restrições de demanda, capacidade e níveis de segurança de estoque. Os autores analisaram os níveis de planejamento da refinaria considerada: planejamento da produção, planejamento de distribuição, *scheduling* do processo e execução. O modelo foi desenvolvido para melhorar o planejamento através da utilização de uma otimização baseada em ferramenta de apoio à decisão. Foi colocado que um desafio seria adotar o modelo de otimização para lidar com as incertezas associadas ao planejamento da produção e *scheduling*.

Wenkai e outros (2002) apresentaram um algoritmo de solução e formulações matemáticas para *scheduling* de descarga, armazenamento e processamento de petróleo

bruto no curto prazo com múltiplos tipos de petróleo, múltiplos cais, e várias unidades de processo. Foi proposto um algoritmo de solução que iterativamente resolve dois modelos MILP e um modelo de programação não-linear (NLP). Os autores afirmam que este algoritmo resulta em melhor qualidade, estabilidade e eficiência do que resolver um modelo de programação não-linear inteira mista (MINLP) diretamente.

Jia, Ierapetritou e Kelly (2003) apresentaram uma formulação de tempo contínuo para *scheduling* de curto prazo de uma refinaria. Para isso, o problema global foi decomposto em três fases: descarregamento do petróleo bruto e mistura (*blending*), operação das unidades de produção e mistura de produto e entrega. Cada um destes sub-problemas foi modelado e resolvido usando representação contínua do tempo. Os autores afirmam que isto resulta em modelos menores em termos de variáveis e restrições.

Moro e Pinto (2004) representaram o problema de *scheduling* de petróleo bruto no curto prazo como modelo de programação inteira mista baseado numa formulação de tempo contínuo. O principal objetivo é manter um nível de carregamento de petróleo bruto, minimizando o custo operacional dos tanques de óleo bruto sujeito a flutuações de petróleo bruto, em termos de quantidade e de qualidade. Para lidar com a não linearidade causada pelos cálculos da composição do petróleo, duas formulações foram desenvolvidas: a primeira baseada num modelo MINLP, e a segunda com a adoção de um processo de discretização aplicado às frações dos volumes de tanque que são enviados para a unidade de destilação, o que gerou um problema MILP.

Uma maneira eficaz de reduzir os custos em uma refinaria, é a utilização de ferramentas de otimização nos processos de mistura de produtos. Essas ferramentas contribuem na redução de sobre-especificação, evitando o reprocessamento e reduzindo a necessidade de grandes estoques. Segundo Smania (2002), a programação da produção mal elaborada tem reflexo direto no estoque de produtos intermediários e finais, como apresentado na Figura 2.2.

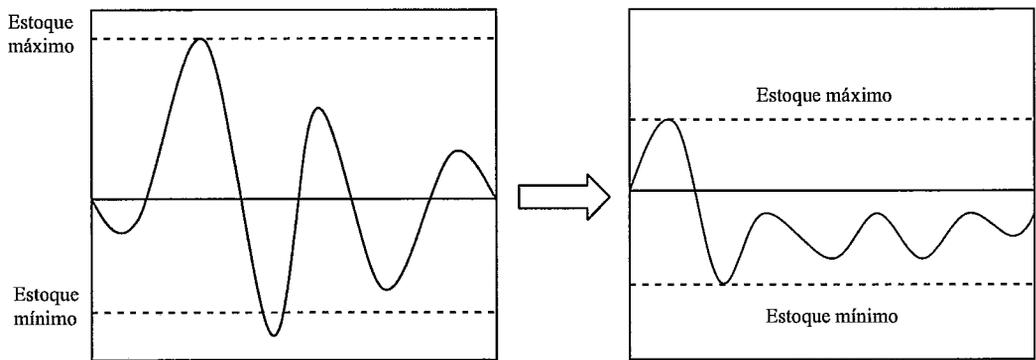


Figura 2.2 - Programações normal e otimizada (SMANIA, 2002)

2.4.1 Tratamento da variável tempo

As atividades de *planning* e *scheduling* envolvem muitas considerações a respeito do tempo. Moro e Pinto (2004) destacaram como aspecto crítico dos modelos MILP de *scheduling* a representação do tempo. Segundo Floudas e Lin (2004), todos os modelos de *scheduling* podem ser classificados em duas principais categorias: com tempo discreto e com tempo contínuo.

No primeiro, é feita a discretização do tempo em partes pré-definidas, mas não necessariamente de igual duração ao longo do horizonte de programação. Todas as atividades somente podem iniciar e terminar nos limites dos intervalos, conforme mostrado na figura 2.3, sendo contínuas ao longo do período.

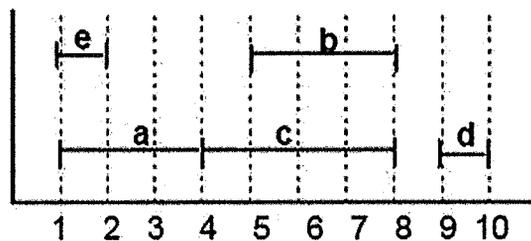


Figura 2.3 – Horizonte de programação com tempo discreto

Na abordagem com tempo discreto, a complexidade do problema é menor, especialmente quando limitações de estoque e recursos são levadas em conta, visto que as restrições do *scheduling* têm somente que ser avaliadas em pontos específicos conhecidos (MENDEZ et al, 2006b). Por outro lado, este método possui desvantagens. Uma é que o número de intervalos pré-definidos influenciam fortemente a eficiência computacional e o tamanho do modelo, sendo que a duração do intervalo depende do compromisso entre o nível de detalhamento desejado para a modelagem, e o esforço computacional necessário para sua solução.

O segundo tipo de modelagem é a de tempo contínuo, onde os instantes de início e fim das atividades são variáveis a serem otimizadas, sendo, portanto, um método mais elegante, pois gera soluções mais flexíveis. Este tipo é baseado em *slots* de tempo com duração variável a ser otimizada, sendo que os *slots* podem ser definidos globalmente ou para cada unidade, como apresentado na figura 2.4. Entretanto, esse tipo é mais difícil de ser modelado, principalmente as restrições de estoque.

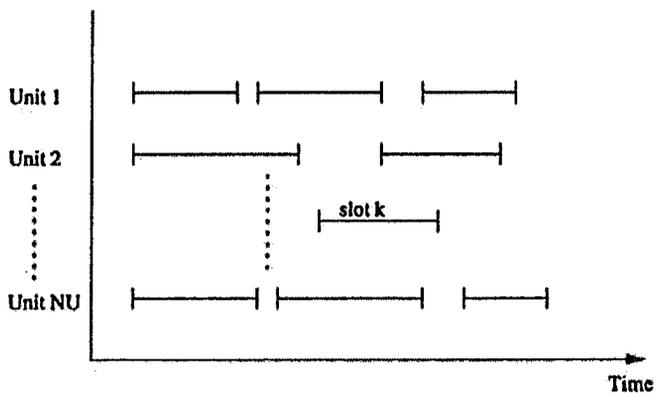


Figura 2.4 – Horizonte de programação com tempo contínuo (FLOUDAS e LIN, 2004)

2.5 Sistemas de misturas em linha – *blending*

Segundo Miranda (2001), os sistemas de mistura em linha são utilizados basicamente na produção de produtos finais como a gasolina, o diesel e o óleo combustível. Esses sistemas controlam, de forma otimizada e dentro das especificações,

a mistura dos componentes intermediários produzidos pelas unidades e, eventualmente, os seus aditivos.

O objetivo da atividade de *blending* de produtos, conforme Gary e Handwerk (2001), é a alocação de componentes disponíveis para serem misturados de forma que a demanda e especificações do produto final sejam atendidas ao menor custo, produzindo produtos que maximizem o lucro global da refinaria.

Segundo Palmer, Bar-Dov e Whitaker (1995), a especificação de cada produto depende de uma série de qualidades, que são regulamentadas e fiscalizadas de acordo com regras específicas de cada país e que, muitas vezes, são alteradas em função de evoluções tecnológicas, de restrições ambientais e de níveis de segurança mais rígidos. Para o caso da gasolina, as principais características a serem controladas são: octanagem, destilação ASTM, pressão de vapor *Reid* (PVR), goma e teor de enxofre.

A atividade de *blending* para obtenção de produtos finais pode ser considerada um problema complexo, que envolve várias possibilidades ao longo do processo com inúmeras restrições, as quais podem gerar equações não-lineares no modelo e, conseqüentemente, dificuldade computacional na obtenção da solução ótima.

O misturador, ou *mixer*, é o equipamento especialmente usado para se misturar correntes, transformando as várias correntes de entrada em uma corrente homogênea de saída. Porém, frequentemente as misturas são realizadas nos próprios tanques e esferas de destino dos produtos e, às vezes, até na porta de carga de algumas unidades de processo.

Diversos sistemas de apoio foram desenvolvidos para auxiliar no planejamento e *scheduling* de operações de *blending*, conforme Jia e Ierapetritou (2003). Em seu trabalho, foi apresentado um modelo matemático para o problema de *scheduling* de curto prazo da mistura de gasolina e distribuição em uma refinaria de petróleo. Para isso foi desenvolvida uma formulação de programação linear inteira mista (MILP) baseada na representação contínua do domínio de tempo.

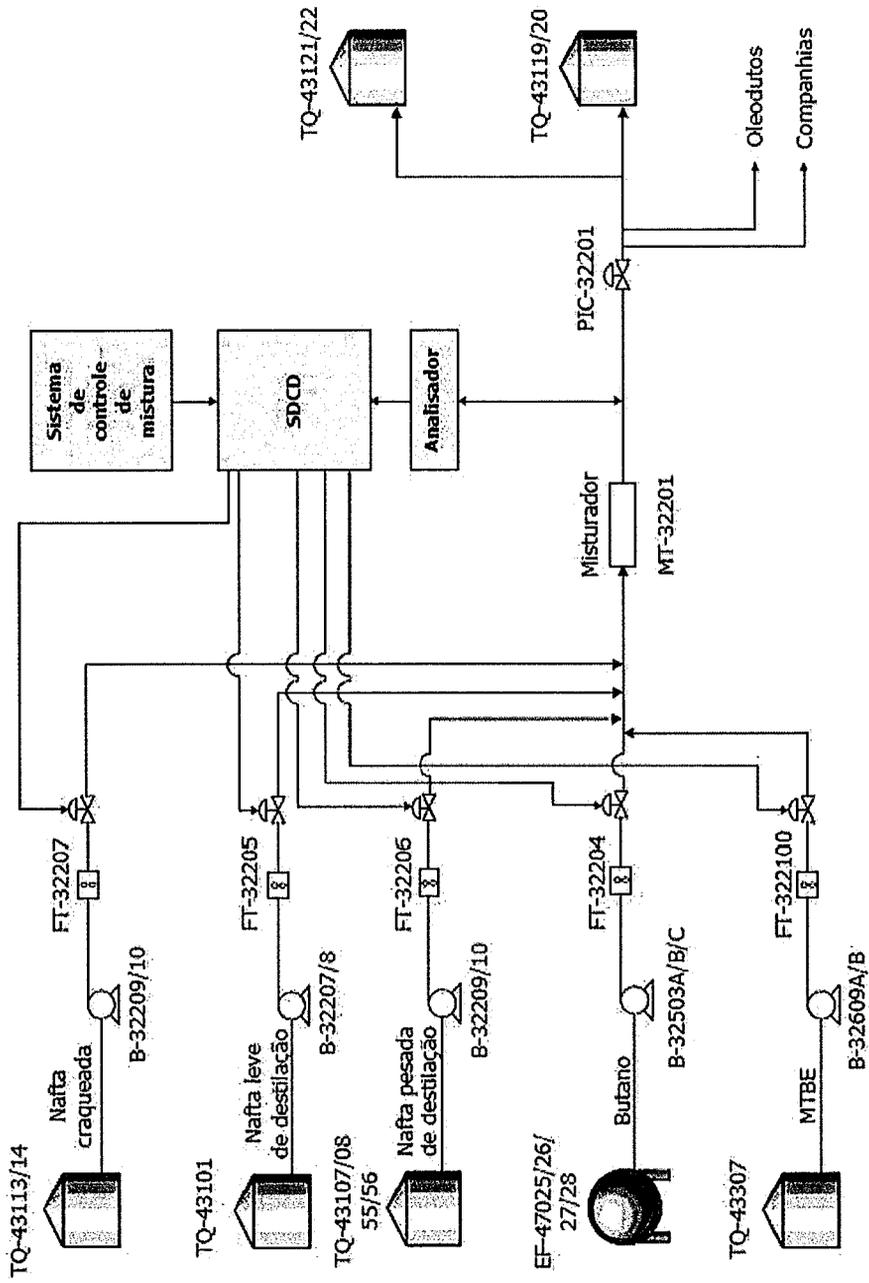


Figura 2.5 – Sistema de mistura em linha da REVAP MIRANDA (2001)

Conforme apresentado em Miranda (2001), no sistema de mistura em linha de gasolina da REVAP, as misturas são feitas em bateladas, e foi projetado para operar com 5 componentes: nafta craqueada, nafta pesada, nafta leve, butano e MTBE, como mostrado na figura 2.5.

Cada componente possui controladores de vazão que controlam o respectivo fluxo para a tubulação central, denominada header de mistura, a qual está conectada, através de válvulas telecomandadas, a duas linhas, sendo somente uma operacional, que leva a gasolina aos tanques finais. O header de mistura é equipado com um misturador estático, uma válvula para o controle de pressão e dispõe, ainda, de um medidor de vazão para detecção de erros grosseiros na medição de vazão dos componentes de mistura.

2.6 Otimização simultânea do *scheduling* e *blending*

Neste item vamos apresentar o resumo do artigo de Mendez e outros (2006a), o qual norteou a pesquisa para este trabalho. O artigo apresenta um novo método baseado em MILP para tratar de problemas de otimização simultânea de *blending* e *scheduling* de operações de mistura de produtos, no contexto do refino de petróleo. O modelo apresentado adota duas abordagens na representação do tempo, uma com base em tempo discreto e outra com tempo contínuo, que podem ser empregadas dependendo das características do problema, bem como da necessidade de flexibilidade da solução.

A fim de preservar a linearidade do modelo, um processo iterativo é proposto para lidar efetivamente com as propriedades não-lineares da gasolina e com as receitas variáveis para cada tipo diferente de produto. Assim, a solução de um problema MINLP grande e complexo é substituída por uma aproximação sequencial MILP.

Além disso, diferentes alternativas para lidar com problemas inviáveis são apresentadas. Condições suficientes de convergência para a abordagem proposta são apresentadas, bem como uma comparação com *solvers* de PNL e MINLP para

demonstrar que o método oferece uma solução integrada eficaz para problemas de *blending* e *scheduling*.

A programação de misturas leva em conta duas principais questões. A primeira é relacionada aos aspectos da logística da produção, que envolve principalmente demandas múltiplas de produção, com diferentes datas de entrega, restrições de estoques, de bombeamento de produtos e componentes, bem como regras operacionais. Essas características fazem parte do *scheduling* e foram modeladas com tempo discreto e contínuo.

Já a segunda questão está relacionada à qualidade da produção, cujo objetivo principal é produzir misturas dentro das especificações com o menor custo. Este problema, também chamado de *blending*, leva em conta as receitas dos produtos e especificações das propriedades como número de octanas, teor de enxofre, densidade, etc.

A saída do sistema é a associação entre os misturadores e os produtos finais, os níveis de estoque de componentes e de produtos, a fração de volume de componente em cada produto, as vazões de componentes e produtos e o cronograma ótimo de produção.

Antes de apresentar a modelagem matemática, parte da nomenclatura adotada no artigo será exposta a seguir:

Índices:

- d datas de entrega de produto
- i componentes ou produtos intermediários
- k propriedades ou qualidades
- p produtos finais
- t *slots* de tempo

Conjuntos:

- D conjunto de datas de entrega
- I conjunto de componentes a serem misturados
- K conjunto de propriedades dos componentes e produtos
- P conjunto de produtos finais

T conjunto de *slots* de tempo

Parâmetros:

- $f_{i,t}$ vazão do componente i em cada *slot* t
- n_t^B número máximo de misturadores que podem operar em paralelo durante o *slot* t
- $rate_p^{\min}$ limite mínimo de vazão do produto p
- $rate_p^{\max}$ limite máximo de vazão do produto p
- $rcp_{i,p}^{\min}$ concentração mínima do componente i no produto p
- $rcp_{i,p}^{\max}$ concentração máxima do componente i no produto p

Variáveis:

- $A_{p,t}$ variável binária que denota qual produto p está sendo produzido no *slot* t
- E_t instantes final do *slot* t
- $F_{i,p,t}^I$ volume do componente i sendo transferido ao misturador para produzir o produto p durante o *slot* t
- $F_{p,t}^P$ volume do produto p sendo produzido em cada *slot* t
- $V_{i,t}^I$ volume do componente i estocado em cada *slot* t
- $V_{p,t}^P$ volume do produto p estocado em cada *slot* t
- S_t instante inicial do *slot* t

Na figura 2.6 está representado o diagrama geral do sistema, especificando parte da refinaria em questão e equipamentos envolvidos, bem como as principais variáveis do modelo. O parâmetro $f_{i,t}$ é a vazão do componente i em cada *slot* t , que foi assumida como constante e conhecida previamente. A variável contínua $F_{i,p,t}^I$ define o volume do componente i sendo transferido ao misturador para produzir o produto p durante o *slot* t . Já a variável $F_{p,t}^P$ denota o volume do produto p sendo produzido em cada *slot* t . As variáveis $V_{i,t}^I$ e $V_{p,t}^P$ definem o volume do componente i e do produto p estocados em cada *slot* t , respectivamente.

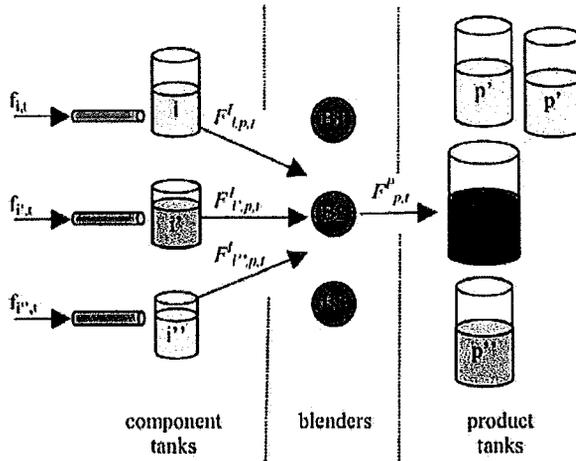


Figura 2.6 – Diagrama do sistema e principais variáveis do modelo

Serão apresentadas agora as principais restrições dos modelos discreto e contínuo, bem como alguns detalhes adicionais, que vão servir como base para comparação com o modelo proposto no presente trabalho, que será visto no capítulo 3.

Vale também mencionar as constantes e_t e s_t , que na modelagem com tempo discreto, são parâmetros conhecidos e definem os instantes final e inicial do *slot* t , respectivamente. Já no modelo com tempo contínuo, os autores adotaram as variáveis E_t e S_t , que definem os instantes final e inicial do *slot* t .

Além disso, o modelo emprega a variável discreta $A_{p,t}$ que define a associação do produto a um misturador, para cada *slot* t . Dado que um conjunto de misturadores equivalentes pode ser utilizado simultaneamente para produzir diferentes tipos de gasolina, a restrição abaixo é usada para definir, através das variáveis $A_{p,t}$, quais produtos p serão processados no *slot* t ,

$$\sum_p A_{p,t} \leq n_t^B, \quad \forall t, \quad (2.1)$$

onde n_t^B indica o número de misturadores que podem operar em paralelo durante o *slot* t .

A restrição de balanço material entre componentes e produto é definida pela expressão abaixo, que estabelece que cada produto p é uma mistura de componentes i .

$$\sum_i F_{i,p,t}^I = F_{p,t}^P, \quad \forall p, t \quad (2.2)$$

A restrição 2.3 estabelece limites máximos e mínimos para o consumo de componente nos produtos, de modo a satisfazer as condições de mercado para diferentes tipos de gasolina. Os parâmetros $rcp_{i,p}^{\min}$ e $rcp_{i,p}^{\max}$ definem as composições mínima e máxima do componente i no produto p , respectivamente.

$$rcp_{i,p}^{\min} F_{p,t}^P \leq F_{i,p,t}^I \leq rcp_{i,p}^{\max} F_{p,t}^P, \quad \forall i, p, t \quad (2.3)$$

Para garantir que o volume de produto p misturado durante um *slot* t esteja entre os limites estabelecidos, a restrição 2.4 foi adicionada ao modelo. Como foi assumido no artigo uma vazão constante durante o *slot* t , o volume misturado pode ser calculado multiplicando-se os limites de vazão ($rate_p^{\min}$ e $rate_p^{\max}$), que são parâmetros do modelo, pela duração do *slot* t , quando o produto p estiver alocado à esse *slot* t ($A_{p,t} = 1$).

$$rate_p^{\min} (e_t - s_t) A_{p,t} \leq F_{p,t}^P \leq rate_p^{\max} (e_t - s_t) A_{p,t}, \quad \forall p, t \quad (2.4)$$

As equações de balanço de material para componentes estão representadas na restrição 2.5, onde é estabelecido que o volume do componente i sendo estocado no tanque ao final do *slot* t é igual ao estoque inicial (ini_i) mais o que foi produzido até o final do *slot* t , menos o que foi transferido aos misturadores:

$$V_{i,t}^I = ini_i + f_{i,t} e_t - \sum_{p,t' \leq t} F_{i,p,t'}^I, \quad \forall i, t \quad (2.5)$$

Já as equações de balanço de material para produtos estão representadas na restrição 2.6, onde o volume do produto p sendo estocado no tanque ao final do *slot* t é igual ao estoque inicial (ini_p), mais o que foi produzido e menos as demandas atendidas desse produto. A quantidade $dd_{p,d}$ representa a demanda especificada do produto p a ser satisfeita na data de entrega d .

$$V_{p,t}^P = ini_p + \sum_{i \leq t} F_{i,t}^P - \sum_{d \leq t} dd_{p,d}, \quad \forall p, t \quad (2.6)$$

As restrições 2.7 e 2.8 impõem limites máximos e mínimos aos totais de componente i e de produto, respectivamente, estocados durante o horizonte de programação.

$$V_i^{\min} \leq V_{i,t}^I \leq V_i^{\max}, \quad \forall i, t \quad (2.7)$$

$$V_p^{\min} \leq V_{p,t}^P \leq V_p^{\max}, \quad \forall p, t \quad (2.8)$$

Para o problema do *blending*, o artigo propõe um procedimento iterativo, em conjunto com aproximações lineares, para tratar efetivamente das propriedades não-lineares da gasolina. A solução de uma formulação MINLP complexa é substituída por uma aproximação MILP sequencial. Para o cálculo das propriedades que podem ser obtidas diretamente por adição com base volumétrica, a restrição 2.9 garante que o valor da propriedade k do produto p no *slot* t sempre satisfará as especificações.

$$pr_{p,k}^{\min} F_{p,t}^P \leq \sum_i pr_{i,k} F_{i,p,t}^I \leq pr_{p,k}^{\max} F_{p,t}^P \quad \forall p, k, t \quad (2.9)$$

Já no modelo com representação contínua do tempo, abordagem alternativa mencionada no artigo, os *slots* são variáveis do modelo, e cujas características são ilustradas na figura 2.7. Primeiramente, o horizonte de programação é demarcado pelas datas de entrega, visto que são datas conhecidas previamente. A pré-fixação desses marcos de entrega dá origem a subintervalos. A partir daí, é postulada um número de *slots* com duração desconhecida para cada subintervalo. Esses instantes, S_t e E_t , de início e fim do *slot* t são variáveis a serem otimizadas.

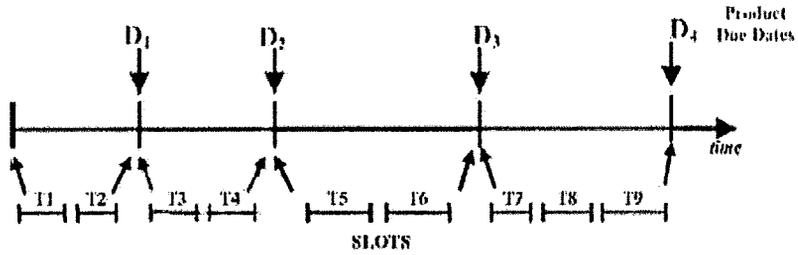


Figura 2.7 – Representação contínua do tempo

As equações de balanço de material para componentes, para esse caso com tempo contínuo, são bem semelhantes à restrição 2.5.

$$V_{i,t}^I = ini_i + f_{i,t} E_t - \sum_{p,t' \leq t} F_{i,p,t'}^I, \quad \forall i, t \quad (2.10)$$

As equações de balanço de material para produtos, que calculam o volume do produto p estocado logo após satisfazer a demanda desse produto, na data de entrega d são conforme abaixo.

$$V_{p,d}^P = ini_p + \sum_{t < d} F_{p,t}^P - \sum_{d' \leq d} dd_{p,d'}, \quad \forall p, d \quad (2.11)$$

Finalmente os autores mencionam a função objetivo 2.12, de forma a maximizar o lucro, que serve para a abordagem discreta e para a contínua.

$$\max \sum_t \sum_p \left(p_p F_{p,t}^P - \sum_i c_i F_{i,p,t}^I \right) \quad (2.12)$$

Além disso, também apresentam uma função objetivo alternativa, em que os custos de inventário de componentes e produtos são penalizados.

$$\max \sum_t \sum_p \left(p_p F_{p,t}^P - \sum_i c_i F_{i,p,t}^I \right) - \sum_p \sum_t sp_p V_{p,t}^P - \sum_i \sum_t sp_i V_{i,t}^I \quad (2.13)$$

onde sp_i e sp_p denotam os custos de estoque para componente e para produto, respectivamente.

Capítulo 3

Modelagem do problema

Neste capítulo é apresentada uma nova abordagem para o problema apresentado na seção 2.4 do capítulo anterior, no qual foi exposto um breve resumo de Mendez e outros (2006a). No presente trabalho, é utilizada a representação do tempo completamente contínua, ou seja, não há divisão do horizonte de programação em intervalos, tampouco há o uso de variáveis binárias.

3.1 Descrição do problema

Em uma refinaria de petróleo típica são produzidas várias correntes de produtos intermediários, que podem ser misturadas de modo a produzir um produto final especificado. A maneira como as correntes intermediárias são misturadas para gerar produtos comercializáveis, assim como a distribuição dessas correntes entre as unidades de processo e os parâmetros operacionais dessas unidades, influenciam grandemente os resultados financeiros de uma refinaria (MORO, 2000).

O objetivo do problema é maximizar a lucratividade da refinaria, definida como a soma das receitas obtidas com a venda de produtos menos os custos de produção. Estes custos são compostos de custo de matéria-prima, a qual é representada pelos componentes ou produtos intermediários, custo de bombeamento, custo de estocagem dos componentes e custo devido às transições que serão verificadas nos oleodutos como função da sequência de expedição de produtos determinada pelo modelo. Não são

considerados custos independentes do desempenho do sistema de refino, tais como os custos de pessoal, financeiros, impostos, entre outros.

As unidades de processo, através de transformações químicas ou físicas, e operando em regime contínuo, transformam a sua carga em uma variedade de produtos intermediários, com diferentes propriedades. Os rendimentos e propriedades desses produtos estão relacionados com a vazão e propriedades da carga bem como com as variáveis operacionais das unidades (temperatura e pressão, entre outras).

Este trabalho pressupõe a existência de unidades de processamento, as quais produzem correntes de produtos intermediários, ou componentes, que são direcionados para estocagem em tanques de armazenamento. Estas correntes são consideradas constantes e com vazões previamente conhecidas.

Um conjunto de misturadores equivalentes, podendo operar em paralelo, recebem os componentes provenientes dos tanques e expedem a mistura, ou produto final, aos tanques de produtos, conforme pode ser visto na figura 3.1. Finalmente esses tanques aguardam o posterior envio aos mercados consumidores, de acordo com a demanda especificada previamente.

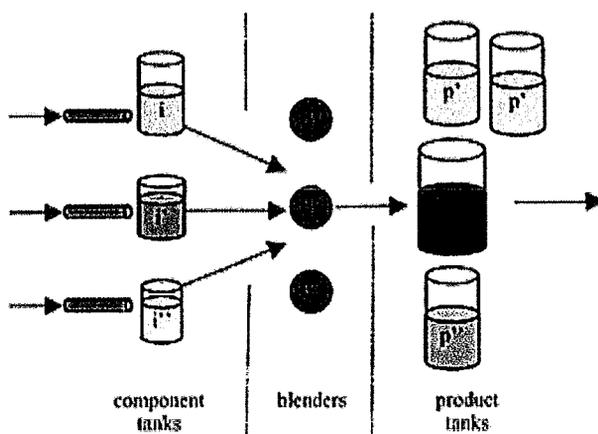


Figura 3.1 – Diagrama geral do problema

Este modelo integrado de *blending* e *scheduling* tem duas principais funções. A primeira é encontrar a melhor maneira de misturar os componentes de modo a minimizar o custo da mistura, sujeito a restrições de qualidade e atendimento às demandas de produtos finais. Já a segunda está relacionada à programação da produção, ou seja, trata a maneira na qual os produtos são processados, considerando os recursos disponíveis, as demandas de produtos com diferentes datas de entrega, restrições operacionais de bombeamento de produtos e componentes, entre outros.

A seguir, listaremos os dados de entrada do modelo, os dados de saída e as premissas, que norteiam o presente trabalho.

Dados de entrada:

- (1) horizonte de planejamento, tipicamente de 7 a 10 dias;
- (2) conjunto de produtos intermediários (componentes da mistura);
- (3) conjunto de tanques e seus limites máximos e mínimos de estoque;
- (4) estoques iniciais de componentes;
- (5) vazões de fornecimento de componentes;
- (6) qualidades dos componentes;
- (7) vazões máximas e mínimas entre os tanques de componentes e misturadores;
- (8) conjunto de produtos finais com as especificações máximas e mínimas de qualidade;
- (9) conjunto de misturadores equivalentes que podem operar em paralelo;
- (10) conjunto de correlações para o cálculo das propriedades de cada mistura;

(11) composições mínimas e máximas dos componentes nos produtos finais.

(12) datas das entregas de produtos e volumes a serem expedidos

Dados de saída:

(1) associação dos misturadores aos produtos finais;

(2) níveis de estoques de componentes e produtos nos tanques em cada instante de tempo;

(3) fração volumétrica de componentes em cada produto final;

(4) vazões dos componentes e produtos;

(5) cronograma ótimo das tarefas da produção e estocagem.

Premissas:

(1) Os balanços de material são realizados em base volumétrica, uma vez que as medidas na área operacional são feitas em bases volumétricas;

(2) As vazões de componentes expedidas de unidades aos tanques de componentes são constantes ao longo do horizonte;

(3) A hipótese de solução ideal, que admite que o volume ocupado por um componente a ser utilizado na produção de um produto permanece inalterado após a mistura, desprezando-se a interação entre os componentes;

(4) Em uma operação em batelada do *blending*, os componentes envolvidos são misturados simultaneamente. Conforme visto em Magalhães (2004), em uma refinaria os componentes podem ser misturados simultaneamente, sequencialmente ou uma combinação dos dois, sendo que estas duas últimas

formas requerem que o modelo acompanhe a composição de cada produto durante o *blending*, acarretando em restrições não-lineares.

3.2 Nomenclatura empregada no modelo matemático

O modelo matemático a ser apresentado no item 3.3 utiliza a seguinte nomenclatura abaixo.

Índices:

b	misturadores
d	datas de entrega de produto
g	operações
i	componentes ou produtos intermediários
j	entregas de produto
k	propriedades ou qualidades
p	produtos finais

Conjuntos:

B	conjunto de misturadores
D	conjunto de datas de entrega
G	conjunto de operações
I	conjunto de componentes a serem misturados
J	conjunto de entregas de produtos
K	conjunto de propriedades dos componentes e produtos
P	conjunto de produtos finais

Funções:

$G(p)$	indica o conjunto de operações associadas a cada produto p
$J(p)$	indica o conjunto de entregas associadas a cada produto p
$P(g)$	indica o produto associado a cada operação g

$PE(j)$ indica o produto associado a cada entrega j

$\Psi(S, E, Q, t)$ retorna o volume de material (produto ou componente) transferido em qualquer instante t , para uma dada operação com início em S , fim em E , quantidade total Q

$\theta(y)$ função máximo entre y e 0

Parâmetros:

A_p preço venda do produto p

C_i custo do componente i

d data de entrega

D_j demanda do produto $PE(j)$ a ser satisfeita na entrega j

E_j instante final da entrega j do produto $PE(j)$

f_i vazão constante do componente i

H horizonte de programação

n_B número de misturadores

$pr_{i,k}$ valor da propriedade k do componente i

$pr_{p,k}^{\max}$ valor máximo da propriedade k do produto p

$pr_{p,k}^{\min}$ valor mínimo da propriedade k do produto p

$r_{i,p}$ proporção volumétrica do componente i no produto p (receita)

$r_{i,p}^{\max}$ proporção volumétrica máxima do componente i no produto p

$r_{i,p}^{\min}$ proporção volumétrica mínima do componente i no produto p

S_j instante inicial da entrega j do produto $PE(j)$

vz_p^{\max} valor máximo da vazão do produto p

vz_p^{\min} valor mínimo da vazão do produto p

V_i^{\max} capacidade máxima de estocagem do componente i

V_i^{\min} capacidade mínima de estocagem do componente i

$V_i(0)$ estoque inicial do componente i

V_p^{\max} capacidade máxima de estocagem do produto p

V_p^{\min} capacidade mínima de estocagem do produto p

$V_p(0)$ estoque inicial do produto p

Variáveis:

Q_g volume do produto $P(g)$ movimentado na operação g

$Q_{i,g}$ volume do componente i movimentado na operação g

$E_{g,b}$ instante final da operação g no misturador b

$PR_{p,k}$ valor da propriedade k do produto p

S_g instante inicial da operação g

$S_{g,b}$ instante inicial da operação g no misturador b

t tempo (contínuo)

$V_i(t)$ volume do componente i no instante t

$V_p(t)$ volume do produto p no instante t

$v_{i,g}$ fração de volume do componente i no produto $P(g)$ da operação g

3.3 Formulação matemática do modelo

No modelo proposto neste trabalho, foi adotada a representação contínua do tempo. Esta, podendo ser contínua ou discreta, é considerada na literatura o aspecto central de qualquer modelo de *scheduling* (MÉNDEZ et al., 2006a). Ademais, a formulação matemática proposta elimina a necessidade de variáveis inteiras.

Para isso, vamos definir o conceito de operação, a qual envolve a movimentação de um produto e seus componentes e é caracterizada por um instante inicial, um instante final e uma quantidade de material envolvida. No modelo em estudo, existem então três tipos de operações. A primeira é o envio de componente, a partir de um tanque de componente, a um misturador. A segunda é o envio de produto, oriundo de um misturador, a um tanque de produto. Já a terceira é o envio de produto, de um tanque de produto, para atendimento de uma demanda. A figura 3.2 ilustra esses três tipos.

Nessa figura, a variável $Q_{i,g}$ representa o volume do componente i sendo enviada ao misturador, na operação g . Além disso, os componentes i' e i'' também estão sendo enviados ao misturador, resultando no volume Q_g de produto sendo enviado ao respectivo tanque.

As variáveis $S_{g,b}$ e $E_{g,b}$, que definem os instantes inicial e final da operação g no misturador b , determinam implicitamente qual misturador está alocado à operação g . Caso $E_{g,b} > S_{g,b}$, então o misturador b é usado na operação g . Mas se $E_{g,b}$ e $S_{g,b}$ forem iguais, significa que essa operação conceitual g no misturador b não é realizada, ou seja, tratando-se de uma operação nula (ou *fake*).

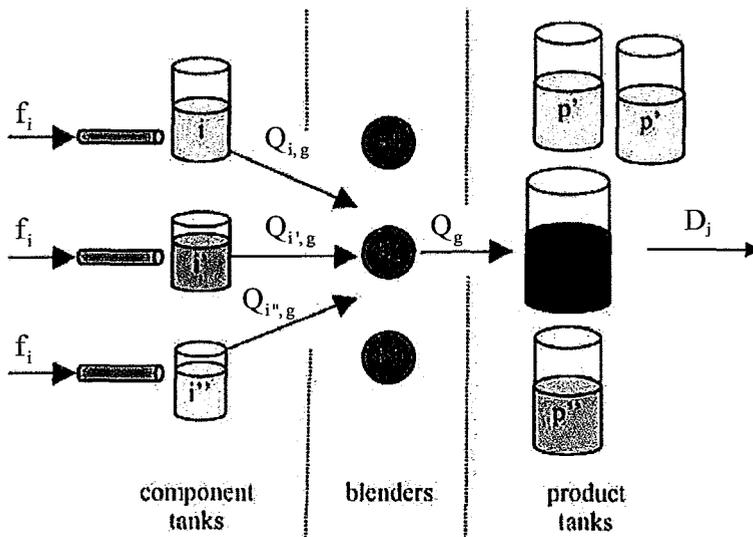


Figura 3.2 – Principais variáveis do modelo

Para modelar os balanços de material, tanto de produto quanto de componente, vamos primeiramente definir a função Ψ de transferência. Esta função nos auxilia no cálculo do volume de material sendo movimentado nas operações de envio e de recebimento, e é definida conforme abaixo:

Definição da função Ψ de transferência:

$$\Psi(S, E, Q, t) = \begin{cases} 0, & t \leq S \\ \frac{Q(t-S)}{E-S}, & S < t < E \\ Q, & t \geq E \end{cases} \quad t \in [0, H] \quad (3.1)$$

Gráfico de Ψ :

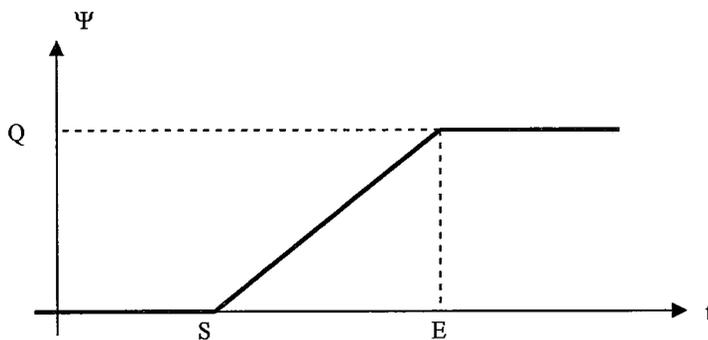


Figura 3.3 – Gráfico da função Ψ

Observando o gráfico acima, nota-se que o valor de Ψ é dado pelo valor do volume acumulado da transferência de material, com início no instante S e fim no instante E . Nesse intervalo adotaremos uma vazão constante, e tempos de transição de abertura e fechamento de válvulas desprezíveis. Então, após o modelo calcular as variáveis Q , E e S de cada operação, teremos condições de obter os volumes de componentes e de produtos estocados em seus respectivos tanques para qualquer instante t , o que será visto adiante nas restrições.

A priori, deve ser definido o número máximo de operações (G) suficientemente maior do que as necessárias. Por outro lado, o número excedente de operações não deve influenciar no cálculo da função objetivo.

Cada operação deve estar previamente associada a um produto. Como os misturadores são equivalentes, qualquer operação pode ser realizada em qualquer misturador para produzir determinado produto. Na tabela 3.1, exemplificamos essa associação. Do total de G operações, 5 delas serão alocadas ao produto 1 bem como outras 5 ao produto 2.

Tabela 3.1 – Exemplo de associação entre operação e produto

													Operação		
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...	G-2	G-1	G		
1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	...	P	P	P		
produto 1					produto 2					produto P					

Agora, para melhor ilustrar a relação entre operação (g), misturador (b) e produto (p), apresentaremos a matriz abaixo, onde a linha corresponde ao misturador e a coluna a operação. Nesta tabela está representada uma solução genérica para alocação das operações aos misturadores. Como é mostrado no exemplo, as operações 1 e 3 no misturador 2 estão produzindo o produto 1. As operações de 1 a 5 estão previamente associadas ao produto 1, já as operações de 6 a 10 estão associadas ao produto 2.

Tabela 3.2 – Exemplo de associação entre operação, misturador e produto

														Operação													
														1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...	G-2	G-1	G
Misturador	1		X				X	X			X																
	2	X		X								X															
	3					X			X				X														
	...																										
	B				X					X				X													
produto 1					produto 2					produto P																	

Na tabela acima, que representa uma matriz de dimensões $B \times G$, a operação g e o produto p são associados previamente. Dessa forma, pode-se definir a função $P(g)$, que retorna o produto associado à operação g . No caso de entrega de produto, pode-se definir também a função $PE(q)$, que retorna o produto associado à entrega q .

Apresentaremos agora as restrições e a função objetivo do modelo.

3.3.1 Não-simultaneidade de operações no mesmo misturador

Na modelagem com tempo contínuo, o instante inicial S e o instante final E de cada operação são variáveis, ao invés de serem definidos como parâmetros fixos, como ocorre na modelagem com tempo discreto. Nesta abordagem tem-se maior flexibilidade de soluções, porém deve-se estabelecer uma regra para o sequenciamento das operações, de modo que não haja sobreposição entre as mesmas.

Assim, analisando a tabela 3.2, observa-se que se pode ter simultaneidade de operações na mesma linha, ou misturador. Considerando uma linha qualquer, ou misturador, deve-se excluir a sobreposição temporal de operações neste mesmo equipamento. Deve-se garantir que a operação $n + 1$ se inicie somente após o término da operação n , qualquer que seja n . Ou seja, apenas um misturador pode estar alocado a uma operação.

Tal garantia dessa não-simultaneidade é efetuada através da inclusão no modelo do conjunto de restrições abaixo. Isso adiciona ao modelo um número de desigualdades igual ao número de misturadores vezes a combinação do número de operações tomadas 2 a 2, que corresponde a $BG(G - 1)/2$ restrições.

$$\max (S_{g,b} - E_{g',b}, S_{g',b} - E_{g,b}, S_{g,b} - E_{g,b}, S_{g',b} - E_{g',b}) \geq 0, \quad \forall b, g, g' \neq g \quad (3.2)$$

Para exemplificar, consideremos os casos abaixo:

- 1) A operação g' ocorre simultânea à operação g , no mesmo misturador b

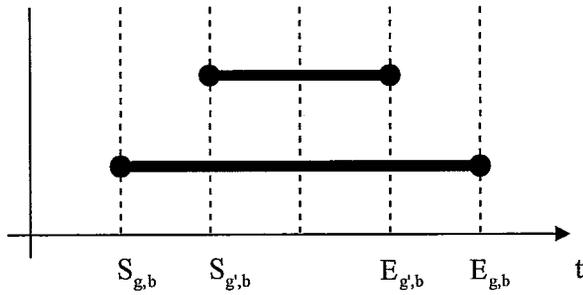


Figura 3.4 – Ocorrência indevida de simultaneidade (Tipo 1)

Nesse caso, os quatro argumentos da função máximo (3.2) são negativos, o que torna o seu valor negativo, não atendendo a restrição. Dessa forma, o conjunto de restrições (3.2) exclui esse tipo de possível solução indesejada.

2) A operação g' inicia durante a operação g , no mesmo misturador b

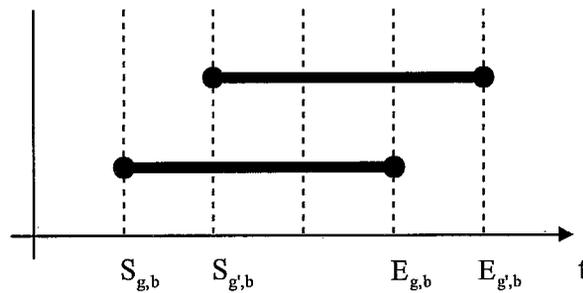


Figura 3.5 – Ocorrência indevida de simultaneidade (Tipo 1)

Como no caso anterior, os quatro argumentos da função máximo também são negativos, e a restrição também impedirá a ocorrência desse caso.

3) A operação g' inicia no fim da operação g , no misturador b

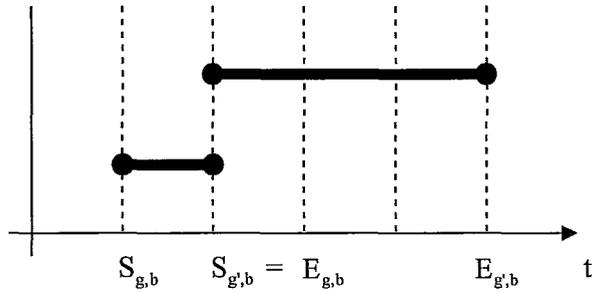


Figura 3.6 – Não-simultaneidade

Já nesse caso, o segundo argumento da função máximo é nulo e os outros negativos, logo o máximo desses quatro argumentos é zero, o que torna esse caso viável. Ou seja, a operação g' pode ter seu início no fim da operação g .

4) A operação g' ocorre durante a operação g , mas com duração nula, no misturador b

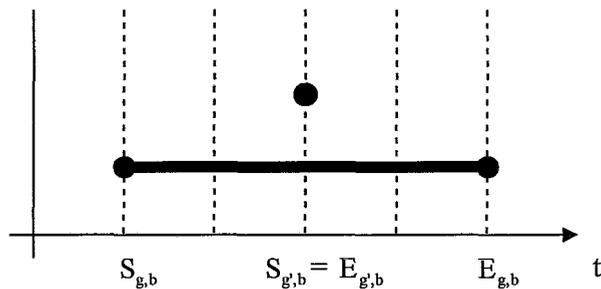


Figura 3.7 – Ocorrência de operação nula

Esse caso deve ser permitido no modelo, pois uma operação com duração nula não deve violar essa restrição (3.2). Nesse caso, os dois primeiros argumentos são negativos, mas um dos dois últimos vai permitir esse tipo de caso. Na situação mostrada na figura 3.7, o quarto argumento da restrição

correspondente é nulo, visto que a operação g' tem duração nula, tornando esse caso viável.

3.3.2 Não-simultaneidade de misturadores na mesma operação

Analisando agora as colunas da tabela 3.2, pode-se perceber que para uma mesma coluna, ou operação, deve-se excluir a sobreposição de misturadores. No máximo um misturador pode ser utilizado por operação.

O conjunto de restrições abaixo estabelece um tempo inicial único para cada operação, sincronizando o início de cada operação g em todos os misturadores.

$$S_{g,1} = S_{g,2} = S_{g,3} = \dots = S_{g,B}, \quad \forall g \quad (3.3)$$

Dadas as equações acima, em que todos os instantes iniciais são iguais, poder-se-ia simplificar e considerar as variáveis $S_{g,b}$ simplesmente com um único índice, S_g , o que facilitaria a notação e implementação.

Conforme visto anteriormente, para cada operação somente um misturador pode ser utilizado, para isso a restrição 3.4 deve ser adicionada ao modelo. O número de desigualdades adicionadas ao modelo é igual ao número de operações vezes a combinação do número de misturadores 2 a 2, ou seja, tem-se $GB(B-1)/2$ restrições desse tipo.

$$\max (S_{g,b} - E_{g,b'}, S_{g,b'} - E_{g,b}) \geq 0, \quad \forall g, b, b' \neq b \quad (3.4)$$

Cada restrição estabelece uma duração nula para a operação g em $(B-1)$ misturadores, e só uma das B possibilidades pode assumir valor não nulo. Então logicamente temos:

$$E_{g,b} \begin{cases} = S_{g,b}, & \text{para } (B-1) \text{ valores de } b \text{ (o misturador } b \text{ não é usado)} \\ \geq S_{g,b}, & \text{para um único valor de } b \text{ (o misturador } b \text{ é usado na operação } g) \end{cases}$$

Para exemplificar, consideremos os casos abaixo:

- 1) Ocorrência da operação g com duração não nula em dois misturadores b e b'

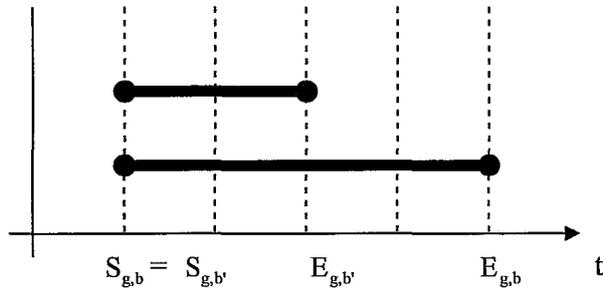


Figura 3.8 – Ocorrência indevida de simultaneidade (Tipo 2)

Nesse caso, os dois argumentos da função máximo (3.4) são negativos, o que torna o seu valor negativo, não atendendo a restrição. Dessa forma, o conjunto de restrições (3.4) exclui esse tipo de possível solução indesejada.

- 2) A operação g com duração nula no misturador b'

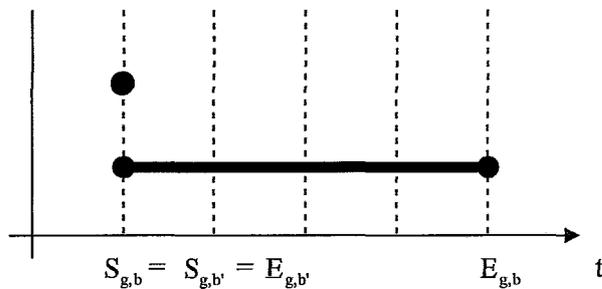


Figura 3.9 – Ocorrência de operação nula

Como o primeiro argumento da restrição 3.4 é nulo, a função máximo é atendida, validando esse caso.

3.3.3 Limites de tancagem de componentes

O conjunto de restrições 3.5 impõe limites máximos e mínimos de estocagem do componente i no respectivo tanque, que deve ser satisfeita para qualquer valor da variável tempo (t) . Como este é contínuo, temos infinitas restrições a serem consideradas. Nesta modelagem os procedimentos de mistura iniciam e terminam nos limites das respectivas operações a que foram associadas. Assim, os limites de inventário deverão ser apenas checados nos instantes de início e fim das operações, onde os valores máximos e mínimos de tancagem ocorrerão.

$$V_i^{\min} \leq V_i(t) \leq V_i^{\max} \quad \forall i, t \in [0, H] \quad (3.5)$$

3.3.4 Limites de tancagem de produtos

O conjunto de restrições 3.6 impõe limites máximos e mínimos de estocagem do produto p no respectivo tanque, que deve ser satisfeita para qualquer valor da variável tempo (t) . Como na restrição anterior, devem ser considerados apenas os instantes de início e fim das operações, onde os valores máximos e mínimos de tancagem ocorrerão.

$$V_p^{\min} \leq V_p(t) \leq V_p^{\max} \quad \forall p, t \in [0, H] \quad (3.6)$$

3.3.5 Restrição de composição de produto

Cada produto é obtido a partir da mistura de componentes. A restrição 3.7 expressa que o volume do produto $P(g)$ é obtido pela mistura ou *blending* dos componentes i , onde $P(g)$ é o produto associado à operação g .

$$\sum_i Q_{i,g} = Q_g \quad \forall g \quad (3.7)$$

3.3.6 Limites de vazão de produtos

Para que a vazão máxima e mínima de mistura do produto p esteja dentro dos limites, a restrição 3.8 deve ser incluída no modelo. Como a vazão de produtos é constante em cada operação, fato assumido nesta modelagem, essa grandeza pode ser

calculada dividindo-se o volume transferido na operação g (Q_g) pela duração da operação.

$$\sum_b vZ_p^{\min} (E_{g,b} - S_{g,b}) \leq Q_g \leq \sum_b vZ_p^{\max} (E_{g,b} - S_{g,b}) \quad \forall b, g, p = P(g) \quad (3.8)$$

Esta restrição limita a vazão de componente junto com a restrição 3.7.

3.3.7 Limites de concentrações de componentes em produtos

Cada produto tem limites máximos e mínimos de cada componente que entra em sua composição, e estas especificações devem ser satisfeitas atendendo um padrão mínimo de qualidade. O excedente de especificação (giveaway) deve ser minimizado e a formulação de uma mistura deve maximizar a utilização das bases de mistura menos nobres, ou seja, de menor preço. A restrição 3.9 expressa exatamente isso, limita a concentração em volume do componente i em cada produto p .

$$r_{i,p}^{\min} Q_g \leq Q_{i,g} \leq r_{i,p}^{\max} Q_g \quad \forall g, p = P(g) \quad (3.9)$$

3.3.8 Especificação da qualidade dos produtos

Muitas propriedades de produtos como diesel e gasolina podem ser calculadas diretamente por adição com base volumétrica, conforme a equação abaixo.

$$PR_{p,k} = \sum_i pr_{i,k} \frac{Q_{i,g}}{Q_g} \quad \forall g, i, k, p = P(g) \quad (3.10)$$

Com a adição da expressão acima o modelo terá um conjunto de restrições com termos bilineares. Para eliminar esse problema, e tornando o termo linear, a expressão 3.11 pode ser reescrita multiplicando-se por Q_g :

$$PR_{p,k} Q_g = \sum_i pr_{i,k} Q_{i,g} \quad \forall g, i, k, p = P(g) \quad (3.11)$$

Além disso, ao invés de calcularmos diretamente o valor da propriedade k , utilizamos os limites de cada propriedade que são parâmetros de entrada do modelo, conforme a restrição abaixo:

$$pr_{p,k}^{\min} Q_g \leq \sum_i pr_{i,k} Q_{i,g} \leq pr_{p,k}^{\max} Q_g \quad \forall g, i, k, p = P(g) \quad (3.12)$$

Neste item foi apresentada a abordagem do modelo para resolver problema do *blending* simultaneamente ao *scheduling*. É importante ressaltar que esta restrição somente é válida para propriedades calculadas com base volumétrica.

3.3.9 Equação de balanço de material para produtos

A quantidade de produto estocada nos tanques deve ser checada nos instantes de início e fim das operações, conforme visto no item 3.3.4, visando a garantia de soluções viáveis. Esta quantidade é dada pela equação 3.13, que considera o estoque inicial, a produção e as demandas expedidas para os clientes. Com ela, pode-se calcular o volume do produto p , estocado no respectivo tanque, em qualquer instante t .

$$V_p(t) = V_p(0) + \sum_{g \in G(p)} \sum_b \Psi(S_{g,b}, E_{g,b}, Q_g, t) - \sum_{j \in J(p)} \Psi(S_j, E_j, D_j, t) \quad p = 1, \dots, P \quad (3.13)$$

O último termo da igualdade acima corresponde às transferências associadas às entregas de produto, onde $J(p)$ é o conjunto de entregas associadas ao produto p , e $G(p)$ é o conjunto de operações associadas ao produto p . Deve ser enfatizado que o índice j denota uma entrega de produto, e os termos S_j , E_j e D_j são previamente especificados.

3.3.10 Equação de balanço de material para componentes

A quantidade do componente i sendo estocado no instante t é dada pela restrição abaixo, que deve ser verificada nos instantes inicial e final de cada operação,

conforme visto no item 3.3.3. O volume de componente i , no instante t , é dado pelo estoque inicial mais o volume produzido até esse instante, menos o que foi enviado aos misturadores.

$$V_i(t) = V_i(0) + f_i \cdot t - \sum_g \sum_b \Psi(S_{g,b}, E_{g,b}, Q_{i,g}, t) \quad i = 1, \dots, I \quad (3.14)$$

3.3.11 Sequenciamento de operações

A restrição abaixo estabelece a sequência cronológica de duas operações adjacentes e associadas a um mesmo produto.

$$S_{g+1,b} \geq E_{g,b}, \quad \forall b, \text{ sendo que as operações } g \text{ e } g+1 \text{ são associadas a um mesmo produto} \quad (3.15)$$

3.3.12 Função objetivo

Como temos conhecimento completo de todas as variáveis de estado do problema, que são os níveis de estoque de componentes e de produtos, temos condições de especificar com a mais completa liberdade qualquer função objetivo desejada. Dentre as funções objetivo mais utilizadas para problemas de *scheduling* em refinarias, segundo Ferreira (2008) estão: minimizar a folga entre a qualidade do produto e a especificação (*giveaway*), minimizar o custo de produção e maximizar o lucro de produção.

Para exemplificar, a função objetivo pode ser definida de forma a maximizar o lucro operacional do sistema, que é a receita da venda de produtos aos centros consumidores menos os custos das matérias-primas utilizadas na fabricação dos produtos. Nesse caso, tem-se o problema com o conjunto de restrições previamente especificadas.

$$\text{maximizar} \quad \sum_j D_j \cdot A_{PE(j)} - \sum_i \sum_g Q_{i,g} \cdot C_i \quad \forall g, i, j \quad (3.16)$$

Onde $PE(j)$ é o produto associado à entrega j , e A_p é o preço de venda do produto p .

O *scheduling e blending* de operações em refinarias de petróleo é um problema muito complexo e altamente restrito (MENDEZ et al, 2006a), onde até as soluções viáveis são difíceis de serem geradas sob algumas circunstâncias. O presente modelo não considera quaisquer dificuldades de viabilidade, nem tampouco desvios sobre especificações, quantidades e prazos.

Deve ser enfatizado que graças ao permanente conhecimento das variáveis de estado, torna-se possível alterar o modelo para contemplar essas particularidades através da inclusão de penalidades na função objetivo, tais como penalizar o custo de estoque de produtos e componentes, penalizar o desvio da receita, penalizar o desvio de especificação, penalizar a falta de componentes intermediários, entre outras. Estas penalidades podem relaxar parcialmente algumas restrições que podem gerar soluções inviáveis, especialmente quando problemas reais são abordados.

3.4 Resumo do modelo

Consolidando, tem-se assim o seguinte problema matemático de otimização:

Maximizar (3.16)

Sujeito a:

- (3.2), (3.3) e (3.4) → restrições de não simultaneidade
- (3.5) e (3.6) → restrições de armazenamento
- (3.7) → restrições de composição de produto
- (3.8) → restrições de vazão de produtos
- (3.9) → restrições de concentração de componentes em produtos
- (3.12) → restrições de especificação da qualidade dos produtos
- (3.13) → equações de balanço de material para produtos
- (3.14) → equações de balanço de material para componentes
- (3.15) → restrições de sequenciamento de operações

Capítulo 4

Suavização do Modelo

Neste capítulo será apresentada a suavização do modelo descrito no capítulo 3. Basicamente, será utilizada a técnica denominada suavização hiperbólica (XAVIER, 2005a). Esta técnica foi desenvolvida através de uma adaptação do método de penalização hiperbólica originalmente introduzido por Xavier (1982), e cuja ideia central é a transformação de problemas intrinsecamente não-diferenciáveis, em sucedâneos diferenciáveis. Nesta abordagem, a solução final é obtida resolvendo-se uma sequência de subproblemas diferenciáveis classe C^∞ que se aproximam gradualmente do problema original, conforme visto em Xavier e Oliveira (2005) ou Xavier (2005a).

4.1 Suavização das restrições de não-simultaneidade

Conforme apresentado no capítulo 3, o uso da função max nas restrições 3.2 e 3.4 redundam na desejada eliminação de simultaneidade. Todavia, essas funções apresentam a propriedade de não-diferenciabilidade, o que inviabiliza a aplicação de métodos de otimização robustos, os quais utilizam derivadas de primeira e segunda ordem. Sendo assim, deve ser efetuado um conjunto de transformações tendo a perspectiva de se obter um modelo com restrições diferenciáveis.

Vamos primeiramente definir a função auxiliar θ , utilizada para tratamento das questões intrínsecas à não-simultaneidade de operações:

$$\theta(y) = \max(0, y) \tag{4.1}$$

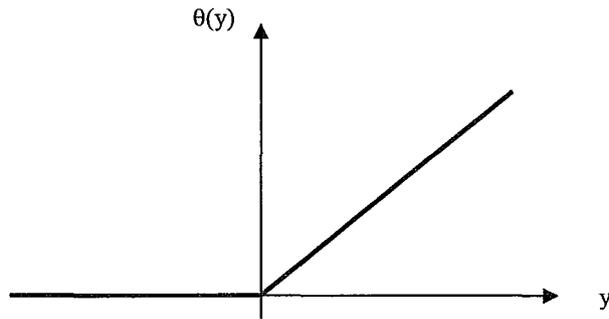


Figura 4.1 – Gráfico da função θ

Analisando o gráfico da figura 4.1, nota-se que a função θ não tem derivada para $y = 0$. As restrições 3.2 e 3.4 possuem esse mesmo aspecto, e esse fato torna-as computacionalmente inadequadas, pois os métodos mais poderosos de otimização exigem que as funções sejam no mínimo de classe C^1 e idealmente de classe C^2 . Em vista disso, surge a proposta de suavização dessas restrições.

Com esse propósito, vamos definir a seguinte função hiperbólica:

$$\phi(y, \tau) = (y + \sqrt{y^2 + \tau^2}) / 2 \quad (4.2)$$

para $y \in \mathfrak{R}$ e $\tau > 0$.

A função ϕ tem as seguintes propriedades:

- (a) $\phi(y, \tau) > \theta(y)$, $\forall \tau > 0$;
- (b) $\lim_{\tau \rightarrow 0} \phi(y, \tau) = \theta(y)$;
- (c) $\phi(\cdot, \tau)$ é uma função convexa crescente de classe C^∞ .

A figura 4.2 ilustra a função ϕ , que é uma aproximação da função θ .

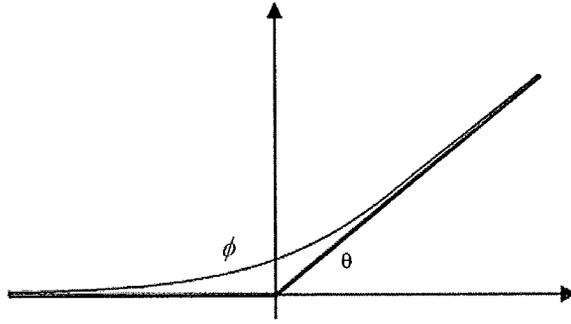


Figura 4.2 – Aproximação suavizada da função θ

Serão apresentadas, a seguir, as formas suavizadas das restrições não-diferenciáveis 3.2 e 3.4, vistas no capítulo anterior. Relembrando, o conjunto de restrições que exclui a simultaneidade de operações distintas, denotadas por g e g' num mesmo misturador b , é dado por:

$$\max (S_{g,b} - E_{g',b}, S_{g',b} - E_{g,b}, S_{g,b} - E_{g,b}, S_{g',b} - E_{g',b}) \geq 0, \quad \forall b \quad (4.3)$$

onde S e E denotam os instantes iniciais e finais das operações.

Para adequar computacionalmente esse conjunto de restrições, deve-se reescrevê-las, da seguinte maneira:

A função \max com n argumentos na expressão:

$$\max (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \geq 0 \quad (4.4)$$

pode ser substituída por:

$$\sum_{i=1}^n \theta(x_i + \varepsilon) \geq \varepsilon, \text{ com } \varepsilon \text{ suficientemente pequeno.} \quad (4.5)$$

Assim, a equação 4.3 fica:

$$\theta(S_{g,b} - E_{g',b} + \varepsilon) + \theta(S_{g',b} - E_{g,b} + \varepsilon) + \theta(S_{g,b} - E_{g,b} + \varepsilon) + \theta(S_{g',b} - E_{g',b} + \varepsilon) \geq \varepsilon \quad (4.6)$$

Com a aplicação da suavização, obtém-se a forma abaixo:

$$\begin{aligned} \phi(S_{g,b} - E_{g',b} + \varepsilon, \tau) + \phi(S_{g',b} - E_{g,b} + \varepsilon, \tau) + \phi(S_{g,b} - E_{g,b} + \varepsilon, \tau) + \\ + \phi(S_{g',b} - E_{g',b} + \varepsilon, \tau) \geq \varepsilon \end{aligned} \quad (4.7)$$

Vale lembrar que essa restrição deve ser verificada em todos os misturadores, evitando a simultaneidade de operações. Assim, o número de restrições a serem obedecidas é a combinação das operações tomadas 2 a 2, em cada misturador. Dessa forma, tem-se $BG(G - 1)/2$ restrições desse tipo, onde B é o número total de misturadores e G é o total de operações.

Agora, será tratado o conjunto de restrições que excluem a simultaneidade de misturadores distintos, denotados por b e b' , numa mesma operação g , que é dado por :

$$\max(S_{g,b} - E_{g,b'}, S_{g,b'} - E_{g,b}) \geq 0, \quad \forall g \quad (4.8)$$

Aplicando-se a propriedade da função θ , obtém-se:

$$\theta(S_{g,b} - E_{g,b'} + \varepsilon) + \theta(S_{g,b'} - E_{g,b} + \varepsilon) \geq \varepsilon \quad (4.9)$$

Finalmente, aplicando-se a suavização, esse conjunto de restrições ficará como segue abaixo:

$$\phi(S_{g,b} - E_{g,b'} + \varepsilon, \tau) + \phi(S_{g,b'} - E_{g,b} + \varepsilon, \tau) \geq \varepsilon \quad (4.10)$$

O total de restrições a serem obedecidas é igual ao número de operações vezes o total de combinações dos misturadores tomados 2 a 2. Dessa forma, tem-se $GB(B - 1)/2$ restrições desse tipo.

4.2 Suavização da função Ψ

Será considerada agora a suavização da função Ψ que modela as transferências de componentes e produtos.

A função Ψ possui dois pontos que não têm derivada, para $t = S$ e $t = E$, e analogamente à função θ , sua presença engendra um modelo computacionalmente inadequado. Como visto no capítulo 3, ela é definida da seguinte maneira:

$$\Psi(S, E, Q, t) = \begin{cases} 0, & t \leq S \\ \frac{Q(t-S)}{E-S}, & S < t < E \\ Q, & t \geq E \end{cases} \quad t \in [0, H] \quad (4.11)$$

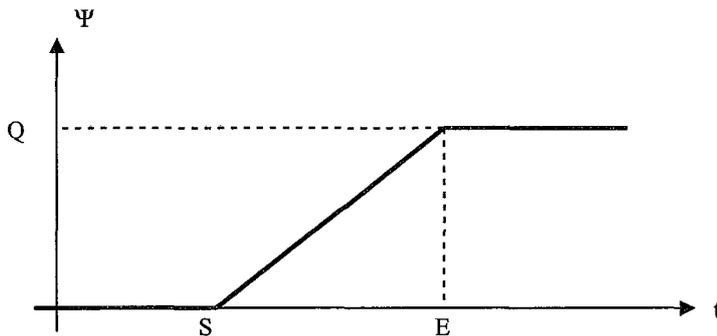


Figura 4.3 – Gráfico da função Ψ

Para a suavização desta função vamos recorrer ao método apresentado em Xavier (2005b), onde a função de ativação do tipo patamar foi aproximada por uma forma continuamente diferenciável. A função patamar tem a seguinte definição:

$$\varphi(v, b) = \begin{cases} 0, & v \leq -b \\ \frac{v+b}{2b}, & -b \leq v \leq b \\ 1, & v \geq b \end{cases} \quad (4.12)$$

sendo $b = 1 / (2 \tan \alpha)$, onde α é o ângulo de inclinação.

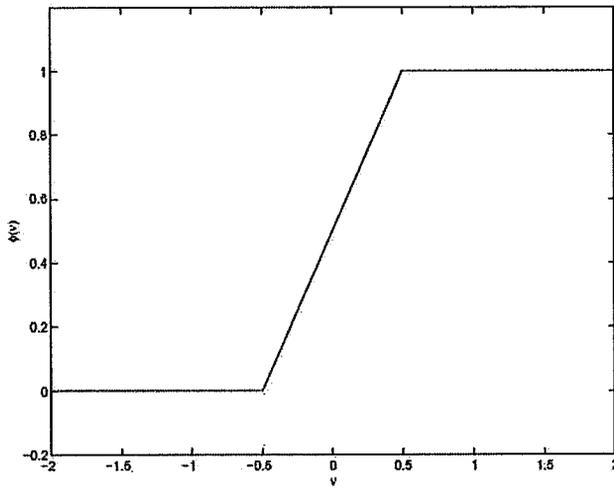


Figura 4.4 – Gráfico da função patamar

Segundo Xavier (2005b), a função suavizadora da função tipo patamar centrada na origem é dada por:

$$\varphi_x(v, \lambda, \tau) = \frac{\sqrt{\lambda^2 \left(v + \frac{1}{4\lambda}\right)^2 + \tau^2} - \sqrt{\lambda^2 \left(v - \frac{1}{4\lambda}\right)^2 + \tau^2}}{2\tau} \quad (4.13)$$

com derivada:

$$\varphi'_x(v, \lambda, \tau) = \frac{\lambda^2 \left(v + \frac{1}{4\lambda}\right)}{\sqrt{\lambda^2 \left(v + \frac{1}{4\lambda}\right)^2 + \tau^2}} - \frac{\lambda^2 \left(v - \frac{1}{4\lambda}\right)}{\sqrt{\lambda^2 \left(v - \frac{1}{4\lambda}\right)^2 + \tau^2}} \quad (4.14)$$

A função $\varphi_X(\cdot, \lambda, \tau)$ apresenta a desejada propriedade de possuir diferenciabilidade infinita, ou seja, pertence à classe de funções C^∞ .

Na figura 4.5, são mostrados gráficos da função proposta φ_X correspondentes a três diferentes valores para o parâmetro λ , mantendo-se o parâmetro τ constante.

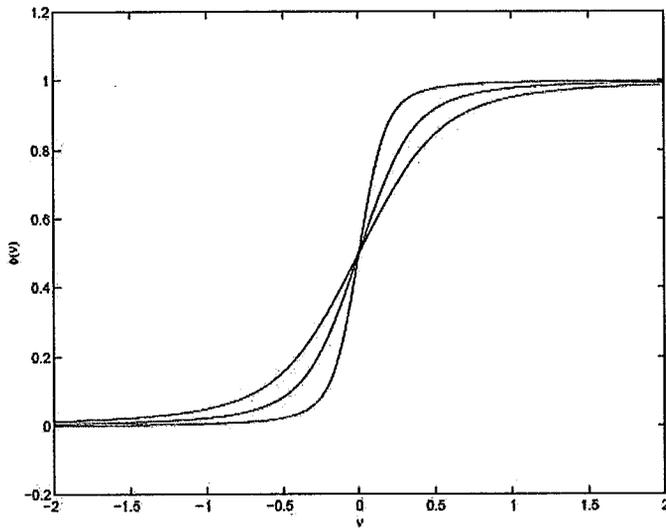


Figura 4.5 – Função φ_X : Efeito da variação do parâmetro λ

Na figura 4.6, são mostrados gráficos da função φ_X correspondentes a três diferentes valores para o parâmetro τ , mantendo-se a mesma inclinação na origem. Vê-se perfeitamente que quando o parâmetro τ diminui, a função proposta se aproxima da função patamar.

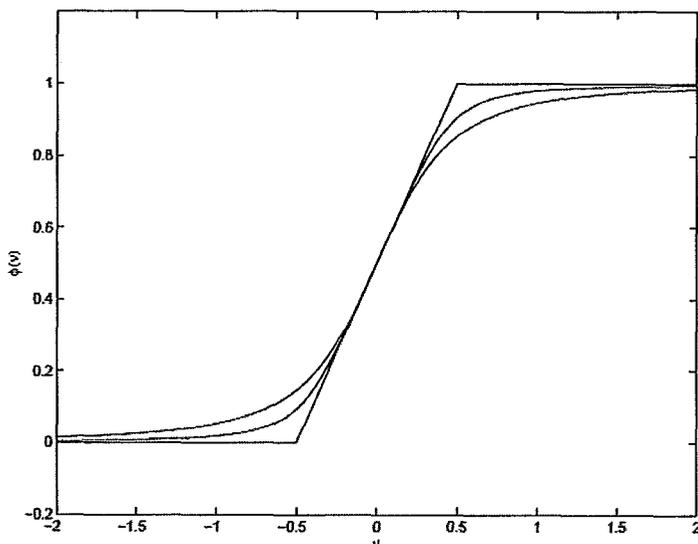


Figura 4.6 – Função φ_x : Efeito da variação do parâmetro τ

Como pode ser visto na figura 4.4, a função patamar tem centro na origem e possui máximo igual a 1. Logo, é necessário fazer algumas transformações para adequar a função suavizadora à função Ψ dada em 4.11.

Primeiramente, para cada operação representada por Ψ , é necessário fazer uma translação da função φ_x no eixo das abscissas, de sorte que o ponto onde $v = 0$ dessa função corresponda ao ponto médio entre os instantes inicial e final da operação, ou seja, deslocado $(S + E) / 2$ unidades para a direita:

$$v = t - (S + E) / 2 \quad (4.15)$$

Para a adequação do ângulo de inclinação da função φ_x , deve-se ajustar o valor do parâmetro λ . Para que o ângulo na origem, onde $v = 0$, assumo um valor α igual ao ângulo da função Ψ , deve ser estabelecida a relação:

$$\lambda = 4 \lambda' \sqrt{1 / 16 + \tau^2}, \quad (4.16)$$

sendo $\lambda' = \frac{1}{2} \tan \alpha$.

Pelo gráfico da figura 4.3, pode-se inferir que:

$$\tan \alpha = \frac{Q}{E - S} \quad (4.17)$$

Como a imagem da função φ_x é o intervalo $[0, 1]$, e a imagem da função Ψ é o intervalo $[0, Q]$, faz-se necessário a ponderação de φ_x pela quantidade Q , para se obter uma aproximação diferenciável da função $\Psi(S, E, Q, t)$, que é dada por:

$$Q \varphi_x \left(t - \frac{S+E}{2}, \frac{2Q}{E-S} \sqrt{1/16 + \tau^2}, \tau \right) \quad (4.18)$$

4.3 Algoritmo

Analisando o problema original de *scheduling* e *blending*, vê-se que através da substituição das funções originais não-diferenciáveis (4.3, 4.8 e 4.11), por sucedâneos continuamente diferenciáveis acima descritos (4.7, 4.10 e 4.18). Chega-se a um problema suavizado, que essencialmente é um problema de otimização não-linear completamente diferenciável.

O modelo suavizado, denominado MS, tem como função objetivo a equação 3.16, e com um conjunto de restrições correspondentes às equações 4.7, 4.10, 3.3, 3.5, 3.6, 3.7, 3.8, 3.9, 3.12, 3.13, 3.14 e 3.15.

Deve-se ter a clareza de que a resolução de um problema suavizado não corresponde à resolução do problema original. Esse fato decorre de que a inclusão dos parâmetros de suavização τ e ε introduzem perturbações no problema original. O algoritmo de suavização hiperbólica, apresentado a seguir, para resolução do modelo desse trabalho, deve contornar adequadamente essa contradição.

Para simplificação de notação, o espaço solução definido pelas variáveis (Q, S, E) associadas à cada operação, será definido por um único vetor x , ou seja,

$$x = (Q_g, Q_{i,g}, S_{g,b}, E_{g,b}), \quad (4.19)$$

onde:

Q_g é o vetor das quantidades de produto associadas a cada operação g

$Q_{i,g}$ é o vetor das quantidades de componente (i) associadas a cada operação g

$S_{g,b}$ é o vetor dos instantes iniciais de cada operação g no misturador b

$E_{g,b}$ é o vetor dos instantes finais de cada operação g no misturador b

Algoritmo Simplificado

Inicialização:

- 1) Faça $k = 0$
- 2) Defina os valores iniciais para:
- 3) Ponto solução: x^0
- 4) Parâmetros: τ^1 e ε^1
- 5) Valores de redução dos parâmetros: ρ_1, ρ_2 , tais que $0 < \rho_1 < 1$,
 $0 < \rho_2 < 1$
- 6) Repita o laço:
- 7) Faça $k = k + 1$
- 8) Resolva o problema MS de PNL a partir do ponto inicial x^{k-1} obtendo como solução inicial o ponto x^k
- 9) Proceda à redução dos parâmetros

$$\tau^{k+1} = \rho_1 \cdot \tau^k$$

$$\varepsilon^{k+1} = \rho_2 \cdot \varepsilon^k$$
- 10) Até que a regra de parada seja satisfeita

Essencialmente, no algoritmo apresentado acima, é resolvida uma sequência de problemas de programação não-linear restritos no passo 8, através de métodos apropriados, como os de penalização e barreira, de programação quadrática sequencial, do gradiente reduzido generalizado, entre outros.

Do primeiro ao quinto passo do algoritmo, definem-se valores iniciais para o ponto solução, para os parâmetros de suavização e de tolerância, bem como para os valores de redução dos parâmetros. No passo 9 é efetuada a redução gradativa dos parâmetros que fazem com que o problema suavizado se aproxime gradativamente ao problema original. No passo 10, temos a condição de parada do algoritmo de suavização hiperbólica, que pode ser dada pelo número total de iterações, por uma variação mínima no espaço solução (domínio) ou no valor da função objetivo (imagem).

Capítulo 5

Conclusões

Nesta dissertação foi apresentada uma nova proposta metodológica para o equacionamento da problemática de *scheduling* e *blending*. Para mostrar a sua aplicação prática, foi exposto o emprego da mesma a um problema particular, como visto em Mendez et al (2006a).

Tem-se a clareza que essa problemática apresenta uma infinidade de formulações, conforme apresentado na revisão bibliográfica, que são decorrentes da sua variabilidade intrínseca, bem como do arbítrio dos formuladores dos modelos. Não se pode afirmar, a priori, que essa proposta poderá açambarcar todas essas variações, porém existe a expectativa de que a mesma apresente flexibilidade suficiente para tratar uma quantidade expressiva dessas variações.

Tal expectativa decorre do fato de que as equações de balanço de material, parte fundamental de qualquer formulação, seja com representação do tempo discreta ou contínua, são tratadas precisa e aderentemente pela presente proposta. Além disso, as restrições para tratamento de não-simultaneidade apresentam grande poder de generalidade.

Pode-se destacar algumas novidades em modelagem de problemas de *scheduling*, como a função de balanço de volume Ψ e o tratamento de não-simultaneidades sem utilização de variáveis binárias, que apesar acrescentarem funções não-diferenciáveis ao modelo, foram apresentadas funções alternativas suavizadas, com a característica de serem diferenciáveis, utilizando métodos iterativos.

Nesse trabalho, pode-se observar que o controle da qualidade da mistura é feito no misturador, ou seja, o produto é transferido do misturador ao tanque já especificado. No entanto, uma modelagem mais abrangente deverá considerar a integração das qualidades nos tanques, o que leva em conta as qualidades iniciais dos tanques antes do recebimento de produtos ou componentes.

Conforme registrado em Joly (1999), não devem ser esperadas melhorias relevantes em relação a algoritmos matemáticos na área de *scheduling* para refinarias, no entanto, progressos na área da informática e desenvolvimentos em modelagem devem representar os avanços mais relevantes nessa área. Tais refinamentos em modelagem matemática serão, em essência, baseados em NLP e MINLP, abrangendo modelos mais aderentes aos processos no âmbito da indústria do petróleo.

Dentro dessa previsão, tem-se a expectativa de que o presente trabalho possa representar uma contribuição inovadora. Essa expectativa é reforçada pela constatação da inexistência de abordagem semelhante na literatura que redunde na formulação de um modelo completamente diferenciável. As questões intrínsecas à resolução dessa formulação serão objeto de pesquisas subsequentes a esse trabalho.

Para trabalhos futuros, pode-se planejar a implementação computacional do modelo, acrescentando ao mesmo novas regras operacionais, tais como o tempo de certificação do produto antes de ser expedido, a desagregação de tanques de um mesmo componente ou produto e a integração das qualidades nos tanques.

Referências bibliográficas

ALATTAS, A.M.; GROSSMANN, I.E.; PALOU-RIVERA, I. **Optimal model-based production planning for refinery operations**. Computers in Operations and Information Processing, 2008. Disponível em: <<http://aiche.confex.com/aiche/2008/techprogram/P133401.HTM>>. Acesso em: 04 jun. 2009.

ANDERSEN, T.J.; SEGARS, A.H. The impact of IT on decision structure and firm performance: evidence from the textile and apparel industry. **Information & Management**, v. 39, n. 2, p. 85, 2001.

B2B Magazine. **Supply chain ainda está só no começo**. Disponível em: <http://www.b2bmagazine.com.br/web/interna.asp?id_canais=4&id_subcanais=13&id_noticia=4965&nome=&descricao=&foto=&colunista=1&pg=>>. Acesso em: 02 jun. 2009.

BERGERON, F.; RAYMOND, L.; RIVARD, S. Fit in strategic information technology management research: an empirical comparison of perspectives. **Omega**, v. 29, n. 2, p. 12 – 142, 2001.

BYRD, T.A.; DAVIDSON, N.W. Examining possible antecedents of IT impact on the supply chain and its effect on firm performance. **Information & Management**, v. 41, n. 2, p. 243 – 255, 2003.

CHANDRASHEKAR, A.; SCHARY, P.B. Toward the virtual supply chain: the convergence of IT and organization. **International Journal of Logistics Management**, v. 10, n. 2, p. 27 – 39, 1999.

FERREIRA, A.C. **Modelos de otimização na produção de óleo diesel: uma aplicação industrial**. 2008. 247 f. Tese (Doutorado)–Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, 2008.

FLOUDAS, C.A.; Lin, X. Continuous-time versus discrete-time approaches for scheduling of chemical processes: a review. **Computers & Chemical Engineering**, v. 28, p. 2109 – 2129, 2004.

GARY, J.H.; HANDWERK, G.E. **Petroleum refining technology and economics**. 4^a ed. Marcel Dekker, 2001.

GOETHE-LUNDGREN, M.; LUNDGREN, J.T.; PERSON, J.A. An optimization model for refinery production scheduling. **International Journal of Production Economics**, v. 78, p 255 – 270, 2002.

JIA, Z.; IERAPETRITOU, M. Mixed-integer linear programming model for gasoline blending and distribution scheduling. **Industrial Engineering Chemistry Research**, v. 42, p. 825 – 835, 2003.

JIA, Z.; IERAPETRITOU, M.; KELLY, J.D. **Refinery short-term scheduling using continuous-time formulation — crude oil operations**. *Industrial Engineering Chemistry Research*, v. 42, p. 3085 – 3097, 2003.

JOLY, M. **Técnicas de otimização mista-inteira para o scheduling e gerenciamento da produção em refinarias de petróleo**. 1999. 195 f. Dissertação (Mestrado)—Escola Politécnica da Universidade de S. Paulo/ Departamento de Engenharia Química, São Paulo, 1999.

JOLY, M.; MORO, L.F.L.; PINTO, J.M. Planning and scheduling for petroleum refineries using mathematical programming. **Brazilian Journal of Chemical Engineering**, São Paulo, v. 19, n. 2, abr. 2002.

KALLRATH, J.; WILSON, J.M. **Business optimisation using mathematical programming**. Londres, Macmillian Press, 1997.

LIM, S.; PALVIA, P. EDI in strategic supply chain: impact on customer service. **International Journal of Information Management**, v. 21, n. 3, p. 193 – 211, jun. 2001.

MAGALHÃES, M.V.O. **Refinery scheduling**. 2004. 273 f. Tese (Doutorado)—Imperial College London, Londres, jul. 2004.

MAGALHÃES, M.V.O. et al. **SIPP – A Solution for refinery scheduling**. NPRA Computer Conference, San Antonio, EUA, 1998.

MCCALL, J. **Is APS technology obsolete?** Disponível em: <http://www.isminfo.com/index.php?option=com_jambozine&layout=article&view=page&aid=4841&Itemid=69>. Acesso em: 01 jun. 2009.

MENDEZ, C.A. et al. A simultaneous optimization approach for off-line blending and scheduling of oil-refinery operations. **Computers and Chemical Engineering**, v. 30, p. 614 – 634, 2006.

MENDEZ, C.A. et al. State-of-the-art review of optimization methods for short-term scheduling of batch processes, **Computers and Chemical Engineering**, v. 30, p. 913 – 946, 2006.

MIRANDA, J.M. **Programação de produção otimizada de mistura de produtos na indústria do petróleo.** 2001. 90f. Dissertação (Mestrado)–Escola Federal de Engenharia de Itajubá, 2001.

MORO, L.F.L. **Técnicas de otimização mista inteira para o planejamento e programação de produção em refinarias de petróleo.** 2000. Tese (Doutorado)–Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2000.

MORO, L.F.L.; PINTO, J.M. Mixed-integer programming approach for short-term crude oil scheduling. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, v. 43, p. 85 – 94, 2004.

MORO, L.F.L.; ZANIN, A.C.; PINTO, J.M. A planning model for refinery diesel production. **Computers and Chemical Engineering**, v. 22 (Supplement 1), p. S1039 – S1042, 1998.

PALMER, R.E.; BAR-DOV, J.; WHITAKER, S. Use an integrated approach to product in-line blending: Fuels management. **Hydrocarbon Processing**, v. 74, n. 2, p. 62 – 66, 1995.

PATTERSON, K.A.; GRIMM, C.M.; CORSI, T.M. Adopting new technologies for supply chain management. **Transportation Research Part E**, v. 39, n. 2, p. 95 – 121, 2003.

PEKKNY, J.F.; ZENTNER, M.G. **Learning to solve process scheduling problems: the role of rigorous knowledge acquisition frameworks.** School of Chemical Engineering, Purdue University, West Lafayette, EUA, 1993.

PELHAM, R.; PHARRIS, C. Refinery operations and control: A future vision. **Hydrocarbon Processing**, v. 75, n. 7, p. 89 – 94, 1996.

PINTO, J.M.; JOLY, M.; MORO, L.F.L. Planning and scheduling models for refinery operations. **Computers & Chemical Engineering**, v. 24, p. 2259 – 2276, 2000.

REKLAITIS, G.V. **Perspectives on scheduling and planning of process operations**. In: Fourth International Symposium on Process Systems Engineering, Quebec, Canadá, 1991.

SHAH, N. Mathematical programming techniques for crude oil scheduling. **Computers & Chemical Engineering**, v. 20 (Suppl. 2), S1227 – S1232, 1996.

SMANIA, P. **Técnicas de otimização mista-inteira aplicadas à programação de produção em refinarias de petróleo**. Dissertação (Mestrado)–Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2002.

SPANOS, Y.E.; PRASTACOS, G.P.; POULYMENAKOU, A. The relationship between information and communication technologies adoptions and management. **Information & Management**, v. 39, n. 8, p. 659 – 675, 2002.

TORKZADEH, G.; DOLL, W.J. The development of a tool for measuring the perceived impact of information technology on work. **OMEGA**, v. 27, n. 3. p. 327 – 339, 1999.

XAVIER, A.E. **Penalização Hiperbólica: Um novo método para resolução de problemas de otimização**. 1982. Dissertação (Mestrado)–COPPE / Universidade Federal do Rio de Janeiro, 1982.

XAVIER, A.E. **The hyperbolic smoothing clustering method**. Relatório Técnico 674/05, PESC/COPPE/UFRJ, 2005.

XAVIER, A.E. Uma nova função ativação para redes neurais artificiais mais poderosa e mais rápida. **Learning and Nonlinear Models**, v. 5, p. 1 – 6, 2005.

XAVIER, A.E.; OLIVEIRA, A.A.F. Optimum covering of plane domes by circles via hyperbolic smoothing method. **Journal of Global Optimization**, v. 31, n. 3, p. 493 – 504, 2005.

ZHANG, N. **Novell modelling and decomposition for overall refinery optimisation and debottlenecking**. Tese (Doutorado)–University of Manchester Institute of Science and Technology, Manchester, Set. 2000.

ZHANG, N.; ZHU, X.X. A novel modelling and decomposition strategy for overall refinery optimisation. **Computers and Chemical Engineering**, v. 24, p. 1543 – 1548, 2000.

WENKAI, L.; HUI, C.W.; HUA, B.; TONG, Z. Scheduling crude-oil unloading, storage and processing. **Industrial Engineering and Chemistry Research**, v. 41, p. 6723 – 6734, 2002.