



PLANEJAMENTO DA PRODUÇÃO DE UMA REFINARIA SOB CONDIÇÕES DE INCERTEZA

Leonardo Macchiarulo Nascimento

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

Orientadores: Virgílio José Martins Ferreira Filho
Laura Silvia Bahiense da Silva Leite

Rio de Janeiro

Março de 2011

PLANEJAMENTO DA PRODUÇÃO DE UMA REFINARIA SOB CONDIÇÕES DE
INCERTEZA

Leonardo Macchiarulo Nascimento

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 PRODUÇÃO.

Examinada por:

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

Prof^a. Laura Silvia Bahiense da Silva Leite, D.Sc.

Prof. Silvio Hamacher, D.Sc.

Prof. Luiz Fernando Loureiro Legey, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

MARÇO DE 2011

Nascimento, Leonardo Macchiarulo

Planejamento da Produção de uma Refinaria sob Condições de Incerteza/ Leonardo Macchiarulo Nascimento. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2011.

XI, 87 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Virgílio José Martins Ferreira Filho
Laura Silvia Bahiense da Silva Leite.

Dissertação (Mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia de Produção, 2011.

Referências Bibliográficas: p. 83-87.

1. Planejamento de refinarias. 2. Programação estocástica. 3. Modelos de recurso. I. Ferreira Filho, Virgílio José Martins *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia de Produção. III. Título.

O único lugar onde o sucesso vem antes que o trabalho é no dicionário.
(Albert Einstein)

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais Teotônio Carlos do Nascimento e Rosângela Macchiarulo Nascimento, pelo amor e carinho dados em todos os momentos de minha vida. Agradeço também pelo seu apoio incondicional à realização desse trabalho.

À minha irmã Louise Macchiarulo Nascimento, pelos todos os momentos de alegria que compartilhamos desde nossa infância.

À minha namorada Nathalia Soares Torres, minha melhor amiga e parceira em todos os momentos.

Aos professores Virgílio José Martins Ferreira Filho e Laura Silvia Bahiense da Silva Leite, pelos seus ensinamentos em otimização matemática. Os agradeço também pela confiança a mim depositada ao assumirem a minha orientação acadêmica.

Ao professor Silvio Hamacher, pelo período em que trabalhamos juntos e por aceitar o convite para participar da banca examinadora deste trabalho e assim colaborar com o aperfeiçoamento do mesmo.

Ao professor Luiz Fernando Loureiro Legey, por aceitar o convite para participar da banca examinadora deste trabalho e assim colaborar com o aperfeiçoamento do mesmo.

Aos amigos e colegas da turma 01/2008 de Pesquisa Operacional do Programa de Engenharia de Produção da COPPE.

Aos amigos Érito Marques, Gustavo Dias da Silva e Ormeu Coelho, por sua dedicação à Pesquisa Operacional e pelos momentos de descontração e brincadeiras.

À Agência Nacional do Petróleo, Biocombustíveis e Gás Natural (ANP) e ao Ministério da Ciência e Tecnologia (MCT), que por meio do Programa de Recursos Humanos da ANP para o Setor Petróleo e Gás (PRHANP/MCT), forneceram o fomento financeiro indispensável para a realização deste trabalho.

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

PLANEJAMENTO DA PRODUÇÃO DE UMA REFINARIA SOB CONDIÇÕES DE INCERTEZA

Leonardo Macchiarulo Nascimento

Março/2011

Orientadores: Virgílio José Martins Ferreira Filho

Laura Silvia Bahiense da Silva Leite.

Programa: Engenharia de Produção

Neste trabalho, é tratado o problema do planejamento a médio prazo de uma refinaria, considerando-se a influência de variabilidades internas e externas nas decisões de produção. A partir de um modelo determinístico linear, são gerados quatro modelos de recurso de programação estocástica, cada um considerando um conjunto de incertezas: (1) demanda aleatória, (2) preço aleatório, (3) capacidade aleatória, e (4) demanda, preço e capacidade aleatórios.

Devido ao tamanho dos programas equivalentes determinísticos, que são versões estendidas dos modelos estocásticos que contemplam todos os possíveis resultados das variáveis aleatórias, foi necessária a utilização de um método de decomposição dual (*L-shaped*) para se obter a solução ótima.

Os resultados desses modelos, inclusive os do determinístico, são analisados através da comparação de seus consumos médios de matéria-prima, das suas utilizações médias da unidade de destilação e de seus estoques médios. Nos modelos estocásticos, também são analisados o valor esperado da informação perfeita (EVPI) e os *boxplots* das soluções geradas de cada modelo.

Palavras-chave: Planejamento de Refinarias. Programação Estocástica. Modelos de Recurso.

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

PRODUCTION PLANNING OF AN OIL REFINERY UNDER UNCERTAINTY CONDITIONS

Leonardo Macchiarulo Nascimento

March/2011

Advisors: Virgílio José Martins Ferreira Filho

Laura Silvia Bahiense da Silva Leite.

Program: Industrial Engineering

In this work, the mid-term planning of a refinery is treated, considering inner and outer variabilities that might affect the production decisions. From a deterministic linear model, four recourse models of stochastic programming are built, each one considering its own set of uncertainties: (1) random demand, (2) random price, (3) random capacity, and (4) random demand, price and capacity.

Due to the size of the deterministic equivalent programs, which are extended versions of the stochastic models that contemplate all the random variables outcomes, it was necessary the use of a dual decomposition method (L-shaped) so as to obtain the optimal solution.

The results of the models, including the ones of the deterministic model, are analyzed through the comparison of their raw material mean consumes, distillation unit mean utilizations and mean stocks. Also, in the stochastic models, the expected value of the perfect information (EVPI) and the boxplots of the generated solutions are analyzed.

Keywords: Refinery Planning. Stochastic Programming. Recourse Models.

SUMÁRIO

1.INTRODUÇÃO	14
2.FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	15
2.1. PLANEJAMENTO E CONTROLE DA PRODUÇÃO.....	15
2.2.HIERARQUIA DAS DECISÕES DE PLANEJAMENTO NA INDÚSTRIA DE PETRÓLEO.....	15
2.3. A PROGRAMAÇÃO ESTOCÁSTICA.....	15
2.3.1.OS MODELOS DE RECURSO.....	17
2.3.2.GERAÇÃO DA ÁRVORE DE CENÁRIOS.....	20
2.3.3.O MÉTODO L-SHAPED.....	21
2.3.4.NESTED L-SHAPED.....	25
2.4. O VALOR ESPERADO DA INFORMAÇÃO PERFEITA E O VALOR DA SOLUÇÃO ESTOCÁSTICA.....	28
2.5. PLANEJAMENTO DA PRODUÇÃO DE REFINARIAS – UMA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	28
2.6. A FERRAMENTA COMPUTACIONAL	30
3.O SISTEMA ESTUDADO.....	31
3.1. A REFINARIA LUBNOR	31
3.1.1.HISTÓRICO.....	32
3.1.2.MATÉRIAS-PRIMAS E PRODUTOS.....	33
3.1.3.O PROCESSO PRODUTIVO.....	35
4.MODELAGEM MATEMÁTICA.....	39
4.1.FORMULAÇÃO DO MODELO DETERMINÍSTICO DA LUBNOR.....	42
4.1.1.CONJUNTOS.....	42
4.1.2.PARÂMETROS.....	43
4.1.3.VARIÁVEIS.....	45
4.1.4.FUNÇÃO OBJETIVO.....	45
4.1.5.RESTRIÇÕES DE CAPACIDADE.....	46
4.1.6.RESTRIÇÕES DE BALANCEAMENTO DE FLUXO DE CORRENTES.....	47
4.1.7.RESTRIÇÕES DE OFERTA E DEMANDA.....	48
4.1.8.RESTRIÇÕES DE ESPECIFICAÇÃO DE PROPRIEDADES.....	49
4.1.9.DOMÍNIO DAS VARIÁVEIS DE FLUXO E ESTOQUE.....	50
4.2. MODELAGEM ESTOCÁSTICA DO PROBLEMA.....	50
4.2.1.FORMULAÇÃO GENERALIZADA DO MODELO ESTOCÁSTICO DA LUBNOR.....	51
4.2.2.A IMPLEMENTAÇÃO NO AIMMS.....	54
5.EXPERIMENTAÇÃO.....	56
5.1. DADOS DE ENTRADA.....	56

<u>5.2. RESULTADOS DO MODELO DETERMINÍSTICO.....</u>	<u>57</u>
5.2.1. ANÁLISE DO RESULTADO ECONÔMICO DA PRODUÇÃO.....	57
5.2.2. CONSUMO DE MATÉRIA-PRIMA.....	58
5.2.3. UTILIZAÇÃO DA UVAC.....	58
5.2.4. VARIAÇÃO DO NÍVEL DE ESTOQUE.....	59
<u>5.3. ANÁLISE DOS RESULTADOS DOS MODELOS ESTOCÁSTICOS.....</u>	<u>59</u>
5.3.1. INCERTEZA NA DEMANDA – MODELO DEM.....	61
5.3.2. INCERTEZA NO PREÇO DOS PRODUTOS FINAIS – MODELO PREC.....	61
5.3.3. INCERTEZA NA CAPACIDADE DA UVAC – MODELO CAPC.....	62
5.3.4. INCERTEZA NA DEMANDA, NO PREÇO E NA CAPACIDADE – MODELO DPC.....	63
5.3.5. ANÁLISE FINAL.....	64
<u>6. CONCLUSÕES.....</u>	<u>69</u>
<u>7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</u>	<u>70</u>

ÍNDICE DE FIGURAS

ÍNDICE DE TABELAS

1. INTRODUÇÃO

A atividade de refino é uma das mais importantes da Indústria do Petróleo. É somente através do refino que há acesso aos mercados, uma vez que a refinaria possibilita a transformação de petróleo bruto em derivados padronizados amplamente usados em diversos setores da economia, principalmente no setor de transportes.

Essa função da refinaria na cadeia produtiva do petróleo faz com que exista uma busca contínua por formas de melhoria na eficiência de suas operações. Existem, basicamente, três maneiras de se alcançar essas melhorias: inovação tecnológica, expansão do sistema e desenvolvimento de ferramentas computacionais de apoio à decisão.

A inovação tecnológica possibilita um menor gasto energético e/ou uma menor perda do material a ser processado. Todavia, inovações dependem de investimentos substanciais em pesquisa que, geralmente, não costumam ter um retorno a curto prazo.

A expansão da refinaria dada através da instalação de novas unidades pode aumentar a produtividade desse sistema. Por outro lado, deve ser destacado que, uma vez construídas, as refinarias são pouco flexíveis, pois requerem significativos investimentos para que haja uma modificação efetiva na sua estrutura.

Considerando os entraves estruturais e econômicos apontados, o desenvolvimento de ferramentas computacionais para o suporte ao planejamento da produção mostra-se uma solução mais barata e factível. Apesar dessas vantagens, a complexidade característica das operações de refino dificulta em muito a modelagem desses sistemas.

Durante o refino, o petróleo é submetido a uma série de processos que são definidos de acordo com a disponibilidade da matéria-prima a ser processada e dos produtos demandados pelo mercado, tanto em quantidade como em qualidade. Resumidamente, esses processos têm como objetivo desmembrar o petróleo em cortes pré-padronizados de modo a usufruir plenamente de seu potencial energético, que é bastante restrito em sua forma bruta. Porém, a maneira com que se podem combinar os diferentes petróleos que são ofertados, processos e unidades, dadas as demandas esperadas (em quantidade e qualidade) faz com que surjam diversos arranjos possíveis para um plano de produção.

O plano de produção de uma refinaria deve considerar que a definição ótima dos processos a serem utilizados e a forma de combiná-los depende das propriedades dos óleos brutos disponíveis e da demanda esperada de derivados, havendo ainda um “*trade-off*” entre a escolha irreversível de processos que exigem menor volume inicial de capital e o uso de um

petróleo de melhor qualidade (mais caro); ou processos que demandam maior volume inicial de capital, mas que utilizam óleos de qualidade inferior (mais baratos).

O planejamento das operações da refinaria deve considerar também as variabilidades internas e externas que podem provocar desvios na produção. A Indústria do Petróleo, ao lidar com *commodities*, está sujeita a muitas incertezas. Por exemplo, questões geopolíticas em regiões produtoras de petróleo, desastres naturais, uma maior conscientização do uso inteligente dos recursos naturais, crises econômicas locais ou mundiais podem impactar as demandas e os preços dos produtos derivados do petróleo. Sem contar, a possibilidade de um eventual problema nas operações da refinaria levar a uma queda em sua capacidade produtiva.

O principal objetivo do estudo é apresentar uma metodologia baseada em ferramentas computacionais eficazes e robustas que dêem suporte aos tomadores de decisão no planejamento das operações de uma refinaria real. Mais especificamente, procura-se analisar através de resultados obtidos de modelos de programação matemática o possível impacto que incertezas poderiam gerar no planejamento das operações da refinaria. Espera-se também que o trabalho ajude a fomentar novos estudos relacionados não somente a refinarias, mas também a quaisquer outros sistemas de produção cujas aleatoriedades observadas são um importante fator para a tomada de decisão.

Apesar de a metodologia proposta poder ser aplicada a outras refinarias, o trabalho é inteiramente focado na Lubrificantes e Derivados do Nordeste (Lubnor). Essa refinaria, embora seja classificada como de pequeno porte, apresenta um nível de complexidade de processos adequada a sua modelagem matemática sob uma perspectiva acadêmica. Além disso, a escolha dessa refinaria como objeto de estudo está ligada a, principalmente, disponibilidade de informação existente sobre a mesma (Luz, 2008).

Nos parágrafos que se seguem, é descrita a forma em que o texto é distribuído ao longo dos capítulos.

No capítulo 2, são discutidos os fundamentos teóricos da dissertação. Nele, estão contidos brevemente a definição de Planejamento e Controle da Produção (PCP) e seus diferentes níveis de decisão na indústria de petróleo, os modelos e uma das técnicas de resolução de problemas de programação estocástica, medidas de avaliação da influência de incertezas em problemas reais, uma revisão bibliográfica específica ao tema discutido e a ferramenta computacional utilizada.

No capítulo 3, é descrito o sistema refinaria em que a modelagem matemática e as análises se baseiam. Estão contidos nesse capítulo um breve histórico, características gerais e o funcionamento da refinaria Lubnor.

No capítulo 4, é detalhado o modelo de programação linear determinístico da refinaria estudada. Também, são descritos os modelos estocásticos e os procedimentos utilizados na sua implementação.

No capítulo 5, dedicado ao processo de experimentação computacional, são apresentados e analisados os resultados da utilização do modelo determinístico e dos modelos estocásticos a um conjunto de cenários idealizado.

Por fim, no capítulo 6, se encontram as conclusões e considerações finais dessa dissertação.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Para a realização desse trabalho, procurou-se estudar diversos conceitos qualitativos e quantitativos, que vão desde os conhecimentos de Gestão da Produção até ferramentas da Pesquisa Operacional e de computação.

2.1. PLANEJAMENTO E CONTROLE DA PRODUÇÃO

O planejamento e o controle da produção (PCP) são, possivelmente, as atividades mais importantes em um sistema produtivo. Segundo Slack (2007), é através delas que há a conciliação entre o potencial da operação de fornecer produtos e serviços e as suas respectivas demandas. Em outras palavras, são as atividades que garantem que a operação ocorra de forma contínua.

As atividades de PCP são geralmente tratadas juntas pela por grande parte dos autores, pois, em muitos casos, sua divisão em níveis de planejamento não é clara. Porém, Slack (2007) aponta algumas características gerais que ajudam a distinguir o planejamento do controle.

O produto de um planejamento é um plano, que é a formalização do que se pretende que aconteça em um dado instante no futuro. Contudo, um plano não garante que o que foi declarado vá realmente acontecer, pois todo processo produtivo está sujeito a variabilidades internas (falhas, quebras de máquinas, falta de funcionários) e externas (atraso do fornecimento de matéria-prima). Para contornar tais situações, amenizando ou eliminando seus efeitos no sistema produtivo, os gestores de produção devem realizar ajustes de modo que a operação atinja os objetivos estabelecidos no plano. A atividade de controle é caracterizada por intervenções que devem ser feitas a curto prazo, visando o direcionamento do plano.

Slack (2007) também destaca que a natureza do planejamento e controle varia com o tempo. No longo prazo, são elaborados planos relativos ao que se pretende fazer, que recursos esperam-se usar e quais objetivos pretendem-se alcançar. A ênfase está muito mais no planejamento do que no controle, pois há muito pouco a se controlar. Nessa etapa, por exemplo, serão utilizadas previsões de demanda em termos agregados, os recursos serão determinados de forma também agregados e, comumente, os objetivos serão estabelecidos em termos financeiros.

No médio prazo, a preocupação de se planejar com mais detalhes surge: a previsão de demanda será feita de forma parcialmente desagregada, os recursos serão determinados em termos mais desagregados. Além disso, planos contingenciais também serão elaborados.

2.2. HIERARQUIA DAS DECISÕES DE PLANEJAMENTO NA INDÚSTRIA DE PETRÓLEO

Segundo Picaseno-Ganiz (1989), a hierarquia de decisões em uma indústria química de processamento contínuo é caracterizada por uma estratégia do tipo *top-down*, ou seja, as decisões seguem uma hierarquia de cima para baixo, como mostrado na figura 2.1.

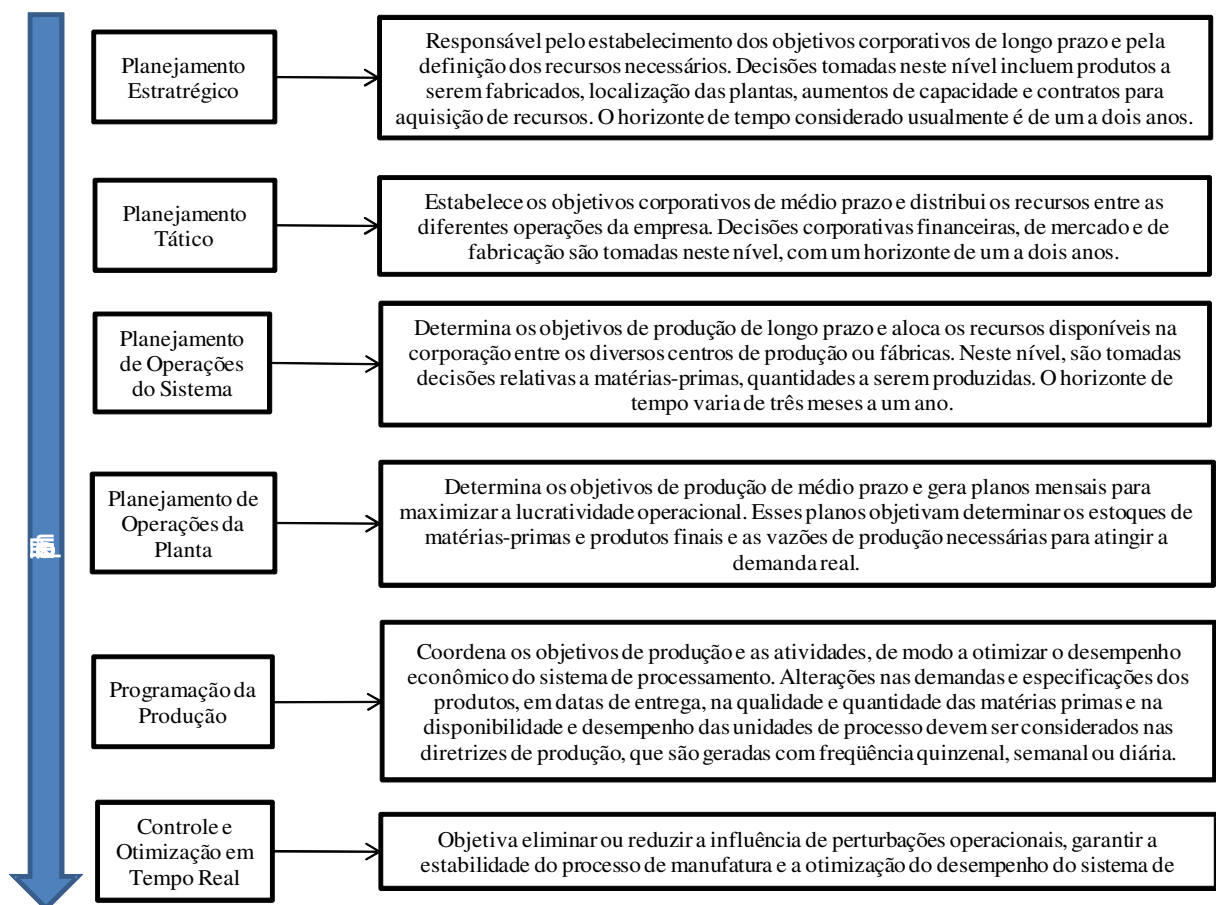


Figura 2.: Níveis de planejamento (adaptado de Picaseno-Ganiz, 1989)

Dada a hierarquia de planejamento, o trabalho proposto está inserido no nível de planejamento das operações da Lubnor.

2.3. A PROGRAMAÇÃO ESTOCÁSTICA

A programação estocástica lida com situações em que a aleatoriedade observada em parâmetros de entrada (variáveis aleatórias) de um problema de programação matemática é considerada relevante para o tomador de decisão. Na literatura, é comum os autores dividirem a programação estocástica em duas grandes áreas: a primeira, baseada em modelos de recurso (*recourse models*) e, a segunda, baseada em modelos de programação com restrições probabilísticas (*chance-constrained programming*).

Os modelos de recurso podem ser de dois estágios ou multiestágio. Nesses, um conjunto de decisões devem ser tomadas antes de se conhecer o resultado do evento aleatório ao qual o sistema está sujeito. Depois da ocorrência do evento aleatório, decisões que representam ações corretivas devem ser tomadas de modo a garantir a viabilidade do modelo matemático. Conceitualmente, estágio é uma etapa do processo decisório que pode estar relacionado ou não a um período temporal.

A abordagem por modelos de recurso apresenta a vantagem de se aproximar da realidade de sistemas produtivos. Por exemplo, ao modelar um problema de planejamento da produção de uma planta industrial por programação estocástica de dois estágios, as decisões de primeiro estágio podem estar ligadas à quantidade de matéria-prima que deve ser comprada para se produzir um produto qualquer, dada a estimativa que há sobre a demanda do mesmo. As decisões de segundo estágio, nesse caso, podem representar o quanto desse mesmo produto deve-se comprar de terceiros para compensar uma eventual produção abaixo da demanda realizada, assumindo que *backorders* não sejam permitidas.

Um dos primeiros trabalhos a integrar incertezas à programação matemática foi o de Dantzig (1955). Nesse trabalho, o autor desenvolve os principais conceitos referentes aos modelos de recurso: otimização do valor esperado da função objetivo, a divisão de um processo decisório em estágios (dois estágios e multiestágio) e teoremas de convexidade.

As figuras 2.2 e 2.3 representam, respectivamente, modelos de dois estágios e multiestágio:

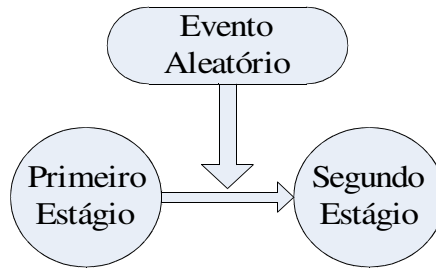


Figura 2.: Modelo de dois estágios

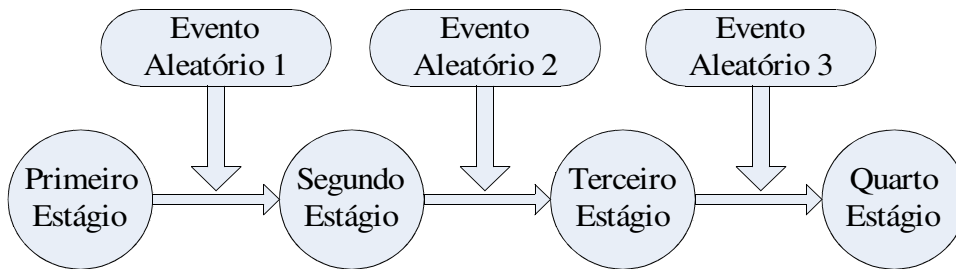


Figura 2.: Modelo multiestágio

Os modelos de restrições probabilísticas procuram satisfazer as restrições de acordo com um intervalo de confiança. Usualmente, essas restrições estão ligadas a taxas de preenchimento do mercado (*fill rate*) e a níveis de serviço. Considerando um intervalo de confiança, uma possível formulação generalizada para essa classe de problemas é dada abaixo (Charnes e Cooper, 1959):

Problema de Programação Estocástica com Restrições Probabilísticas

Onde:

(2.1)

No problema acima, c é o vetor custo conhecido e definido em . As matrizes A_0 , A_1 e o vetor b_0 também são conhecidos. b_1 é o vetor de probabilidade .

Nesse trabalho, os modelos desenvolvidos foram os de recurso. Nas duas seções a seguir, serão discutidos com mais profundidade os modelos de recurso e o método de decomposição *L-shaped*, usado para resolver problemas de programação estocástica de grande porte.

2.3.1. Os Modelos de Recurso

O problema de programação estocástica pode ser formulado da seguinte maneira (Kall e Wallace 2003):

Formulação Generalizada de um Problema de Programação Estocástica

(2.2)

Nessa formulação generalizada, ξ é um vetor aleatório cujos elementos são variáveis aleatórias limitadas por intervalos do conjunto Ω . O conjunto Ω é formado por uma família de eventos \mathcal{F} , com distribuição de probabilidade conhecida. Ou seja, se um subconjunto ω e ω' é um evento, $P(\omega)$ é conhecida. Logo, as funções $\xi(\omega)$ são aleatórias.

Para o problema (2.2), a i -ésima restrição só será violada se, e somente se, para uma dada decisão x e realização ω de Ω . Como não há como saber o valor de ξ *a priori*, é provido então, para cada restrição i , um recurso ou uma atividade de segundo estágio que irá compensar as violações, caso estas venham a ocorrer. Esse recurso somente pode ser utilizado

depois da realização do vetor aleatório, garantindo a não violação da restrição. A i -ésima restrição de (2.2) é reescrita da seguinte maneira:

(2.3)

A utilização desse recurso extra é geralmente associada a um custo extra. Seja o custo unitário de r , a função que quantifica o custo da atividade extra é dada por (2.4) e é chamada de função de recurso.

(2.4)

Adicionando a função de recurso (2.4) à formulação generalizada (2.2), obtém-se o problema de programação estocástica recursivo de dois estágios:

Problema de Programação Estocástica Recursivo de Dois Estágios

(2.5)

Como parâmetros estocásticos podem levar a diferentes cenários de otimização, faz-se necessário a utilização de alguma medida matemática capaz de quantificar a expectativa que o tomador de decisão tem do futuro. Na programação estocástica (modelos de recursos), costuma-se usar o valor esperado. Tomando o valor esperado da função objetiva de (2.5), obtém-se o problema esperado de programação estocástica recursivo de dois estágios:

Problema Esperado de Programação Estocástica Recursivo de Dois Estágios

(2.6)

Considerando linear e independente do vetor aleatório , (2.6) pode ser reescrita:

, onde . (2.7)

Nesse problema linear, a matriz A e o vetor b são determinísticos e a matriz $T(\cdot)$ e o vetor $h(\cdot)$ dependem do vetor aleatório , possuindo então entradas aleatórias. Generalizando essa relação de dependência em , obtém-se:

(2.8)

(2.9)

As matrizes e os vetores são determinísticos. Adicionando uma função de recurso linear, com (onde é um conjunto poliédrico,), uma matriz W (chamada de matriz de recurso) e um vetor de custo , obtém-se o problema esperado de programação estocástica com recurso fixo de dois estágios:

Problema Esperado de Programação Estocástica com Recurso Fixo de Dois Estágios

(2.10)

Sendo $Q(x)$ o valor esperado da função de recurso , os valores que pode assumir e suas respectivas probabilidades de ocorrência , o problema (2.10) pode ser reescrito da seguinte maneira:

Onde:

(2.11)

Para os casos em que o processo decisório ocorre em mais de dois estágios, (2.2) pode ser adaptada de forma análoga ao demonstrado até o momento. No problema multiestágio, ao invés de haver somente duas decisões (x e y), há na verdade $T + 1$ decisões sequenciais a serem tomadas nos estágios. Vale ressaltar que o termo estágio não necessariamente se refere a um ponto temporal, mas sim a uma etapa de um processo decisório – apesar de que, em muitos casos, os estágios irão coincidir naturalmente com os períodos temporais do problema.

Supondo que para o estágio as realizações dos vetores aleatórios são conhecidas, podendo assim prever as decisões, a decisão será tomada de tal forma que seja respeitada. Porém, a devida escolha de depende do conhecimento das decisões e realizações anteriores.

Sejam o custo da decisão para e o custo da decisão, a função de recurso para um problema multiestágio é dada por (2.12):

(2.12)

Onde a decisão ótima é .

Fazendo para cada decisão e adaptando-se os conceitos utilizados para introduzir (2.10) para o caso multiestágio, obtém-se (2.13):

Problema Esperado de Programação Estocástica com Recurso Fixo Multiestágio

(2.13)

Considerando os vetores aleatórios discretos, (2.13) pode ser reescrito considerando cada realização de , ou cenários. Sendo a probabilidade de ocorrência da realização do vetor aleatório , no estágio e cenário j , obtém-se (2.14).

(2.14)

A terceira restrição de (2.14) corresponde a um conjunto de equações conhecidas na literatura como *nonanticipativity constraints*. Essas restrições garantem que, em um dado

estágio , cenários que possuem a mesma história (sequência de realizações) não sejam diferenciados.

Os programas (2.11) e (2.14) são conhecidos como equivalentes determinísticos.

2.3.2. Geração da Árvore de Cenários

Os programas equivalentes determinísticos apresentados assumem que cada variável aleatória do problema possa ser discretizada (havendo a necessidade) sem grandes perdas de informação. A partir dos resultados das variáveis aleatórias, obtidos para cada estágio, e de suas respectivas probabilidades de ocorrência é possível construir a árvore de cenários do problema.

As figuras 2.4 e 2.5 ilustram duas árvores: a primeira para o caso de dois estágios () e a segunda para o caso de três estágios (). Em ambos os casos, cada nó () representa um cenário j ($j = \{1, \dots, J\}$) em um estágio . Os valores das arestas correspondem às probabilidades do sistema de mudar de um cenário $a(j)$ do estágio para o cenário j do estágio , sendo $a(j)$ o cenário do estágio no qual o cenário j do estágio descende diretamente. Ou seja, o nó () é o antecessor mediato do nó (). O número de cenários finais a ser considerado no equivalente determinístico do problema estocástico é J , sendo o problema de dois estágios e J^2 , se o problema for de três estágios.

Figura 2.: Árvore de cenários para um problema de dois estágios e J cenários finais

Figura 2.: Árvore de cenários para um problema de três estágios e J^2 cenários finais

Essas árvores devem respeitar as seguintes regras:

- a) O somatório das probabilidades de ocorrência de cada nó filho, que possui um mesmo nó de origem, é igual a 1. Exemplo:

Em ambas as árvores:

$$p(2,1) + p(2,2) + \dots + p(2,J-1) + p(2,J) = 1;$$

Na árvore de três estágios:

$$p(3,1) + \dots + p(3,J) = 1.$$

b) Na árvore de três estágios, a probabilidade de ocorrência de cada cenário final é igual ao produto das probabilidades de ocorrência de seus nós de origem. Exemplo:

$$P(\text{Cenário 1}) = p(2,1) p(3,1).$$

c) O somatório das probabilidades de ocorrência de cada cenário deve ser igual a 1.

Exemplo:

Na árvore de dois estágios e J cenários:

$$P(\text{Cenário 1}) + P(\text{Cenário 2}) + \dots + P(\text{Cenário J-1}) + P(\text{Cenário J}) = 1.$$

Na árvore de três estágios e J^2 cenários:

$$P(\text{Cenário 1}) + P(\text{Cenário 2}) + \dots + P(\text{Cenário } J^2-1) + P(\text{Cenário } J^2) = 1.$$

2.3.3. O Método *L-shaped*

O algoritmo, desenvolvido por Slyke e Wets (1969), decompõe o problema original em um problema mestre associado às variáveis de primeiro estágio e em um subproblema associado às variáveis de segundo estágio. Esse método é conhecido em outras áreas da programação matemática como Decomposição de Benders (Benders, 1962), originalmente utilizado para resolver problemas lineares inteiros mistos.

O método gera cortes de viabilidade e de otimalidade de forma iterativa. Esses cortes correspondem, geometricamente, aos pontos e raios extremos do poliedro formado pelo dual do segundo estágio.

Antes de prosseguir com o algoritmo propriamente dito, fazem-se necessárias algumas explicações prévias. Dada a função de recurso fixo do problema (2.11), um caso particular é o do recurso fixo completo, que ocorre quando a matriz W satisfaz a propriedade (2.15):

(2.15)

A propriedade (2.15) implica que não importa a decisão x tomada no primeiro estágio e a realização de ω , a função de recurso do segundo estágio será sempre viável. Em outras palavras, essa propriedade implica que $Wx \leq b$, onde $\text{pos } W$ é o cone positivo definido pela matriz W . A figura 2.4 representa o cone $\text{pos } W$.

Figura 2.: Representação gráfica do cone $\text{pos } W$ (adaptado de Kall e Wallace, 2003)

Todavia, na maioria dos casos, basta que se tenha recurso fixo relativamente completo:

(2.16)

No problema (2.11), para uma solução de primeiro estágio viável x , deve-se determinar se a mesma produz um problema de segundo estágio viável para todos os possíveis valores

de ω . Assumindo-se que o vetor aleatório ω possua um suporte retangular e limitado, a figura 2.5 ilustra o cone positivo $\text{pos } W$ e um paralelogramo que representa todos os possíveis valores de ω , onde que, por simplicidade, $\omega \in \mathbb{R}^k$. Nesse caso ilustrado, H é uma matriz $n \times k$ e os pontos extremos do paralelogramo correspondem aos pontos extremos do suporte S .

Figura 2.: Ilustração do cone positivo $\text{pos } W$ e um paralelogramo que representa todos os possíveis valores de ω (adaptado de Kall e Wallace, 2003)

A figura 2.5 mostra que, se o problema de segundo estágio resultar em inviabilidade devido às realizações do vetor aleatório ω , então pelo menos algumas dessas realizações se encontram nos pontos extremos do suporte. E, conseqüentemente, se todos os pontos extremos do suporte produzirem problemas viáveis, todas as outras realizações de ω levam também a problemas viáveis. Para checar a viabilidade, deve-se checar os pontos extremos do suporte, que nesse caso serão ao todo 2^k pontos (considerando k variáveis aleatórias e um retângulo de k dimensões). Seja E o conjunto que contém todos esses pontos.

Para determinar se $\text{pos } W$ produz um segundo estágio viável para todas as realizações de ω , sem saber *a priori* se é um caso de recurso fixo relativamente completo, deve-se recorrer ao Lema de Farkas (Farkas, 1902):

(2.17)

O primeiro enunciado é uma outra maneira de se afirmar que $\text{pos } W$ é não vazio, o que representa um problema viável. Nota-se que ambos enunciados são equivalentes. Mudando o sinal de u , o segundo enunciado pode ser reescrito da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 & \text{ou ainda, } \dots \tag{2.18}
 \end{aligned}$$

Reformulando (2.18), obtém-se a expressão (2.19) que define o cone polar de pos W:

Definição do Cone Polar W

$$\tag{2.19}$$

Com a ajuda da figura 2.6, o Lema de Farkas pode ser entendido da seguinte maneira: o sistema é viável, se e somente se, o lado direito h possui um produto escalar não positivo com todos os vetores que formam o cone pol pos W, mais especificamente suas geratrizes. A matriz que contém como colunas todas as geratrizes de pol pos W é chamada de matriz polar de W.

Figura 2.: Ilustração dos cones pos W e pol pos W (adaptado de Kall e Wallace, 2003)

Ao determinar a matriz polar , pode-se também checar a viabilidade do problema de segundo estágio ao realizar uma série de produtos escalares. Se pelo menos algum desses produtos resultar em um valor positivo, então o problema de segundo estágio será inviável.

Se não são conhecidas as geratrizes de pol pos W e não se sabe se é um caso de recurso fixo relativamente completo, deve-se checar a viabilidade para um dado e para todo . Essa análise deve ser realizada de tal maneira que sejam encontradas as geratrizes do cone polar, dado que seja comprovada a inviabilidade do problema de segundo estágio.

Deseja-se, então, encontrar um que satisfaça

(2.20)

o que é equivalente a afirmar que deve pertencer ao cone pol pos W. Mas, assumindo que leve a uma situação de inviabilidade, deve-se, simultaneamente, requerer que

(2.21)

pois, se adicionar simplesmente a restrição ao problema, exclui-se tanto o lado direito inviável dado por quanto as soluções viáveis. Por conseguinte, deve-se resolver o problema (2.22).

(2.22)

A última restrição foi adicionada de modo a limitar o valor de dentro de um intervalo que varia de -1 a 1. Isso foi necessário porque, caso contrário, o valor máximo iria tender a , enquanto o que realmente importa é a direção dada por . A figura 2.7 ilustra o procedimento.

Figura 2.: Geração dos cortes de viabilidade

Se para algum λ é encontrado um valor ótimo positivo, ou seja, um λ^* que faz com que $\lambda^* \geq 0$, gera-se o corte de viabilidade, onde λ^* é uma geratriz do cone pol pos W :

Corte de Viabilidade

(2.23)

Considerando para qualquer λ , um vetor a e o lado direito um escalar, essa última restrição pode ser reescrita da seguinte forma:

(2.24)

Uma vez verificada a viabilidade do problema (havendo recurso fixo relativamente completo ou, caso contrário, adicionando restrições de viabilidade (2.24), o próximo passo é desenvolver um procedimento que aponte uma direção para a otimalidade.

A função de recurso é uma função linear por partes e convexa em x , para um \tilde{c} fixo. Ela também é uma função linear por partes e convexa em \tilde{c} , para um x fixo. Por sua vez, $Q(x)$ também será linear por partes e convexa em x , uma vez que é resultado da soma finita de varias funções de recurso .

Reformulando (2.11) com a introdução da variável :

Onde:

(2.25)

Não há como computacionalmente resolver o problema (2.25), pois $Q(x)$ é definido implicitamente por vários problemas de otimização. Então, para dar continuidade, a restrição será retirada momentaneamente do problema.

O procedimento se resume a escolher algum \tilde{c} e x (no começo, $x = 0$) de modo a calcular $Q(x)$ e checar se $\tilde{c} \leq Q(x)$. Caso seja verdadeiro, \tilde{c} é ótimo; caso contrário, \tilde{c} não é ótimo, o que demonstra que retirar a restrição não é aceitável.

Com \tilde{c} , é o custo correspondente à solução ótima da atividade de segundo estágio. Seu dual é dado por:

(2.26)

Em (2.26), λ^* é a solução ótima do problema dual com um custo de z^* . As restrições do dual, como visto em (2.27), são independentes de x .

(2.27)

Para um x qualquer e aos vetores correspondentes às soluções ótimas do dual, λ^* , obtém-se:

(2.28)

A relação (2.28) é verdadeira, pois o problema dual é de maximização e não é necessariamente ótimo, apesar de ser viável. Então, a restrição antes retirada de (2.25) é substituída por:

Corte de Otimalidade

,
ou ainda, (2.29)

Como há um número finito de bases viáveis vindos da matriz W , há apenas também um número finito de cortes que podem ser gerados.

2.3.4. *Nested L-shaped*

O método *L-shaped*, originalmente voltado a apenas problemas de dois estágios, pode ser adaptado para problemas que possuem três estágios de decisão ou mais. Nessa versão, o algoritmo é conhecido como *Nested L-shaped* (Birge, 1985).

De forma análoga ao caso de dois estágios, o programa (2.14) é reescrito substituindo-se por e agregando-se os K cortes de viabilidade (2.24) e os L cortes de otimalidade (2.30):

(2.31)

No programa (2.31), $a(j)$ é o cenário no estágio no qual o cenário j no estágio descende diretamente. Ou seja, o par (i, j) é o nó da árvore de cenários que antecede imediatamente o nó (j, j) .

O *Nested L-shaped* obtém primeiro uma solução viável para o problema (2.31), excluindo-se, inicialmente, as restrições de cortes. Depois, ao longo das iterações, esses cortes vão sucessivamente sendo adicionados ao problema, até que uma solução, que satisfaça, seja encontrada para todos os estágios e cenários j . O algoritmo pode ser resumido em uma sequência de três passos, além do passo inicial:

Passo 0:

Retire as restrições de cortes e resolva o problema (2.31) para o estágio inicial. Faça para todo estágio e cenário j .

Passo 1:

Se o problema de primeiro estágio (para) for inviável, pare: o problema é inviável.

Caso contrário, x^j é a solução de primeiro estágio. Use x^j como entrada em (2.31) e o resolva para x^j , para todo cenário j (para todas as realizações do vetor aleatório).

Se algum problema de segundo estágio for inviável, então adicione uma restrição de viabilidade em (2.31) para x^j . Resolva novamente o problema (2.31) para x^j e retorne para **Passo 1**.

Caso contrário, vá para Passo 2.

Passo 2 (a):

Sejam as soluções atuais de estágio t , para todo cenário j possível em J_t . Resolva (2.31) para x^j e para todo j usando as soluções x^j .

Passo 2 (b):

Se algum problema P^j for inviável, adicione um corte de viabilidade ao seu problema antecessor correspondente, de estágio t .

Se o problema de estágio t for inviável, faça $J_t = \emptyset$.

Se $J_t = \emptyset$, vá para **Passo 1**.

Caso contrário, retorne **Passo 2 (a)**.

Caso contrário, retorne **Passo 2 (a)**.

Caso contrário, todo problema de estágio t é viável.

Se $t = T$, onde T é o último estágio, faça $J_T = \emptyset$ e retorne para Passo 2 (a).

Caso contrário, $t < T$, remova qualquer restrição remanescente para todos os estágios t e cenários j em J_t e faça, para cada um desses, $J_{t+1} = J_t$.

Vá para **Passo 3**.

Passo 3 (a):

Encontre $d(j)$ e x^j para uma nova restrição de otimalidade para cada problema de cenário j do estágio t , usando as soluções duais dos problemas de estágio t . Nesse caso, $d(j)$ e x^j , onde $d(j)$ denota os cenários de estágio t diretamente descendentes do cenário j do estágio t . $d(j)$ são as decisões duais desses problemas.

Passo 3 (b):

Se algum j satisfaz , então adicione um novo corte de otimalidade em cada problema que isso for verdadeiro. Resolva cada problema de estágio . Use as soluções como entrada nos problemas e resolva-os novamente.

Se , faça e vá para **Passo 2 (a)**.

Caso contrário, retorne a **Passo 3 (a)**.

Caso contrário, para todo estágio e cenário j .

Se , faça e retorne para **Passo 3 (a)**.

Caso Contrário, pare: as soluções atuais , compõem a solução ótima de (2.31).

Os passos 1 e 2 formam uma sequência conhecida como *forward pass*, em que se objetiva encontrar rapidamente uma solução viável para todo estágio e cenário j . O passo 3 é conhecido como *backward pass*, onde procura-se encontrar a otimalidade.

2.4. O VALOR ESPERADO DA INFORMAÇÃO PERFEITA E O VALOR DA SOLUÇÃO ESTOCÁSTICA

Embora a maior parte dos problemas reais envolva a tomada de decisões em condições de incerteza, na literatura há um número muito menor de trabalhos de programação matemática que retratam as aleatoriedades observadas nos sistemas reais, quando comparado ao número de trabalhos puramente determinísticos. Muito desse comportamento está ligado ao alto custo computacional; mas, como realmente saber se esse custo pode ser compensado pela obtenção de resultados mais robustos?

Essa avaliação pode ser feita utilizando-se dois indicadores: o valor da informação perfeita (EVPI) e o valor da solução estocástica (VSS) (Senne, 2009).

O EVPI é dado pela diferença entre o valor ótimo do problema estocástico e o valor esperado das soluções dos problemas “espere-e-veja”. Esse último é obtido encontrando-se os valores ótimos de cada cenário de forma independente e, em seguida, agregando-os com os seus respectivos pesos (probabilidades).

O EVPI mostra o quanto o tomador de decisão poderia esperar ganhar caso ele soubesse de antemão o que iria acontecer. Outra interpretação é que essa diferença corresponde o quanto esse tomador de decisão estaria disposto a pagar pela informação (distribuição das variáveis aleatórias) do futuro. Um alto EVPI indica que aleatoriedades

observadas no sistema estudado têm uma grande influência no problema, porém isso não necessariamente descarta a utilização de um modelo determinístico.

O VSS, por sua vez, é obtido calculando-se a diferença entre os valores ótimos da função objetivo do problema estocástico e da função objetivo do problema estocástico com as variáveis de primeiro estágio fixadas. Essa fixação é feita da seguinte maneira: primeiro, resolve-se o problema determinístico utilizando as médias das variáveis aleatórias como entrada; em seguida, utiliza-se a solução ótima desse último para realizar a fixação das variáveis citadas acima.

O VSS pode ser interpretado como o custo de não considerar a incerteza na resolução do problema, ou como o possível ganho ao resolver o problema com a abordagem estocástica ao invés da determinística.

2.5. PLANEJAMENTO DA PRODUÇÃO DE REFINARIAS – UMA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Com o intuito de entender melhor o sistema refinaria e de obter uma base para o desenvolvimento dos modelos matemáticos propostos, buscou-se na literatura trabalhos que retratassem o planejamento (a médio ou a curto prazo) da produção de refinarias através do uso da programação matemática. Nos parágrafos a seguir, esses trabalhos são brevemente descritos.

O estudo de Shah (1996) se concentra no problema de programação do suprimento de óleo bruto para refinarias. Seu modelo linear considera decisões que envolvem a alocação do óleo cru para as refinarias, dos portos para os tanques iniciais e o bombeamento para as unidades de destilação. Todas essas decisões são tomadas ao longo de um horizonte de um mês. Shah ressalta a importância de uma boa programação da produção em um ambiente cujas penalidades econômicas costumam ser altíssimas.

Moro, Zanin e Pinto (1998) apresentam uma formulação generalizada para o problema do planejamento tático de refinarias. Seu modelo matemático considera as relações não-lineares correspondentes às especificações de propriedades, aplicando-o a uma refinaria real.

Pinto, Joly e Moro (2000) tratam em seu trabalho tanto do planejamento como da programação da produção. No modelo de planejamento, são consideradas as relações de não-linearidade dos processos envolvidos no refino. Dadas e respeitadas as demandas mínimas de cada derivado, o modelo tático desenvolvido direciona a produção aos produtos mais

rentáveis. O modelo de *scheduling* proposto é um problema de programação linear inteira mista. Esse modelo considera o descarregamento do óleo cru dos dutos, a transferência para os tanques de armazenamento e para a unidade de destilação.

Göthe-Lundgren, Lundgren e Persson (2002) tratam de ambos os problemas de planejamento e programação da produção de uma refinaria. Resumidamente, o problema envolve o planejamento e a utilização de uma planta que consiste de uma unidade de destilação e duas de hidrotreatamento. Seu modelo envolve decisões sobre o modo de operação de cada unidade em cada ponto do tempo, procura satisfazer a demanda e considera custos de operação e de armazenamento. O problema modelado é de programação linear inteira mista.

No trabalho de Joly, Moro e Pinto (2002), é apresentado um modelo não linear para o planejamento e um modelo linear inteiro misto para a programação da produção. O modelo de planejamento permite maximizar o lucro da refinaria ao mesmo tempo em que são respeitadas as restrições de qualidade, demanda e de capacidade das unidades. A aplicação do modelo proposto de programação da produção foi feita em três situações: (1) gestão do armazenamento dos estoques de óleo cru de uma refinaria que pode receber diversos petróleos a partir de um único duto; (2) escolha da decisão ótima da política de produção; (3) controle e distribuição do inventário para, respectivamente, as unidades de óleo combustível e de asfalto.

Wenkai *et al.* (2002) apresentam uma solução algorítmica para o problema de programação da produção, onde são considerados os seguintes processos: o descarregamento do óleo cru, a armazenagem e o processamento de múltiplos petróleos em diversas unidades. Como o problema é de programação não linear inteira mista, foi necessário propor um algoritmo que fosse capaz de resolvê-lo eficientemente, com a menor perda possível na qualidade da solução.

Jia e Ierapetritou (2003) apresentam um estudo que objetiva achar uma solução ótima, no nível operacional, de um sistema que é composto por um processo de mistura de gasolina e por um processo de transferência dessa mistura para os tanques de produto final, satisfazendo as restrições de demanda, capacidade e de especificação. O problema formulado é de programação linear inteira mista.

No trabalho de Jia e Ierapetritou (2004), é apresentado um modelo de programação da produção para toda a refinaria. Para tanto, eles decompõem o problema geral em três menores, cada um refletindo uma parte da topologia da refinaria. No primeiro problema, estão envolvidas as operações de descarregamento dos petróleos brutos dos navios, a transferência dos mesmos para os tanques de matéria-prima e escolha do sequenciamento a ser seguido nas

unidades de destilação. O segundo problema consiste em decidir qual será a programação da produção nas unidades de processamento. O último problema trata da sequência em que os produtos finais são enviados para os tanques finais, de modo a respeitar as demandas. Os modelos são de programação linear inteira mista.

No estudo Moro e Pinto (2004) é considerado o problema da gestão dos estoques de diferentes tipos de petróleo que chegam à refinaria por um único duto. Mais especificamente, o problema contempla a transferência do duto para os tanques de matéria-prima, o tempo necessário para separar a salmoura do petróleo, a interface de separação entre diferentes tipos de petróleo quando misturados e as cargas necessárias para as unidades de destilação de modo a atender a demanda. Duas formulações foram utilizadas: uma não linear inteira mista, devido à natureza não linear das equações de propriedades; e outra linear inteira mista, onde as equações de propriedades são aproximadas.

Wenkai, Hui e Li (2005) apresentam uma formulação matemática que visa representar de forma bastante próxima os processos de refino, considerando a natureza não linear do problema, porém sem desconsiderar efetividade da solução. Sua modelagem contempla uma unidade de destilação, uma de craqueamento catalítico e um misturador.

O trabalho de Micheletto, Carvalho e Pinto (2007) trata da otimização de uma unidade de geração de utilidades de uma refinaria. O problema é formulado como um de programação linear inteira mista, onde são minimizados os custos de utilidade.

Dentro da abordagem estocástica, a revisão bibliográfica baseou-se primordialmente nos trabalhos de Liu e Sahinidis (1996), Wenkai *et al.* (2004), Neiro e Pinto (2005) e Pongsadki *et al.* (2006).

Liu e Sahinidis (1996) têm como principal objetivo desenvolver métodos diretos de análise de incertezas encontradas no processo de planejamento de refinarias através de duas ferramentas: a programação estocástica e a lógica *fuzzy*. As incertezas tratadas em seu trabalho são a demanda e o preço de produtos finais. Seu modelo estocástico linear inteiro misto de dois estágios desenvolvido considera, para o primeiro estágio, que decisões de investimento (como expansão de capacidade) devem ser tomadas antes do conhecimento prévio das variáveis aleatórias. Para o segundo estágio, são tomadas decisões sobre os processos, compra e venda de matéria-prima.

No trabalho de Wenkai *et al.* (2004) são apresentados modelos programação estocástica baseados em restrições probabilísticas, onde que, novamente, são consideradas variáveis aleatórias os parâmetros demanda, preço de produtos finais e de matérias-primas,

etc. Mais precisamente, deseja-se maximizar o lucro esperado da planta, que é em função do preço do produto, da média e desvio-padrão da demanda e da função de perda. Essa última função representa, fisicamente, a quantidade de produtos pedidos não atendida (*backorder*). Como as distribuições utilizadas são contínuas, fazendo com que o cálculo das funções de perda aumentasse substancialmente o esforço computacional, técnicas como a de aproximação não-linear e linear por partes (sendo esta última proposta pelos autores) foram empregadas e analisadas quanto à influência na rapidez e qualidade das soluções obtidas.

Wenkai *et al.* (2004) utilizam dois conceitos importantes : os tipos de serviço 1 e 2. O primeiro corresponde ao intervalo de confiança em que parâmetros devem se encontrar e o segundo representa uma medida do quanto da demanda total do mercado é preenchida pelos produtos da planta (*fill rate* – quantidade de produtos vendidos sobre demanda).

A metodologia proposta por Wenkai *et al.* (2004) é aplicada e comparada com duas outras em três casos de complexidade crescente: uma unidade de mistura, um planejamento para um mês e um planejamento para um ano. As outras duas abordagens utilizadas foram a aproximação não linear da função de perda e a fórmula da função de perda encontrada por Petkov (1997). Os resultados obtidos demonstram que a metodologia proposta nesse trabalho converge para valores muito bons com considerável redução no tempo de processamento, principalmente quando comparado aos outros métodos no caso mais complexo (planejamento para um ano).

O trabalho de Neiro e Pinto (2005) apresenta três extensões do modelo desenvolvido por Pinto e Moro (2000), todos não lineares inteiros mistos:

- Modelo multiperíodo, onde são considerados múltiplos períodos;
- Modelo com incertezas, onde são consideradas as flutuações nos preços do petróleo e dos produtos finais e nos níveis de demanda ao longo de múltiplos períodos;
- Modelo estendido, que complementa o último ao adicionar a restrição de que uma quantidade de petróleo adquirida em um dado período só poderá ser consumida a partir do período subsequente.

Nos dois últimos modelos, o método utilizado para a avaliação do impacto das incertezas consideradas no planejamento da produção é a análise de cenários. Nesse método, cada cenário, que corresponde a um cenário do sistema refinaria, é resolvido individualmente (considerando-se as respectivas probabilidades de ocorrência).

Pongsadik *et al.* trata do problema do planejamento a médio prazo de uma refinaria real com enfoque à gestão dos riscos financeiros envolvidos e considerando as demandas e os preços dos produtos variáveis aleatórias. O problema estocástico é formulado como um modelo de recurso e sua resolução se dá através do método de amostragem posposto por Aseeri e Bagajewicz (2004). Inicialmente, cada cenário é rodado como um modelo determinístico individual. Em seguida, o modelo esperado de programação estocástico recursivo é rodado com as variáveis de primeiro estágio fixadas de acordo com cada solução obtida nos modelos determinísticos. O número de vezes que o problema estocástico é rodado é igual ao número de cenários previamente rodados. Com isso, Pongsadik *et al.* são capazes de construir, a partir de cada solução de primeiro estágio inicialmente obtida, curvas probabilidade acumulada e analisar o *trade-off* existente entre risco e resultado econômico esperado.

A tabela 2.1 sintetiza os trabalhos de modelagem determinística discutidos, enquanto que a tabela 2.2, os de modelagem estocásticos. As siglas LP, NLP, MILP e MINLP significam, respectivamente, programação linear, programação não linear, programação linear inteira mista e programação não linear inteira mista.

No tratamento de incertezas em refinarias, existem outras técnicas, não mencionadas nos trabalhos brevemente descritos, que podem ser empregadas, como, por exemplo, a otimização robusta. A revisão bibliográfica realizada nesse trabalho foca em aplicações de programação estocástica e de análise de cenários. Para uma revisão mais ampla, recomenda-se a leitura de Leiras *et al.* (2010).

Autores	Ano	Nível de Planejamento	Formulação
Shah	1996	Operacional	LP
Moro, Zanin e Pinto	1998	Tático	NLP
Pinto, Joly e Moro	2000	Tático\Operacional	NL\MINLP
Göthe-Lundgren, Lundgren e Persson	2002	Tático\Operacional	MILP
Pinto, Joly, e Moro	2002	Tático\Operacional	MINLP
Wenkai <i>et al.</i>	2002	Operacional	MINLP
Jia e Ierapetritou	2003	Operacional	MILP
Jia e Ierapetritou	2004	Operacional	MILP
Moro e Pinto	2004	Operacional	MILP\MINLP
Wenkai, Hui e Li	2005	Tático	MINLP
Micheletto, Carvalho e. Pinto	2007	Operacional	MILP

Tabela 2.: Trabalhos com abordagem determinística

Autores	Ano	Nível de Planejamento	Formulação	Tipo
Liu e Sahinidis	1996	Tático	MILP	Dois estágios
Wenkai <i>et al.</i>	2004	Tático	NLP	Restrições Probabilísticas
Neiro e Pinto	2005	Tático	MINLP	Análise de Cenários
Pongsadki <i>et al.</i>	2006	Operacional	LP	Dois Estágios

Tabela 2.: Trabalhos com abordagem estocástica

2.6. A FERRAMENTA COMPUTACIONAL

Os modelos propostos nesse trabalho foram implementados utilizando o *software*. AIMMS (Advanced Integrated Multidimensional Modeling Software) versão 3.10. O AIMMS é um ambiente de desenvolvimento que possui interface gráfica e linguagem próprias.

Neste trabalho, o *solver* utilizado é o CPLEX 12.2. Esse *solver* pode tratar problemas de programação linear, linear inteira mista, quadrática e quadrática inteira mista. É possível também utilizar otimização paralela em sistemas com suporte a essa tecnologia, podendo configurar a quantidade de núcleos de processamento e a maneira com que acontece o sincronismo entre esses mesmos.

Para aplicações de programação estocástica, o AIMMS disponibiliza rotinas pré-definidas e personalizáveis para a geração da árvore de eventos e resolução do programa (otimizando diretamente o equivalente determinístico ou utilizando o método *L-shaped*). As rotinas utilizadas serão explicadas no capítulo 4.

3. O SISTEMA ESTUDADO

A dificuldade de se obter um plano eficiente de produção em uma refinaria está estritamente ligada à sua complexidade, dada pelo número de combinações possíveis de unidades, campanhas e correntes.

Nesse trabalho, define-se corrente como o fluxo de material que é bombeado para, de ou entre unidades. Sendo assim, correntes podem ser de matérias-primas, produtos intermediários e acabados. Já a campanha de uma unidade pode ser entendida como um processo da unidade que contém informações pré-estabelecidas das correntes de entrada, das correntes de saída, das propriedades dessas últimas e de variáveis operacionais da unidade.

As unidades podem ser divididas em três tipos: as de processamento, as de mistura e as de armazenamento (ou tanques). O primeiro tipo refere-se às unidades que modificam características físicas e/ou químicas de suas correntes de entrada ou de sua carga (agregação de correntes); as de segundo tipo, aos misturadores usados para formar cargas; e, o terceiro tipo, aos tanques de matérias-primas e produtos.

Petróleos de diferentes origens apresentam diferenças em suas propriedades, o que na prática leva a ter mais de um perfil de produção. Por exemplo, com um petróleo do tipo A se produz uma certa quantidade de derivado X a uma dada qualidade. Se mudar a matéria-prima para um petróleo do tipo B, muito provavelmente a quantidade e a qualidade do derivado X serão diferentes. As principais características de um petróleo, ou pelo menos as que são economicamente relevantes para o refino, são a densidade do óleo (grau API), os tipos de hidrocarbonetos predominantes na mistura (parafínicos, naftênicos ou aromáticos) e o teor de enxofre (doce ou azedo).

As diferenças supracitadas evidenciam que nem todos os derivados podem ser produzidos com qualidade, direta e economicamente de qualquer tipo de petróleo, assim como não existe um esquema único de refino adaptável a qualquer tipo de óleo bruto. De acordo com Tavares (2005):

A “arte” de compatibilizar as características dos vários petróleos que devam ser processados em uma dada refinaria com a necessidade de suprir-se de derivados em quantidade e qualidade uma certa região de influência dessa indústria, faz com que surjam arranjos de várias unidades de processamento. (p.27)

As refinarias, assim como outros sistemas produtivos, estão sujeitas às incertezas e riscos do mercado. Ressalta-se que nesse trabalho, os conceitos de risco e incerteza serão

tratados como equivalentes, apesar de o termo incerteza referir-se a um parâmetro cujo comportamento (função de probabilidade) é desconhecido, enquanto que risco refere-se a um parâmetro cujo comportamento é conhecido. Justifica-se isso pela adequação dos conceitos desse trabalho à literatura específica de programação estocástica.

Hsieh e Chiang (2001) apontam em seu estudo alguns parâmetros que, embora a maior parte dos autores os trate como determinísticos, são aleatórios, dificultando o planejamento:

- Flutuações da demanda: são muitas as variabilidades que podem ocorrer, fazendo com que o valor da demanda real fuja muito da prevista;
- Variação no custo da matéria-prima: o preço do barril de petróleo é dado de acordo com o mercado internacional, o que o torna suscetível a crises internacionais, guerras, descoberta de novas jazidas e dentre outros;
- Variação no custo administrativo: esse custo está ligado aos custos de armazenagem, depreciação e impostos. Como a quantidade de óleo a ser estocada e o preço unitário do óleo estocado são parâmetros estocásticos, o custo administrativo também se torna estocástico;
- Variação no custo operacional: como petróleos de diferentes origens podem ter diferentes rendimentos para cada tipo de derivado, esse custo também se torna estocástico;
- Variação no preço de derivados: o preço dos produtos finais também pode variar devido, entre outros fatores, a oferta do mercado desses produtos.

3.1. A REFINARIA LUBNOR

A refinaria Lubnor possui uma grande importância econômica e logística para a Petrobras no Nordeste. Ela também se constitui no maior contribuinte no recolhimento de ICMS, incluindo a substituição tributária, nos Estados do Ceará (desde 1999) e Maranhão (desde 2000). Segundo o *site Diário do Nordeste*, a refinaria ainda se destaca nos seguintes pontos:

- É a única empresa que produz asfalto do Ceará, atuando também na distribuição desse produto para nove estados do Norte e Nordeste;
- Em períodos de demanda alta, a Lubnor já obteve uma produção correspondente a 13% da produção nacional de asfalto;

- É o principal braço logístico da Petrobras na Região Nordeste – é utilizada como terminal para importação e cabotagem no abastecimento do mercado regional de combustíveis;

3.1.1. Histórico

Segundo Luz (2008), no final da década de 50, o País viveu um cenário de expansão sócio-econômica favorável e de grande crescimento da malha rodoviária, o que estimulou a Petrobrás investir na implantação de uma fábrica de asfaltos na Região Nordeste, na área que delimita o Complexo Industrial Portuário do Mucuripe, em Fortaleza, capital do estado do Ceará.

Inaugurada em 24 de junho de 1966, a Asfaltos de Fortaleza (Asfor), contava unicamente com a Unidade de Destilação a Vácuo (UVAC), com capacidade de processamento de 1300 m³/dia de petróleo. Porém, ao longo dos anos, essa capacidade foi elevada para 3300 m³/dia de petróleo. Além disso, foram instaladas duas novas unidades de processo, o que permitiu à Asfor produzir produtos de maior valor agregado e se transformar em uma refinaria de pequeno porte.

Com a descoberta de petróleo e gás natural de Paracuru (Ceará) na década de 80, a Asfor passa a ser interligada aos poços por um gasoduto, recebendo, em 1987, uma segunda unidade de produção, a Unidade de Processamento de Gás Natural (UPGN).

Em 1998, é implantada a terceira unidade de produção, a Unidade de Lubrificantes (ULUB). A partir dessa nova expansão, a Asfor passa a se chamar Lubnor.

Atualmente, a Lubnor é certificada pelo *Bureau Veritas Certification* (BVC) nas normas ISO-9001:2000 (qualidade dos produtos e processos), ISO-14001:2004 (gestão ambiental), OHSAS 18001:1999 (segurança e saúde dos trabalhadores da população próxima da planta) e SA-8000:2001 (responsabilidade social da organização). A tabela 3.1 apresenta em ordem cronológica as principais ampliações e as certificações da Lubnor desde a sua fase Asfor.

Ano	Ampliação\Certificação
1966	Inauguração da Asfor
1987	Instalação da UPGN
1995	Instalação de uma turbina para cogeração de energia elétrica e vapor
1996	Primeira ampliação da capacidade de processamento de petróleo
1997	Automação industrial das unidades com controle centralizado
1998	Instalação da ULUB e mudança de nome para Lubnor
1999	Certificação ISO 9001
2001	Certificação ISO 14001 e OHSAS 18001
2004	Certificação SA 8000
2005	Capacidade de processamento de 3300 m ³ /dia
2008	Instalação do Núcleo Experimental de Biolubrificantes

Tabela 3.: Ampliações e Certificações da Lubnor (adaptado de Luz, 2008)

3.1.2. Matérias-Primas e Produtos

A Lubnor tem como principais produtos os asfaltos e os lubrificantes naftênicos, processando somente petróleos pesados de base naftênica.

Desde o ano 2000, a quantidade de petróleo naftênico demandada pela Lubnor é totalmente atendida por três campos brasileiros: Fazenda Alegre, no Espírito Santo; Fazenda Belém, no Ceará; e Jubarte, das águas profundas do litoral capixaba. Em anos anteriores, uma parcela dessa quantidade requerida era fornecida pela Venezuela.

Esses petróleos podem ser processados cada um de vez ou em misturas (*blends*). Segundo Luz (2008), as misturas podem ser utilizadas para adequar o perfil de produção de acordo com as características exigidas pelos mercados de derivados.

Os petróleos Fazenda Alegre e Jubarte chegam à refinaria através de dutos conectados ao Porto de Mucuripe. Já o petróleo Fazenda Belém é levado à refinaria através de carretas devido ao seu pequeno volume de produção, o que não justifica o uso do transporte dutoviário. Na Lubnor, todos esses óleos são levados diretamente para as unidades tanques.

Por terem uma alta densidade (°API 13), os petróleos Fazenda Alegre e Fazenda Belém são classificados como pesados. Além disso, são ditos ultraviscosos uma vez que ambos possuem viscosidade cinemática média de, respectivamente, 3200 cSt (centstokes) a 50 °C e 2000 cSt a 50 °C. Já o petróleo Jubarte também é classificado como pesado, com °API 17, e viscoso, 320 cSt a 50 °C.

Apesar de haver para cada período de produção quantidades fixas (lote firme) dessas matérias-primas, previamente alocadas e de consumo obrigatório, a refinaria possui a opção de comprar quantidades adicionais (lote adicional) caso seja necessário.

De acordo com Luz (2008), a produção da Lubnor é amplamente voltada para o segmento de asfaltos e lubrificantes, que corresponde a, respectivamente, 65 e 15% do total. Os outros 20% são os óleos diesel, a nafta, o óleo amaciante de fibras, a gasolina e o gás liquefeito de petróleo (GLP). Os asfaltos produzidos são o cimento asfáltico de petróleo (CAP), o cura média 30 (CM-30) e o cura rápida 250 (CR-250). Esses dois últimos são asfaltos diluídos.

Os asfaltos produzidos atendem à demanda dos estados do Ceará, Maranhão, Piauí, Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco, Tocantins, Pará e Amapá.

A refinaria também produz os combustíveis marítimos MF-180 e MF-380, utilizados nas operações de abastecimento de navios. Os MFs são produzidos a partir de um processo de mistura, dado através da diluição de CAP com gasóleo pesado (GOP).

A Lubnor atende com a sua produção de óleos combustíveis marítimos majoritariamente armadores internacionais. Como a confiabilidade exigida por esses clientes é altíssima, a Lubnor tem que estar sempre preparada para fornecer prontamente esses derivados, evitando assim que os armadores descartem o Porto de Mucuripe como local de abastecimento.

Os lubrificantes produzidos pela refinaria são os básicos naftênicos NH-10, NH-20 e NH-140 e o óleo isolante para transformadores chamado de isovolt. A maior parte da produção desses quatro derivados é enviada às regiões Sul e Sudeste. Eles são bombeados através de dutos até o Porto de Mucuripe para, posteriormente, serem transportados até terminais no Rio de Janeiro e São Paulo.

A Lubnor também possui uma parcela de sua produção voltada para o óleo amaciante de fibras (OAF), utilizado para tornar maleáveis algumas fibras vegetais, os óleos combustíveis OC-A1 e OC-B1, utilizados em caldeiras industriais e de hospitais, e o querosene de aviação (QAV).

O gás natural (produzido nos campos marítimos de Paracuru) chega à Lubnor através de um duto submarino e é processado na UPGN, retirando as frações líquidas do gás (GLP e C5+). A maior parte do gás residual ou gás seco que sobra é consumida pela própria refinaria.

A tabela 3.2 resume os derivados produzidos pela Lubnor.

Grupos de Produtos	Produtos
Asfaltos	CAP CM-30 CR-250
Óleo isolante	Isovolt
Lubrificantes	NH-10 NH-20 NH-140
Óleos combustíveis	OC-A1 OC-B1
Óleos combustíveis marítimos	MF-180 MF-380
Óleo amaciante de fibras	OAF
Outros combustíveis e GLP	Diesel 1 Diesel 2 QAV Gasolina GLP
Gás natural	Gás Seco

Tabela 3.: Derivados produzidos pela Lubnor (adaptado de Luz, 2008)

3.1.3. O Processo Produtivo

Ao chegarem à Lubnor, os diferentes petróleos são armazenados em tanques especiais, onde são aquecidos a uma temperatura de 80 °C (Fazenda Belém), 70 °C (Fazenda Alegre) e 60 °C (Jubarte).

Dos tanques, o petróleo é bombeado para UVAC para a separação de seus hidrocarbonetos constituintes, cuja operação é contínua (com apenas uma parada prevista a cada quatro anos). Porém, logo antes de adentrar a torre de destilação, o petróleo passa por uma dessalgadora que irá remover sais, água e partículas em suspensão e, em seguida, é aquecido em um forno a cerca de 370°C.

Dentro da torre de pressão nula, grande parte da massa aquecida é convertida em estado gasoso. À medida que as frações vaporizadas sobem e diminuem suas temperaturas, elas vão se liquefazendo e sendo gradativamente recolhidas, gerando os chamados cortes, que nada mais são que os resultantes do processo, estratificados por faixas de pontos de ebulição.

A figura 3.1 mostra um desenho esquemático simplificado da UVAC. Nela, podem ser observados, de baixo para cima, o produto final CAP e os produtos intermediários *slop wax*, DN-300 (DNP), DN-10 (DNL), DN-30 (DNM), GOP, GOL e nafta.

Figura 3.: Desenho esquemático da UVAC (adaptado de Luz, 2008)

Como citado anteriormente, devido às características intrínsecas de cada, petróleos de diferentes origens rendem, para um mesmo derivado, quantidades diferentes. A tabela 3.3 ilustra as matérias-primas e produtos obtidos de cada campanha considerada na UVAC.

Campanha	Matéria-Prima	Derivados
Campanha A	Jubarte	DNL, DNM, DNP, GOL, Nafta, CAP, <i>Slop Wax</i>
Campanha B	Fazenda Alegre	DNP, GOL, GOP, Nafta, CAP
Campanha C	Fazenda Alegre	DNL, DNP, GOL, GOP, Nafta, CAP
Campanha D	Fazenda Alegre	DNM, DNP, GOL, Nafta, CAP
Campanha E	Fazenda Belém	DNP, GOL, GOP, Nafta, CAP
Campanha F	Fazenda Belém	DNM, DNP, GOL, Nafta, CAP

Tabela 3.: Campanhas da UVAC (adaptado de Luz, 2008)

A corrente de maior importância e também, como pode ser visto na tabela 3.3, de maior rendimento é o CAP (também conhecido como resíduo de vácuo). Esse produto final sai da unidade de destilação a vácuo e é armazenado em tanques a uma temperatura de 140 °C (à temperatura ambiente, o CAP se solidifica), encontrando-se pronto para ser comercializado. O CAP também é utilizado na produção dos cimentos asfálticos CR-250 e CM-30, dos óleos combustíveis e marítimos,

O *slop wax* (óleo pesado circulante) é inteiramente destinado à produção dos óleos MF-180, MF-380, OC-A1 e OC-B1. Esses óleos ainda recebem em suas misturas o GOP, que é diluente do CAP.

O gasóleo leve (GOL) é usado na mistura do diesel 2.

A nafta é usada nas misturas do CR-250, CM-30, do diesel 2 e da gasolina.

Os destilados naftênicos (DNL, DNM, DNP) saem da UVAC e são bombeados para seus respectivos tanques. Em seguida, passam pelo misturador da Unidade de Hidrotratamento (MHDT) para formarem as cargas a serem processadas na ULUB. Uma quantidade de cada um deles ainda pode ser misturada, formando o produto final OAF.

A ULUB é composta por três unidades: a Unidade de Hidrotratamento (UHDT), a Unidade de Geração de Hidrogênio (UGH) e a Unidade de Tratamento de Águas Ácidas (UTAA).

A UGH é responsável por retirar hidrogênio do gás natural seco vindo da UPGN, através do método de reforma a vapor.

Na UHDT, os destilados naftênicos vindos da UVAC passam por um processo de eliminação de impurezas. Tais substâncias (como o enxofre, o nitrogênio e o oxigênio) se não eliminadas, fazem com que os produtos resultantes estejam mais sensíveis à oxidação, diminuindo em muito a vida útil dos mesmos. Além disso, a presença de enxofre pode tornar o óleo corrosivo.

O processo de hidrotratamento se dá em cinco etapas: aquecimento, separação, retificação e secagem. Inicialmente, o destilado naftênico é aquecido a uma temperatura de 340 °C, de modo a obter a energia necessária para as reações. Logo que sai do forno, a carga recebe a corrente de hidrogênio aquecida proveniente da UGH e, juntas, são enviadas aos reatores de alta pressão. Os reatores são formados por camadas depositadas de leitos catalisadores seletivos, que hidrogenam as substâncias que passam por eles, eliminando as impurezas. As reações ocorridas nos reatores geram ácido sulfídrico (H₂S) e frações de amônia (NH₃) vaporizada e líquida. O ácido sulfídrico e a amônia gasosa são enviados a um incinerador de gases, enquanto que a amônia líquida é enviada em meio aquoso para a UTAA. Nessa unidade, a amônia é separada da água e enviada para a Unidade de Tratamento de Despejos Industriais (UTDI).

As últimas etapas, a retificação e a secagem, correspondem a, respectivamente, na injeção de vapor de baixo para cima e de produto de cima para baixo e por uma secagem a pressão próxima a zero. Essas etapas eliminam os últimos resquícios de impurezas. A figura 3.2 ilustra de forma simplificada a ULUB.

Figura 3.: Desenho esquemático da ULUB (adaptado de Luz, 2008)

Na UHDT, apenas um destilado naftênico é processado por vez, gerando um único produto acabado por campanha. A tabela 3.4 apresenta as cargas e os produtos resultantes de cada campanha considerada da UHDT.

Campanha	Carga	Produtos
Campanha A	DNL	Isovolt, Nafta Selvagem
Campanha B	DNL	NH-10, Nafta Selvagem
Campanha C	DNM	NH-20, Nafta Selvagem
Campanha D	DNP	NH-140, Nafta Selvagem

Tabela 3.: Campanhas da UHDT (adaptado de Luz, 2008)

Os produtos finais NH-10, NH-20 e NH-140 são chamados de óleos básicos, pois suas principais aplicações só são possíveis depois de receberem determinados aditivos. Os números depois do “NH” referem-se à viscosidade em cSt (centstokes) a 40 °C.

A nafta selvagem é inteiramente dedicada à produção de diesel 1.

Na UPGN, o gás natural líquido (LGN) é processado e lhe são retiradas as frações líquidas, que correspondem ao GLP e a gasolina natural. Após essa separação, uma parte da gasolina é direcionada à produção de CR-250 e a outra comercializada. O mesmo ocorre com o gás seco ou residual, que tem uma parcela menor enviada à UGH enquanto que a maior é enviada a um gasoduto da Cegás para ser prontamente comercializada.

Assim como a UHDT, o processamento da UPGN ocorre em cinco etapas: compressão, absorção, desetanização, fracionamento e desbutanização. Ao chegar, o gás natural é comprimido e levado à torre de absorção para ter suas frações leves removidas, o metano e etano, através do escoamento em contracorrente de um óleo de absorção com o gás. O produto mais pesado é a fração líquida do gás, que contém ainda uma quantidade residual de etano e óleo de absorção. A seguir, dessa mistura é retirado o etano na torre de desetanização, sobrando a fração líquida.

Na fracionadora, a fração líquida do gás é separada do óleo absorvedor. Na última etapa, essa corrente líquida é levada à torre de desbutanizadora para separar, novamente por destilação, o GLP e a gasolina natural. A tabela 3.5 apresenta a campanha da UPGN.

Campanha	Carga	Produtos
Campanha A	LGN	Gás Seco, Gasolina Natural, GLP

Tabela 3.: Campanha na UPGN (adaptado de Luz, 2008)

Dos produtos finais que são resultantes de misturas, três requerem direto ou indiretamente uma receita para sua composição: o CR-250, o CM-30 e o OAF. O CR-250 deve ser composto por 12% de nafta, 74% de resíduo de vácuo (RV/CAP) e de 14% de gasolina natural. O CM-30 é formado por mistura simples entre o CM-30 base e o CM-30

QAV. O CM-30 base deve ser composto de 48% de nafta e 52% de RV/CAP, enquanto que o CM-30 QAV é composto por 38% de nafta, 10% de QAV e de 52% de RV/CAP. O último produto final mencionado, o OAF, é composto por 26% de DNL, 30% de DNM e de 44% de DNP.

A figura 3.3 mostra um desenho simplificado da topologia da Lubnor que será considerado na modelagem matemática do problema. Nota-se que a ULUB é substituída por duas das três unidades que a compõe na realidade: UHDT e UGH. A terceira unidade, a UTAA, não é relevante para o problema uma vez que ela não influencia a produção.

Dadas as unidades de processamento de relevância e suas características, estas podem ser divididas em dois tipos: a de separação (UVAC) e as de conversão (UPGN, UHDT e UGH).

Outro ponto importante é o controle de propriedades. Os constituintes da mistura de um produto final devem ser produzidos de tal forma que suas propriedades, ao serem agregadas, não façam com que as propriedades resultantes estejam fora das especificações demandadas.

Nesse trabalho, serão apenas consideradas as especificações relativas às viscosidades (50 °C e 60 °C) dos óleos combustíveis, OC-A1 e OC-B1, e dos óleos marítimos, MF-180 e MF-380.

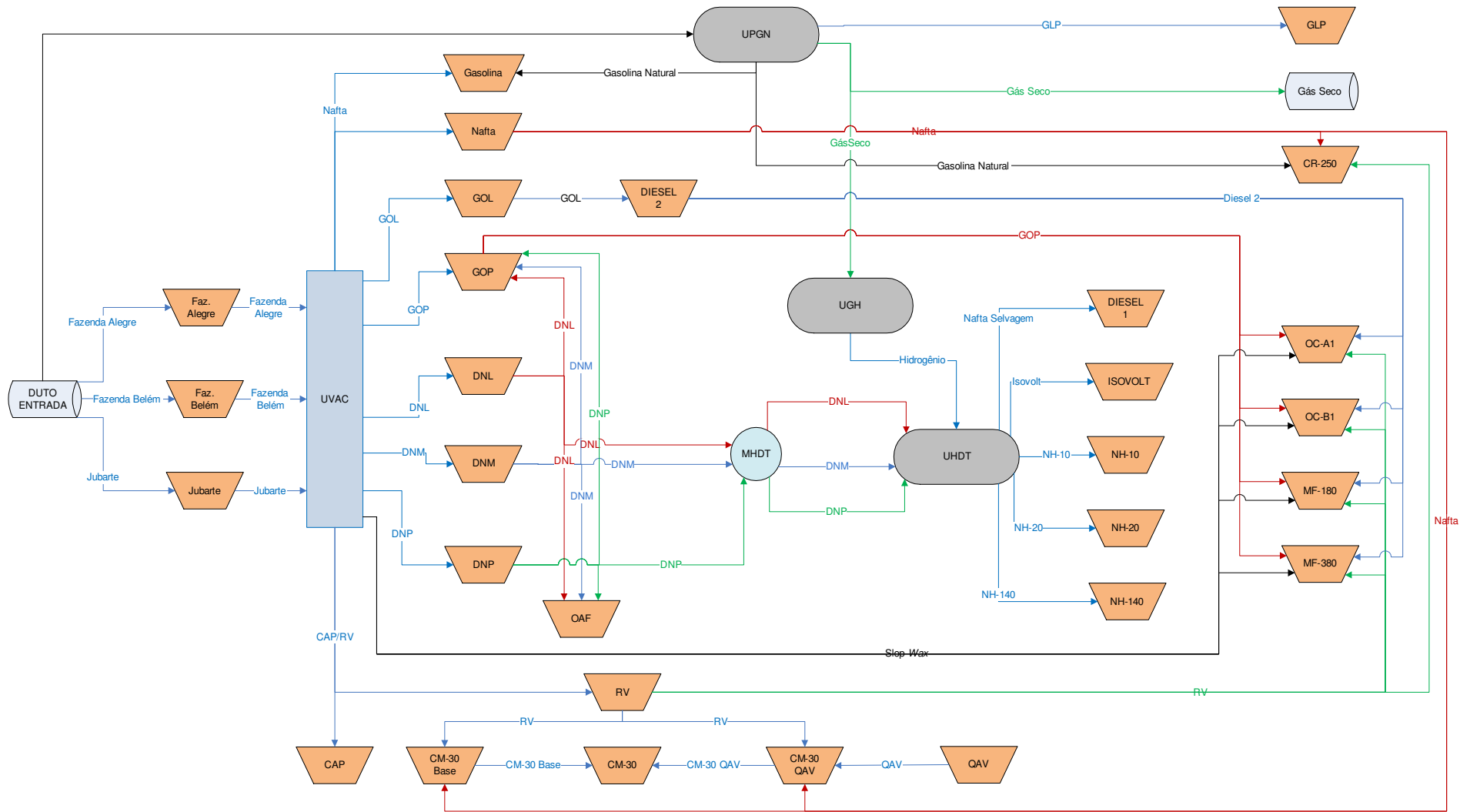


Figura 3.: Desenho esquemático da topologia simplificada da Lubnor (adaptado de Luz, 2008)

4. MODELAGEM MATEMÁTICA

Nesse capítulo, serão apresentadas a modelagem matemática determinística e estocástica do problema do planejamento a médio prazo de refinarias. Ambas as abordagens são baseadas na estrutura de entrada-saída proposta por Moro, Zanin e Pinto (1998), ilustrada na figura 4.1.

A figura ilustra uma representação generalizada do balanceamento dos fluxos de correntes de uma unidade U , sob uma campanha C . A carga Q da campanha C da unidade U é formada pelas correntes de saída das unidades, que são produzidas de acordo com suas respectivas campanhas. Por exemplo, as quantidades produzidas das correntes na unidade são influenciadas pelas campanhas.

Considerando a unidade U uma unidade de processamento e que não haja perda de material, a carga Q da campanha C da unidade U deve ser igual à soma das quantidades produzidas dos produtos intermediários e/ou finais. No caso da unidade U ser uma unidade de armazenamento, a carga Q da campanha C da unidade U deve ser igual à soma das quantidades produzidas dos produtos intermediários e/ou finais menos a quantidade armazenada nessa unidade.

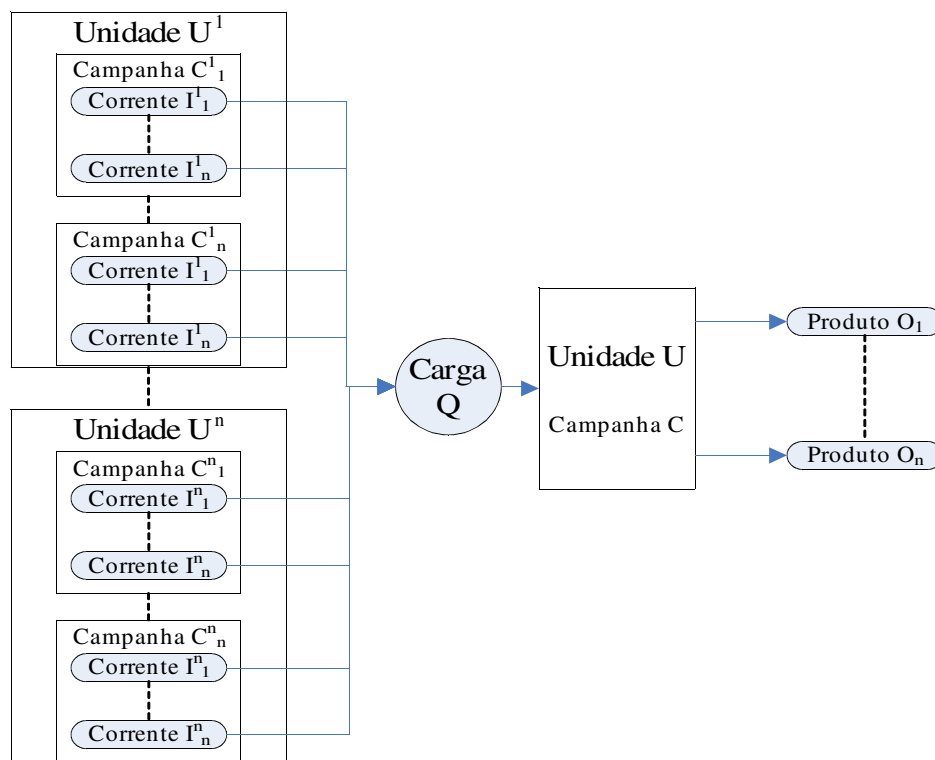


Figura 4.: Modelo generalizado de balanceamento de fluxos de uma unidade U , sob uma campanha C (adaptado de Moro, Zanin e Pinto, 1998).

Para a realização da modelagem matemática do problema proposto, torna-se necessária a identificação dos principais parâmetros da refinaria. No capítulo 3, foram discutidos os

rendimentos das unidades de processamento, a receita exigida em alguns tanques na formação de suas misturas e as especificações mínimas e máximas das propriedades de relevância dos óleos combustíveis e marítimos. Seguem as descrições resumidas de outros parâmetros importantes:

- Oferta de matéria-prima: quantidades de petróleo oferecidas à refinaria em período de produção. Essa divide em dois grupos: as quantidades de matéria-prima firme e adicionais. O primeiro grupo se refere às quantidades de petróleo que são previamente alocadas (em um nível maior de planejamento) de consumo obrigatório. O segundo grupo se refere às quantidades extras de petróleo que podem ser compradas;
- Custos de matéria-prima: preços relativos às quantidades de matéria-prima firme e adicionais;
- Custos de estoque: custos de armazenamento em cada unidade tanque;
- Custos de utilidade: custos relacionados ao uso de utilidades nas unidades de processamento;
- Demanda de produtos: a demanda de cada produto é dada tanto por sua quantidade mínima quanto por sua quantidade máxima (valor considerado limite máximo de absorção do mercado);
- Preços de produtos: valores de venda de cada produto final da refinaria;
- Capacidade das unidades (com exceção dos tanques): é dada tanto por suas quantidades mínimas como máximas. Se dividem em quatro tipos: capacidade total da unidade, capacidade por campanha, capacidade por corrente e capacidade por corrente por campanha (todas por período de produção);
- Capacidade de armazenamento nas unidades tanques: é dada tanto por suas quantidades mínimas como máximas.
- Propriedades das correntes: valores das propriedades relevantes das correntes de entrada nas unidades tanques cujos produtos exigem especificação.

Os modelos propostos devem ser capazes de determinar o balanceamento dos fluxos de correntes entre as unidades que gere o maior retorno financeiro possível, sem deixar de respeitar as restrições de capacidade das unidades, de disponibilidade de matéria-prima, de demanda e de especificação de propriedades. Com isso, as principais decisões (variáveis) dos modelos são:

- A quantidade de cada corrente a ser bombeada entre todos os pares viáveis “unidade-campanha” em cada período de planejamento;
- A quantidade de cada corrente a ser estocada nas unidades de armazenamento em cada período de planejamento;
- As quantidades adicionais de matéria-prima a serem compradas para um dado período de produção, caso haja necessidade.

Foram assumidas as seguintes premissas nos modelos:

- a) A vazão dos fluxos entre as unidades é constante ao longo de um período;
- b) As unidades são representadas matematicamente por relações lineares;
- c) As propriedades das correntes são aditivas em base volumétrica;
- d) São utilizadas duas unidades fictícias nas restrições de oferta e demanda;
- e) É considerado o duto de entrada de matéria-prima.

A vazão constante dos fluxos (a) elimina a possibilidade de haver acúmulo de material entre e nas unidades de processamento e de mistura. Nas unidades de processamento, relações lineares (b) são consideradas para o cálculo dos produtos resultantes, excluindo-se qualquer influência de variáveis operacionais nos rendimentos. Já nos tanques, as misturas formadas são simplesmente a soma dos volumes de suas parcelas constituintes. A propriedade de uma mistura (c) é o resultado da soma das propriedades de suas parcelas constituintes, ponderada por seus respectivos volumes. As unidades fictícias (d) cesta e ponto de entrega são utilizados para facilitar a modelagem matemática das equações de oferta de matéria-prima e demanda de produtos. O duto (e) é tratado com uma unidade, estando sujeito às mesmas regras de balanceamento de fluxos de correntes já descritas.

Com as explicações dadas, pode-se construir um modelo simplificado, que sintetize os conceitos discutidos. Nas tabelas 4.1 à 4.5, encontram-se as principais equações do modelo, escritas de forma conceitual, divididas em grupos: função objetivo, restrições de capacidade, restrições de balanceamento de fluxos, restrições de oferta e demanda, e restrições de especificação.

No modelo conceitual, *Fluxo Total* de Correntes se refere à quantidade composta por todas as correntes de entrada em todas as campanhas em um período de produção. *Fluxo por Campanha* se refere à quantidade que é composta por todas as correntes que pertencem a uma mesma campanha, podendo ser de entrada (carga da campanha) ou de saída. *Fluxo de Corrente* se refere à quantidade de uma dada corrente que é bombeada para ou de uma unidade em um período de produção. *Fluxo de Corrente por Campanha* se refere à quantidade de uma dada corrente em uma campanha que é bombeada para ou de uma unidade em um período de produção.

Função Objetivo

Tabela 4.: Equações relativas à função objetivo

Restrições de Capacidade	Unidade
	Aplicável a todas unidades menos os tanques
	Tanques

Tabela 4.: Restrições de Capacidade

Restrições de Balanceamento de Fluxo de Correntes	Unidade
	Duto
	Tanque
	Tanque (por receita)
	Separação
	Mistura
	Conversão

Tabela 4.: Restrições de Balanceamento de Fluxo de Correntes

Restrições de Oferta e Demanda	Unidade
	Oferta
	Ponto de Entrega

Tabela 4.: Restrições de Oferta e Demanda

Restrições de Especificação de Propriedades	Unidade
	Tanque

--	--

Tabela 4.: Restrições de Especificação de Propriedades

4.1. FORMULAÇÃO DO MODELO DETERMINÍSTICO DA LUBNOR

A seguir, estão descritos de forma detalhada os conjuntos, parâmetros, variáveis e equações que compõem o modelo determinístico.

4.1.1. Conjuntos

U: Conjunto de unidades (Índices: $u, u1, u2$).

C: Conjunto de campanhas (Índices: $c, c1, c2$).

S: Conjunto de correntes (Índices: $s, s1, s2$).

T: Conjunto de períodos (Índice: t).

P: Conjunto de propriedades. (Índice: p).

L: Conjunto de utilidades (Índice: l).

UC: Conjunto das unidades do tipo cesta.

UD: Conjunto de dutos.

UE: Conjunto das unidades de entrega.

UM: Conjunto das unidades de mistura.

UPC: Conjunto das unidades de conversão.

UPS: Conjunto das unidades de separação.

UT: Conjunto das unidades tanques.

UTR: Conjunto das unidades tanques que possuem receita.

: Conjunto das correntes s que saem da unidade $u1$, na campanha $c1$ e que se dirigem à unidade u , na campanha c .

: Conjunto de campanhas por unidade.

: Conjunto das correntes de entrada por unidade e campanha.

: Conjunto das correntes de saída por unidade e campanha.

4.1.2. Parâmetros

: Custo da matéria-prima s adicional que sai da unidade cesta u no período t .

: Custo da matéria-prima s firme que sai da unidade cesta u no período t .

- : Custo de estoque na unidade tanque u no período t .
- : Custo da utilidade l na unidade de processamento u , campanha c e período t .
- : Quantidade mínima da matéria-prima s adicional disponível na unidade cesta u , campanha c e período t .
- : Quantidade máxima da matéria-prima s adicional disponível na unidade cesta u , campanha c e período t .
- : Quantidade da matéria-prima s firme disponível na unidade cesta u , campanha c e período t .
- : Preço do produto s que chega na unidade de entrega u e no período t .
- : Quantidade mínima demandada do produto s que chega na unidade de entrega u no período t .
- : Quantidade máxima demandada do produto s que chega na unidade de entrega u no período t .
- : Rendimento da carga (soma de todas as correntes de entrada) processada pela unidade de conversão u , na campanha c e período t , em relação à corrente s .
- : Rendimento da corrente de entrada s processada pela unidade de separação u , na campanha c e período t , em relação à corrente s_2 .
- : Percentual da corrente s exigida na mistura por receita da campanha c , na unidade tanque u e período t .
- : Capacidade mínima da unidade u no período t .
- : Capacidade máxima da unidade u no período t .
- : Capacidade mínima da unidade u em relação à campanha c no período t .
- : Capacidade máxima da unidade u em relação à campanha c no período t .
- : Capacidade mínima da unidade u em relação à corrente s no período t .
- : Capacidade máxima da unidade u em relação à corrente s no período t .
- : Capacidade mínima da unidade u em relação à corrente s da campanha c no período t .
- : Capacidade máxima da unidade u em relação à corrente s da campanha c no período t .
- : Estoque inicial da campanha c na unidade tanque u .
- : Capacidade mínima de estoque da campanha c na unidade tanque u e no período t .
- : Capacidade máxima de estoque da campanha c na unidade tanque u e no período t .
- : Valor da propriedade p do volume inicial, na campanha c da unidade tanque u .
- : Valor mínimo de especificação para a propriedade p , na campanha c , na unidade tanque u e período t .
- : Valor máximo de especificação para a propriedade p , na campanha c , na unidade tanque u e período t .
- : Valor da propriedade p da corrente s que entra na unidade tanque u , em uma campanha c e no período t .

4.1.3. Variáveis

: Quantidade da corrente s que sai da unidade $u1$, na campanha $c1$ e é enviada à unidade u , na campanha c e no período t .

: Quantidade armazenada na campanha c da unidade tanque u e no período t .

: Quantidade comprada de matéria-prima s adicional na unidade cesta u , na campanha c e no período t .

4.1.4. Função Objetivo

Deseja-se maximizar a função , que contabiliza o resultado econômico da produção. Esse é calculado através da diferença da receita obtida pela venda dos produtos e os custos de matéria-prima e operacionais (consumo de utilidades e custo de estoque).

(4.1)

Onde:

(4.2)

(4.3)

(4.4)

(4.5)

4.1.5. Restrições de Capacidade

- a) A soma de todas as correntes de entrada s , de todas as campanhas c , da unidade u e em um período t , deve ser maior ou igual à capacidade mínima e menor ou igual à capacidade máxima da mesma unidade, no mesmo período.

(4.6)

- b) A soma de todas as correntes s de uma campanha c que entram em uma unidade u , em um período t , deve ser maior ou igual que a capacidade mínima e menor ou igual que a capacidade máxima da unidade em relação à mesma campanha e ao mesmo período.

(4.7)

- c) Uma corrente s que entra em uma unidade u , em um período t , deve ser maior ou igual que a capacidade mínima e menor ou igual que a capacidade máxima da unidade em relação à mesma corrente e ao mesmo período.

(4.8)

- d) Uma corrente s de uma campanha c que entra em uma unidade u , em um período t , deve ser maior ou igual que a capacidade mínima e menor ou igual que a capacidade máxima da unidade em relação à mesma corrente da mesma campanha e ao mesmo período.

(4.9)

- e) O volume estocado em uma campanha c de uma unidade tanque u , em um período t , deve ser maior ou igual que a capacidade mínima e menor ou igual que a capacidade máxima de estocagem da unidade em relação à mesma campanha e ao mesmo período.

(4.10)

4.1.6. Restrições de Balanceamento de Fluxo de Correntes

- a) A quantidade de uma corrente s que entra em um duto u , em uma campanha c e no período t , é igual à quantidade que sai do mesmo, na mesma campanha e no mesmo período.

(4.11)

- b) A quantidade estocada em uma campanha c , em um tanque u , no final do período inicial de produção t_1 é resultante da soma das quantidades do estoque inicial e da diferença entre as correntes s de entrada e saída. Para os períodos que se seguem ($t > t_1$), a quantidade estocada será resultante da soma das quantidades do estoque do período anterior e da diferença entre as correntes s de saída e entrada.

Se $t = t_1$, então:

Caso contrário: (4.12)

- c) Nas unidades tanques u cujas misturas a serem formadas obedecem a uma receita, uma corrente s que entra, em uma campanha c e em um período t , é uma porcentagem pré-estabelecida da carga desse mesmo tanque u , mesma campanha c e mesmo período t .

(4.13)

- d) A quantidade da corrente s_2 gerada na unidade de separação u é proporcional ao seu rendimento no petróleo s_1 .

(4.14)

- e) A quantidade que compõe a carga da unidade de mistura u , em uma campanha c e no período t , é igual à quantidade que sai da mesma, na mesma campanha e no mesmo período.

(4.15)

- f) A quantidade da corrente s_2 gerada na unidade de conversão u é proporcional ao seu rendimento na carga da campanha c .

(4.16)

4.1.7. Restrições de Oferta e Demanda

- a) A quantidade da corrente s que sai da unidade cesta u , em uma campanha c e período t , é igual ao somatório das quantidades de matéria-prima firme e adicional.

(4.17)

- b) A quantidade s comprada de matéria-prima adicional, na unidade cesta u , na campanha c e no período t , deve ser maior ou igual a uma quantidade mínima e menor ou igual a uma quantidade máxima.

(4.18)

- c) A quantidade produto final s a ser produzido e entregue no ponto de entrega u , em um período t , tem que ser maior ou igual que a demanda mínima e menor ou igual que a demanda máxima de s , em um mesmo período.

(4.19)

4.1.8. Restrições de Especificação de Propriedades

- a) O balanceamento nas unidades tanques u , em uma campanha c , deve considerar as propriedades p das correntes de entrada s , a propriedade p do volume estocado no período anterior e a especificação mínima para a propriedade p da mistura resultante.

(4.20)

Se $t = t_1$, então:

Caso contrário:

- b) O balanceamento nas unidades tanques u , em uma campanha c , deve considerar as propriedades p das correntes de entrada s , a propriedade p do volume estocado no período anterior e a especificação máxima para a propriedade p da mistura resultante.

Se $t = t_1$, então:

(4.21)

Caso contrário:

4.1.9. Domínio das Variáveis de Fluxo e Estoque

(4.22)

(4.23)

4.2. MODELAGEM ESTOCÁSTICA DO PROBLEMA

A abordagem estocástica do problema permite ao tomador decisão planejar a produção da refinaria de maneira a reduzir a influência de variabilidades internas e externas em seus processos. De forma a avaliar o possível impacto dessas variabilidades, propõe-se quatro modelos que variam quanto à consideração da incerteza: incerteza somente na demanda (DEM), incerteza somente no preço (PREC), incerteza somente na capacidade (CAPC) e incerteza na demanda, no preço e na capacidade (DPC).

A aleatoriedade na demanda e no preço dos produtos se mostra importante para a geração de um plano de produção robusto, pois esses parâmetros são prioritários para a tomada das principais decisões da refinaria. Além disso, a falta do conhecimento da quantidade exata da demanda de um conjunto de produtos, e/ou ainda, dos seus respectivos valores de venda, pode fazer com que oportunidades de ganhos de receita sejam perdidas.

Outra análise importante recai na consideração de aleatoriedade na capacidade máxima da UVAC. O plano de produção a ser gerado deve estar preparado para eventuais problemas que influenciem o processamento da principal unidade da refinaria.

Todos os quatro modelos estocásticos construídos são baseados em modelos de recurso, onde as decisões de compra de matéria-prima para a produção em um período t devem sempre acontecer em um período $t - 1$, sem o conhecimento do(s) valor(es) a ser(em) assumido(s) pela(s) variável(is) aleatória(s). Somente depois da ocorrência do(s) evento(s) aleatório(s) que as decisões de fluxo de correntes e de armazenamento são tomadas para o período t . A figura 4.2 representa o processo decisório descrito para dois períodos de produção (t_1 e t_2).

Figura 4.: As decisões de planejamento em uma sequência de três estágios para dois períodos de produção

4.2.1. Formulação Generalizada do Modelo Estocástico da Lubnor

Nessa seção, será apresentada a formulação generalizada do programa equivalente determinístico do modelo estocástico da Lubnor, mais especificamente o problema de valor esperado recursivo. Essa formulação é chamada de generalizada por contemplar todas as incertezas citadas na seção anterior (incertezas na demanda, no preço e na capacidade), correspondendo ao modelo DPC. Os outros modelos citados anteriormente são simplesmente variações desse.

Para a formulação do modelo, foi assumido que as variáveis aleatórias são independentemente distribuídas, podendo ser discretizadas (caso necessário) sem grandes perdas de informação. Essa premissa permite a geração da árvore de cenários do problema, onde a raiz representa o problema de primeiro estágio e os outros nós correspondem a cenários em um dado estágio de decisão.

Além dos conjuntos já descritos na formulação do modelo determinístico, a formulação estocástica possui cinco outros conjuntos:

- CEN: Conjunto de cenários (Índice: sc).
- PROD_STC: Conjunto de produtos cuja demanda e preço são estocásticos. Subconjunto de S .
- PROD_DET: Conjunto de produtos cuja demanda e preço são determinísticos. Subconjunto de S .
- U_STC: Unidades cujas capacidades máximas são estocásticas. Subconjunto de U .
- U_DET: Unidades cujas capacidades máximas são determinísticas. Subconjunto de U .

Desses conjuntos, o mais importante é o CEN, devido à necessidade de se relacionar parâmetros e variáveis aos cenários considerados no problema. Os subconjuntos PROD_STC e PROD_DET separam os produtos quanto à consideração ou não de incertezas na demanda e no

preço, assim como os subconjuntos U_STC e U_DET separam as unidades quanto à consideração ou não de incerteza na capacidade máxima.

Essa formulação apresenta oito novos parâmetros:

- : Probabilidade de ocorrência do cenário sc ;
- : Quantidade mínima demandada do produto s que chega na unidade de entrega u , no período t e no cenário sc ;
- : Quantidade máxima demandada do produto s que chega na unidade de entrega u , no período t e no cenário sc ;
- : Quantidade mínima demandada do produto s que chega na unidade de entrega u e no período t .
- : Quantidade máxima demandada do produto s que chega na unidade de entrega u e no período t ;
- : Preço do produto s que chega na unidade de entrega u , no período t e no cenário sc ;
- : Preço do produto s que chega na unidade de entrega u e no período t ;
- : Capacidade máxima da unidade u , no período t e no cenário sc ;
- : Capacidade máxima da unidade u no período t .

A seguir, a formulação generalizada do modelo estocástico da Lubnor é apresentada. A mudança mais importante é a indexação das variáveis e dos parâmetros aleatórios em cenários. Com exceção dos parâmetros ligados à demanda, ao preço e à capacidade máxima de unidades, os outros parâmetros, já apresentados na formulação determinística, são preservados (eles são constantes para todos os cenários).

Outra mudança está ligada ao fato de que a receita obtida pela venda de produtos (4.25) é obtida pela soma de duas componentes: a receita dos produtos de preço determinístico e a receita dos produtos de preço aleatório. Além disso, as restrições de capacidade, equações (4.29) e (4.30), e de demanda, equações (4.43) e (4.44), possuem versões somente para parâmetros aleatórios e somente para parâmetros não aleatórios. Esse tipo de formulação permite analisar mais facilmente os resultados gerados pelos modelos, principalmente em relação ao impacto provocado pelas variáveis aleatórias.

Observa-se em (4.44) que a aleatoriedade na demanda influencia tanto a demanda mínima e quanto a demanda máxima.

Como na formulação determinística, para $t = t_1$ (período inicial de produção), as equações (4.36) e (4.45) devem considerar os possíveis estoques iniciais, substituindo por . A equação (4.45) também deve considerar a propriedade desse estoque inicial. Dessa maneira, substitui-se por , por e por .

Equações da Função Objetivo

(4.24)

(4.25)

(4.26)

(4.27)

(4.28)

Restrições de Capacidade

(4.29)

(4.30)

(4.31)

(4.32)

(4.33)

(4.34)

Restrições de Balanceamento de Fluxo de Correntes

(4.35)

(4.36)

(4.37)

(4.38)

(4.39)

(4.40)

Restrições de Oferta e Demanda

(4.41)

(4.42)

(4.43)

(4.44)

Restrições de Especificação de Propriedades

(4.45)

(4.46)

Domínio das Variáveis de Fluxo e Estoque

(4.47)

(4.48)

Como mencionado anteriormente, a formulação generalizada é igual ao modelo DPC. Para os outros modelos, basta com que sejam feitas algumas mudanças: para a formulação do modelo DEM, (4.25) deve ser substituída por (4.49), enquanto que (4.29) e (4.30) são substituídas por (4.51); na formulação do modelo PREC, substitui-se as equações (4.43) e (4.44) por (4.50), e (4.29) e (4.30) por (4.51); e, na formulação do modelo CAPC, (4.25) deve ser substituída por (4.49), e (4.43) além de substituir também (4.44) por (4.50).

(4.49)

(4.50)

(4.51)

4.2.2. A Implementação no AIMMS

Como explicado no capítulo 2, para resolver um problema de programação estocástica usando modelos de recurso, é necessário gerar primeiro o seu programa equivalente determinístico, que é que o programa estocástico escrito de forma extensa, considerando todos os possíveis cenários.

O AIMMS apresenta um módulo dedicado ao tratamento de problemas de programação estocástica, capaz de gerar e resolver o seu equivalente determinístico. O equivalente determinístico do problema, por sua vez, é gerado a partir do problema determinístico implementado e da árvore de cenários do problema.

Para a geração da árvore de cenários, o módulo possui um procedimento específico (chamado na implementação de *GerarArvore*) que utiliza como entrada o estágio e tem como saída os cenários, a probabilidade de ocorrência de cada cenário e a matriz , que relaciona os cenários a seus devidos estágios. Ressalta-se que, nesse trabalho, um estágio de decisão corresponde a um período temporal. As saídas desse procedimento são dadas pelas funções: *InicializarNovoCenario*, *InicializarPerEstocasticos* e *InicializarCenarios*. A primeira e terceira funções têm o suporte do procedimento *InicializarDadosGerais*. A figura 4.2 ilustra o fluxo de informação envolvido na geração da árvore de cenários.

Figura 4.: Ilustração dos procedimentos para gerar a árvore de eventos

O procedimento *InicializarDadosGerais* é responsável por fornecer os dados ao problema estocástico. Mais precisamente, esse procedimento define quais produtos cujas demandas e/ou preços de venda são estocásticos, assim como quais unidades têm a capacidade máxima assumida como estocástica. Outra atribuição importante está ligada à construção dos cenários: o procedimento gera, para cada grupo de incerteza (demanda, preço e capacidade), uma

distribuição triangular, cujos resultados são associados aos cenários. Essas variáveis aleatórias não são ainda as variáveis aleatórias ou parâmetros estocásticos do modelo. Na verdade, elas têm como resultados frações que, por sua vez, serão usadas como desvios para definir os valores que os parâmetros estocásticos irão assumir nos cenários considerados. A geração desses desvios, de maneira geral, se resume nos seguintes passos:

Passo 1:

Gerar para cada incerteza uma curva de probabilidade acumulada de uma função triangular com 1000 elementos.

Passo 2:

Dividir a curva em três partes, sendo calculadas as médias de cada uma delas do seguinte modo:

- a) Média 1 = média dos elementos da curva cuja probabilidade é maior que 0 e menor ou igual que 1/3;
- b) Média 2 = média dos elementos da curva cuja probabilidade é maior que 1/3 e menor ou igual que 2/3;
- c) Média 3 = média dos elementos da curva cuja probabilidade é maior que 2/3 e menor ou igual que 1.

Passo 3:

Fazer Desvio 1 = Média 1, Desvio 2 = Média 2 e Desvio 3 = Média 3.

A função *InicializarCenarios* é utilizada para estender a árvore de um estágio t para um estágio $t + 1$, identificando a correta descendência de cada nó. Como entrada, a função requer o número de cenários possíveis em cada estágio, que é providenciado pelo procedimento *InicializarDadosGerais*.

A função *InicializarEstocasticos* associa os desvios gerados pelas variáveis aleatórias no procedimento *InicializarDadosGerais* aos parâmetros estocásticos do modelo, de acordo com o cenário sc e estágio t . Mais especificamente, em um dado cenário sc de um estágio t , o valor assumido por um parâmetro estocástico é dado pelo produto de seu valor de entrada com o desvio correspondente ao cenário sc , gerada por uma das distribuições acumuladas triangulares no procedimento *InicializarDadosGerais*. Na equação (4.52), o termo $\delta_{sc,t}$ varia conforme o cenário, podendo ser igual ao Desvio 1, ao Desvio 2 ou ao Desvio 3.

(4.52)

Com a função *InicializarNovoCenario*, as informações de cada cenário *sc* do estágio $t - 1$ são passadas para o cenário que está sendo criado. Essa função permite ao procedimento principal, *GerarArvore*, considerar apenas os cenários representativos, ou seja, descartar todos os cenários que possuem a mesma a sequência de resultados (a mesma história).

Outro módulo do AIMMS, também direcionado à programação estocástica, traz um código implementado do algoritmo *Nested L-shaped*, o que permite ao usuário a possibilidade de se resolver problemas de grande escala.

O cálculo do EVPI teve que ser implementado por este não estar presente em nenhum dos módulos citados. A figura 4.3 ilustra o pseudocódigo utilizado no AIMMS. No procedimento *EVPI*, há a formação de um *loop*, que só será cessado após a variável Contador ser maior que a cardinalidade do conjunto CEN. Para cada rodada do *loop*, o parâmetro determinístico Par_Det recebe o valor de seu correspondente estocástico no cenário *sc*, Par_Stc(*sc*). Em seguida, um programa determinístico é resolvido pelo procedimento , cujo valor da função objetivo é salvo na variável Solução_EV(*sc*). Ao terminar o *loop*, o EVPI é calculado pela diferença entre a solução do problema estocástico, Solução_PE, e a média das soluções de cada programa determinístico rodado no *loop*, cada uma dada por Solução_EV(*sc*), .

Não foi possível calcular o VSS dos modelos estocásticos a partir da implementação realizada (utilizando o módulo de programação estocástica do AIMMS). Pois, uma vez que para se obter o VSS é necessário o cálculo do problema estocástico de valor esperado com as variáveis de primeiro estágio fixadas (como visto na seção 2.4), esse módulo não permite que variáveis definidas como estocásticas sejam fixadas. E, na transformação do modelo determinístico nos modelos estocásticos, foi necessário definir todas as variáveis como estocásticas.

**procedimento
iniciar**

Figura 4.: Pseudocódigo para o cálculo do EVPI

5. EXPERIMENTAÇÃO

Nesse capítulo, serão apresentados e analisados os experimentos realizados com o modelo determinístico. Também serão apresentados os resultados obtidos dos modelos estocásticos assim como suas respectivas análises.

Em ambas as abordagens, determinística e estocástica, o planejamento da produção é feito para dois períodos de 30 dias cada, ou seja, dois meses de produção da refinaria. Ressalta-se que nos modelos estocásticos existe ainda o período t_0 , onde a decisão de compra de matéria-prima adicional para o primeiro período de produção deve ser feita.

O computador utilizado possui a seguinte configuração: processador de quatro núcleos de 2,50 GHz, memória de 4,00 GB e sistema operacional Windows 7 64 bits.

5.1. DADOS DE ENTRADA

O processo de experimentação foi conduzido a partir de um conjunto de dados gerados com base em informações obtidas de Luz (2008) e no projeto de pesquisa chamado de Planejamento de Refinarias (Planref). Esse projeto teve a participação do Programa de Engenharia de Produção da COPPE/UFRJ e da PUC-RJ. Por motivos de sigilo da empresa, os principais dados de entrada não serão explicitados na dissertação. Porém, de maneira geral, as instâncias executadas consideram 38 unidades, 59 campanhas, 89 correntes e duas propriedades para especificação. Ao todo, existem 133 combinações possíveis de correntes, de unidades e campanhas de origem, e de unidades e campanhas de destino.

Em relação aos modelos estocásticos, foram utilizados os dados que se encontram na tabela 5.1 para a geração das distribuições triangulares no procedimento *InicializarDadosGerais*. Os desvios selecionados para cada grupo de incerteza, que são utilizados no cálculo dos valores assumidos em cada cenário pelos parâmetros estocásticos (na função *InicializarEstocasticos*), são mostrados na tabela 5.2. Nota-se que, quando referido ao parâmetro demanda, trata-se tanto da demanda mínima, quanto da demanda máxima.

Para a capacidade, optou-se em atribuir diretamente, como desvios, os níveis de processamento de 80, 90 e 100%.

Parâmetro	Limite Inferior	Limite Superior	Moda
Demanda	0,90	1,10	1,00

Preço	0,95	1,15	1,00
-------	------	------	------

Tabela 5.: Dados de entrada para a geração das distribuições triangulares referentes aos parâmetros demanda e preço

Parâmetro	Desvios
Demanda	0,96
	1,00
	1,05
Preço	0,99
	1,03
	1,08
Capacidade	0,80
	0,90
	1,00

Tabela 5.: Desvios associados aos conjuntos de parâmetros

5.2. RESULTADOS DO MODELO DETERMINÍSTICO

Nas seções que se seguem, os dados gerados pelo modelo serão analisados utilizando-se quatro indicadores: o resultado econômico da produção (REP), o consumo da matéria-prima disponível, a utilização da UVAC e os níveis de estoque.

A melhor solução encontrada pelo programa corresponde a um REP de 10,26 milhões de reais e produz, em milhares de metros cúbicos, as quantidades ilustradas na figura 5.1. Na construção do gráfico, não foi considerada a produção de gás seco por este estar em uma escala muito maior que os outros produtos. Todavia, sua produção é de 100 mil m³.

Figura 5.: Produção correspondente à solução do modelo determinístico

O porte do modelo determinístico foi de 397 restrições e 355 variáveis, e levou menos de um segundo de execução.

5.2.1. Análise do Resultado Econômico da Produção

Na figura 5.2, encontram-se os resultados econômicos (em milhões de reais) dos períodos. Observa-se que, do primeiro período para o segundo, há uma redução de quase 1 milhão no REP. Esse comportamento reflete, principalmente, a redução da receita proveniente dos produtos finais, mas também o aumento do custo de estoque.

A diminuição na receita é provocada por uma produção menor de diesel 2, OC-A1, OC-B1 e isovolt. Pois, o diesel 2 tem uma parcela de sua produção direcionada ao atendimento das demandas mínimas dos óleos combustíveis e marítimos (por ser uma opção mais barata do que a compra de mais matéria-prima).

Os óleos combustíveis têm, para o segundo período, uma redução em suas demandas mínimas. Além disso, o isovolt, apesar de ter um decréscimo insignificante (68 m^3), acabou por influenciar bastante o REP por apresentar elevado preço ($1183,91 \text{ R\$/m}^3$).

Figura 5.: Variação do REP e de seus componentes

5.2.2. Consumo de Matéria-Prima

A figura 5.2 apresenta o consumo da matéria-prima disponível para cada período de produção. No gráfico, é considerado apenas o consumo da matéria-prima comprada, pertencente ao lote adicional.

Nessas situações, a refinaria consome todo o petróleo Fazenda Alegre disponível, porém compra pequenas quantidades do petróleo Fazenda Belém (respectivamente, 1317 e 451 m^3). Essa prioridade dada pelo modelo para o petróleo Fazenda Alegre acontece porque esse se apresenta como uma alternativa economicamente mais favorável, visto que possui um menor custo.

A redução no consumo de Fazenda Belém do primeiro período para o segundo é devido a refinaria atender parte de sua demanda através de produtos estocados ao final do primeiro período.

Também é observado na figura 5.2 que a refinaria compra quantidades ínfimas de LGN (perante a sua disponibilidade total) nos dois períodos de produção, o que é na verdade um reflexo da demanda de seu principal derivado, o GLP.

Considerando somente os óleos brutos, tanto os de lote firme quanto de lote adicional, o consumo total de matéria-prima nos períodos é de, aproximadamente, $78,90$ e $77,02\%$. O consumo médio é de $77,96\%$.

Figura 5.: Variação do consumo da matéria-prima disponível

5.2.3. Utilização da UVAC

A figura 5.3 mostra a utilização, por campanha, da capacidade da UVAC em ambos os períodos de produção. Como o petróleo Fazenda Alegre é consumido em uma escala maior que o Fazenda Belém, o modelo gera um plano de produção cujo processamento da UVAC é quase que totalmente voltado às campanhas que utilizam o Fazenda Alegre como carga.

A escolha do modelo em priorizar a campanha Fazenda Alegre – DNL/DNP é devido a essa campanha gerar a maior quantidade de GOP, dentre as campanhas que utilizam o Fazenda Alegre. O GOP é necessário nas misturas dos óleos marítimos e combustíveis.

O petróleo Fazenda Belém, como já mencionado anteriormente, é utilizado somente para complementar a produção, quando todo Fazenda Alegre comprado se esgota. Isso é facilmente observado na utilização da UVAC da campanha Fazenda Belém – DNP, que produz quantidades de derivados muito pequenas no segundo período.

Como no consumo da matéria-prima, a utilização da UVAC também sofre uma pequena redução no transcorrer dos períodos. Pois, como há uma redução no consumo de petróleo (menor quantidade de Fazenda Belém) e, como será verificado mais adiante, não há estoques de matéria-prima, a utilização da UVAC obrigatoriamente cai.

A utilização total da UVAC em cada um dos períodos é de, aproximadamente, 90,54 e 88,38%. A utilização média é de 89,46%.

Figura 5.: Variação do nível de utilização da UVAC

5.2.4. Variação do Nível de Estoque

A figura 5.4 mostra o estoque, em metros cúbicos, ao final dos dois períodos de produção. Percebe-se que, como não existem incertezas, o plano de produção gerado faz com que a refinaria estoque propositalmente quantidades de diesel 2 e 1 ao final do primeiro período para serem posteriormente utilizadas no atendimento de suas respectivas demandas do segundo período de produção.

Todavia, no segundo período há um aumento nos estoques de gasolina, GLP e nafta. A explicação para esse comportamento está ligada ao fato de que, de modo geral, a produção de um produto qualquer é atrelada a um ou mais outros produtos. E, nesse caso em especial, para produzir os óleos combustíveis e marítimos, a refinaria é obrigada a produzir, em paralelo, nafta e, indiretamente, gasolina, ultrapassando suas respectivas demandas máximas. Situação semelhante ocorre com o GLP. O estoque médio dos períodos foi de aproximadamente 2618 m³.

Figura 5.: Variação do estoque

5.3. ANÁLISE DOS RESULTADOS DOS MODELOS ESTOCÁSTICOS

Nas seções que se seguem, serão analisados os resultados obtidos dos modelos estocásticos. As análises serão feitas considerando as curvas de probabilidade acumulada do resultado econômico da produção (REP), do consumo da matéria-prima disponível, da utilização da UVAC e dos níveis de estoque.

Nas análises referentes ao modelo DEM, são consideradas estocásticas as demandas dos produtos de quatro conjuntos: óleos diesel (diesel 1 e diesel 2), óleos marítimos (MF-180 e MF-380), óleos combustíveis (OC-A1 e OC-B1) e óleos lubrificantes (NH-10, NH-20 e NH-140). Esses produtos foram escolhidos por serem muito influentes nos processos produtivos da Lubnor. Nesse modelo, deve-se decidir, em um período $t - 1$, quanto comprar de matéria-prima para o período t , dadas, entre outros fatores, as demandas esperadas dos produtos. Já no período t , com as respectivas demandas já realizadas, o tomador de decisão deve decidir a melhor maneira de atender ao mercado, dado que a decisão de compra de matéria-prima para esse período não possa ser mudada.

Nas análises referentes ao modelo PREC, são considerados estocásticos os preços dos produtos dos mesmos conjuntos descritos para as análises do modelo DEM (óleos diesel, óleos marítimos, óleos combustíveis e óleos lubrificantes). Nesse modelo, o deve-se decidir, em um período $t - 1$, quanto comprar de matéria-prima para o período t , dadas, entre outros fatores, as suas expectativas em relação aos preços dos produtos. Já no período t , com os respectivos preços já realizados, o tomador deve decidir a melhor maneira de atender ao mercado, dado que a decisão de compra de matéria-prima para esse período não possa ser mudada.

Nas análises referentes ao modelo CAPC, é considerado incerteza somente na capacidade máxima de processamento da UVAC. Em um período $t - 1$, deve-se decidir quanto comprar de matéria-prima para o período t , dada, entre outros fatores, a sua expectativa da capacidade máxima da UVAC. No período t , o tomador de decisão deve decidir, a partir da capacidade realizada, a melhor maneira de atender ao mercado, dado que a decisão de compra de matéria-prima para esse período não pode ser mudada.

Nas análises referentes ao modelo DPC, são considerados estocásticos os produtos dos conjuntos óleos diesel, óleos combustíveis, óleos lubrificantes e a capacidade máxima da UVAC. A diminuição do número de conjuntos de produtos considerados nesse modelo objetiva assegurar

a resolução do modelo, pois a consideração de um quarto conjunto de produtos resultaria em um número muito grande de cenários, tornando o problema intratável do ponto de vista tecnológico.

É considerado também nas análises do modelo DPC que quando a demanda de um conjunto de produtos sobe, seu preço sobe; quando desce, seu preço desce. Objetiva-se, com isso, retratar a Lei da Oferta e Demanda, que aponta para um aumento no preço de um produto que está com a demanda muito alta, de modo a desestimular a sua procura; assim como ela também aponta para uma diminuição no preço de um produto que está com a demanda baixa, de modo a estimular a sua procura;

No modelo DPC, então, deve-se decidir quanto comprar de matéria-prima no período $t - 1$ para ser usada no próximo período, dadas as expectativas das demandas e dos preços dos óleos diesel, dos óleos combustíveis, dos lubrificantes e da capacidade máxima da UVAC. Já no período t , o tomador de decisão deve decidir, a partir dos valores realizados das variáveis aleatórias, a melhor maneira de atender ao mercado, dado que a decisão de compra de matéria-prima para esse período não pode ser mudada.

Ressalta-se que, na verdade são os conjuntos de produtos que agem como variáveis aleatórias e não os produtos individualmente. Por exemplo, uma realização que resulte em uma variação positiva da demanda de MF-180, em um dado cenário do modelo DEM, também resulta na mesma variação positiva da demanda de MF-380, pois eles pertencem a um mesmo conjunto de produtos (óleos marítimos). Sendo assim, os modelos DEM, PREC e DPC, geram ao todo cenários, enquanto que o modelo CAPC gera cenários (como visto na seção 5.1, para cada grupo de parâmetro estocástico – demanda, preço e capacidade – são gerados três desvios que, quando multiplicados pelo valor de entrada do parâmetro, resultam nos valores que esse parâmetro assume nos cenários).

A tabela 5.3 resume os parâmetros estocásticos dos modelos, discriminando qual(is) produto(s) e/ou unidade(s) considerado(s).

A tabela 5.4 apresenta o resultado econômico esperado da produção (REEP) de cada modelo, que é a média dos REPs de todos cenários, ponderada por suas respectivas probabilidades de ocorrência.

A tabela 5.5 mostra os dados de execução referentes aos modelos estocásticos. Nota-se que, com exceção do modelo CAPC, todos os outros foram resolvidos utilizando a implementação do *Nested L-shaped* no AIMMS, por serem de grande porte. Com isso, são informados também, para esses casos, os números de cortes de viabilidade e de otimalidade gerados.

Modelo	Parâmetro Estocástico	Produtos/Unidades
DEM	Demandas mínimas e máximas	Óleos diesel, marítimos, combustíveis e lubrificantes
PREC	Preços de venda	
CAPC	Capacidade de processamento	Capacidade máxima da UVAC
DPC	Demandas mínimas e máximas; Preços de venda; Capacidade máxima da UVAC.	Óleos diesel, marítimos, combustíveis e lubrificantes; Capacidade máxima da UVAC

Tabela 5.: Resumo dos modelos

Modelo	VEREP (R\$)
DEM	10.223.824,64
PREC	11.102.731,88
CAPC	9.558.213,00
DPC	10.199.853,94

Tabela 5.: Resultado econômico esperado da produção (REEP) de cada modelo estocástico

Modelo	Tempo (s)	Restrições	Variáveis	Cortes de Viabilidade	Cortes de Otimalidade
DEM	4.872,91	1.262.317	1.162.195	9.120	43.973
PREC	3.294,94	1.295.122	1.195.000	1.015	71.010
CAPC	0,00	3.391	3.187	-	-
DPC	3.717,05	1.288.561	1.188.439	6.465	35.677

Tabela 5.: Dados de execução de cada modelo estocástico

A utilização média de matéria-prima nos modelos estocásticos não computa a quantidade de LGN disponível.

5.3.1. Incerteza na Demanda – Modelo DEM

A figura 5.6 mostra que dadas as condições de incerteza, não é provável a ocorrência de um consumo percentual médio igual ao do modelo determinístico (77,96%). De fato, o valor esperado para o consumo percentual médio é de 78,11%.

Na figura 5.7, encontra-se a curva de probabilidade acumulada das utilizações percentuais médias da UVAC. Novamente, observa-se que o valor do modelo determinístico

(89,46%) não é contemplado dentro dos possíveis cenários gerados. A utilização percentual média é de 89,63%.

Observa-se na figura 5.8 que, dadas as circunstâncias de incerteza, há uma tendência maior de armazenamento, pois a probabilidade de o estoque médio ser maior que 2618 m³ (valor do modelo determinístico) é de 78,47%. Ou seja, é provável que, ao estar com as quantidades de matéria-prima para o período vigente de produção fixadas, a Lubnor tenha que aumentar a produção de alguns produtos de modo a satisfazer as demandas dos que são variáveis aleatórias, aumentando os estoques. O estoque médio esperado é de 2650 m³.

Devido ao aumento dos custos esperados de estoque, o REEP é de 10,22 milhões de reais, aproximadamente, 36,8 mil reais a menos que o REP do modelo determinístico.

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para os consumos médios de matéria-prima do modelo DEM

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para as utilizações médias da UVAC do modelo DEM

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para as quantidades estocadas do modelo DEM

5.3.2. Incerteza no Preço dos Produtos Finais – Modelo PREC

Apesar do grande número de cenários gerados pelas incertezas consideradas, os resultados do modelo PREC indicam que não há grandes impactos na produção da refinaria. De fato, como pode ser observado na distribuição dos indicadores (figuras 5.9, 5.10 e 5.11), esse modelo se aproxima do modelo determinístico. Pois, embora nesse caso os preços de alguns produtos não sejam conhecidos no momento da compra de matéria-prima, as quantidades demandadas de todos são de total conhecimento. E, isso faz com que quantidades produzidas acima das demandas mínimas sejam naturalmente direcionadas para os produtos que apresentam os maiores preços (em um dado cenário).

Nesse caso, o REEP é de, aproximadamente, 11,10 milhões de reais (8% maior que o REP do modelo determinístico).

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para os consumos médios de matéria-prima do modelo PREC

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para as utilizações médias da UVAC do modelo PREC

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para as quantidades estocadas do modelo PREC

5.3.3. Incerteza na Capacidade da UVAC – Modelo CAPC

A figura 5.12 mostra que, dada a incerteza na capacidade da UVAC, os cenários gerados pelo modelo CAPC intercambiam entre somente dois valores para o consumo percentual médio de matéria-prima: 69,72 e 73,50% (respectivamente com probabilidades de 33,33 e 66,67%. Isso demonstra que, de todas as incertezas consideradas ao longo dos testes, a aleatoriedade na capacidade máxima de processamento da UVAC é a que mais impacta as decisões da refinaria, principalmente as de compra de matéria-prima de lote adicional.

Outro ponto importante é que esse modelo gerou cenários que não contemplam a possibilidade de ocorrência do consumo médio do modelo determinístico. Além disso, o valor esperado para esse indicador é de 72,24%, 5,73% a menos que o valor do modelo determinístico.

A Figura 5.13 indica que a UVAC processa petróleos a um nível acima de 89,46% de utilização de sua capacidade em 55,56% dos cenários considerados. A utilização percentual média esperada é de 92,68%, uma variação de 3,22% para cima quando comparado à utilização percentual média do modelo determinístico.

Na figura 5.14, observa-se que a incerteza na capacidade da UVAC também impacta bastante o estoque médio: existe uma probabilidade de 62,67% de o estoque médio ser 2634 m³. Comparando o estoque médio esperado (3081 m³) com o estoque médio do modelo determinístico, há uma variação de 463 m³ para cima. Mais ainda, o valor do estoque médio dado pelo modelo determinístico não é contemplado entre os cenários gerados.

O REEP é de 9,55 milhões de reais, 7% a menos que o REP do modelo determinístico.

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para os consumos médios de matéria-prima do modelo CAPC

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para as utilizações médias da UVAC do modelo CAPC

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para as quantidades médias estocadas do modelo CAPC

5.3.4. Incerteza na Demanda, no Preço e na Capacidade – Modelo DPC

Dadas as incertezas consideradas no modelo DPC, a figura 5.15 mostra que existe uma probabilidade 33,33% de que o consumo percentual médio de matéria-prima seja pelo menos 69,70%, com um valor esperado de 72,57% (5,39% a menos que o consumo percentual médio do modelo determinístico). A diminuição no valor esperado desse indicador reflete, principalmente, a influência da capacidade oscilante da UVAC e da informação incompleta a respeito das demandas dos óleos diesel, óleos combustíveis e óleos lubrificantes, ao não saber ao certo ao não saber qual a melhor decisão de compra de matéria-prima que maximize o REP.

A figura 5.16 mostra que existe uma probabilidade de 71,52% de que a UVAC utilize, em média, mais de 89,46% de sua capacidade. O valor esperado para a utilização percentual média é de 92,53%, 3,07% acima do modelo determinístico. Como no modelo CAPC, a utilização da UVAC é calculada considerando-se a capacidade variável de cada cenário e não o seu valor original.

A figura 5.17 mostra que existe uma probabilidade de 78,60% de que o estoque total médio não ultrapasse 2835 m³. A figura também mostra que, nessa situação de incerteza, é possível, porém com baixa probabilidade (21,40%), que o estoque médio fique acima dos 4000 m³. Isso acontece porque, nos cenários em que a capacidade realizada da UVAC é de 80,00%, houve um acúmulo muito maior de matéria-prima no primeiro período de produção para ser usada posteriormente.

Todos os indicadores, dada a situação de incerteza, não contemplam os valores gerados pelo modelo determinístico.

O REEP do modelo é de 10,20 milhões de reais, aproximadamente 60,8 mil reais a menos que o REP do modelo determinístico.

Figura 5. Curva de probabilidade acumulada para os consumos médios de matéria-prima do modelo DPC

Figura 5.: Curva de probabilidade acumulada para as utilizações médias da UVAC do modelo DPC

5.3.5. Análise Final

A partir das análises feitas na seção anterior, pode-se chegar a algumas conclusões ante a influência de incertezas no planejamento da produção da Lubnor. A primeira delas é que a incerteza na demanda não necessariamente implica em grandes impactos no processo produtivo da Lubnor, como apontam os indicadores e a pequena diferença do REP do modelo determinístico e o REEP do modelo de demanda incerta. Porém, nota-se que um dos principais motivos do modelo DEM não ser tão impactado é a atribuição da aleatoriedade tanto na demanda mínima quanto na máxima, permitindo o modelo elevar a receita (e o REP) nos cenários de demanda alta.

Outro parâmetro, cuja atribuição de aleatoriedade impacta pouco no processo produtivo da Lubnor, é o preço de produtos finais. A única mudança observada no modelo PREC é que esse é o de maior REEP (superando também o REP do modelo determinístico). Esse resultado justifica-se pelo fato de que, com o conhecimento prévio da demanda mínima de todos os produtos, é possível fazer uso praticamente do mesmo plano de produção do modelo determinístico. E, uma vez que todas as demandas mínimas estejam atendidas, o modelo prioriza a produção da refinaria nos produtos de maior preço.

A aleatoriedade na capacidade máxima da UVAC se mostra bastante importante para a geração de um plano de produção robusto que objetive o lucro máximo. Pois, como vistos nos indicadores do modelo CAPC, ela faz com que haja uma tendência de aumento no estoque médio e, conseqüentemente, no custo de estoque. Além disso, a incerteza na capacidade da UVAC dificulta a tomada das decisões de compra de matéria-prima.

O efeito da aleatoriedade na capacidade da UVAC também pode ser visto no modelo DPC. Pois, a partir dos resultados observados dos modelos DEM e PREC, esperava-se que a incerteza na demanda e no preço, juntos em um único modelo, poderiam elevar o REEP, deixando-o bem próximo ao resultado esperado do modelo PREC. Todavia, o que se observa no modelo DPC é um aumento no custo esperado de estoque, o que impede a elevação do REEP.

Em resumo, observa-se nos gráficos de curva acumulado dos indicadores (com exceção do caso do modelo PREC) que a não consideração de incertezas pode levar o tomador de decisão elaborar planos de produção que irão diferir em muito da realidade. E isso, muito provavelmente, acarretará em custos extras.

A tabela 5.6 mostra a variação dos valores esperados dos indicadores dos modelos estocásticos em relação aos indicadores do modelo determinístico.

Modelo	Indicador	Valor Esperado	Variaco
Determinístico	Consumo Mdio	77,96%	-
	Utilizao Mdia	89,46%	-
	Estoque Mdio (m ³)	2.618	-
DEM	Consumo Mdio	78,11%	0,15%
	Utilizao Mdia	89,63%	0,17%
	Estoque Mdio (m ³)	2.650	32
PREC	Consumo Mdio	77,96%	0,00%
	Utilizao Mdia	89,46%	0,00%
	Estoque Mdio (m ³)	2.622	4
CAPC	Consumo Mdio	72,24%	-5,73%
	Utilizao Mdia	92,68%	3,22%
	Estoque Mdio (m ³)	3.081	463
DPC	Consumo Mdio	72,57%	-5,39%
	Utilizao Mdia	92,53%	3,07%
	Estoque Mdio (m ³)	3.061	443

Tabela 5.: Resumo das anlises feitas nos modelos

Na Tabela 5.7,  apresentado o EVPI de cada modelo estocstico. Lembrando que o EVPI pode ser interpretado como o valor que o tomador de deciso estaria disposto a pagar para saber de antemo as realizaoes das variveis aleatrias, o modelo de maior EVPI  justamente aquele mais suscetvel s variveis aleatrias: o modelo DPC.

Modelo	EVPI
DEM	22.258,26
PREC	2.449,90
CAPC	438.116,19
DPC	475.432,51

Tabela 5.: EVPI de cada modelo (em reais)

A figura 5.18 ilustra os *boxplots* das soluoes dos cenrios considerados de cada modelo estocstico, com exceo do CAPC (suas soluoes intercambiam entre somente dois valores, inviabilizando a construo de um *boxplot*).

Observa-se que, nos modelos DEM e PREC, as soluoes dos cenrios formam conjuntos de dados bastantes equilibrados, onde que, em ambos os casos, o primeiro quartil e terceiro quartil so quase eqdistantes em relao  mediana. Embora, nota-se no modelo PREC uma maior disperso das soluoes que no modelo DEM, esse  o que gera resultados mais favorveis  refinaria.

No modelo DPC, percebe-se que, além dos dados estarem mais dispersos do que nos outros dois, o primeiro e o terceiro quartis não são equidistantes em relação à mediana. Com as incertezas consideradas, o modelo DPC teve resultados mais desfavoráveis à refinaria, mostrando o quanto a variabilidade em relação, principalmente, às demandas e à capacidade da UVAC impactam o REP de cada cenário.

Figura 5.: *Boxplots* das soluções dos cenários gerados em cada modelo estocástico

6. CONCLUSÕES

Nesse trabalho, foi abordado o problema do planejamento a médio prazo de refinarias considerando a influência de aleatoriedades no sistema de refino. Embora a aplicação dos modelos tenha sido exclusivamente voltada a uma única refinaria, o modelo determinístico (a base do trabalho) desenvolvido pode ser adaptado a qualquer outro sistema de refino ou similares. Pois, nele se encontram características gerais como o balanço de fluxos de materiais, a especificação de produtos finais, capacidades de processamento e de armazenamento, e dentre outras.

A incorporação de incertezas no modelo, utilizando a programação estocástica, permite ao tomador de decisão a geração de planos de produção mais robustos, no sentido de estarem mais protegidos contra variabilidades externas e internas. Pois, essa ferramenta matemática se mostra como um meio de analisar tendências futuras ao contemplar todos os possíveis cenários, ou seja, os possíveis esquemas de produção perante as possíveis mudanças internas e externas ao sistema.

Com a modelagem e os dados de entrada considerados (incluindo os das variáveis aleatórias), constata-se que a variabilidade somente na demanda ou somente no preço não provoca grandes alterações no processo produtivo da Lubnor. Diferentemente, a capacidade de processamento da UVAC se apresenta como um fator de grande relevância para a refinaria, pois, como visto, a redução não esperada da mesma pode levar a um aumento considerável nos estoques, diminuindo o resultado econômico esperado da produção. Além disso, o cálculo do EVPI de cada caso corrobora com o descrito acima, ao mostrar que os maiores valores são referentes aos modelos que possuem aleatoriedade na capacidade da UVAC.

Outro fator importante a ser destacado são as barreiras computacionais ainda existentes na aplicação da programação estocástica. Como visto no trabalho, os problemas de programação estocástica geram os chamados programas determinísticos equivalentes, que são problemas que crescem exponencialmente de acordo com o número de estágios, o número de variáveis aleatórias e o número de resultados que cada variável aleatória pode assumir. Mesmo com a aplicação da decomposição *L-shaped*, a resolução de um problema de três estágios com cinco variáveis aleatórias, cada uma podendo assumir somente três valores futuros, não foi bem sucedida.

Apesar desse trabalho ser voltado à aplicação da programação estocástica, existem, porém, outras técnicas que poderiam servir de alternativas, tais como a programação matemática com lógica *fuzzy*, a otimização robusta e a simulação. Descrevendo brevemente essas técnicas, o primeiro considera as variáveis aleatórias do problema como números *fuzzy* e

trata as restrições como conjuntos *fuzzy* (permitindo uma certa violação das mesmas). Já o segundo considera que as variáveis aleatórias do problema possam assumir um valor dentro de um intervalo definido, resolvendo-se a contraparte robusta do problema (correspondente ao pior cenário possível). Utilizando-se de uma “história artificial”, a simulação é uma ferramenta muito útil para testar diferentes configurações de um sistema. É comum, atualmente, a utilização da simulação em conjunto com a otimização matemática.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ASEERI, A.; BAGAJEW CZ, M. J. New measures and procedures to manage financial risk with applications to the planning of gas commercialization in Asia. *Computers and Chemical Engineering*, **28**: 2791-2821.

BENDERS, J. F. Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems. *Numerische Mathematik*, **4**: 238-252, 1962.

BIRGE, J. R. Decomposition and partitioning methods for Multistage Stochastic Linear Programs. *Operational Research* **33** (5): 989-1007, 1985.

CHARNES, A; COOPER W. W. Chance-constrained programming. *Management Science* **6** (1): 73-79, 1959

COELHO JUNIOR, T. P., (2009), “*Metodologia da pesquisa*”, Notas e apresentação de aulas 1 a 6; – Minicurso no LORDE em maio/2009, Rio de Janeiro.

COELHO JUNIOR, T. P., (2009), “*Dicas para elaboração de artigos*” Apresentação em Minicurso no LORDE em maio/2009, Rio de Janeiro.

DIÁRIODONORDESTE. Diário do Nordeste. Disponível em <http://diariodonordeste.globo.com/materia.asp?codigo=776114>. Acesso em 01 dez. 2010.

DANTZIG, G. B. Linear programming under uncertainty. *Management Science* **1** (3-4): 1955.

DAX, A. An elementary proof of Farkas' lemma. *Society for Industrial and Applied Mathematics – Review* **39** (3): 503-507, 1997.

FARKAS, J. Über die theorie der Einfachen Ungleichungen. *Journal für die Reine und Angewandte Mathematik* **124**: 1-24, 1902.

GÖTHE-LUNDGREN, M.; LUNDGREN, J. T.; PERSSON, J. A. An optimization model for refinery production scheduling. *International Journal of Production Economics* **78**: 255-270, 2002.

HSIEH, S.; CHIANG, C. C. Manufacturing-to-sale planning for fuel oil production. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* **19**: 303-311, 2001

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

JIA, Z.; IERAPETRITOU, M. Efficient short-term scheduling of refinery operations based on a continuous time formulation. *Computers and Chemical Engineering* **28**: 1001-1019, 2004.

JOLY, M.; MORO, L. F. L.; PINTO, J. M. Planning and scheduling for petroleum refineries using mathematical programming. *Brazilian Journal of Chemical Engineering* **19** (02): 207-228, 2002.

KALL, P.; WALLACE, S. W. *Stochastic programming*. 2. ed. Chichester: John Wiley and Sons, 2003.

LIU, M. L.; SAHINIDIS, N. V. Optimization in Processing Planning under Uncertainty. *Industrial and Engineering Chemistry* **35**: 4154-4165, 1996.

LEIRAS, A. Optimization under uncertainty for integrated tactical and operational planning for the oil supply chain. Exame de Qualificação (Doutorado em Engenharia Industrial). Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. 2010.

LUZ, P. A. Estudo de planejamento das operações logísticas em uma refinaria de petróleo visando a melhoria da rentabilidade: o caso Lubnor. Dissertação (Mestrado em Logística e Pesquisa Operacional). Programa de Mestrado em Logística e Pesquisa Operacional, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza. 2008.

MICHELETTO, S. R.; CARVALHO, M. C. A.; PINTO, J. M. Operational optimization of the utility system of an oil refinery. *Computers and Chemical Engineering* **32** (1-2): 170-185, 2007.

MORO, L. F. L. *Técnicas de otimização mista para o planejamento e programação de produção em refinarias de petróleo*. 2000. Tese (Doutoramento em Engenharia Química) – Escola Politécnica, 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 and Engineering Chemistry* **23**: 85-94, 2004.

MORO, L. F. L.; ZANIN, A. C.; PINTO, J. M. A planning model for refinery diesel production. *Computers Chemical Engineering* **22**: 1039-1042, 1998.

NEIRO, S. M. S.; PINTO, J. M. Multiperiod for production planning of petroleum refineries. *Chemical Engineering Communications* **192**: 62-88, 2005.

PELHAM, R.; PHARRIS, C. Refinery operations and control: a future vision. *Hydrocarbon Processing* **75** (7): 89-94, 1996.

PETKOV, S. B.; MARANAS, C. D. Multiperiod planning and scheduling of multiproduct batch plants under demand uncertainty. *Industrial and Engineering Chemistry* **36** (11): 4864-4881, 1997.

PICASENO-GANIZ, J. A systematic approach for scheduling production in continuous processing systems. PhD Thesis. University of Waterloo, Waterloo, Ontario, Canada. 1989.

PINTO, J. M.; JOLY, M.; MORO, L. F. L. Planning and scheduling models for refinery operation. *Computers Chemical Engineering* **24**: 2259-2276, 2000.

PONGSADKI, A.; *et al.* Financial risk management in the planning of refinery operations. *International Journal of Production Economics* **103**: 64-86, 2006.

ROELOFS, M.; BISSCHOP, J. *AIMMS: the language reference*. Paragon Decision Technology, 2010.

ROELOFS, M.; BISSCHOP, J. *AIMMS: the user's guide*. Paragon Decision Technology, 2010.

SENNE, L. F. F. Incorporação de incertezas no plano de abastecimento de uma empresa da indústria do petróleo. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Programa de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. 2009.

SHAH, N. Mathematical programming techniques for crude oil scheduling. *Computers Chemical Engineering* **20**: 1227-1232, 1996.

SHAPIRO, A.; DENTCHEVA, D.; RUSZCZYNSKI, A. *Lectures on stochastic programming*. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009.

SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R.. *Administração da produção*. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2007.

SLYKE, R. M. V.; WETS, R. L-shaped linear programs with applications to optimal control and stochastic programming.. *Society for Industrial and Applied Mathematics – Journal on Applied Mathematics* **17** (4): 638-663, 1969.

TAVARES, M. E. E. *Análise do refino no Brasil: estado e perspectivas – uma análise cross-section*. Tese (Doutoramento em Ciências em Planejamento Energético). Programa de Planejamento Energético, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. 2005.

WENKAI, L.; *et al.* Scheduling crude oil unloading, storage and processing. *Industrial and Engineering Chemistry* **41**: 6723-6734, 2002.

WENKAI, L.; *et al.* Integrating CDU, FCC and product blending models into refinery planning. *Computers Chemical Engineering* **29** (9): 2010-2028, 2005.

WENKAI, L.; *et al.* Refinery planning under uncertainty. *Industrial and Engineering Chemistry*
43: 6742-6755, 2004.