

PROGRAMAÇÃO ESTOCÁSTICA DE SUPRIMENTOS DE SONDAS

Bruno Ferreira Vieira

PETROBRAS

Av. Horácio Macedo, 950 - Ilha do Fundão

bfv@petrobras.com.br

Virgílio José Martins Ferreira Filho

UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia de Produção

Centro de Tecnologia Bloco F/ F-105

virgilio@ufrj.br

RESUMO

Esse trabalho tem como objetivo usar técnicas de programação estocástica para reduzir os custos logísticos relativos a suprimentos de sondas offshore. Dado o grande número de poços que precisam ser perfurados para atender o crescimento esperado da produção nacional de petróleo nos próximos dez anos, faz-se importante que as incertezas nas entregas dos suprimentos para sondas offshore sejam adequadamente tratadas. Atrasos na entrega de suprimentos podem resultar em tempo de parada de sondas, cujas taxas diárias de afretamento representam o maior custo na perfuração e na completação de um poço. Nesse trabalho o problema foi modelado considerando custos de estocagem (de ciclo e de segurança), de falta e de transporte. As incertezas na demanda foram modeladas e tratadas no modelo via cenários discretizados. Análises de valor da informação perfeita e da solução estocástica demonstram a grande importância da inclusão da estocasticidade da demanda no modelo.

PALAVRAS CHAVE. Programação Estocástica, Logística Offshore, Sondas.

ABSTRACT

The goal of this work is to use techniques of stochastic programming to reduce logistic costs regarding offshore drilling rigs. This theme is of great interest to Brazilian oil industry since there is an increasing number of wells that need to be drilled so that Brazilian oil production can reach its expected growth over the next ten years. Proper treatment of the uncertainties involved in the deliveries of supplies to offshore drilling rigs is essential, namely, these uncertainties need to be included in logistic models. Delays in the deliveries of products such as chemicals and tubes may force drilling rigs to stop their operations what highly increases costs. The problem was formulated considering stock (cycle and security), shortage and transport costs. Demand uncertainties were treated by discrete scenarios. Analyses of value of perfect information and value of stochastic solution highlight the importance of including stochasticity in the model.

KEYWORDS. Stochastic Programming, Offshore Logistics, Drilling Rigs.

1 Introdução

Dados os planos arrojados para aumento da produção nacional nos próximos anos e o aquecimento do mercado da indústria do petróleo, é preciso otimizar o uso de recursos críticos como sondas e suprimentos de sondas. Principalmente ao se levar em consideração os altos custos das sondas para águas ultra-profundas.

Nesse sentido, técnicas de programação estocástica podem apresentar bons resultados para o tratamento das incertezas que representam importante papel na logística offshore.

O presente trabalho está organizado da seguinte forma. O problema é descrito na seção 2, seguido pela sua modelagem matemática apresentada na seção 3. Na seção 4, são descritos os dados utilizados e os critérios usados na determinação dos parâmetros, das funções de distribuição de probabilidade e da geração de cenários e das restrições de não-antecipatividade. Na seção 5, são descritos e avaliados os resultados encontrados. Na seção 6, são apresentadas as conclusões e as propostas de continuação do trabalho.

2 O Problema de Programação do Suprimento de Sondas sob Condições de Incerteza

Dado um conjunto de sondas, geograficamente dispersas em uma região, realizando diferentes tarefas ao longo do tempo, estas sondas precisam ser supridas com diferentes insumos de modo a ter atendida sua demanda, o que quando não acontece pode levar à interrupção de suas operações. Diversas são as incertezas associadas à operação da sonda e ao consequente atendimento de suas demandas, desde a localização precisa da sonda, uma vez que ela se move ao longo do tempo, a duração de cada uma das atividades por elas executadas e por fim a própria demanda de cada insumo. Ressalte-se que é impossível identificar todas as características relevantes das atividades das sondas, é apenas possível estabelecer relações empíricas para medir o desempenho dessas operações, vide Kaiser e Pulsipher (2007).

Neste trabalho é considerado que a programação das sondas já está definida conforme usado em trabalhos como Mazzini (2010). Há incerteza sobre o tempo de cada operação (de perfuração ou completação da sonda) e com relação à demanda de cada sonda por cada produto em cada período.

Dadas as dificuldades computacionais de se lidar com muitas variáveis estocásticas, resolveu-se tratar inicialmente apenas as demanda das sondas como variáveis incertas que foram separadas em dois produtos principais: produtos químicos e tubos. Por meio de dados históricos relativos à Bacia de Campos, estimaram-se as distribuições apropriadas para a função de distribuição de probabilidade dessas variáveis, conforme será discutido na seção 4. Nesse trabalho, também por simplicidade, foi usada a hipótese de independência na demanda para esses dois produtos.

O problema da programação do suprimento de sondas pode ser definido como o de encontrar, sob condições de incerteza, que materiais abastecerão a sonda em cada período, ou mais detalhadamente:

- as quantidades de cada produto que devem ser transportada para cada sonda, em cada período,
- o estoque de cada produto, em cada sonda, em cada período,
- a demanda não-atendida de cada produto, em cada sonda, em cada período,
- o valor que está abaixo do estoque de segurança de cada produto, em cada sonda em cada período e
- as situações em que as atividades da sonda são interrompidas por falta de produto, isto é, quando houver demanda não-atendida estritamente positiva em uma sonda de qualquer um dos dois produtos em um período.

As principais restrições do problema são as de capacidade de armazenagem nas sondas e as de balanço de massa. Este problema foi modelado como um modelo de programação estocástica por cenários. Adicionalmente as seguintes premissas foram consideradas na

modelagem do problema: variáveis exógenas como clima e outros fatores não-observáveis, como gerenciamento de projeto, não foram considerados no modelo, pois são de difícil mensuração.

O modelo supõe um horizonte temporal de médio prazo (14 dias divididos em 2 períodos de 7 dias). Esse número de períodos é menor que o normalmente utilizado em modelos de cadeia de suprimento (12 períodos), vide You (2011). A intenção dessa mudança é tornar o modelo mais adequado às demandas de produtos nas atividades desempenhadas pelas sondas, que precisam de entrega de suprimentos (como dutos, fluidos, diesel e cimento) com uma frequência maior. A atividade de uma sonda em um determinado poço pode também levar menos ou mais de um mês, dependendo da profundidade do poço, das características geológicas e das atividades realizadas.

O modelo é composto por um porto (para o modelo foi considerado o porto de Macaé, que é um porto central para a Petrobras em todo o Sul-Sudeste) de onde são embarcadas todas as mercadorias que serão transportadas para as sondas. Para simplificação, é suposto que não há problemas de estocagem, ou seja, os produtos estão sempre disponíveis no porto.

3 Modelo Matemático

Seja a notação a seguir definida:

Conjuntos e índices:

S, s	Sondas;
P, p	Produtos;
T, t	Períodos;
C, c	Cenários;
C_{g_p}	Grupo de cenários ligados ao produto p

Parâmetros:

ε	tolerância para tratamento de restrições com igualdades estritas;
$IS_{s,p}$	estoque de segurança por produto, por sonda;
$IO_{s,p}$	estoque inicial por produto por sonda;
$Mmax_s$	peso máximo admitido por sonda;
M_p	peso por unidade de produto;
$Dist_{s,t}$	distancia da sonda s ao porto no período t ;
$DE_{s,p,t,c}$	demanda por produto, por sonda por período. Nesta abordagem discretizada será um parâmetro para cada cenário;
P_c	probabilidade de ocorrência de cada cenário.

De custo:

$CS_{s,p}$	custo de se estar abaixo do estoque de segurança por sonda, por produto;
$CI_{s,p}$	custo de estocagem por produto, por sonda;
CF_s	custo de falta por sonda, que implica o custo de sonda parada;
CT	custo unitário de transporte por distância, por unidade de produto.

Variáveis de decisão:

$tr_{s,p,t,c}$	quantidade de cada produto que deve ser transportada para cada sonda em cada período em cada cenário antes de conhecido o valor da demanda estocástica;
$i_{s,p,t,c}$	estoque em cada sonda de cada produto em cada período e em cada cenário. Apenas no primeiro período, o estoque é dado;
$dn_{s,p,t,c}$	demanda não-atendida em cada sonda de cada produto em cada período e em cada cenário.
$w_{s,p,t,c}$	valor que se está abaixo do estoque de segurança em cada sonda de cada produto em cada período e em cada cenário.
$y_{1,s,t,c}$	variável binária que indica quando houve demanda não-atendida estritamente positiva em uma sonda de qualquer um dos dois produtos em um período em

um dado cenário. Se for igual a 1, há demanda não-atendida de pelo menos um dos produtos. Se for igual a 0, não houve demanda não-atendida de nenhum dos produtos;

$y_{2,s,p,t,c}$ variável binária que indica demanda não-atendida estritamente positiva em cada sonda de cada produto, em um período, em um cenário. Se for igual a 1, a demanda não-atendida é igual a zero. Se for igual a 0, a demanda não-atendida é maior que zero;

$r_{1,s,p}$ variáveis para o atendimento das restrições de não-antecipatividade para cada sonda no primeiro período (na seção 4.5.3 será detalhado o uso dessas variáveis).

$r_{2,s,i,p}$ variáveis para forçar o atendimento das restrições de não-antecipatividade para cada sonda no segundo período. O índice i se refere a um grupo de cenários para um produto para o qual tem de ser tomada uma única decisão.

A função objetivo e as restrições do modelo serão descritos a seguir:

3.1 Função Objetivo

A função objetivo inclui o somatório de custos em todos os períodos e cenários, que podem ser divididos em:

- o custo de estocagem total (cit) nas sondas (como o espaço e o peso que podem ser transportados na sonda são limitados, deve ser computado um custo de estocagem) que é proporcional a um custo de estocagem por produto ($CI_{s,p}$). Considera-se que o custo de estoque é o mesmo por unidade de produto:

$$cit = \sum_s \sum_p \sum_t \sum_c i_{s,p,t,c} CI_{s,p} P_c \quad (1)$$

- o custo de falta total (cft) de todos os produtos nas sondas que pode ser muito alto se levar a tempo de parada da sonda (a taxa diária de sonda pode ultrapassar os U\$500.000 por dia) e a falta de um produto em qualquer quantidade leva à parada da sonda. Esse custo esperado é igual ao custo de sonda parada (CF_s) multiplicado pela variável binária $y_{1,s,t,c}$ cujo valor é um quando há falta de pelo menos um produto em um cenário e zero quando não falta nenhum dos dois produtos em um cenário, pela probabilidade de cada cenário.

$$cft = \sum_s \sum_t \sum_c (y_{1,s,t,c}) CF_s P_c \quad (2)$$

O cálculo da variável de decisão binária $y_{1,d,t,c}$ depende da variável da variável $y_{2,s,p,t,c}$, cujo cálculo será explicado na seção de restrições de balanço de massa. Para tanto, usa-se a seguinte regra lógica:

$$\begin{aligned} \text{se } y_{2,s,1,t,c} = 0 \text{ ou } y_{2,s,2,t,c} = 0; \\ \text{então: } y_{1,s,t,c} = 1 \quad \forall s, t, c \end{aligned} \quad (3)$$

Baseando-se em Bisschop (2012), essa restrição lógica pode ser transformada em restrição linear por meio das seguintes equações:

$$\sum_p (1 - y_{2,s,p,t,c}) \geq y_{1,s,t,c} \quad \forall s, t, c \quad (4)$$

$$\sum_p (1 - y_{2,s,p,t,c}) \leq y_{1,s,t,c} \cdot UL_1 \quad \forall s, t, c \quad (5)$$

Onde: UL_1 limite máximo de produtos que pode faltar em uma sonda (no caso, é 2 pois são dois produtos).

Por meio da equação (4) sempre que a demanda não-atendida dos dois produtos em

uma sonda em dado período em um dado cenário for zero, então y_l será zero.

Já a equação (5) faz que quando houver demanda não-atendida de pelo menos um produto, y_l será um.

- os custos de transporte totais esperados ($cttr$) de produtos dos portos transportados às sondas por distância percorrida por produto ($Dist_{s,t}$) que são iguais à distância do porto à sonda multiplicada por uma constante por unidade de distância (CT) e pela probabilidade de cada cenário.

$$cttr = CT \sum_s \sum_p \sum_t \sum_c (tr_{s,p,t,c} Dist_{s,t} P_c) \quad (6)$$

- os custos totais (cst) abaixo do estoque de segurança (IS), para tentar evitar faltas de produtos nas sondas que podem causar altos prejuízos. Considerou-se que os custos abaixo do estoque de segurança são definidos por:

$$cst = \sum_s \sum_p \sum_t \sum_c CS_{s,p} (IS_{s,p} - i_{s,p,t,c}) P_c \quad \forall (IS_{s,p} - i_{s,p,t,c}) > 0 \quad (7)$$

O parâmetro $CS_{s,p}$ representa o custo unitário por se estar abaixo do estoque de segurança. O termo acima não está numa forma linear, mas pode ser linearizado mediante as seguintes restrições:

$$IS_{s,p} - i_{s,p,t,c} \leq w_{s,p,t,c} \quad \forall s, p, t, c \quad (8)$$

$$w_{s,p,t,c} \geq 0 \quad (9)$$

Assim quando houver estoque abaixo do estoque de segurança, a restrição (8) será ativa. Logo, a equação (7) pode ser reformulada para:

$$cst = \sum_s \sum_p \sum_t \sum_c CS_s w_{s,p,t,c} P_c \quad (10)$$

Em suma, $w_{s,p,t,c}$ é uma variável que assume valores estritamente positivos apenas quando o estoque for menor que o nível de segurança.

Logo, a função objetivo ($f.o.$) será:

$$f.o. = \min (cit + cft + cttr + cst) \quad (11)$$

3.2 Balanço de Massa

Há duas equações que representam o balanço de massa.

A primeira equação é a base do balanço de massa: a quantidade transportada de cada produto para cada sonda mais o estoque no período anterior e mais a demanda não-atendida é igual à demanda de cada produto em cada sonda mais o estoque no período atual mais a demanda não-atendida no período anterior:

$$tr_{s,p,t,c} + i_{s,p,t-1,c} + dn_{s,p,t,c} = DE_{s,p,t,c} + i_{s,p,t,c} + dn_{s,p,t-1,c} \quad \forall s, p, t, c \quad (12)$$

Ressalte-se que no primeiro período o estoque é dado, passando a ser uma variável de decisão a partir do segundo período.

A segunda equação representa uma restrição não-linear. Essa restrição se baseia no fato de que a existência de estoque em t implica o atendimento de toda a demanda (se $i_{s,p,t,c} > 0$, $dn_{s,p,t,c} = 0$) e de que o contrário também é válido (se $dn_{s,p,t,c} > 0$, $i_{s,p,t,c} = 0$). Essa relação pode ser expressa pela restrição abaixo:

$$dn_{s,p,t,c} i_{s,p,t,c} = 0 \quad \forall s, p, t, c \quad (13)$$

Em suma, uma das duas variáveis é igual a zero.

A não-linearidade da equação (13) dificulta a resolução do modelo. Por isso será feita a linearização da restrição que pode ser transformada nas restrições condicionais a seguir:

$$\begin{aligned} & \text{se } dn_{s,p,t,c} > 0, \\ & \text{então: } i_{s,p,t,c} = 0 \end{aligned} \quad (14)$$

e

$$\begin{aligned} & \text{se } i_{s,p,t,c} > 0, \\ & \text{então: } dn_{s,p,t,c} = 0 \end{aligned} \quad (15)$$

Conforme indicado por Bisschop (2012) esse tipo de restrições pode ser transformada nas seguintes restrições lineares:

$$dn_{s,p,t,c} \geq \varepsilon - LLy_{2,s,p,t,c} \quad \forall s, p, t, c \quad (16)$$

$$i_{s,p,t,c} \leq UL_2 y_{2,s,p,t,c} \quad \forall s, p, t, c \quad (17)$$

$$i_{s,p,t,c} \geq \varepsilon - LL(1 - y_{2,d,p,t,s}) \quad \forall s, p, t, c \quad (18)$$

$$dn_{s,p,t,c} \leq UL_2(1 - y_{2,s,p,t,c}) \quad \forall s, p, t, c \quad (19)$$

onde: LL limite mínimo para atendimento de restrições;
 UL_2 limite máximo de produtos em estoque.

3.3 Limitação de Peso

Em cada sonda, há uma limitação física que pode ser tanto por volume quanto por massa. No caso, foi considerada restrição por massa (M_p é a massa do produto p) de modo que há um limite máximo de estocagem de produtos por sonda ($Mmax_s$):

$$\sum_p M_p (tr_{s,p,t,c} + i_{s,p,t-1,c} - DE_{s,p,t,c}) \leq M \max_s \quad \forall s, t, c \quad (20)$$

3.4 Restrições de Não-Antecipatividade

São restrições formuladas para garantir a inserção da incerteza na tomada de decisões do modelo. São da seguinte forma:

$$tr_{s,p,1,c} = r_{1,s,p} \quad \forall s, p, c \text{ para o primeiro período} \quad (21)$$

$$tr_{s,p,2,c} = r_{2,s,p,i}, \quad \forall s, p, \forall c \in C_{g_p}, \forall g_p \text{ para o segundo período} \quad (22)$$

Essas restrições serão detalhadas na subseção 4.5.3.

4 Dados

De forma a testar a modelagem apresentada na seção 3, um estudo de caso foi conduzido. Como base de dados, foram usados dados de quantidades transportadas em metro quadrado de convés por Platform Supply Vessels (P.S.V.) para dez sondas de perfuração (nove semi-submersíveis e um navio-sonda, que foram denominadas de S1 a S10) na Bacia de Campos no período de 8 de março de 2011 a 27 de setembro de 2011, totalizando um período de trinta semanas. A seguir serão descritas os critérios e métodos usados na determinação dos parâmetros

e nas funções de distribuição de probabilidade das variáveis estocásticas.

4.1 Distância

Por meio das coordenadas de latitude e longitude de cada sonda em cada período foram calculadas as distâncias (usadas para a determinação do custo de transporte total) com relação ao porto de Macaé de onde é feito o transporte para as sondas e as plataformas da Bacia de Campos.

4.2 Parâmetros de Peso

A massa dos dois produtos (M_p) foi normalizada para 1. Já para a determinação do limite máximo de estocagem de produtos por sonda (M_{max_s}), foi usada a seguinte fórmula:

$$M_{max_s} = CoefSeguran\c{c}a \cdot \left(\sum_p M_{\acute{a}x_{s,p}} \right) M_p \quad (23)$$

Sendo que *CoefSegurança* é um coeficiente de segurança (foi usado 1,2) e $M_{\acute{a}x_{s,p}}$ é o maior valor do histórico de quantidade transportada por produto por sonda multiplicada por M_p . Tentou-se assim que em condições normais o limite de peso não fosse ultrapassado. Considerou-se, todavia, que sua inclusão era importante para evitar casos em que fossem transportadas quantidades muito grandes em um único período.

4.3 Parâmetros de Estoque

O estoque inicial $IO_{s,p}$ foi determinado como dez por cento da média da quantidade transportada por produto para cada sonda nos 30 períodos:

$$IO_{s,p} = 0,1 \cdot \frac{\sum_{t=1}^N tr_{s,p,t}}{N} \quad (24)$$

Sendo que $N=30$.

O estoque de segurança foi definido como duas vezes o desvio-padrão da série temporal de quantidade transportada por sonda, por produto:

$$IS_{s,p} = 2 \cdot desvp(tr_{s,p,t}) \quad (25)$$

Tendo em vista que o desvio-padrão e o valor do estoque de segurança estão relacionados com a variabilidade. Considerou-se que 2 seria um coeficiente de proporcionalidade adequado.

4.4 Parâmetros de Custo

O custo de estocagem por sonda por produto ($CI_{s,p}$) levou em consideração custo de estoque nas sondas, ou seja, relacionou-se o valor dos produtos com uma taxa de juros representando os custos de se investir em material não-usado em determinado período, conforme a equação abaixo:

$$CI_{s,p} = in \cdot pre\c{c}o_p \quad (26)$$

Sendo que *in* representa a taxa de juros nominal.

O custo de falta por sonda (CF_s) foi calculado com base na profundidade que a mesma poderia atuar. Para sondas com capacidade de perfurar em águas com lâmina de água (L.D.A.) superior a 2000m foi estimado que o custo diário de afretamento era de US\$500.000/ dia e para as outras foi considerado o valor de US\$400.000. Estes valores devem ser multiplicados por 7 pois trata-se de custos semanais. Em suma:

$$CF_s = 500.000 \cdot 7 \quad \text{se L.D.A de } S_i \geq 2000\text{m} \quad (27)$$

$$CF_s = 400.000 \cdot 7 \quad \text{se L.D.A de } S_i < 2000\text{m} \quad (28)$$

O parâmetro relativo aos custos de transporte (CT) foi calculado com base nos custos por metro quadrado transportado por rebocador multiplicado por dois (representando o trajeto de ida e volta) e dividido pela velocidade média do rebocador, pela área efetivamente ocupada do convés e por um coeficiente de segurança. Desse modo, CT foi obtido por meio da seguinte equação:

$$CT = \frac{2 \cdot PSVC}{VM \cdot \text{Área} \cdot (1 - \text{Taxa.ociosidade}) \cdot \text{Coef.seg}} \quad (29)$$

Sendo:

- $PSVC$: valor da taxa diária do PSV;
- VM : velocidade média do PSV;
- Área : área média disponível em um PSV para transporte de cargas;
- Taxa.ociosidade : percentagem da área de carga de PSV não usada (estimada em 0,15 com base na opinião de especialistas);
- Coef.seg : coeficiente de segurança que leva em consideração tempos de espera do rebocador, mau tempo, tempos de atracação, etc.

O parâmetro de custos CS_s foi considerado diretamente proporcional ao custo de sonda parada e inversamente proporcional ao tempo de transporte dos produtos do porto à sonda. Considerou-se que dado um tempo de entrega de 3 dias (uma estimativa conservadora), 1,6% seria um fator de conversão apropriado ao CS_s , conforme segue:

$$CS_s = 0,016 \times cf_s \quad (30)$$

4.5 Análise das Variáveis Estocásticas

Devido à ausência de dados agregados das variáveis estocásticas do modelo (demanda de produtos químicos e de tubos), foram usados como *proxy* os dados de quantidade transportados consolidados.

4.5.1 Distribuição de Probabilidade de Demanda de Produtos Químicos

Para a realização dos testes estatísticos de aderência para as séries de quantidades transportadas das dez sondas, usou-se a média móvel de cinco semanas, período médio no qual uma sonda tendia a permanecer em uma dada localização.

Todos os testes foram rodados no programa *Stat:Fit versão2* por meio do estimador de máxima verossimilhança. Conforme Mitchell (1971), foram preferidos os testes de Kolmogorov Smirnov (KS) e de Anderson Darling (AD).

Considerou-se *a priori* que uma distribuição normal truncada (o ponto zero teria uma probabilidade discreta de ocorrência) poderia ser adequada, pois apresenta a média como moda e é simétrica em relação à média. Além disso, o uso de médias-móveis tende a aproximar as amostras de uma distribuição normal pelo teorema do limite central. Assim, quando o p-valor dos testes de aderência da distribuição normal à amostra não foram rejeitados, usou-se a distribuição normal.

Para a maioria das amostras a distribuição normal obteve bons p-valores. Em amostras nas quais havia uma maior concentração de valores próxima de zero, a distribuição lognormal apresentou bons resultados (nessas amostras a hipótese de distribuição normal foi rejeitada). Não se usou a distribuição loglogistic nesses casos, pois apesar dos p-valores dos testes de aderência serem bons, a distribuição da curva à direita da média apresentou dispersão acima do razoável. A tabela 1 apresenta os principais resultados para os testes de aderência dos produtos químicos das sondas:

Sondas	Distribuição	K.S. (p-valor)	A.D. (p-valor)
S1	Normal (13,7 ;5,99)	0,621	0,877
S2	Lognormal(-1,41;3,61;0,56)	0,312	0,497
S3	Normal (28,99 ;8,03)	0,971	0,976
S4	Normal (11,53; 5,79)	0,632	0,761
S5	Lognormal(5,65 ;2,44;0,69)	0,81	0,813
S6	Normal (30,37; 9,65)	0,803	0,938
S7	Lognormal(16,25;2,71;1,17)	0,908	0,891
S8	Normal (26,13; 15,96)	0,533	0,438
S9	Lognormal (1,72; 2,93; 1,08)	0,738	0,752
S10	Normal (39,46; 7,33)	0,468	0,342

Tabela 1 – Testes de aderência da distribuição da demanda por produtos químicos

Os p-valores das sondas S2, S8 e S10 foram substancialmente menores que os das demais sondas mas, como são maiores que os p valores geralmente aceitáveis (0,1), considerou-se que a distribuição escolhida constituía uma boa representação apesar de ter uma incerteza maior que as demais.

4.5.2 Distribuição de Probabilidade de Demanda de Produtos Tubos

Dada a característica particular da entrega de tubos para sondas, em geral são feitas entregas grandes em uma única semana para atender as diversas fases de perfuração de um poço, tornou-se pouco adequado realizar testes de aderência com os dados de transporte.

Após análise das operações e conversas com profissionais envolvidos na operação de sondas, considerou-se adequado o uso de uma distribuição binomial, sendo que a probabilidade de haver demandas por tubos foi estimada em 0,7 por semana para todas as sondas. Para o valor da média dos períodos com demanda, foi usada a média ($\mu_{tub,s}$) dos períodos usados, dividida por P_{tub} , conforme a equação abaixo:

$$\mu_{tub,s} = \frac{\sum_{t=1}^N \text{Histórico}_{s,t}}{P_{tub} \times N} \quad (31)$$

Sendo:

- $\text{Histórico}_{s,t}$ o valor do histórico da quantidade transportada de tubos para a sonda s no período t .
- N o número total de períodos.
- P_{tub} é a probabilidade de haver demanda por tubos.

4.5.3 Geração de Cenários e Restrições de Não-Antecipatividade

Para o caso dos produtos químicos discretizou-se a distribuição de probabilidade em três cenários para cada sonda:

- baixa demanda que condensa a demanda entre zero e um terço, sendo usado o ponto médio de um sexto da probabilidade;
- média demanda que condensa a demanda entre um terço e dois terços, sendo usado o

ponto médio de três sextos da probabilidade;

- alta demanda que condensa a demanda entre dois terços e três terços, sendo usado o ponto médio de cinco sextos da probabilidade;

Em suma, foram usados os valores da função de distribuição acumulada de 1/3, 3/6 e 5/6 respectivamente.

Considerou-se que o parâmetro de probabilidades P_c seria o mesmo nos dois períodos e que as demandas dos produtos diferentes são independentes.

Foram criados 36 cenários por produto. Para o produto 1 (produtos químicos), 9 cenários (3 cenários para cada período), e para o produto 2 (tubos), 4 cenários (2 cenários para cada período). Pela hipótese de independência, são então tratados 36 cenários. Assim para cada uma das nove possibilidades de realização de demanda do produto 1 criam-se quatro cenários para cada uma das possibilidades de realização de demanda do produto 2, conforme ilustrado pelas figuras abaixo:

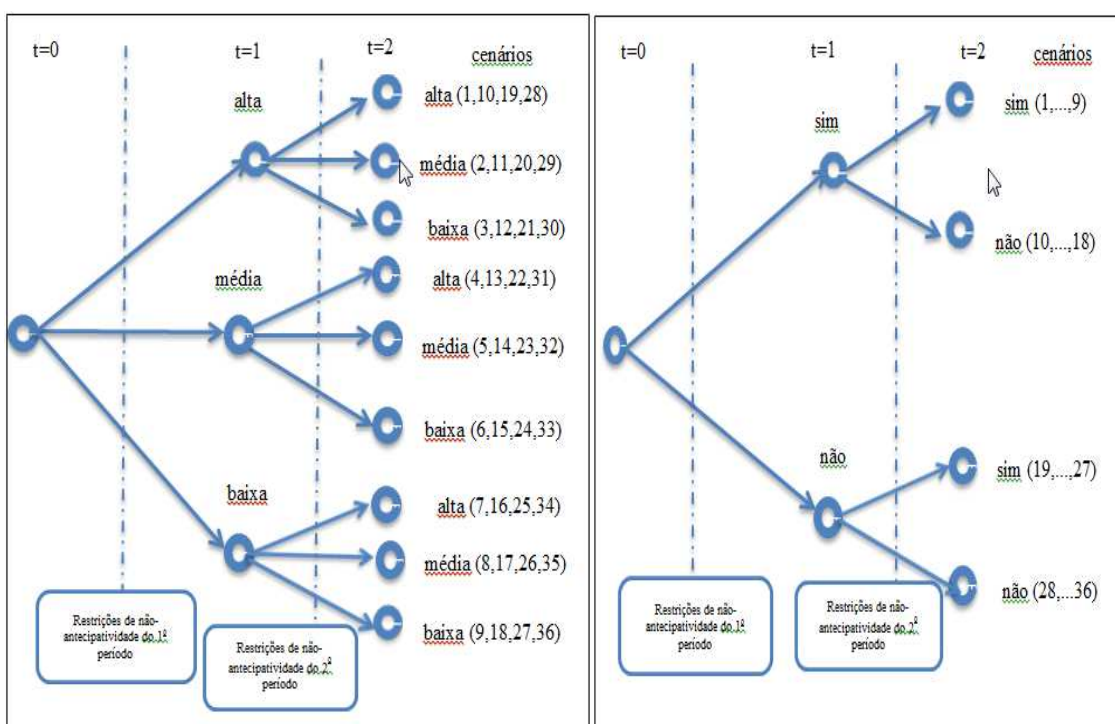


Figura 1

Para impedir que as decisões sejam tomadas sob condições de informação perfeita, são incluídas as restrições de não-antecipatividade. Essas restrições fazem que possa ser tomada apenas uma decisão no primeiro período e, não, uma decisão para cada cenário, que corresponderia a um modelo sem incerteza.

Para o primeiro período, usa-se o seguinte conjunto de restrições representados pela equação (21). Para o segundo período, as restrições (22) assumem a seguinte configuração:

$$\begin{aligned}
 tr_{s,1,2,c} &= r_{2,s,1} && \text{para } c \in C_1 = \{1,2,3,10,11,12,19,20,21,28,29,30\} \text{ e } \forall s \\
 tr_{s,1,2,c} &= r_{2,s,1_2} && \text{para } c \in C_2 = \{4,5,6,13,14,15,22,23,24,31,32 \text{ e } 33\} \text{ e } \forall s \\
 tr_{s,1,2,c} &= r_{2,s,1_3} && \text{para } c \in C_3 = \{7,8,9,16,17,18,25,26,27,34,35 \text{ e } 36\} \text{ e } \forall s \quad (32) \\
 tr_{s,2,2,c} &= r_{2,s,2_1} && \text{para } c \in C_{2_1} = \{1,2,\dots,18\} \text{ e } \forall s \\
 tr_{s,2,2,c} &= r_{2,s,2_2} && \text{para } c \in C_{2_2} = \{19,20,\dots,36\} \text{ e } \forall s
 \end{aligned}$$

5 Resultados

O modelo descrito foi rodado em um computador intel core i7, com 8GB de memória RAM no software AIMMS versão 3.12, sendo usado como solver o GUROBI versão 5.0.

Para mensurar o valor da estocasticidade no modelo foram calculados (segundo a nomenclatura de Birge (2012) para um modelo estocástico de dois períodos com recurso):

- RS é o valor da função objetivo do problema estocástico que foi discretizado;
- WS é o valor da função objetivo quando se tem informação perfeita. Em suma, trata-se do problema estocástico sem as restrições de não-antecipatividade;
- EV é o valor da função objetivo do modelo determinístico que usa as médias das demandas como se fossem seus valores reais;
- EEV é o valor das variáveis de decisão ótimas do modelo determinístico (EV) inseridas no modelo estocástico. Foi calculado de forma um pouco diferente da formulada na literatura já que o modelo proposto nesse trabalho difere do modelo estocástico de dois estágios com recurso, pois enquanto no modelo clássico apenas a variável de primeiro estágio é tomada em condições de incerteza, no modelo desse trabalho nos dois períodos há decisões tomadas sob incerteza.

Assim, para a determinação do EEV, calculou-se o valor ótimo de $tr_{s,p,t,c}$ para o modelo determinístico (EV). Em seguida, esses valores foram inseridos como input, ou seja, deixaram de ser variáveis e viraram parâmetros, no modelo estocástico discretizado e foram obtidos os valores ótimos do EEV. Ressalte-se que nesse modelo (EEV) a decisão básica é de checar cada restrição de balanço de massa e verificar se cada uma delas será satisfeita com a adição de estoque ou de demanda não-atendida. A tabela 2 (valores em dólares) resume os principais resultados obtidos:

Modelo:	<i>cit</i>	<i>cft</i>	<i>Ctr</i>	<i>cst</i>	<i>f.o.</i>
RS	78.867	0	2.025.369	1.215.588	3.319.824
WS	70.816	0	1.727.585	1.255.603	3.054.003
EV	70.159	0	1.670.149	1.255.597	2.995.904
EEV	373.349	19.451.444	1.655.919	3.153.363,05	24.634.076

Tabela 2 – Valores dos componentes da função objetivo e da função objetivo para diversos modelos

Pelos resultados, percebe-se que modelos determinísticos, que usam a média em vez de distribuições de probabilidade, apresentam resultados muito ruins, pois o custo de falta é muito alto. Uma opção para o uso de modelos determinísticos seria o uso de estimadores mais robustos como a demanda que atenda 90% da demanda por exemplo.

A tabela 3 apresenta o valor esperado da informação perfeita (EVPI), que é a diferença entre RS e WS, e o valor da solução estocástica (VSS), que é a diferença entre RS e EEV:

EVPI	265.821
VSS	21.314.253

Tabela 3 – Valores de EVPI e VSS

Percebe-se que o EVPI é relativamente baixo, mas o VSS é muito alto devido ao alto custo de falta do modelo, ou seja, o valor da inclusão de incertezas no modelo é alto.

6 Conclusões

A obtenção de dados adequados foi uma dificuldade desse trabalho, sendo que para alguns parâmetros e variáveis de decisão foram necessários algumas aproximações. Para que possa ser implementado na empresa ainda precisam ser incluídos no modelo outros produtos demandados por sondas, como rancho, fluidos de perfuração, água e diesel e comparar os

resultados com os modelos de programação usados atualmente.

Os resultados indicam que o modelo estocástico formulado pode fornecer economias consideráveis em relação a um modelo determinístico no qual se usa o valor médio das variáveis estocásticas.

O problema foi resolvido rapidamente no software de otimização (a solução foi sempre obtida com poucos segundos de execução), o que viabiliza o aumento da complexidade do modelo. Nesse sentido, sugere-se acrescentar o tempo de cada operação como outra variável estocástica do modelo. O atraso da sonda em outras operações pode afetar sobremaneira o Valor Presente Líquido (VPL) do projeto.

A inclusão de restrições de probabilidade e otimização robusta no modelo também deve ser considerada. Aumentar o número de períodos e também aumentar o número de cenários para os produtos químicos são também outras possibilidades.

Pretende-se também usar outras técnicas de programação estocástica como aproximação por média amostral (Kleywegt (2001)) e redução de cenários (Heitsch e Romisch (2003)). Outra possibilidade é checar se o modelo trará bons resultados para outras áreas de exploração e desenvolvimento.

7 Referências

- Birge, J.R., Louveaux F.** Introduction to Stochastic Programming. New York: Springer-Verlag (2012). Second Edition.
- Bisschop, J.** AIMMS Optimization Modeling, Paragon Decision Technology_online (2012)
- Grossman, I. E.** Advances in Mathematical Programming Models for Enterprise-wide Optimization. Computers and Chemical Engineering (2012), <http://dx.doi.org/10.1016/j.compchemeng.2012.06.038>.
- Heitsch, H., Romisch, W.** Scenario Reduction Algorithms in Stochastic Programming. Computational Optimization and Applications, 24, (2003);24;pp-187-206.
- Kaiser, M. J.** A Survey of Drilling Cost and Complexity Estimation Models. International Journal of Petroleum Science and Technology Volume 1, Number 1. pp. 1-22 (2007).
- Kaiser, M. J, Pulsipher, A. G.** Generalized Functional Models for Drilling Cost Estimation. SPE Drilling & Completion Volume 22, Number 2, pp. 67-73, June (2007).
- Kleywegt, J. A., Shapiro, A., Homem-de-Mello, T.** The Sample Average Approximation Method for Stochastic Discrete Optimization. Society for Industrial and Applied Mathematics Vol. 12, No. 2 (2001), pp. 479–502.
- Linderoth, J., Shapiro, A., Wright S.** The Empirical Behaviour of Sampling Methods for Stochastic Programming. Annals of Operations Research 142, (2006), pp-215-241.
- Mazzini F. F., Accioly R. M. S., Vasconcelos R. V. J. C.** Dimensionamento de Equipamentos Críticos da Cadeia de suprimento da Perfuração e Completação de Poços. XLII SOBRAPO (2010).
- Mitchell B.** A Comparison of Chi-Square and Kolmogorov-Smirnov Tests. Royal Geographic Society (1971), Vol3. No4, pp 237-241.
- You, F., Grossman, I. E.** Multicut Benders Decomposition Algorithm for Process Supply Chain Planning under Uncertainty. Annals of Operations Research (2011). DOI 10.1007/s10479-011-0974-4.