

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
E INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
CIÊNCIAS E ENGENHARIA DE PETRÓLEO

AUTOR: Gabriel Paulo Gutierrez Sotomayor

Metodologia Probabilística-Possibilística para Tratamento de Incertezas na Estimativa de Tempos em Poços de Petróleo

CAMPINAS
2011

Este exemplar corresponde à redação final
da tese defendida por Gabriel Paulo
Gutierrez Sotomayor aprovada
pela comissão julgadora em 25 / 03 / 2011



Orientador

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
E INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
CIÊNCIAS E ENGENHARIA DE PETRÓLEO

Metodologia Probabilística-Possibilística para Tratamento de Incertezas na Estimativa de Tempos em Poços de Petróleo

Autor: Gabriel Paulo Gutierrez Sotomayor
Orientador: Prof. Dr. Otto L. A. Santos

Curso: Ciências e Engenharia de Petróleo
Área de Concentração: Exploração – Engenharia de Poços

Tese de doutorado apresentada à Comissão de Pós Graduação em Ciências e Engenharia de Petróleo da Faculdade de Engenharia Mecânica e Instituto de Geociências, como requisito para a obtenção do título de Doutor em Ciências e Engenharia de Petróleo.

Campinas, 2011
SP – Brasil

Unidade ABCL
T/UNICAMP

Cutter G98m
V. 1 Ed.
Tombo BC 91817
Proc. 16.130-11
C D x
Preço R\$ 11,00
Data 12/07/11
Cód. tit. 790346

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA – BAE – UNICAMP

G98m Gutierrez Sotomayor, Gabriel Paulo
Metodologia probabilística-possibilística para
tratamento de incertezas na estimativa de tempos em poços
de petróleo / Gabriel Paulo Gutierrez Sotomayor. --
Campinas, SP: [s.n.], 2011.

Orientadores: Otto Luiz Alcântara Santos, Gabriel Alves
da Silva Costa Lima.

Tese de Doutorado - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica e Instituto
de Geociências.

1. Poços de petróleo - Perfuração. 2. Incerteza. 3.
Probabilidades. 4. Possibilidade. I. Santos, Otto Luiz
Alcântara. II. Lima, Gabriel Alves da Silva Costa. III.
Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de
Engenharia Mecânica e Instituto de Geociências. IV.
Título.

Título em Inglês: Probabilistic-possibilistic methodology to estimate oilwell time
Palavras-chave em Inglês: Oil wells - Drilling, Uncertainties, Probabilitys,
Possibility

Área de concentração: Reservatórios e Gestão

Titulação: Doutor em Ciências e Engenharia de Petróleo

Banca examinadora: Paulo Roberto Ribeiro, Alexandre Vidal Campana, Heitor
Rodrigues de Paula Lima, José Carlos de Souza Cunha

Data da defesa: 25/03/2011

Programa de Pós Graduação: Ciências e Engenharia de Petróleo

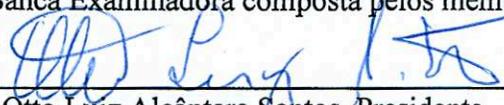
UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
E INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
CIÊNCIAS E ENGENHARIA DE PETRÓLEO

TESE DE DOUTORADO

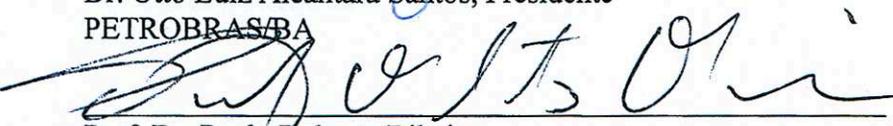
**Metodologia Probabilística-Possibilística para
Tratamento de Incertezas na Estimativa de Tempos
em Poços de Petróleo**

Autor: Gabriel Paulo Gutierrez Sotomayor
Orientador: Dr. Otto Luiz Alcântara Santos
Co-orientador: Prof. Dr. Gabriel Alves da Costa Lima

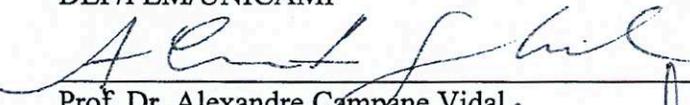
A Banca Examinadora composta pelos membros abaixo aprovou esta tese:



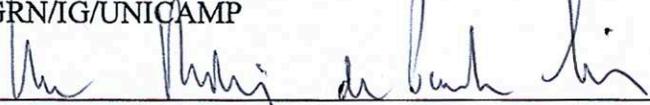
Dr. Otto Luiz Alcântara Santos, Presidente
PETROBRAS/BA



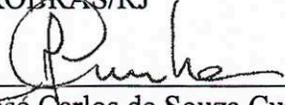
Prof. Dr. Paulo Roberto Ribeiro
DEP/FEM/UNICAMP



Prof. Dr. Alexandre Campana Vidal
DGRN/IG/UNICAMP



Dr. Heitor Rodrigues de Paula Lima
PETROBRAS/RJ



Dr. José Carlos de Souza Cunha
PETROBRAS/USA

Campinas, 25 de março de 2011

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, Walter Sotomayor e Gabriela Gutierrez, responsáveis pelos valores que foram o alicerce de minha jornada, dentre eles o interesse pela contínua evolução dos meus conhecimentos.

Dedico também o trabalho à minha esposa Marílucia, e a meus filhos, Cecília (UFRJ – Computação), Gabriel (Engenharia Mecânica – UFRJ) e Hugo (Engenharia Mecânica – UFRJ), que foram o permanente estímulo e companhia durante a caminhada.

Dedico, finalmente, este trabalho de pesquisa ao Prof. Dr Saul Suslick, que faleceu em 2009, e que durante o nosso período de trabalho deixou inúmeros exemplos de independência idéias e demonstrou uma capacidade incrível de estruturar e aprofundar temas complexos. Nos momentos de descontração, ao longo de um passeio pelas montanhas do Colorado, mostrou uma elegante simplicidade na convivência diária e o seu gosto pela natureza, principalmente pelas rochas (que conhecia muito bem).

AGRADECIMENTOS

Durante este extenso período de trabalho junto à UNICAMP diversas são as pessoas que merecem o meu melhor agradecimento pela contribuição em cada momento desta longa caminhada para a conclusão deste programa de formação.

O início da jornada só foi possível graças ao apoio do meu gerente imediato na Petrobras, Luiz Felipe Bezerra Rego, um profissional que merece o meu mais profundo agradecimento por acreditar na minha capacidade de, já em idade madura, poder concluir um programa árduo por natureza.

Através do Prof. Saul, fiz intercâmbio durante 06 meses na Colorado School of Mines, onde fui muito bem recebido e registro meus agradecimentos ao Prof. Rod Eggert e Prof. Michael Walls que viabilizaram este período de pesquisa.

Algum tempo depois do retorno do programa na Colorado School of Mines, ocorreu o falecimento, em 11 de abril de 2009, do Prof. Saul Suslick e foi fundamental o apoio do Prof. Bannwart, bem como o grande suporte recebido do Prof. Gabriel A. Costa Lima, cujos laços de amizade se firmaram ao longo da convivência com o Prof. Saul. Nesta difícil etapa de retomar aos trabalhos, mais uma vez pude contar com a colaboração Prof. Otto Luiz A. Santos, que assumiu a orientação e me levou à conclusão dos trabalhos desta pesquisa, juntamente com o Prof. Gabriel A. Costa Lima que exerceu de forma extraordinária a co-orientação desta pesquisa.

Ao Prof. Otto serei eternamente grato pelo apoio recebido, a serenidade e confiança que me passou nos momentos em que quase acreditei que todo meu esforço ficaria no meio do caminho. Aprendi muito sobre ciência, porém ao longo da tese, também percebi ingredientes únicos na academia e pude compreender o papel fundamental dos educadores e pesquisadores no desenvolvimento tecnológico da engenharia de petróleo no Brasil.

Real knowledge is to know the extent of one's
ignorance.

Confucius († 479 AC)

RESUMO

SOTOMAYOR, Gabriel P Gutierrez, Metodologia Probabilística-Possibilística para Tratamento de Incertezas na Estimativa de Tempos em Poços de Petróleo. Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2011. Tese de Doutorado.

A construção de poços de petróleo requer uma estimativa de custos a mais precisa possível, visando-se manter uma adequada taxa de retorno para a exploração de uma jazida. Uma variável significativa na estimativa de custos é o tempo de cada uma das operações para a construção do poço. Geralmente, a estimativa de tempos em poços complexos é associada a cenários de incerteza e conhecimento parcial de parâmetros. Um poço complexo, cujos custos chegam a superar US\$ 150.000.000,00, pode ser um poço multilateral em águas profundas, um poço exploratório em águas profundas, um poço de grande extensão, ou também pode ser um poço profundo vertical ou horizontal em ambiente de sal. Dentro deste contexto, este trabalho apresenta uma metodologia que combina diferentes tipos de incertezas na previsão de tempo de perfuração em poços complexos e compara os resultados do enfoque probabilístico, largamente usado pela indústria, com uma abordagem híbrida, isto é, uma abordagem probabilística-possibilística, para o tratamento das incertezas na estimativa do tempo de perfuração, a partir de uma base de dados de campo marítimo em águas profundas. Primeiramente, são identificadas as variáveis críticas e as incertezas a elas associadas, que são classificadas como incertezas epistêmicas ou aleatórias. A seguir estas variáveis são representadas por meio de distribuição de probabilidade e distribuição de possibilidade, sendo ambas distribuições combinadas em apenas um resultado para representar a incerteza total do tempo para perfurar um poço complexo, que é uma distribuição de possibilidade. Este trabalho discute as limitações do uso da Teoria das Probabilidades para modelar as incertezas em poços complexos e apresenta uma metodologia para tratamento das incertezas nas estimativas de tempos operacionais de perfuração de poços, no qual co-existem amostras de dados em quantidade suficiente para a geração de distribuições de probabilidades e amostras em quantidades insuficientes, onde são geradas distribuições de possibilidades.

Palavras-Chave

Perfuração, Incerteza, Probabilidade, Possibilidade

ABSTRACT

SOTOMAYOR, Gabriel P Gutierrez, Probabilistic-Possibilistic Methodology to Estimate Oilwell Time. Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2010. 112 p. Tese de Doutorado.

The construction of oil wells requires a cost estimate as accurate as possible in order to maintain an adequate rate of return for the exploitation of a deposit. A significant variable in the cost estimate is the time of each operation for the construction of the well. Estimated time in complex wells generally is associated with scenarios of increased uncertainty and partial knowledge of parameters. A complex well, which costs may exceed US\$ 150,000,000.00, can be a multilateral well in deep water, an exploratory well in deep water, an extend-reach well, or could also be a deep vertical/horizontal well in salt environment. Within this context, this work presents a methodology that combines different types of uncertainties, forecasts the drilling time in complex wells and compares the results of the probabilistic approach, widely used by the industry, with a hybrid approach, that is, a probabilistic-possibilistic approach, to estimate drilling time, based on an offshore deep waters database. First, it identifies the critical variables and uncertainties associated with them, which are classified as random or epistemic uncertainties. Then, these variables are represented by probability distribution and possibility distribution and both distributions are combined into a possibility distribution to represent the total uncertainty of the time to drill a complex well. This work discusses the limitations of the use of probability theory to model uncertainties in complex oilwells and presents a methodology to treat uncertainties in forecasting operational drilling time, where co-exist samples with sufficient data to generate probability distribution and samples with insufficient data to generated possibility distribution.

Key Words

Drilling, Uncertainties, Probability, Possibility

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS.....	xix
LISTA DE TABELAS.....	xxi
LISTA DE NOMENCLATURA	xxiii
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Descrição do Problema	2
1.2. Objetivos do Trabalho.....	4
1.3. Estrutura da Tese.....	6
2. MODELOS ATUAIS DE ESTIMATIVAS DE TEMPOS NA ENGENHARIA DE POÇOS E TRABALHOS RELACIONADOS.....	9
2.1. Engenharia de Poços de Petróleo	9
2.2. Teoria das Probabilidades	13
2.3. Tempos e Custos na Engenharia de Poço	15
2.4. Revisão Bibliográfica.....	21
2.5. Estado da arte na representação das incertezas nos modelos de estimativas de tempos de perfuração em poços de petróleo	29
2.6. Limitações das atuais representações de incerteza nos modelos de estimativas de tempos operacionais em poços de petróleo.....	30
3. MODELO DE CRENÇA PARA A ESTIMATIVA DE TEMPOS OPERACIONAIS.....	33
3.1. Fundamentos da Teoria da Evidência	33
3.1.1 Medida de Crença e Medida de Plausibilidade	35
3.1.2. Função de Massa.....	37
3.2. Relação entre a Teoria da Evidência e a Teoria das Probabilidades.....	40

3.3. Relação entre a Teoria da Evidência e a Teoria das Possibilidades.....	42
3.4. Teoria da Evidência e Estimativa de Tempos Operacionais	46
4. REPRESENTAÇÃO DAS INCERTEZAS POR MEIO DE DISTRIBUIÇÕES DE POSSIBILIDADES NA ESTIMATIVA DE TEMPOS DE POÇOS	49
4.1. Variáveis Nebulosas e Distribuições de Possibilidades	50
4.2. Distribuição de possibilidade na estimativa de tempos operacionais de poço.....	54
4.3. Agregações de variáveis possibilísticas	56
5. AGREGAÇÃO DA ESTIMATIVA DE TEMPO PROBABILÍSTICO COM TEMPO POSSIBILÍSTICO.....	59
5.1. Transformação Probabilidade-Possibilidade.....	62
5.2. Etapas da Conversão Probabilidade-Possibilidade	63
5.3. Considerações complementares	64
6. METODOLOGIA PARA ESTIMATIVA DE TEMPOS OPERACIONAIS COM MODELO DE CRENÇA	67
6.1. Etapa 1: Definição do Cenário de Aplicação	72
6.2. Etapa 2: Seqüência de Atividades da Engenharia de Poço	73
6.3. Etapa 3: Análise de Tempos dos Processos	76
6.4. Etapa 4: Modelagem das Incertezas Aleatórias	77
6.5. Etapa 5: Modelagem das Incertezas Epistêmicas.....	78
6.6. Etapa 6: Composição do Tempo Total do Poço.....	79
6.7. Fluxograma para Estimativa de Tempos Operacionais de Poço.....	79
7. RESULTADOS DA METODOLOGIA.....	83
7.1. Aplicação campo MLS.....	83
7.2. Comparação do modelo probabilístico com o modelo híbrido	93
7.3. Aplicações em outros campos offshore	96
7.3.1. Resultados do caso RO.....	96

7.3.2. Resultados do caso MLL.....	98
7.3.3. Resultados do caso ML.....	100
7.3.4. Resultados do caso ALB.....	103
7.4. Estudo de caso poço multilateral águas profundas	105
8. CONCLUSÕES.....	113
8.1. Trabalhos Futuros	116
REFERÊNCIAS	117
ANEXO B - BASE DE DADOS INTEGRAL CAMPO MLS.....	131
ANEXO C - CÓDIGO FONTE APLICAÇÃO (PARCIAL).....	133
ANEXO D - PROVA DE TEOREMA	137

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Diagrama de hierarquia do tempo operacional	5
Figura 2.1 - Esquema da sonda de um poço terrestre	10
Figura 2.2 - Mudança de patamar devido nova tecnologia.....	16
Figura 2.3 - Planilha de custos AFE	20
Figura 2.4 - Procedimentos de simulação de estimativa de AFE	27
Figura 3.1 - Domínio do problema das possíveis taxas de penetração.....	35
Figura 3.2 - Diagrama poço multilateral	39
Figura 3.3 - Conjuntos aninhados.....	44
Figura 4.1 - Evidências e distribuições.....	49
Figura 4.2 - Exemplo de funções de pertinência	51
Figura 4.3 - Decomposição de distribuição de possibilidade	52
Figura 4.4 - Família de intervalos de confiança a partir da inequação probabilística	56
Figura 4.5 - Soma de números nebulosos.....	57
Figura 4.6 - Soma das distribuições de possibilidades triangulares	57
Figura 5.1 - Comparação probabilidade x possibilidade	60
Figura 5.2 - Representação de incertezas probabilidade e possibilidade	60
Figura 5.3 - Classificação de incertezas	61
Figura 6.1 - Diagrama de componentes de um modelo.....	70
Figura 6.2 - Fluxograma do modelo desenvolvido para a estimativa de tempos operacionais	72
Figura 6.3 - Exemplo de dados de projeto de poço multilateral terrestre.....	73
Figura 6.4 - Fases de um poço de petróleo	74
Figura 6.5 - Tipos de geometria de poço	76
Figura 6.6 - Exemplo de diagrama de influência para identificação de incertezas	77
Figura 6.7 - Fluxograma da metodologia de estimativa de tempos e custos de poços	80
Figura 6.8 - Evolução de modelos de medidas de incertezas	81
Figura 7.1 - Diagrama de influência – tempos de operações.....	84
Figura 7.2 - Distribuição de probabilidades dos tempos atividades complementares.....	85

Figura 7.3 - Distribuição de possibilidade triangular atividade de perfuração.....	87
Figura 7.4 - Distribuição de probabilidades da atividade complementares discretizada	88
Figura 7.5 - Vetor ordenado em seqüência não-crescente.....	88
Figura 7.6 - Distribuição de possibilidade dos tempos complementares	91
Figura 7.7 - Distribuição de possibilidade do tempo total do poço-exemplo.....	93
Figura 7.8 - Distribuição de possibilidade do tempo total (convertida da distribuição de probabilidade).....	95
Figura 7.9 - Distribuição de possibilidade do tempo total do campo RO	97
Figura 7.10 - Distribuição de possibilidade do tempo total do campo MLL.....	100
Figura 7.11 - Litologia de 4 poços do campo ML.....	100
Figura 7.12 - Distribuição de possibilidade do tempo total do campo ML.....	101
Figura 7.13 - Distribuição de possibilidade do tempo total do campo ALB	103
Figura 7.14 - Tipos de junção para poço multilateral.....	106
Figura 7.15 - Situação parcial do poço bilateral – parte 1	108
Figura 7.16 - Situação parcial do poço bilateral- parte 2.....	108
Figura 7.17 - Configuração final da junção do poço bilateral	109
Figura 7.18 - Distribuição Lognormal do Tempo Total probabilístico	110
Figura 7.19 - Soma das distribuições de possibilidades de cada operação do poço multilateral	110
Figura 7.20 - Tempo total probabilístico-possibilístico	111

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Exemplo de teoria da evidência.....	39
Tabela 6.1 - Exemplo de tabela de operações e tempos de poço.....	75
Tabela 7.1 - Extrato de dados de tempos operacionais de perfuração.....	84
Tabela 7.2 - Extrato da entropia da distribuição de probabilidade $H(p)$	90
Tabela 7.3 - Distribuição de possibilidade do tempo total (extrato)	90
Tabela 7.4 - Soma de números nebulosos de perfuração e TC	92
Tabela 7.5 - Dados de poços do campo MLS.....	94
Tabela 7.6 - Dados do campo RO	98
Tabela 7.7 - Dados do campo MLL.....	99
Tabela 7.8 - Dados do campo ML	102
Tabela 7.9 - Dados do campo ALB	104
Tabela 7.10 - Tabela de tempos e operações poço multilateral.....	107

LISTA DE NOMENCLATURA

Letras Latinas

A	constante que reflete o potencial de aprendizado	-
B	constante que representa a taxa de aprendizado	-
Bel	medida de crença	-
C	constante do menor valor de tempo da tecnologia empregada.	-
Cbroca	custo da broca de perfuração	R\$
Cind	custo de apoio administrativo e apoio logístico	R\$
Cperf	custo de perfuração	R\$
Crc	custo da operação de revestir e cimentar a fase do poço	R\$
Crcmat	custo dos materiais para revestir e cimentar	R\$
Crcserv	custos de serviços de revestimento e cimentação	R\$
CServ	custo dos serviços de poços	R\$
Csond	custo da sonda	R\$
CTsondaPerf	custo da sonda em operação de perfuração	R\$
CTsondaManobra	custo da sonda em operação de manobra	R\$
CTsondNPerf	custo da sonda em operação não associada a perfuração	R\$
E	evento de espaço amostral	-
$g(x)$	função medida nebulosa	-
$H(p)$	medida de incerteza probabilística (entropia)	-
K	parâmetro da equação de Fischer	-
$m(A)$	atribuição básica de evidência	-

N	número do poço no campo com geologia uniforme	-
Nec	medida de necessidade	-
NS	medida de incerteza possibilística total	-
P	função distribuição de probabilidade	-
P(X)	conjunto de potência de X	-
Pl	medida de plausibilidade	-
Pos	medida de possibilidade	-
Pro	medida de probabilidade	-
r	função distribuição de possibilidade	-
v^2	variância	-
x	profundidade de poço	m
Y	custo de poço	R\$
T	tempo	dias
Letras Gregas		
A	parâmetro da equação de Fischer	-
A_α	conjunto alfa-cortes	-
μ	função de pertinência	-
Π	distribuição de possibilidade	-
Δ	média	-
Abreviações		
AFE	authorization for expenditure	-

1. INTRODUÇÃO

A atividade de construção de poços de petróleo tem uma importância fundamental na exploração e desenvolvimento de campos de petróleo. A busca de novas jazidas para atender a demanda crescente de energia e a evolução do preço do petróleo nos últimos anos estimula o desenvolvimento de diversos projetos no segmento de exploração e produção. Como consequência, o número de poços perfurados evoluiu significativamente, incluindo-se áreas até então consideradas marginais, como por exemplo, os campos de óleo pesado em águas profundas. Além disso, o aparecimento de horizontes mais complexos e profundos, como as recentes descobertas na bacia de Santos, demandam soluções tecnológicas inovadoras, aumentando-se ainda as incertezas para o adequado planejamento.

Tal cenário, restringido por recursos orçamentários limitados, vem exigindo maior atenção à etapa de estimativa de custos do projeto em todas as suas frentes, principalmente no adequado equacionamento dos riscos econômicos na construção de poços de petróleo, com impactos importantes nos estudos de viabilidade econômica.

Um aspecto fundamental na minimização de riscos é a capacidade de aprendizado com os erros ao longo dos primeiros poços, durante a exploração de um novo campo ou na introdução de novas tecnologias ou novas práticas operacionais. À medida que a empresa operadora do campo conhece mais a área, ou a tecnologia introduzida ou a nova prática operacional, o desempenho cresce por meio das mudanças no programa de perfuração e completação dos poços. Como consequência, padrões de estimativas de tempos e, conseqüentemente, custos são estabelecidos, o que permite maior previsibilidade para o desempenho econômico do projeto. O desempenho operacional global na construção de poços resulta do adequado desempenho dos diversos sub-processos envolvidos na construção de poços, que são conhecidos e podem ter suas variáveis quantificadas através de métodos matemáticos, associadas às diversas incertezas mapeadas. Desta forma, a modelagem de tempos na engenharia de poços auxilia na busca da excelência na etapa de planejamento dos custos para a construção de poços de petróleo. Como consequência, ocorrerá a minimização dos riscos econômicos na etapa de execução de construção de poços, que impacta

positivamente no projeto como um todo e, em alguns casos podendo até colocá-lo em posição mais realista na carteira de projetos da operadora.

1.1. Descrição do Problema

A construção de poços de petróleo requer uma estimativa de custos que seja a mais precisa possível, visando-se manter uma adequada taxa de retorno para a exploração de uma jazida, além de permitir contingências para as incertezas geológicas. Dependendo da localização das jazidas e do tipo de geometria, um poço de petróleo pode custar mais de US\$150.000.000,00. Em se tratando de poço exploratório, os resultados podem ou não proporcionar o aproveitamento de jazida. Isto é, se o poço for seco, por exemplo, o investimento é completamente perdido. Ainda, por exemplo, um aumento de 10% na estimativa dos poços de baixo custo pode passar despercebido e não inviabilizar um projeto terrestre. Mas estes mesmos 10% em poços de US\$100 milhões, e dentro de uma campanha de 20 poços, por exemplo, pode gerar desvios de US\$ 200 milhões e impactar de forma significativa no desempenho financeiro do projeto.

Uma variável importante na estimativa de custos é o tempo de cada uma das operações para a construção do poço. A grande maioria dos contratos de afretamento de sondas para perfuração de poços, normalmente a etapa que consome mais recursos, tem como base taxas diárias. Estas taxas diárias podem oscilar de US\$10.000,00 para sondas terrestres de baixa profundidade até US\$600.000,00 para plataformas de perfuração offshore para águas profundas. Além do afretamento de sonda, outros componentes do custo do poço têm como base o tempo de operação, como por exemplo, equipamentos para geo-direcionamento de poços, equipamentos de tratamento de sólidos, barcos de estimulação e equipamentos para cimentação.

Uma das operações de maior consumo de tempo é a operação de perfuração. A taxa de penetração depende de diversos fatores, tais como os parâmetros utilizados na perfuração (peso sobre a broca, rotação da broca, desgaste da broca, vazão), profundidade do poço e características das rochas (carbonatos, arenitos, folhelhos, calcários, etc.). A litologia por sua vez, muitas vezes é desconhecida, e em se tratando de poços exploratórios, pode-se ter elevado grau de incerteza na estimativa dos tempos de perfuração. Horizontes, ainda pouco explorados, como as formações abaixo de zonas salinas em bacias brasileiras, podem trazer significativas dificuldades para as medidas de incertezas com base probabilística a serem aplicadas na estimativa de custos de poços complexos.

Dentro desse cenário de incertezas em poços complexos, é possível gerar distribuições de probabilidade se não se tem conhecimento disponível? Caso estejam disponíveis dados que podem ser coletados e observados em quantidade suficiente, pode-se montar uma distribuição de probabilidade. Porém a implantação de novas tecnologias ou a exploração de novos horizontes como as áreas do pré-sal, na bacia de Santos, trazem incertezas provenientes da falta de conhecimento ou de conhecimento parcial dos parâmetros. A falta parcial de conhecimento de parâmetros para a estimativa de tempos operacionais e custos, em ambos os casos, pode-se dar pela impossibilidade de coletar os dados ou pelo alto custo para gerar o dado. Uma alternativa tem sido coletar dados de especialistas, que disponibilizam seu ponto de vista com alto grau de imprecisão.

Considerando-se as limitações das distribuições de probabilidade para a representação das incertezas dos parâmetros utilizados nas estimativas de custos de poços complexos, seja pela ausência de amostra significativa de dados ou pelas deficiências das opiniões dos especialistas e os impactos nos tempos e custos de poços complexos, torna-se necessário o desenvolvimento de um modelo híbrido para representação destes parâmetros de forma que a incerteza do tempo total do poço seja mais confiável do que aquela fornecida pura e simplesmente através de distribuições de probabilidades geradas pela simulação de Monte Carlo. Como conseqüências deste procedimento devem ser identificadas alternativas de representação das incertezas que possam ser combinadas com as distribuições de probabilidades, bem como definida uma metodologia para a integração das formas de representação de sorte que o resultado final seja uma distribuição de probabilidade, com mínima perda de informação.

Neste estudo de medidas de incertezas, atualmente utilizadas na indústria de petróleo para as estimativas de tempos, será identificada qual a diferença entre as estimativas de tempos operacionais com medidas de incertezas, baseadas em distribuições de probabilidades e as estimativas de tempos operacionais, resultantes de medidas de incertezas obtidas a partir da integração de parâmetros representados por distribuições de possibilidades com parâmetros representados por distribuições de probabilidades.

Espera-se, com esta pesquisa, evoluir as atuais estimativas de tempos e custos operacionais, cujas metodologias para tratamento das medidas de incertezas são baseadas na Teoria das Probabilidades. Desta forma os planejadores de poços poderão aproximar o custo previsto com o

custo realizado. Isto poderá evitar significativos desvios orçamentários que podem comprometer recursos orçamentários na campanha de desenvolvimento da exploração e desenvolvimento da produção de campos de petróleo.

1.2. Objetivos do Trabalho

Esta tese está relacionada com modelagem de incertezas na engenharia de poços de petróleo com os seguintes objetivos:

- 1- Desenvolvimento de metodologia probabilística-possibilística para tratamento de incertezas na estimativa de tempos na engenharia de poços complexos de petróleo;
- 2- Aplicação desta metodologia para modelagem de incertezas na estimativa de tempos operacionais de poços de petróleo em situações complexas;
- 3- Estudo de caso para poço multilateral offshore em águas profundas, onde a complexidade dos poços é significativa, e diversos dados de tempos operacionais estão disponíveis.

A metodologia foi desenvolvida a partir das incertezas da variável de tempo operacional de perfuração, tendo em vista seu impacto no projeto com um todo, tanto do ponto de vista de físico como financeiro, como pode ser visto no diagrama de hierarquia de tempos operacionais exibido na Figura 1.1 (WILLIAMSON; SAWARYN; MORRISON, 2006). Os custos dos tempos operacionais de perfuração poderão ser gerados a partir de tabela básica de custos unitários, porém não é o objetivo deste trabalho de pesquisa.

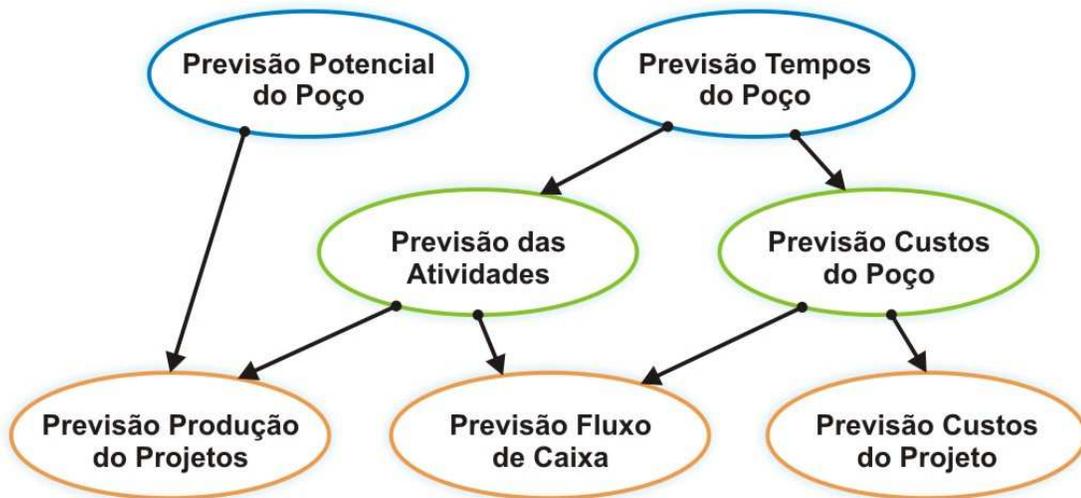


Figura 1.1 – Diagrama de hierarquia do tempo operacional
 Fonte: Williamson; Sawaryn; Morrisom, 2006.

A representação das incertezas dos parâmetros de entrada através de distribuições de probabilidades (onde a população de dados está disponível) e também distribuições de possibilidades (onde população de dados não estão disponíveis) estará entre as etapas desta metodologia. Também será apresentada uma etapa de integração destas distribuições de forma que o resultado final seja representado por somente uma ou outra distribuição, ou o resultado final será uma distribuição de probabilidade ou será uma distribuição de possibilidade dos tempos operacionais. Embora abordagens, como por exemplo, a Teoria da Evidência de Dempster-Shafer, pudesse ser empregada para representação das medidas de incertezas dos tempos de perfuração (OBERKAMPF et al., 2004), decidiu-se por esta linha de pesquisa pelas seguintes razões:

- a) Simplicidade computacional para agregação das duas representações das incertezas (distribuição de probabilidade e distribuição de possibilidade), bem como da propagação da resultante da agregação proposta;
- b) A utilização da Teoria das Possibilidades se justifica, pois foi desenvolvida com o objetivo de manusear informações vagas e imprecisas (ZADEH, 1978), cenário típico de poços complexos exploratórios e que demandam novas tecnologias;

- c) A Teoria das Possibilidades embora não tenha ainda a mesma maturidade da Teoria das Probabilidades já se encontra bem fundamentada em representação e manuseio de incertezas de parâmetros de entrada em sistemas de apoio a decisão (ROSS, 1995);
- d) Entre as diversas teorias alternativas para a representação das incertezas, a Teoria das Possibilidades é, atualmente, a única que conta com alguns trabalhos conectando esta teoria com a Teoria das Probabilidades;
- e) Existe um grande número de exemplos de aplicação da Teoria das Possibilidades nas áreas engenharia e suporte a sistemas de decisão;
- f) Versatilidade tanto da Teoria das Probabilidades como da Teoria das Possibilidades para representar incertezas.

1.3. Estrutura da Tese

Esta tese está estruturada em sete capítulos. O primeiro capítulo apresenta a introdução, descrevendo a motivação do trabalho, a descrição do problema e a definição dos objetivos.

O Capítulo 2 fornece informações sobre os aspectos técnicos envolvendo os processos de construção de poços, relevantes para o desenvolvimento deste trabalho e a revisão bibliográfica associada ao tema de pesquisa, bem como o estado da arte nas estimativas de tempos operacionais de poço e as respectivas limitações.

O Capítulo 3 apresenta os fundamentos matemáticos da Teoria da Evidência e como se relaciona com a Teoria das Possibilidades e Teoria da Probabilidade para a representação das medidas de incertezas a serem empregadas na estimativa de tempos operacionais em poços de petróleo.

No Capítulo 4 são apresentados os fundamentos das distribuições de possibilidades e como são agregadas na estimativa de tempos operacionais de poços.

O Capítulo 5 apresenta todos os fundamentos da transformação de distribuição de probabilidade em distribuições de possibilidades e como se conduz a agregação dos dois tipos de distribuição.

No Capítulo 6, é apresentada a metodologia probabilística-possibilística proposta para tratamento de incertezas na estimativa de tempos operacionais de perfuração.

No Capítulo 7, apresentam-se os resultados obtidos com aplicação da metodologia em campos de petróleo marítimos de águas profundas, bem como um estudo de caso de poço multilateral, isto é aplicação de tratamento de incertezas em cenário de nova tecnologia.

No Capítulo 8, são feitas as considerações finais e apresentadas às conclusões da pesquisa, bem como as sugestões para trabalhos futuros.

2. MODELOS ATUAIS DE ESTIMATIVAS DE TEMPOS NA ENGENHARIA DE POÇOS E TRABALHOS RELACIONADOS

Este capítulo está dividido em 06 partes. A primeira, segunda e terceira partes enfocam os fundamentos da engenharia de poço e teoria das probabilidades necessárias à compreensão da revisão bibliográfica que compõe a quarta parte. Finalmente nas duas últimas partes são destacados os aspectos de incerteza dos modelos apresentados na revisão bibliográfica, bem como o estado da arte dos modelos de estimativas de tempos operacionais de poço e suas limitações.

2.1. Engenharia de Poços de Petróleo

A construção de poços de petróleo (Figura 2.1) usualmente é feita em fases, na qual cada fase envolve alguns processos básicos que se repetem até que a profundidade final ou o objetivo seja atingido. Assim, restringindo-se a descrição da construção de poços às etapas de sub-superfície, os processos básicos envolvidos são os seguintes:

Processo de Perfurar – conjunto de atividades que tem por objetivo promover a perfuração do poço;

Processo de Revestir e Cimentar - conjunto de atividades que tem por objetivo revestir e cimentar o poço, depois de realizada a etapa de perfuração;

Processo de Completar/Elevar – conjunto de atividades que permitem que o fluido produzido escoe até a superfície ou que o fluido injetado alcance o reservatório, não incluído no escopo deste trabalho.

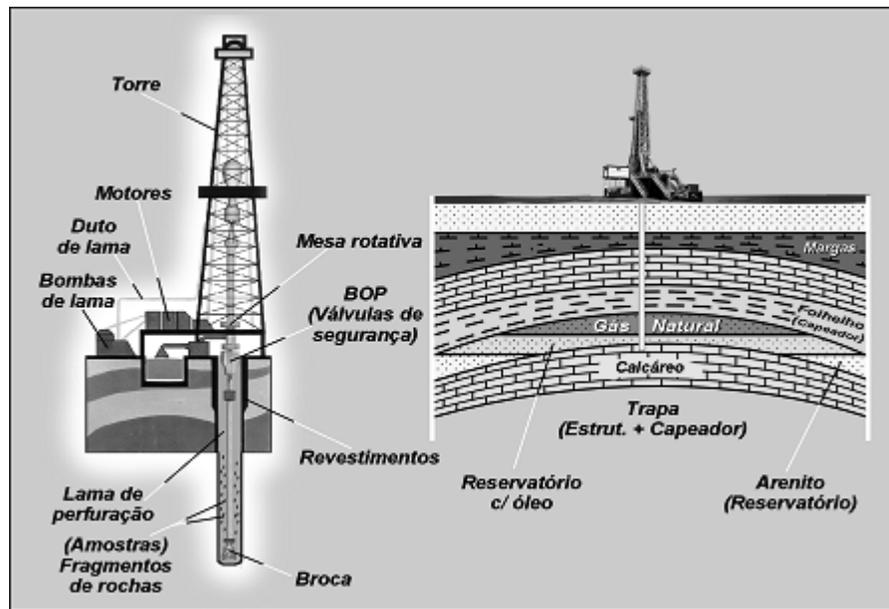


Figura 2.1 - Esquema da sonda de um poço terrestre

A seguir, descreve-se de forma mais detalhada os tempos e custos envolvidos nos processos acima apresentados. Os custos e tempos operacionais de poços de petróleo situam-se em uma faixa bastante extensa, que pode variar desde US\$ 500 mil a US\$ 150 milhões dependendo das características de cada poço. De um modo geral, os de mais baixos custos são poços terrestres e de baixa profundidade ao passo que no extremo oposto estão os poços marítimos profundos.

O processo de perfurar ocorre por fases e envolve as atividades de perfurar (avanço da broca) e o tempo de descida e retirada da coluna de perfuração até determinada profundidade. Usualmente dentro deste processo está incluída a etapa de condicionamento do poço, antes da retirada da broca, que envolve a circulação para limpeza de cascalhos no anular e algumas vezes manobras curtas para ajuste do diâmetro do trecho perfurado. Assim, em um processo sem incertezas operacionais e geológicas, em uma fase de um poço hipotético de 1000m, consumindo uma broca, tem-se o seguinte custo de perfuração:

$$C_{perf} = C_{broca} + CT_{sondaPerf} + CT_{sondaManobra} + CT_{sondaNPerf} + C_{Serv} + C_{ind} \quad (2.1)$$

onde:

C_{perf} = custo de perfuração

C_{broca} = custo da broca de perfuração

$CT_{sondaPerf}$ = custo da sonda em operação de perfuração

CServ= custo dos serviços de poços

CTsondaManobra = custo da sonda em operações de manobra

CTsondaNPerf = custo da sonda em operações não associadas à perfuração

Cind= custo de apoio administrativo e apoio logístico

A Equação 2.1 exhibe de maneira simplificada os principais componentes dos custos diretos envolvidos em uma operação de perfuração. O custo indireto (Cind) refere-se à administração e logística, normalmente dividida através dos diversos poços ou campos. Este custo inclui o engenheiro fiscal. A parcela de custo da broca (Cbroca) refere-se somente as brocas utilizadas, não sendo considerado nenhum reaproveitamento da broca. A parcela CTsondaPerf refere-se à taxa diária da sonda, bem como todos os consumíveis (óleo diesel, água, etc..) por ela utilizados durante a operação de perfuração propriamente dita (avanço da profundidade do poço). CTsondaManobra reflete todos os custos da operação de descida e retirada da broca do fundo do poço. A parcela CTsondaNPerf compõe os custos de sonda para as operações de condicionar o poço, isto é, circular o fluido para a completa retirada dos cascalhos gerados na etapa de avanço da broca (perfuração). O custo de serviços de poços inclui aluguel de ferramentas e equipamentos especiais necessários à perfuração de poços, como por exemplo, estabilizadores, ferramentas de navegação.

O tempo de sonda durante a perfuração (broca girando no fundo) é dependente do desempenho da broca. O desempenho da broca depende, entre outros fatores, do conhecimento das formações geológicas. Desta forma, em formações do tipo diabásio, existentes na bacia do Amazonas as taxas de penetração podem chegar a 0,5 m/h, contra taxas de penetração em folhelhos na Bacia de Campos superiores a 10 m/h. O tipo de rocha também pode afetar o número de brocas utilizadas, que quando aumenta produz o maior tempo perdido em manobras (operação de descer broca até o fundo e retirar broca até a superfície).

Em poços exploratórios as incertezas geológicas são maiores que em um poço exploratório, onde as formações apresentam um comportamento mais previsível. Ainda em poços exploratórios as incertezas geológicas podem trazer complicações operacionais aumentando a incerteza nos tempos totais da fase. Por exemplo, mudanças inesperadas da pressão da formação, que se não

percebidas podem levar a *kicks* seguidos de *blowouts*, tendo como possíveis conseqüências sérios danos ao poço, à plataforma, às vidas humanas e ao meio-ambiente.

Ainda, em poços de desenvolvimento e áreas de alta heterogeneidade geológica, o aprendizado geológico pode ter um comportamento diferente daqueles onde a incerteza é menor. As técnicas para selecionar as brocas para uma formação, visando a taxa de penetração ótima, dependem principalmente do conhecimento da resistência compressiva e resistência ao cisalhamento da rocha, informações nem sempre disponíveis. O conhecimento das características físicas das rochas pode atenuar ineficiências na perfuração, criadas por vibrações de coluna e problemas de limpeza. Porém, em alguns casos outros critérios são adotados como o preço da broca, características do desgaste da broca, custo por metro a perfurar, dirigibilidade e reutilização de brocas.

Ainda podem ser considerados fatores que também impactam no custo, como aqueles relacionados com o desempenho operacional da equipe, dado que as manobras e equipamentos da sonda podem reduzir ou aumentar o tempo de conexão e retirada/descida da coluna. Além da broca, outros insumos são utilizados na fase de perfuração. Entre estes insumos destacam-se aqueles necessários para a perfuração direcional (serviços e ferramentas), fluido de perfuração (serviços e material) e operações especiais (pescaria e testemunhagem), além naturalmente dos serviços de sondagem, inclusive apoio logístico.

Uma seqüência de poços pode introduzir outra perspectiva para a modelagem dos custos, dado que o efeito do aprendizado, a introdução de melhores práticas operacionais e introdução de novas tecnologias podem, além dos fatores acima mencionados, influenciarem a propagação das incertezas do processo.

O processo de revestir, outra atividade da engenharia de poço, caracteriza-se por descer tubos de revestimento após a perfuração do poço e, logo em seguida, deslocar uma pasta de cimento para preencher o espaço anular poço – revestimento.

No processo de revestir, os principais determinantes de custos são os revestimentos e seus acessórios que serão instalados no poço. Além destes materiais e cimento/aditivos, serviços de aluguel de equipamentos também são utilizados durante estas operações. A Eq. 2.2 descreve a equação de custeio nessa etapa do processo.

$$C_{rc} = C_{rcmat} + C_{rcserv} + C_{sond} \quad (2.2)$$

Onde,

C_{rc} = custo da operação de revestir a fase do poço

C_{rcmat} = custo dos materiais de revestimento e cimentação

C_{rcserv} = custo dos serviços de revestimento e cimentação

C_{sond} = custo da sonda

Dentre os custos dos serviços para revestir estão incluídos os aluguel de equipamentos para manuseio dos tubos de revestimento. O custo dos materiais inclui os tubos de revestimentos e acessórios para o revestimento do poço.

Na operação de revestir é importante verificar o comportamento mecânico do poço durante a perfuração para se prever os tempos da descida do revestimento. Novamente, estes dados só estarão disponíveis após o início do poço, ou através de dados de poços de correlação.

Incertezas se apresentam como um ponto importante na modelagem de tempos e custos das operações de perfurar, revestir e cimentar. Estas incertezas podem ser incorporadas no modelo de tempos e custos por intermédio de técnicas de regressão ou através da atribuição de distribuições de probabilidade, que em última análise também dependem de dados históricos. No caso de poços em desenvolvimento que dependem do modelo geológico, as incertezas podem ser atenuadas. Porém, em poços exploratórios e complexos, tal procedimento tem que ser aperfeiçoado para incorporar as incertezas sem dados históricos.

2.2. Teoria das Probabilidades

Um experimento pode ser considerado um processo cujo resultado não é conhecido antecipadamente. Probabilidade pode ser visto como o resultado da medida da incerteza da resposta de um experimento. Em um experimento o conjunto de possíveis respostas é denominado espaço amostral. Seja por exemplo, o experimento que considere o tempo das operações, de forma simplificada, para construir um poço de petróleo. As possíveis respostas, isto é, o espaço amostral é o conjunto dos tempos para se perfurar, perfilar, revestir, cimentar, montar

equipamentos de superfície, completar e abandonar o poço. Ainda pode-se definir evento como um subconjunto do espaço amostral. Assim, caso se deseje o evento tempo das operações complementares (definido como todas as operações menos a operação de perfurar), o subconjunto será o conjunto que representa os tempos para se perfilar, revestir, cimentar, montar equipamentos de superfície, completar e abandonar o poço.

Por outro lado, se for associado um número à resposta do experimento, estar-se-á diante de uma variável aleatória, isto é, uma função com valor real definida no espaço amostral. Assim, considerando o exemplo anterior, pode-se usar o artifício de atribuir números as operações estando-se diante de uma variável aleatória, cuja resposta poderá ser, considerando que foi atribuída uma seqüência de números a partir de um para cada operação apresentada no conjunto das operações de poço. A resposta do “experimento” tempos complementares seria, portanto, o seguinte conjunto: {2, 3, 4, 5, 6, 7}.

Formalmente, a função que atribui um número real $P(E)$ para cada evento que é igual ou está contido no espaço amostral é chamada de função probabilidade no conjunto dos subconjuntos do espaço amostral. Ela deve satisfazer as seguintes condições:

$$0 \leq P(\{e_i\}) \leq 1 \text{ para } 1 \leq i \leq n$$

$$P(\{e_1\}) + P(\{e_2\}) + \dots + P(\{e_n\}) = 1$$

Para cada evento $E = \{e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ik}\}$ que não é um evento elementar (isto é, não contém somente 1 elemento):

$$P(E) = P(\{e_{i1}\}) + P(\{e_{i2}\}) + \dots + P(\{e_{ik}\})$$

Ainda, uma variável é um símbolo (X,Y,etc.) que pode assumir um conjunto de valores. Quando este valor é produto da resposta de um experimento estatístico, esta variável é denominada variável aleatória. Um experimento estatístico pode ter mais de uma possível resposta, que pode ser previamente especificada, porém dependem de chance. Por exemplo, tempo de operação de construção de poços em um campo. Podem ser especificados os tempo de revestir, cimentar, tempo de perfilar, tempo de perfurar, por exemplo. O número associado só poderá ser conhecido se o poço for construído e o valor total depende de chance. Assim, por exemplo, pode-se representar este exemplo, da seguinte maneira:

T representa a variável aleatória do tempo despendido em uma operação;

$P(T)$ representa a probabilidade de T

$P(T=x)$ representa a probabilidade da variável aleatória T ser igual um particular valor x.

Uma distribuição de probabilidade é uma tabela ou uma equação, que relaciona a resposta de um experimento estatístico com sua probabilidade de ocorrência. Uma distribuição de probabilidade acumulada está relacionada com a probabilidade de um valor da variável aleatória cair em um determinado intervalo.

Medidas de probabilidade, em seu sentido mais clássico e usual na engenharia de poço, envolvem o uso de frequências de probabilidades, isto é, a partir de um conjunto de dados observados dentro de um espaço de tempo, permite a inferência de uma distribuição de probabilidade. Estas distribuições de probabilidade de dados de entrada serviram de base para a inferência de alguma saída do sistema que está sendo modelado. Um histograma representa uma variável no eixo X através de um valor ou intervalo de valores e no eixo Y o tamanho do grupo. Desta forma, graficamente pode-se representar um conjunto de tempos operacionais através de distribuição de probabilidade, histograma e distribuição de probabilidade acumulada. Usualmente, dado um conjunto de dados existem softwares (AtRisk , Crystal Ball, por exemplo) que montam o histograma e ajustam uma distribuição de probabilidade, bem como geram a distribuição acumulada de probabilidade.

2.3. Tempos e Custos na Engenharia de Poço

Na indústria do petróleo, especificamente na fase de desenvolvimento de campos de petróleo, a perfuração dos primeiros poços consome mais tempo em virtude do pouco conhecimento da área. Na medida em que o operador adquire um melhor conhecimento da geologia e da logística da área, ocorre uma adequação do programa de perfuração e conseqüente redução dos seus tempos e custos, até a sua estabilização em um patamar. Esta redução pode ocorrer, ainda quando as evoluções incrementais são pouco expressivas, exceto quando novas tecnologias são introduzidas na perfuração dos poços de petróleo (LINTON; WALSH, 2004). O mais significativo exemplo desta mudança de patamar tecnológico ocorreu quando da introdução da tecnologia de poços horizontais, promovendo mudanças na estratégia de desenvolvimento de campos de petróleo, até então baseadas em poços verticais e direcionais. A Figura 2.2 ilustra o

potencial comportamento de redução de tempos operacionais em função do impacto de novas tecnologias.

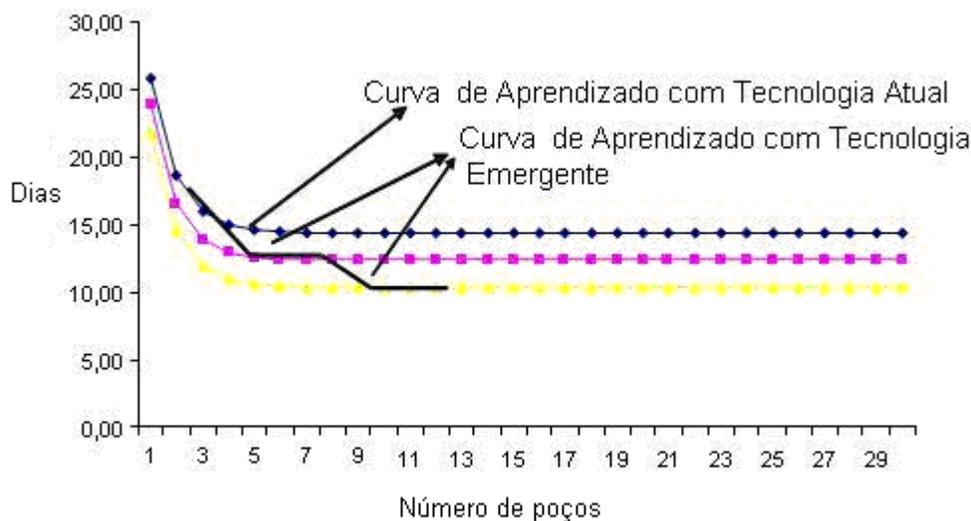


Figura 2.2 - Mudança de patamar devido nova tecnologia
Fonte: Linton; Walsh, (2004).

A importância da estimativa de tempos e dos seus impactos nos custos na engenharia de poços ocorre em dois momentos diferentes na exploração de um campo de petróleo. O primeiro momento, caracterizado pela fase de investimento, é de fundamental importância para assegurar a economicidade da implantação do projeto. Nesta fase são conduzidas operações de sísmica, perfuração de poços exploratórios, quando as incertezas são grandes em função das limitadas informações geológicas e, em alguns casos, limitações de tecnologia, como nos poços em camadas de sal na Bacia de Santos. Ainda, aqui estão incluídas as operações de desenvolvimento da produção relacionadas à perfuração e completação de poços para início da produção estabelecida no projeto.

Na segunda fase, após atingir o pico de produção e iniciar o declínio tornam-se necessários aportes de investimentos para manter ou melhorar o fator de recuperação, a partir de menores incertezas geológicas, porém sob maior pressão de custos, tendo vista o declínio da receita proveniente da produção. Nesta fase, a tecnologia como alternativa para redução de custos, pode ser decisiva para a continuidade rentável da exploração do campo.

Em ambos os casos estão presentes uma lacuna de informações, seja por desconhecimento geológico, seja por desconhecimento do desempenho de uma nova tecnologia. Em poços

complexos, ambos os fatores podem estar presentes. Desta maneira, a indústria tem se empenhado no aperfeiçoamento de distintos modelos para estimar custos de poços complexos, fundamentados principalmente nos tempos operacionais.

De uma forma geral modelos de tempos e custos permitem uma representação formal de como se estruturar o problema de estimativa de tempos e custos. Estruturar, neste sentido, significa representar o problema de estimar custos em poços complexos dentro de determinadas condições de contorno, incluindo as variáveis e suas inter-relações. Quanto mais bem compreendido o problema, melhores são as simulações, desde que o modelo seja adequado. Para um determinado conjunto de entradas, a saída é avaliada dentro de uma faixa de outras considerações das condições de contorno ou dos parâmetros de entrada, isto é faz-se uma análise de sensibilidade para explorar as incertezas dos modelos de custos.

À medida que o problema é mais bem entendido, o modelo aumenta de complexidade devido ao aumento de relação entre as variáveis que influenciam o modelo de estimativa de custos, como por exemplo, os tempos operacionais relacionados à perfuração e à taxa de penetração. Para um determinado conjunto de valores de entrada (parâmetros), o modelo é capaz de gerar uma coleção de soluções. Portanto, o modelo tanto simula a estrutura do problema como gera alternativas de soluções dentro de uma determinada medida de incerteza representada por uma distribuição de probabilidades. Desta forma, a simulação de Monte Carlo, pode ser classificada como um modelo porque propõe muitas soluções candidatas (DUBI, 2000).

Ainda é comum a comparação das alternativas de soluções de um determinado problema, com o objetivo de se estabelecer a melhor alternativa. Quando existe uma grande quantidade de soluções, algumas provavelmente serão melhores que as outras. Certamente uma solução ou um pequeno subconjunto das soluções serão descritas como a solução ótima. Modelos de otimização são aqueles que procuram identificar, a partir de um conjunto de alternativas de solução, qual é a que melhor se adapta a um determinado critério (MEERSCHAERT, 1998).

Várias técnicas podem ser aplicadas para a estimativa de custos em poços de uma maneira geral, entre as quais, segundo Newton (1991), destaca-se: programação dinâmica, sistemas especialistas, dependência funcional, programação linear, simulação de Monte Carlo (ZOLLER; PATERSON, 2004), rede, e análise de regressão. Métodos de análise de custeio com foco no

processo de fabricação, tais como método ABC (Custeio Baseado em Atividade) entre outros, não são o foco da tese.

Sabe-se que a natureza dos custos, principalmente em poços de petróleo devido á falta de informação e variabilidade das formações geológicas (tais como nos arenitos intercalados), traz consigo muitas incertezas (BRETT; MILLHEIM, 1986). Estas incertezas em alguns modelos não são formalmente incorporadas (modelos determinísticos) e em outros sim (modelos estocásticos). Medidas formais de incerteza na regressão linear estão associadas ao coeficiente de variação ou na simulação de Monte Carlo estão associadas às distribuições de frequência acumulada. .

Outro aspecto a ser considerado na estimativa de tempos operacionais, que impactam no planejamento de custos, é o escopo do modelo. Existe considerável diferença na abordagem micro (isto é, determinada operação de poço) ou macro (o poço completo). Ou ainda, se for considerado o poço isoladamente (micro) e uma campanha de poços (macro). Ou ainda, se for considerada uma campanha de poços (micro) dentro de uma visão macro dos custos para desenvolvimento de um campo de petróleo (ZOLLER; PATERSON, 2004).

Os custos de perfuração de poços são usualmente classificados como custos de investimentos. Estes custos ocorrem geralmente onde ainda não existe produção. De um modo geral, são custos que podem ser depreciados durante a vida útil do projeto conforme as alternativas do sistema contábil utilizado. Os custos podem ser vistos como categorias que variam de acordo com o nível de atividade, que pode ser uma medida de desempenho. Custos fixos são aqueles que independem da quantidade de produzida. O custo incorre mesmo que nada se produza. Por exemplo, durante a perfuração de um poço, mesmo que não ocorra avanço de 1 metro paga-se a taxa diária da sonda. Por outro lado custos variáveis crescem com o nível de atividade, como por exemplo, o aumento do número de brocas durante a operação de perfuração ou o consumo de óleo diesel da sonda quando em operações de descida de revestimento ou perfuração.

Custos semi-variáveis variam de acordo com o nível de atividade, mas não de forma direta. Esses custos se mantêm fixos em pequenas amplitudes e em seguida mudam de patamar, no qual se mantêm constantes novamente. Estes custos em poços de petróleo estão associados às operações de pescaria, ou em poços operando em áreas com pouco conhecimento de geologia,

onde o ajuste do fluido de perfuração pode variar de acordo com as exigências de controle de pressão.

Normalmente, os custos decorrentes da construção de poços são alocados na rubrica de investimentos, não estando presentes as categorias de custos operacionais. Nesta última categoria, são alocados os custos correspondentes aquelas operações que são feitas após a construção do poço, seja para injeção, seja para produção.

Custos diretos são mais comuns nas estimativas de custos de poço, pois podem ser relacionados diretamente aos objetos de custos. Porém, dadas as características geográficas dos poços de petróleo, custos indiretos (*overhead*) incidem, e são relevantes, nos poços de petróleo. Por exemplo, as embarcações que dão suporte aos diversos poços perfurados em campos marítimos e têm seus custos divididos pelo número de poços. O suporte técnico-operacional também é compartilhado pelos diversos poços. Em outras palavras, as bases operacionais normalmente são responsáveis pela elaboração dos projetos dos poços, bem como pela programação operacional para a construção de cada um deles. Além disso, durante a evolução operacional do poço existe o acompanhamento técnico e uma estrutura de fiscalização para todos os poços em andamento na bacia que está sendo explorada. Assim por exemplo, a operação em andamento em áreas marítimas na bacia de Campos tem suporte técnico e operacional feito por intermédio de bases regionais (no caso em Macaé, Rio de Janeiro), cujos custos são baseados principalmente na variável tempo de operação.

A Figura 2.3, apresenta um exemplo de planilha de estimativa de custos de poços na indústria do petróleo, normalmente utilizada em poços de convencionais e pouco complexos. Na realidade trata-se de uma autorização para desembolso, porém serve de referência para os custos na Engenharia de Poço. Nesta planilha combinam-se algumas informações físicas do projeto de poço, principalmente os tempos de operação, com custos unitários. A composição total do custo do poço é a soma dos custos de perfuração com os custos de avaliação e completação. Ainda a divisão dos determinantes de custos é feita segundo a categoria de tangíveis e intangíveis. Os custos tangíveis estão associados a materiais, como por exemplo, tubos de revestimentos e brocas. Os custos intangíveis que representam a maioria dos custos estão associados aos serviços de fluidos, de ferramentas de perfuração direcional e logística, por exemplo.

AUTHORIZATION FOR EXPENDITURE

ESTIMATE NO. [REDACTED] SUPPLEMENT NO. [REDACTED]

CUTIVE SUMMARY

COUNTRY/BASIN LEASE & WELL NO.	COUNTRY BLOCK NO.	BASIN WELL	O. T. PROSPECT NAME		
FIELD			RIG NAME		
SURFACE LOCATION	XR	YR		TVD	3.925
BOTTOMHOLE LOCATION	XR	YR		TVD	3.925
AREA NAME				TVD	
WELL TYPE	APPRAISAL	(SEISMOOTHER SURVEY ONLY)	OBJECTIVE EXPLORATION	YES	DEVELOPMENT
WATER DEPTH (m)		30"	13 3/8"	PROJECT NO.	
SHOE DEPTH (m)		20"		9 5/8"	7"

PROJCT DESCRIPTION [REDACTED]

DETAIL (US\$, 100% COST)

TANGIBLES/MATERIALS ACCOUNTING	DRY HOLE DAYS		EVALUATION/COMPLETION DAYS		TOTAL COST DAY	
	CASH	MOH	CASH	MOH	CASH	MOH
30" CASING & ACCESSORIES						
20" CASING & ACCESSORIES						
13 3/8" CASING & ACCESSORIES						
9 5/8" CASING & ACCESSORIES						
7" CASING & ACCESSORIES						
7" LINER HANGER & ACCESSORIES						
XTMAS TREE						
PRODUCTION STRING ACESSORIES						
WELLHEAD/						
CORROSION CAP						
CONTINGENCY						
TOTAL TANGIBLES						
GRAND TOTAL TANGIBLES						
INTANGIBLES/INSTALLATION ACCOUNTING						
FISHING TOOLS & SERVICE						
CORING						
MARITIME TRANSPORTATION						
AIR TRANSPORTAION (HELICOPTER)						
WELL SITE LOCAIION RIG POSITIONING						
LAND TRANSPORTATION						
OFFSHORE SITE SURVEY						
MUDLOGGING						
OPEN HOLE LOGGING						
DRILLING & COMPLETION PROGRAM						
RIG SUPERVISION - DRILLING						
RIG SUPERVISION - GEOLOGY						
CONSULTANT SALARY - ENGINEERS						
CONSULTANT SALARY - GEOLOGYST						
BITS						
DIRECTIONAL TOOLS&SERVICES						
CEMENT& SERVICES						
PERFORATING/IOH LOGGING						
STIMULATION(ACIDIZING&FRACTURING)						
SAND CONTROL						
TEST COLLUMN & SERVICES						
DST PROGRAM & TESTING						
TESTING ELEVATION SERVICE						
WELLHEAD SERVICES						
CONTRACT DRILLING RIG						
RIG MOBILIZATION/DEMOBILIZATION						
FUEL RIG						
DRILL/COMPLETION FLUID SERVICES						
ANCHOR HANDLING AND DMM						
RENTAL TOOLS AND EQUIPMENT						
TUBULAR INSPECTION						
WELL ABANDONMENT						
CATERING						
FIELD SUPPORTING BASE						
COMUNICATION						
OIL&SPILL RESPONSE						
STRATIGRAPHICAL ANALYSIS						
CUTTING DISPOSAL						
CONTINGENCY (10%)						
TOTAL INTANGIBLES						
GRAND TOTAL INTANGIBLES						
OVERHEAD ...						
TAX (0.28%)						
TANGIBLES-INTANGIBLES-OVERHEAD-TAX						
TOTAL COST						

JOINT INTEREST OWNER [REDACTED] APPROVED [REDACTED] DATE [REDACTED]

NON-OPERATOR PARTICIPANTS [REDACTED] WRKG INTEREST [REDACTED]

ESTIMATE NO. DATE [REDACTED]
CC [REDACTED]
APPROVED [REDACTED] DATE [REDACTED]

Figura 2.3 - Planilha de custos AFE
Fonte: Wright, (2008).

Para a elaboração de um modelo de custos é absolutamente importante o completo entendimento dos dados de entrada e seus parâmetros, bem como as incertezas envolvidas em cada processo, a fim de se promover a correta previsão dos custos de um poço de petróleo, e de uma campanha.

Os determinantes de custos de um poço de petróleo podem ser divididos em custos de materiais (tangíveis) e instalações e serviços (intangíveis), além de overhead (custo de administração).

Os custos de materiais compõem-se, por exemplo, de revestimento e acessórios para as diversas fases, liner hanger e acessórios, árvore de natal, coluna de produção e acessórios, cabeça de poço e capa de abandono. Brocas e acessórios de perfuração algumas vezes são contabilizados como serviços, outras vezes como material, dependendo da operadora.

Os custos intangíveis (serviços) estão associados à maioria das operações envolvidas na construção de poços de petróleo e normalmente estão associados ao tempo de execução. São exemplos de serviços a perfilagem, a perfuração direcional, a cimentação, a locação da sonda, a inspeção de tubulação e o transporte para mobilização.

A grande dificuldade na modelagem de custos em poços de petróleo é a adequada incorporação das estimativas de incertezas associadas aos tempos operacionais de cada processo e seu impacto no custo global do poço. Como o acesso a reservas vem ocorrendo em áreas de maior complexidade operacional (como exemplo os poços em águas profundas, em zonas de sal e os poços de maiores profundidades) os custos desses poços vêm crescendo de forma significativa e podem chegar a US\$ 100 milhões em áreas do pré-sal. Assim, as conseqüências dos custos de poços no conjunto total do projeto de desenvolvimento, que pode consumir recursos da ordem de US\$ 1 bilhão, justificam o maior cuidado no tratamento das incertezas nas estimativas de custos de poços, fortemente dependente das incertezas dos tempos operacionais, tanto em sobre-estimativas (comprometimento de capital) como em sub-estimativas (recursos insuficientes).

2.4. Revisão Bibliográfica

Esta revisão bibliográfica apresenta um levantamento dos principais aspectos relacionados à modelagem de tempos e custos na engenharia de poços, considerando-se também os modelos de

aprendizado para a perfuração, visando-se fundamentar a conexão entre o impacto da estimativa de tempos operacionais sobre o planejamento dos custos de poços.

As estimativas de tempo e custos de poços, adotadas pela indústria, são em geral determinísticas, tendo em vista que os tempos de perfuração adotados não representam adequadamente os melhores e piores tempos das operações tomadas como referência. Normalmente, o número adotado reflete a experiência subjetiva do engenheiro encarregado de elaborar a previsão dos custos. Incertezas nos diversos tempos e suas conseqüências na previsão são acomodadas através de um fator de contingência, que vai de 10 % a 20 %, dependendo da perspectiva otimista ou pessimista do engenheiro.

Recentes esforços vêm sendo feitos no sentido de empregar técnicas mais elaboradas de modelagem matemática, a fim de melhorar a precisão das previsões de tempos operacionais e custos, conforme apresentados no item seguinte. A estimativa de custos é o processo de calcular os custos esperados dos recursos definidos a partir do projeto de construção de poços de petróleo (ZOLLER; PATERSON, 2004).

Os projetos de poços de petróleo fazem parte de campanhas de avaliação exploratória ou campanhas de desenvolvimento da produção. Em ambos os casos, porém em diferente escala, estão presentes as incertezas geológicas. Esta incerteza geológica, associadas às incertezas do processo da engenharia de poços, tem provocado diversos estudos para aperfeiçoar as estimativas de tempos e custos de poços.

O desempenho de custos é de vital importância para o desempenho econômico de projetos de exploração e produção, principalmente em ambientes de maior complexidade como campanhas em águas profundas ou em áreas com desafios tecnológicos, como o exploração offshore de reservas em áreas com presenças salinas.

Dentro deste cenário de incertezas em operações de perfuração, as estimativas de tempos e custos em engenharia de poços são apoiadas em modelos determinísticos e estocásticos. Medidas formais de incertezas estão fundamentadas, ou em coeficientes de variação (como na análise de regressão) ou distribuições de frequência acumulada, como na simulação de Monte Carlo (SOONG, 2004).

A estimativa determinística do tempo baseia-se em poços de correlação, onde os pontos fora da curva (isto é, pontos muito bons ou muito ruins, porém com baixa frequência) são

eliminados e um simples valor será estimado, sendo este valor utilizado para previsão do custo do poço.

O método Monte Carlo, largamente utilizado na engenharia de poço para as estimativas de tempos e custos, é um método estatístico que consiste na substituição do estudo de um processo físico ou matemático por um modelo probabilístico que possa tratar problemas determinísticos por meio de amostras aleatórias, ou por meio de amostras pseudo-aleatórias geradas pelo computador. Para aplicar este método é preciso definir as variáveis, identificar as distribuições de probabilidade das variáveis aleatórias, construir as distribuições de probabilidades acumuladas para cada uma das variáveis, definir os intervalos dos números aleatórios para cada variável, gerar os números aleatórios e proceder a simulação (DUBI, 2000).

Copp (1974) apresenta o modelo de Fischer, onde para um mesmo nível tecnológico e de preços, os custos de poços são influenciados pela profundidade. Seus estudos evidenciaram que as reduções de custos ocorreram pela mudança de paradigmas tecnológicos. A equação adotada por Fischer é apresentada a seguir:

$$Y = k * (e^{\alpha x}) \quad (2.3)$$

Onde,

Y = custo do poço,

x = profundidade do poço,

k e α = parâmetros a serem estimados.

Capen (1976) introduz a discussão sobre incerteza em uma das primeiras publicações do SPE, onde sugere que os especialistas tendem a subestimar as incertezas e superestimar seu próprio conhecimento, contribuindo para decisões futuras que podem trazer surpresas desagradáveis. Sugere que as estimativas tendem a ser mais otimistas em projetos onde existe dificuldade de previsão de tempos operacionais, como, por exemplo, onde a tecnologia difere das aplicadas anteriormente. Comenta ainda que uma grande quantidade de técnicos não tenha a menor idéia do que fazer quando a incerteza atravessa seu caminho. Tenta resolver 1976 problemas com 1956 métodos. As conclusões foram baseadas nos resultados de um questionário de 10 perguntas, associando intervalos de incerteza, aplicado a 1200 pessoas da área de petróleo. Considerando a época do artigo e os comentários, pode-se afirmar que embora hoje a indústria

esteja menos determinística, trabalha sob um mesmo paradigma da probabilidade, mesmo quando dados não estão disponíveis. De certa maneira abandonou o conceito de incerteza no sentido de existência de alguma ignorância do processo e forma de representação de incerteza.

Ikoku (1978) propôs um modelo de curva de aprendizado representado matematicamente por uma função exponencial negativa, assumindo-se que:

- a) a quantidade de tempo requerida para completar uma dada tarefa ou unidade de produção será menor cada vez que a tarefa é experimentada;
- b) a unidade de tempo diminuirá a uma taxa de declínio;
- c) a redução na unidade de tempo seguirá um modelo específico e previsível, tal como uma função exponencial. Sugere aplicações na área de custos de perfuração, tempo de perfuração e avaliação de contratos e uso de mão de obra e equipamentos.

Brett e Millheim (1986) sugerem um modelo mais apurado em relação à Ikoku (1978) para avaliação do desempenho na perfuração e muito adequado com a realidade da contabilidade de custos das operadoras, indicando a substituição de custo total pelo tempo total de perfuração. Com isto evita a inclusão de desvios provenientes das oscilações de preços dos materiais e serviços. O modelo adotado por Brett e Milheim (1986), tem a seguinte formulação:

$$T = A * e^{(1-N)*B} + C \quad (2.4)$$

Onde,

T = tempo para perfurar o n-ésimo poço,

N = número do poço no campo ou área com geologia uniforme

C = constante que reflete o menor valor possível de tempo para as condições analisadas com a tecnologia empregada.

B = constante que representa a taxa de aprendizado ou a velocidade com que a companhia atinge o menor tempo na área.

A = constante que reflete o potencial de aprendizado, isto é o quão distante o poço inicial está do poço ótimo de referência na área.

O valor C para uma particular curva de aprendizado é o tempo médio ótimo para perfurar um poço na área. O valor de C depende da profundidade do poço, do programa de revestimento, da geologia, da trajetória do poço e das práticas operacionais. O valor de C mede o que o operador considera o esforço ideal para a área, não significando que uma maior evolução não seja possível.

O valor de B mede a eficácia com que a organização aprende a evoluir seus esforços na perfuração. Altos valores de B significam que a organização pode rapidamente adaptar-se ao novo ambiente de perfuração, planejando soluções para os problemas de perfuração após os primeiros poços. Altos valores de B pela organização e pessoal quando pode implicar nos seguintes aspectos: bom fluxo de informações entre planejamento e operação, análise de problemas e gestão deste conhecimento, competente implantação de planos de perfuração e alto nível de preparação do pessoal. Portanto, o valor de B é uma medida coletiva da gestão do processo de perfuração.

O valor de A representa o tempo adicional do poço inicial comparado com o poço final, e o valor $\alpha = (A+C)/C$, mostra quanto tempo o primeiro poço necessita perfurar quando comparado com o último. O valor de α varia com a dificuldade da perfuração na área e como a organização está preparada do ponto de vista organizacional. Se uma área guarda similaridade geológica e a organização atingiu seu valor C, e se o programa do poço é similar ao de uma área onde a organização teve um desempenho favorável, então temos a possibilidade de $\alpha = 1$.

Peterson, Murtha e Schneider (1993) apresentam metodologia para geração de tempos e custos de perfuração (AFE) através da simulação de Monte Carlo. Utilizando distribuições de probabilidade do tipo normal, gamma, lognormal e exponencial para representar as variáveis relacionadas aos diversos tempos e problemas de perfuração, como dados de entrada, os autores obtêm após a simulação de Monte Carlo, uma distribuição de probabilidade para dados de tempos associados aos custos do poço. O modelo verifica as dependências entre os nove parâmetros de entrada usando *crossplots* e calculando os coeficientes de correlação. Os parâmetros dias sem problemas e dias com problemas foram os únicos que mostraram dependências da profundidade, como esperado. Este modelo foi descrito através de três equações, para poço sem completção, que são as seguintes:

Tempo total sem problemas = tempo sem problemas MOB/DEMOB + tempo de perfuração sem problemas + tempo de avaliação sem problemas + tempo de revestimento e cimentação sem problemas. (2.5)

Tempo total com problemas = tempo com problemas MOB/DEMOB + tempo de perfuração com problemas + tempo de avaliação com problemas + tempo de revestimento e cimentação com problemas (2.6)

Tempo total = tempo total sem problemas+tempo total com problemas (2.7)

Esta abordagem de estimativa de custos de Peterson, Murtha e Schneider (1993) incorpora um modelo de incerteza, tornando-se mais próxima da realidade e sendo uma alternativa aos modelos determinísticos.

Kitchel (1996) descreve uma metodologia que combina uma planilha de custos associada com programa de previsão e análise de riscos, junto com simulação de Monte Carlo para estimar dias na locação e custo para perfurar um poço. Diversos tempos operacionais, que derivam da variável taxa de penetração, são distribuições de probabilidade ao invés de valores únicos. Um diagrama de sensibilidade do custo também é apresentado para o exemplo descrito no artigo.

Zoller e Paterson (2004) apresentam um modelo estocástico no qual consideram a evolução dos custos para uma campanha de 15 poços. A partir do levantamento das distribuições de probabilidade para as operações de cada poço, gera um modelo para cada fase do poço e incorpora um efeito de aprendizado durante uma campanha de poços, a partir da equação proposta por Brett e Millheim (1986). As distribuições de probabilidade são geradas para diferentes cenários e com a simulação de Monte Carlo são obtidos tempos e custos para toda a campanha, incluindo ou não os efeitos de aprendizado.

Cunha, Demirdal e Gui (2005) apresentam um exemplo de estimativa de custos através de uma AFE probabilística e a simulação de Monte Carlo foi utilizada para determinar função de distribuição acumulada para os custos de poços esperados.

Hariran, Judge e Nguyen (2006) apresentam uma pesquisa sobre uso de probabilidades por engenheiros de perfuração na estimativa de custos e uma ferramenta probabilística desenvolvida com uso de software SCADA para preparar o modelo de operações por etapas seguidas por um modelo de custos, combinados com simulação de Monte Carlo.

Williamson, Sawarin e Morrison (2006) efetuam uma excelente crítica da utilização do método Monte Carlo nas estimativas de poços. De forma bastante didática apresenta todas as etapas para uma simulação de Monte Carlo, bem como aponta os principais falácias cometidas no emprego da simulação.

Sonatrach (2007) partindo de uma base de dados dos poços de correlação estima os tempos operacionais e custos de cada fase utilizando a simulação de Monte Carlo. Indica que a metodologia proposta necessita de uma base de dados confiável. Apresenta um estudo de caso para um campo na Algeria. A metodologia foi implementada em Excel. A Figura 2.4 apresenta um diagrama das etapas da solução propostas neste trabalho.

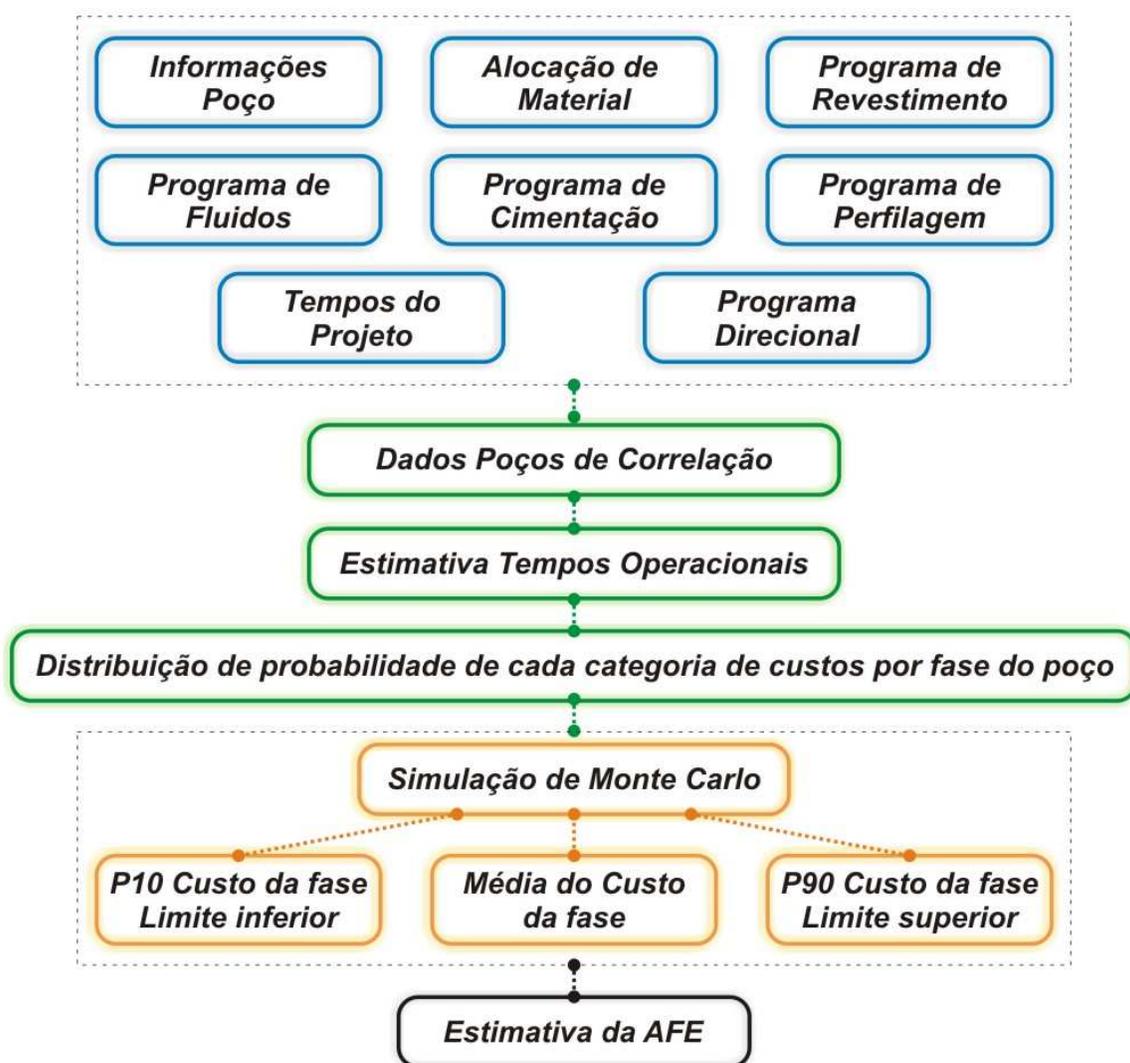


Figura 2.4 - Procedimentos de simulação de estimativa de AFE
Fonte: Sonatrach, (2007).

Bhuddharaju, Laskar e Robelo (2007) apresentam uma metodologia baseada em algoritmo SVM (Suport Vector Machine) que estima os custos de poços a partir de dados reais dos poços de correlação. Os algoritmos SVM's são um conjunto de métodos de aprendizado supervisionados usados para classificação e regressão. São utilizados para aprender a partir da análise de dados relevantes e ajustes de pesos para compensação, para as atuais operações de poço. A partir da definição de atributos relevantes para o tempo das operações do poço, prepara-se um conjunto de dados, provenientes de dados de poços fidedignos, para amostras de treinamento. Após normalização destas amostras, treina-se o modelo. As previsões de tempos operacionais são feitas a partir deste algoritmo SVM, obtido pelo algoritmo de treinamento.

Kaiser e Pulsipher (2007) apresentam uma metodologia para estimativa de custos de poços combinando técnicas de regressão com atributos multidimensionais de perfuração, tais como Índice de Riscos Mecânicos e Índice de Dificuldade de Direcional. A metodologia proposta não incorpora os efeitos de variáveis não-observáveis, tais como planejamento de poços, gerenciamento de projetos e liderança, qualidade do poço e tecnologia.

Loberg et al. (2008) e Merlo et al.(2009) apresentam software para a estimativa de tempos e custos de poços, que suporta o seguinte processo:

- Expressão das incertezas por meio de distribuições de probabilidade;
- Geração automática de plano operacional padrão;
- Ajuste do plano operacional padrão;
- Definição dos potenciais eventos indesejados;
- Execução de simulação de Monte Carlo;
- Investigação dos resultados;
- Ajuste dos parâmetros operacionais e/ou contratuais;
- Execução da re-análise.

Jablonowski, Ettehadvakkol e Ogunyomi (2009) propõem um método geral e procedimentos específicos para integração de curvas de aprendizado na estimativa de tempos de campanha de poços, a partir da equação de Brett e Millheim (1986). Atende em parte indicação

feita por Zoller e Paterson (2003) que sugere a necessidade da aplicação de curvas de aprendizado em dados probabilísticos na estimativa de tempo operacionais.

Adams, Gibson e Smith (2009) analisam o tempo não-produtivo de uma base de dados de 104 poços na parte central do Mar do Norte, formada a partir do boletim diário de perfuração. Classifica as atividades de tempo não produtivo em quatro categorias e sugere que são estatisticamente diferentes, com frequências de ocorrências e distribuições de probabilidades diferentes. Os dados variam largamente por tipo de poço, tipo de instalação e época do ano.

2.5. Estado da arte na representação das incertezas nos modelos de estimativas de tempos de perfuração em poços de petróleo

Os primeiros modelos de custos e tempos de poços apresentados em Copp (1974) e Brett e Millhein (1986) são de natureza determinística, isto é, não consideram qualquer tipo de incerteza nas suas estimativas de tempos e custos.

Peterson (1993) e Zoller (2004) modelos anteriormente apresentados, quando tratam as incertezas nas estimativas de tempos e custos dependem de dados prévios. Isto é, são utilizados dados de poços já perfurados em campanhas anteriores. Ambos utilizam uma abordagem probabilística, onde combinam com a simulação de Monte Carlo para apresentar as estimativas de tempos e custos operacionais.

Bhuddharaju, Laskar e Robello (2007) também utilizam dados de poços já perfurados e utilizam algoritmo para aprender a partir da análise de dados relevantes. Da mesma forma Kaiser e Pulsipher (2007) utilizam técnicas de regressão com atributos multidimensionais de perfuração, como aqueles relacionados a riscos mecânicos ou dificuldade de direcional.

Loberg et al. (2008), Merlo et al.(2009) e Adams et al. (2009) trabalham com modelos probabilísticos baseados em base de dados existentes.

Jablonowski, Etehadtavakkol e Ogunyomi (2009) combinam o aprendizado com a modelagem probabilística, e da mesma forma fortemente dependente de dados históricos.

Em síntese, todas as mais recentes abordagens usam probabilidade ou regressão para fundamentar suas estimativas, sejam elas para custo ou tempos relacionadas a poços de petróleo.

Ambas as abordagens dependem fortemente de uma sólida base de dados de poços, para levar a efeito as estimativas que cada um propõe.

A abordagem baseada na Teoria da Probabilidade é muito aplicada na estimativa de tempos operacionais em poços de petróleo. A Petrobras e outros operadores, nacionais e internacionais, adotam esta abordagem para a estimativa de tempos operacionais de poços de petróleo em todos os seus projetos, bem como adotam amplamente a simulação de Monte Carlo para consolidar o tempo total nestas estimativas.

2.6. Limitações das atuais representações de incerteza nos modelos de estimativas de tempos operacionais em poços de petróleo

Os modelos anteriormente apresentados são em sua maioria dependentes de dados anteriores de poços, isto é, de dados de poços já perfurados. Ocorre que, com o advento de cenários de exploração e exploração mais complexos, nem sempre dados operacionais ou geológicos estão previamente disponíveis. Como exemplos destes cenários estão aqueles relacionados a campos de petróleo situados em águas profundas (Bacia de Campos) ou campos onde existam formações salinas (Bacia de Santos) a serem perfuradas.

A aplicação da Teoria das Probabilidades pressupõe uma massa de dados que possa ser tratada estatisticamente, isto é, permitir a geração de uma distribuição de probabilidade que possa projetar o comportamento da futura variável aleatória a partir de dados passados. Porém, dentro do cenário de perfuração de poços existem operações sobre os quais dados passados não estão disponíveis, como aquelas operações que envolvem a aplicação de novas tecnologias, como é o caso de poços multilaterais.

Um poço multilateral permite que a partir de um mesmo poço sejam atingidos dois ou mais alvos. Neste sentido, torna-se necessário construir uma junção. A construção desta junção envolve diversas etapas operacionais nunca antes realizadas em águas profundas. Neste cenário, a estimativa dos tempos operacionais não permitiu a utilização de qualquer abordagem probabilística, essencial para a provisão de recursos críticos e de alto custo como sondas de perfuração. De forma similar, outro projeto de implantação de tecnologia envolveu a interceptação de dois poços terrestres. Também, um projeto de caráter pioneiro na indústria do

petróleo, como estimar os tempos operacionais necessários a interceptação dois poços, do ponto de vista da probabilidade se dados anteriores não estavam disponíveis?

Ainda, existe um segundo cenário permanente na indústria, os poços exploratórios, onde a ausência de dados está sempre presente. Poços exploratórios são os primeiros poços perfurados no processo de mapeamento de reservas e constituem o primeiro contato com a geologia, em alguns casos previamente mapeados pela geofísica, através dos trabalhos sísmicos. Desta forma, não existem dados prévios, então são usados poços de correlação de bacias adjacentes ou formações similares para, por exemplo, estimar a taxa de penetração. Na realidade, existem alguns dados, porém estes dados são incompletos ou escassos, o que inviabiliza uma abordagem probabilística para a estimativa do tempo total em função das limitações de dados de algumas operações.

Por outro lado, dentro destes cenários de poços exploratórios e implantação de novas tecnologias, existem operações que podem ter seu tempo estimado a partir de dados anteriores. No conjunto das operações, existem algumas que podem ser estimadas, independente dos cenários. Assim, por exemplo, a descida de revestimento, em geral nos poços exploratórios, pode ter suas operações associadas às anteriores em outros campos, pois dependem da equipe e da sonda e neste caso pode ser utilizada a Teoria das Probabilidades. Da mesma forma, as operações de cimentação, perfilagem e descida de equipamento de superfície podem ser tratadas de forma probabilística, utilizando-se dados das operações anteriores, pois dependem da sonda e da equipe.

Portanto, a limitação dos modelos atuais diz respeito a algumas operações associadas à geologia desconhecida ou a operações associadas à introdução de novas tecnologias na construção de poços de petróleo. Isto é, o atual enfoque probabilístico não permite estimar tempos cujas operações tenham dados incompletos ou ainda ausência de dados prévios. No capítulo seguinte, será apresentada uma opção para superar estas limitações nas estimativas de tempos operacionais na construção de poços de petróleo.

3. MODELO DE CRENÇA PARA A ESTIMATIVA DE TEMPOS OPERACIONAIS

Baseando-se nas considerações apresentadas no capítulo anterior, propõe-se uma abordagem que supere as atuais limitações dos modelos de estimativas de tempos de poços, utilizando-se uma teoria que incorpore o julgamento subjetivo. Ferson et al. (2003) sugere que a Teoria da Evidência pode prover uma alternativa para lidar com vários problemas onde não é possível atribuir uma distribuição de probabilidade de forma confiável, entre os quais podemos citar os seguintes:

- Especificação de distribuições imprecisas;
- Amostras com pequenas quantidades de dados;
- Inconsistência na qualidade dos dados de entrada;
- Conhecimento pouco detalhado ou desconhecimento das dependências;
- Indisponibilidade de incertezas nas medidas;

Na seqüência serão apresentados os fundamentos da Teoria da Evidência, dentro da qual a Teoria das Probabilidades pode ser considerada um caso particular, como será demonstrado adiante.

3.1. Fundamentos da Teoria da Evidência

A Teoria da Evidência foi introduzida por Shafer (1976) e se estabelece a partir da idéia de se usar um número entre zero e um para indicar o grau de crença de uma proposição, com base nas evidências disponíveis. Apresenta-se, ainda, como uma alternativa para tratamento de diferentes incertezas nas evidências.

Até o estabelecimento desta teoria por Dempster-Shafer, o conceito de probabilidade predominou, indicando-se que para eventos aleatórios a soma das probabilidades devem ser 1 (ou 100%). Assim, por exemplo, quando se indica que se tem 70% de chance de que ocorra um

determinado evento, pela Teoria das Probabilidades existem 30% de chance de que este evento não ocorra. A Teoria da Evidência sugere que esta soma igual a 100% pode não ocorrer, descartando a regra da aditividade sustentada pela Teoria das Probabilidades.

A Teoria da Evidência está baseada em duas medidas nebulosas: medidas de crença e medidas de plausibilidade. Medidas nebulosas (KLIR; FOLGER, 1988) representam as incertezas relacionadas à pertinência de um elemento introduzido no conjunto. Seja por exemplo, a tentativa de efetuar um diagnóstico de ocorrência de anormalidade em um poço de petróleo, que pode estar entre um *kick* de gás ou corte de formação com gás. Índícios na superfície apontados pelos especialistas podem indicar que existam 0.75 de chance e evidências de que seja um *kick* de gás e 0.15 de corte de formação com gás. Estes números refletem o grau de evidência obtido através dos indícios percebidos no poço, representando a incerteza ou ambigüidade associada com as alternativas apresentadas (*kick* de gás ou corte de gás na formação). É importante perceber a diferença existente entre as medidas nebulosas, incertezas entre a escolha de conjuntos discretos, e conjuntos nebulosos, onde a incerteza está na fronteira do conjunto.

Klir e Folger (1988) sugerem que para que uma função seja qualificada como medida nebulosa, isto é $g: P(X) \rightarrow [0,1]$, ela deve atender os seguintes axiomas em caso de conjunto universal finito:

Axioma g1 (condições de contorno): $g(\emptyset)=0$ e $g(X)=1$;

Axioma g2 (monotonicidade): Para cada $A, B \in P(X)$ então $g(A) \leq g(B)$

Onde, $P(X)$ é o conjunto potência (conjunto de todos os subconjuntos) de um conjunto X .

Para uma melhor compreensão das medidas nebulosas (medida de crença e medida plausibilidade) adotadas pela Teoria da Evidência (Dempster-Shafer), são apresentados a seguir os conceitos básicos.

A Teoria da Evidência pressupõe a existência de um conjunto de hipóteses primitivas (θ), denominado “domínio do problema”, que contém todas as possíveis soluções para o problema e também que tenham soluções mutuamente exclusivas, isto é, o problema não contém duas ou mais soluções iguais. Por exemplo, pode-se considerar como domínio do problema todos os possíveis números de brocas (nb) descidas durante a perfuração de uma formação produtora, então $\theta = \{5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12\}$. Alguns possíveis conjuntos de soluções para o número de

brocas a ser utilizado podem ser $A = \{5,7\}$, $B = \{8,11,12\}$, conforme mostrado na Figura 3.1. O valor verdadeiro do número de brocas (nb) está em um dos subconjuntos que são mutuamente exclusivos, ou seja, se a resposta estiver no conjunto A, os demais subconjuntos não contêm a resposta. São possíveis 2^0 hipóteses, das quais somente algumas podem interessar para o problema em questão.

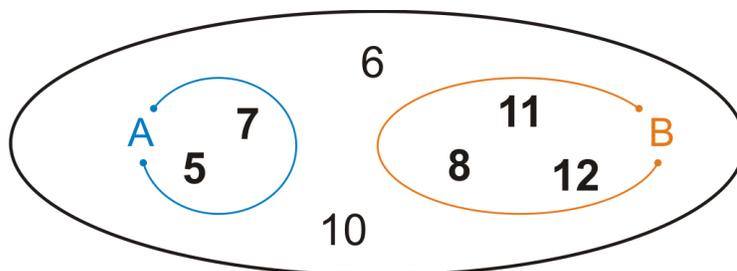


Figura 3.1 - Domínio do problema das possíveis taxas de penetração.

A Teoria da Evidência está baseada na definição de duas medidas básicas, medida de crença e medida de plausibilidade, descritas a seguir.

3.1.1 Medida de Crença e Medida de Plausibilidade

Medida de crença (Bel) está definida em um conjunto X, como uma função que mapeia o conjunto potência (*power set*) de X para o intervalo [0,1], isto é:

$$\text{Bel}: P(X) \rightarrow [0,1]$$

Onde $P(X)$ é o conjunto potência de X. As funções de crença têm que atender as seguintes condições:

$$\text{Bel}(\emptyset) = 0,$$

$$\text{Bel}(X) = 1 \text{ e,}$$

$$\begin{aligned} \text{U } A_n \geq & \sum_{j=1}^N \text{Bel}(A_j) - \sum_{j < k} \text{Bel}(A_j \cap A_k) + \\ & + \sum_{j < k < l} \text{Bel}(A_j \cap A_k \cap A_l) + \dots + \\ & + (-1)^{n+1} \text{Bel}(A_1 \cap A_2 \cap A_3 \cap \dots \cap A_n) \end{aligned}$$

(3.1)

Por exemplo, para $n = 3$, tem-se:

$$Bel(A_1 \cup A_2 \cup A_3) \geq Bel(A_1) + Bel(A_2) + Bel(A_3) - Bel(A_1 \cap A_2) - \\ - Bel(A_1 \cap A_3) - Bel(A_2 \cap A_3) + Bel(A_1 \cap A_2 \cap A_3)$$

Onde \emptyset é o conjunto vazio e A_1, A_2, A_n é qualquer possível família de subconjuntos de X . A inequação apresentada mostra que as medidas de crença são superaditivas, isto é:

$$Bel(A \cup B) \geq Bel(A) + Bel(B), \text{ onde } A \cap B = \emptyset$$

Para uma melhor compreensão da medida de crença proposta por Shafer (1996), são reproduzidas as palavras de Shafer com uma tradução livre, em seu livro *A Mathematical Theory of Evidence* (1996):

Quando escrevo o grau de suporte que uma evidência fornece para a proposição ou o grau de crença que um indivíduo atribui a uma proposição, represento em minha mente um ato de julgamento. Não pretendo indicar que existe uma relação objetiva entre uma dada evidência e uma dada proposição, que determina um grau de suporte numericamente preciso. Nem pretendo que o estado atual da mente de um ser humano com respeito a uma proposição possa sempre ser descrito por um preciso número real chamado de seu grau de crença. Ao contrário, suponho simplesmente que um indivíduo pode fazer um julgamento que pode anunciar um número que representa o grau que julga que a evidência suporta uma dada proposição e, a partir daí, o grau de crença que deseja acordar para a proposição.

Cada medida de crença (Bel) tem uma medida dual, chamada de medida de plausibilidade, que é definida pelas seguintes equações:

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) \quad (3.2)$$

$$Pl(\bar{A}) = 1 - Bel(A) \quad (3.3)$$

Onde, o A é um subconjunto que pertence ao conjunto universo Px . Esta medida deve satisfazer as seguintes condições:

$$Pl(\emptyset) = 0$$

$$Pl(X) = 1$$

$$Pl(A_1 \cup A_2 \cup A_3 \cup \dots \cup A_n) \geq \sum_{j=1}^N Pl(A_j) - \sum_{j < k} Pl(A_j \cap A_k) + \\ + \sum_{j < k < l} Pl(A_j \cap A_k \cap A_l) + \dots + \\ + (-1)^{n+1} Pl(A_1 \cap A_2 \cap A_3 \cap \dots \cap A_n) \quad (3.4)$$

Onde A_1, A_2, \dots, A_n é uma família de subconjuntos de X . A inequação acima apresentada mostra que a medida de plausibilidade tem a propriedade de ser sub-aditiva, isto é:

$$Pl(A) \geq Bel(A)$$

Para cada subconjunto A que pertence ao conjunto universo.

Considerando como exemplo as possíveis soluções para a retirada de um peixe em um poço a 5000 m de profundidade proveniente da quebra de coluna de perfuração, é possível a retirada do peixe, ou é melhor abandoná-lo e desviar o poço? Seja A_1 o conjunto de soluções possíveis para a retirada do peixe e A_2 o conjunto de soluções para abandono. O conjunto das possibilidades é denominado $X = \{A_1, A_2\}$ e o conjunto universo é $P(X) = \{\emptyset, A_1, A_2, X\}$. A função de crença Bel sobre X representa a crença do pescador. Se $Bel(A_1)$ é o grau de crença de que ele pode retirar o peixe do poço, e $Bel(A_2)$ é o grau de crença de que ele deve abandonar o peixe no poço, então de acordo com a definição de medida de crença:

$$Bel(A_1) + Bel(A_2) \leq 1.$$

Assim, diferentes combinações de valores de $Bel(A_1)$ e $Bel(A_2)$, satisfazem este requisito, correspondendo às diferentes situações com respeito ao peso da evidência nos dois lados da questão. Se as evidências indicam que existem mais possibilidades de recuperar o peixe do poço, colocam-se valores de $Bel(A_1)$ mais próximos de 1 e de $Bel(A_2)$, mais próximos de zero. Se por outro lado, existem indícios significativos para ambos os lados da questão, podem-se atribuir valores como $Bel(A_1) = 0.45$ e $Bel(A_2) = 0.35$. Se existe pouca ou nenhuma evidência que leve a nenhuma das hipóteses, então se colocam valores de $Bel(A_1)$ e $Bel(A_2)$ muito baixos. Em caso extremo, isto é um total grau de ignorância sobre a questão, os valores das medidas de crença $Bel(A_1)$ e $Bel(A_2)$ podem ficar zerados.

3.1.2. Função de Massa

A Teoria da Evidência atribui uma quantidade de crença aos elementos do conjunto universo que contêm as soluções do problema, através de uma função denominada função de massa ou atribuição básica de evidência (m), sendo caracterizada pela função que mapeia o conjunto universo $P(X)$ no intervalo $[0,1]$:

$$m: P(X) \rightarrow [0,1]$$

$$m(\phi) = 0$$

$$\sum_{A \in P(X)} m(A) = 1 \quad (3.5)$$

A medida $m(A)$ é o grau de crença que um elemento específico, x , do universo de discurso X pertencente ao conjunto A , mas não a qualquer subconjunto específico de A .

Considere por exemplo que x é o número de brocas e o universo de discurso é o conjunto de todos os possíveis números de brocas que podem ser usados na fase de perfuração da zona produtora, representada por um conjunto $U = \{2,3,4,6,8\}$. Então $m(A)$ pode representar o grau de evidência (ou crença) do número de brocas que um engenheiro de perfuração de uma operadora de petróleo acredita ser possível usar, isto é $A = \{2,3\}$ ou grau de evidência (ou crença) do número de brocas que o engenheiro de uma companhia de serviço considera ser possível usar $A = \{4,6\}$.

Se $m(A_i) > 0$ para um determinado i , A_i é também chamado elemento focal, isto é, elementos focais são subconjuntos de X que concentram as evidências disponíveis. Quando associamos o par elemento focal e função de massa (m), denominamos o corpo de evidência.

Assim sendo, a medida de crença e medida de plausibilidade pode ser computada com base na função de massa m , para qualquer conjunto $A_i \in P(X)$, isto é:

$$Bel(A_i) = \sum_{\forall A_i \in P(X)} m(A_j) \quad (3.6)$$

$$Pl(A_i) = \sum_{\forall A_i \cup A_j = \emptyset} m(A_j) \quad (3.7)$$

Funções de massa, m_1 e m_2 , produzidas por dois especialistas podem ser combinadas pela Regra de Dempster, obtendo-se a função de massa combinada das opiniões:

$$m_{1,2}(A_i) = (\sum_{\forall A_i \cup A_j = \emptyset} m_1(A_j) m_2(A_k)) / (1 - (\sum_{\forall A_i \cup A_j = \emptyset} m_1(A_j) m_2(A_k))) \quad (3.8)$$

O seguinte exemplo ilustra de modo simplificado, a aplicação da Teoria da Evidência. Sejam dois especialistas, E_1 e E_2 , convocados para avaliar possível perda de tempo durante a construção da junção em um poço multilateral em sua primeira experiência em poço marítimo em águas profundas, como descrito por Pasicznyk et al (1999) e ilustrado na Figura 3.2.

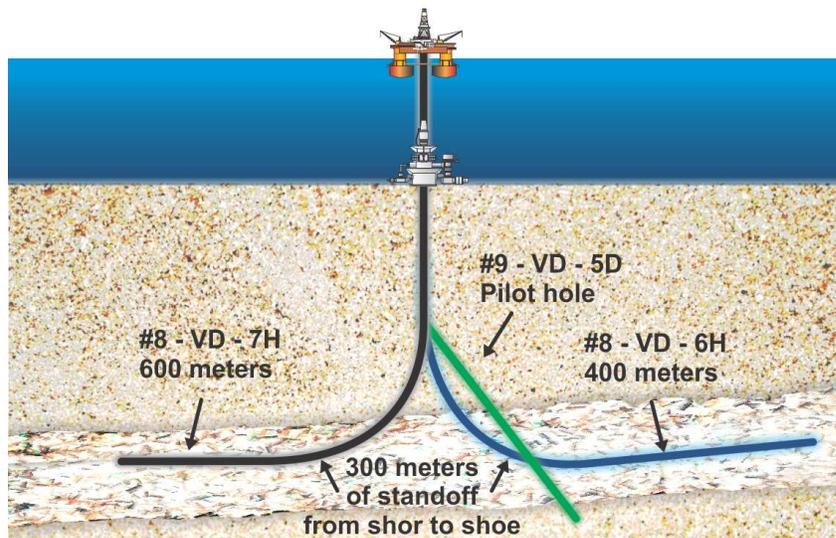


Figura 3.2 - Diagrama poço multilateral
 Fonte: Pasicznyk et al, (1999)

Durante o planejamento das operações para construir a junção do poço multilateral, foram identificadas três operações principais possíveis de perda de tempo operacional: abertura da janela no revestimento (LW), cimentação da junção (LC) e a completação (LJ). A Tabela 3.1 apresenta a opinião de dois especialistas, de acordo com a Teoria da Evidência, apresentando a função de massa ou atribuição básica de probabilidade (m). O resultado de cálculo das medidas de crença feito com base na Equação 3.6, a medida de plausibilidade com base na Equação 3.7 e a medida combinada $m_{1,2}$ dos especialistas pela regra da combinação (Equação 3.8).

Tabela 3.1 - Exemplo de teoria da evidência

Tempo Perdido Eventos	Experto 1			Experto 2			Combinação Exp 1,2		
	m_1	bel_1	pl_1	m_2	bel_2	pl_2	$m_{1,2}$	$bel_{1,2}$	$pl_{1,2}$
Abertura Janela (LW)	0,1	0,1	0,8	0,05	0,05	0,65	0,167	0,167	0,599
Cimentação Junção (LC)	0,05	0,05	0,7	0,1	0,1	0,7	0,152	0,152	0,564
Completação Junção (LJ)	0,1	0,1	0,65	0,15	0,15	0,6	0,181	0,181	0,449
LW U LC	0,2	0,35	0,9	0,25	0,4	0,85	0,23	0,23	0,818
LW U LJ	0,1	0,3	0,95	0,1	0,3	0,9	0,086	0,435	0,847
LC U LJ	0,05	0,2	0,9	0,1	0,35	0,95	0,066	0,4	0,832
LW U LC U LJ	0,4	1	1	0,25	1	1	0,115	1	1

A Tabela 3.1 acima mostra os possíveis eventos onde deve ocorrer perda de tempo (abertura de janela, cimentação da junção e completação da junção), bem como os respectivos subconjuntos. Assim, além de considerar os eventos de forma individual, consideram-se os eventos combinados (tempo perdido na abertura de janela + tempo perdido na cimentação da junção). Para cada um dos eventos ou combinação de eventos da coluna mais a esquerda, cada um dos especialistas atribui seu grau de crença (atribuição básica de probabilidade m_1 ou m_2) de ocorrência. Com base na Equação 3.6 calcula-se a crença (Bel) do especialista 1 e a crença do especialista 2. Da mesma forma, usando a Equação 3.7, calcula-se a plausibilidade (Pl) de cada um dos especialistas. Pela regra da combinação de Dempster (Equação 3.8) calcula-se a função de massa resultante dos dois especialistas e a partir deste resultado o grau de crença e plausibilidade dos dois expertos.

Baseado na Tabela 3.1, conclui-se que a chance de perda de tempo, por exemplo, na abertura de janela no revestimento estará no intervalo $0,167 \leq LW \leq 0,599$, interpretando os valores de crença como limite inferior e o valor da plausibilidade como o limite superior de chance de ocorrência de perda de tempo na operação de abertura de janela.

3.2. Relação entre a Teoria da Evidência e a Teoria das Probabilidades

A Teoria das Probabilidades (Kolmogorov) pode ser tratada como um caso especial da Teoria da Evidência, quando todos os elementos focais para uma dada função de massa m , isto é, corpo de evidência, são elementos singulares (*singletons*) e as medidas de crença e de plausibilidade associadas tornam-se uma única medida, a medida de probabilidade clássica. Por único elemento (*singleton*) entende-se que cada subconjunto da família de subconjuntos possui somente um elemento. Observa-se que a diferença entre a função de massa (m) e a função densidade probabilidade (pdf) é que a primeira função mapeia conjuntos no universo do discurso $A \in P(X)$, ao passo que a segunda mapeia elementos avulsos no universo de discurso $x \in P(X)$. A função de massa é usada para determinar a medida de crença e plausibilidade, que não são aditivas e sua soma não necessita ser 1:

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (3.9)$$

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (3.10)$$

Considerando um corpo de evidências, dentro do conceito da Teoria da Evidência, se a função de crença é aditiva, isto é:

$$Bel(A \cup B) = Bel(A) + Bel(B) \text{ onde } A \cap B = \emptyset \quad (3.11)$$

então, obtém-se um tipo especial de medida de crença – medida clássica de probabilidade. O seguinte teorema mostra que sempre que a família de subconjuntos de X consiste de elementos singulares, as medidas associadas de crença e plausibilidade resultam em uma única medida. O teorema exibido a seguir mostra que esta medida resultante é a medida de probabilidade, desde que satisfaça a condição de aditividade.

Teorema 1: A medida de crença Bel em um conjunto potência P(X) é uma função de probabilidade, se e somente se, a função probabilidade básica associada a m é dada por $m(\{x\}) = Bel(\{x\})$ e $m(A) = 0$, para todos os subconjuntos de X que não são singulares.

Prova do Teorema 1: Seja Bel uma função de probabilidade. Para o conjunto vazio \emptyset , prova-se trivialmente o teorema pela definição de m. Seja $A \neq \emptyset$ e seja $A = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, então aplicando-se repetidamente a Equação 3.11 obtém-se o seguinte:

$$\begin{aligned} Bel(A) &= Bel(\{x_1\}) + Bel(\{x_2, x_3, \dots, x_n\}) \\ &= Bel(\{x_1\}) + Bel(\{x_2\}) + Bel(\{x_3, x_4, \dots, x_n\}) \\ &\dots\dots\dots \\ &= Bel(\{x_1\}) + Bel(\{x_2\}) + \dots + Bel(\{x_n\}) \end{aligned}$$

desde que $Bel(\{x\}) = m(\{x\})$ para qualquer $x \in X$, pela Equação 3.6 tem-se que:

$$Bel(A) = \sum_{i=1}^n m(\{x_i\}) \quad (3.12)$$

Desta forma, Bel é definido em termos de probabilidade básica associada com foco somente singular. Seja agora que a probabilidade básica associada a m é dada tal que:

$$\sum_{x \in X} m(\{x\}) = 1$$

então, para quaisquer conjuntos A, B $\in P(X)$, tal que $A \cap B = \emptyset$, tem-se que:

$$Bel(A) + Bel(B) = \sum_{x \in A} m(\{x\}) + \sum_{x \in B} m(\{x\}) = \sum_{x \in A \cup B} m(\{x\}) = Bel(A \cup B)$$

Conseqüentemente, Bel é uma medida de probabilidade. Qualquer medida de probabilidade, Pro, em um conjunto finito X pode ser unicamente determinada por uma função distribuição de probabilidade:

$$p: X \rightarrow [0,1]$$

pela fórmula:

$$Pro(A) = \sum_{x \in A} p(x)$$

e do ponto de vista da Teoria da Evidência:

$$p(x) = m(\{x\}) \quad (\text{c.q.d.})$$

Quando a probabilidade básica associada está focada somente em elementos singulares, como necessário para as funções de probabilidade, o lado direito das equações de crença e plausibilidade, conforme definido na Teoria da Evidência tem o mesmo valor para cada $A \in X$, isto é:

$$Bel(A) = Pl(A) = \sum_{x \in A} m(x) \quad (3.13)$$

ou

$$Bel(A) = Pl(A) = \sum_{x \in A} p(x)$$

Portanto, uma vez que as funções de crença e plausibilidade se fundem, quando os elementos focais são singulares, torna-se bem conhecida a função de probabilidade:

$$Pro(A) = \sum_{x \in A} p(x)$$

3.3. Relação entre a Teoria da Evidência e a Teoria das Possibilidades

A Teoria da Evidência permite que sejam tratadas probabilidades subjetivas, porém no caso das estimativas de tempos operacionais de poços, nem todos os eventos tem necessariamente dados incompletos, isto é, os tempos operacionais de algumas operações de poço podem ter suas incertezas quantificadas por meio da Teoria das Probabilidades. Portanto, torna-se necessário agregar uma distribuição de probabilidade de tempos operacionais com uma representação de incerteza proveniente da Teoria da Evidência. Assim, será apresentada a seguir a opção desta

representação de incerteza com dados incompletos, distribuições de possibilidades que podem ser vistas como um caso particular da Teoria da Evidência.

A Teoria das Possibilidades está fundamentada em medidas monotônicas de necessidade e possibilidade. De acordo com determinadas evidências, observa-se que alternativas em um determinado conjunto A (tal que $A \subseteq X$) são possíveis, enquanto alternativas fora do conjunto A não são possíveis. Esta simples evidência pode ser formalizada para definir a medida de possibilidade baseada na evidência focada em A :

$$Pos_A(\{x\}) = \begin{cases} 1 & x \in A \\ 0 & x \in \bar{A} \end{cases}$$

para todo $x \in X$.

A função distribuição de possibilidade $r(x)$ é definida como o mapeamento do conjunto universo X para os valores $\{0,1\}$, de acordo com a seguinte equação:

$$r: X \rightarrow \{0,1\}$$

Esta função atribui 0 ou 1 para cada elemento, descrevendo a ocorrência como possível ou impossível, respectivamente. A função r representa o conhecimento de um agente (acerca do estado atual de determinado evento) distinguindo o que plausível do que é menos plausível, o que é o curso normal das coisas do que não é, o que é surpresa do que é esperado. Representa uma restrição flexível nos estados atuais dos eventos, com as seguintes convenções:

$r(x) = 0$ significa que o estado é rejeitado como possível;

$r(x) = 1$ significa que o estado é totalmente possível (mesmo que plausível ou sem surpresas).

A Teoria da Possibilidade é dirigida pelo princípio da mínima especificidade. Este princípio estabelece que qualquer hipótese que não seja impossível não poderá ser excluída. Uma distribuição de possibilidade é dita ser ao menos tão específica quanto outra, se e somente se, cada estado é ao menos possível, assim como o segundo está para o primeiro. Portanto, o mais específico deles é o mais restritivo e informativo.

Para uma simples pergunta sobre a forma como deve ocorrer um evento, a Teoria das Possibilidades responde com a computação dos graus de possibilidade e de necessidade. O grau

de possibilidade avalia que parcela do evento é consistente com o conhecimento e o grau de necessidade avalia que parcela do evento é consequência do conhecimento.

A medida de possibilidade (Pos) para o subconjunto $A_i \subseteq X$ pode ser unicamente determinada com base em $r(x)$, da seguinte maneira:

$$Pos(A_i) = \max_{x \in A_i} (r(x)) \quad (3.14)$$

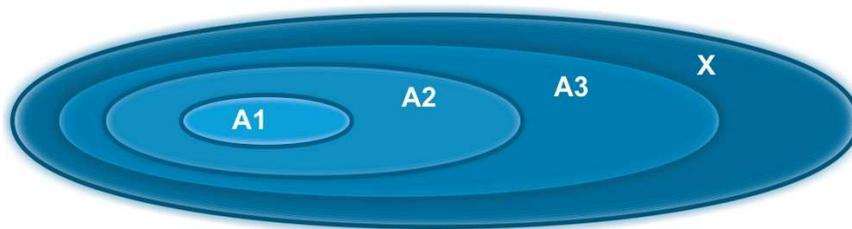
Associada com a medida de possibilidade, Pos, é definida a medida de necessidade, Nec, de acordo com a seguinte equação:

$$Nec(A_i) = 1 - Pos(\bar{A}) \quad (3.15)$$

Onde \bar{A} é o complemento de A. Da mesma forma, a medida de necessidade é mapeada a partir do conjunto universo de X para $\{0,1\}$.

A Teoria das Possibilidades pode ser vista com um caso particular da Teoria da Evidência, a partir da introdução de restrições nos elementos focais, isto é, são subconjuntos que concentram as evidências.

Uma destas restrições é que os elementos focais sejam aninhados. Uma família de subconjuntos de um conjunto universo está aninhada se esses subconjuntos podem ser ordenados de tal maneira que cada um está contido no seguinte, conforme mostrado na Figura 3.3.



$$A_1 \subset A_2 \subset A_3 \subset X$$

Figura 3.3 - Conjuntos aninhados

Quando os elementos focais no conjunto universo estão aninhados à medida de crença (Bel) e à medida plausibilidade (Pl) apresentam um mínimo de conflito entre si, isto é, são praticamente livres de qualquer dissonância e as medidas são denominadas consonantes. Nesta

condição, as funções de crença e plausibilidade tomam a seguinte forma, para todos os elementos focais A e B que pertencem a P(X):

$$Bel(A \cap B) = \min[Bel(A), Bel(B)]$$

$$Pl(A \cup B) = \max[Pl(A), Pl(B)]$$

Prova: Se A e B estão aninhados, estão linearmente ordenados pela relação de subconjunto. Pode-se então considerar $A = A_i$ e $B = A_j$, portanto:

$$A_i \cap A_j = \begin{cases} A_i & \text{se } i < j \\ A_j & \text{se } i > j \end{cases}$$

e,

$$A_i \cup A_j = \begin{cases} A_i & \text{se } i > j \\ A_j & \text{se } i < j \end{cases}$$

considerando a Equação 3.12,

$$\begin{aligned} Bel(A \cap B) &= Bel(A_i \cap A_j) \\ &= \sum_{k=1}^{\min(i,j)} m(A_k) = \min\left[\sum_{k=1}^i m(A_k), \sum_{k=1}^j m(A_k)\right] \\ &= \min [Bel (A_i), Bel(A_j)] = \min [Bel (A), Bel (B)] \end{aligned}$$

e com respeito à plausibilidade,

$$\begin{aligned} Pl(A \cup B) &= 1 - Bel(\overline{A \cup B}) = 1 - Bel(\overline{A} \cup \overline{B}) \\ &= 1 - \min[Bel(\overline{A}), Bel(\overline{B})] = \max[1 - Bel(\overline{A}), 1 - Bel(\overline{B})] \\ &= \max[Pl(A), Pl(B)] \end{aligned}$$

Quando a função de crença satisfaz a Equação 3.12 e a correspondente função de plausibilidade satisfaz a Equação 3.13, elas estão definidas dentro da Teoria das Possibilidades respectivamente como função de necessidade e função de possibilidade, isto é, para todo A e B pertencente ao conjunto universo:

$$Bel(A \cap B) = Nec(A \cap B) = \min[Nec(A), Nec(B)]$$

$$Pl(A \cup B) = Pos(A \cup B) = \max[Pos(A), Pos(B)]$$

portanto, as funções de necessidade podem ser expressas como função de massa, isto é:

$$Nec(A_j) = \sum_{k=1}^j m(A_k) \quad (3.16)$$

$$Pos(A_j) = \sum_{k=1}^n m(A_k) \quad (3.17)$$

Quando os subconjuntos de X incluem somente um elemento, a função de possibilidade pode ser associada com a função distribuição de possibilidade, r :

$$r: X \rightarrow [0,1]$$

tal que:

$$r(x) = Pos(\{x\}), \forall x \in X$$

para um conjunto finito para cada $A \in P(X)$, temos:

$$Pos(A) = \max_{x \in A} r(x)$$

Esta equação, quando avaliada para o conjunto universal X , obtém-se:

$$\max_{x \in A} r(x) = 1$$

3.4. Teoria da Evidência e Estimativa de Tempos Operacionais

Neste capítulo, foi apresentada como opção para superar as limitações da Teoria das Probabilidades, a Teoria da Evidência, que incorpora o conceito de crença. Desta forma, abre-se uma alternativa para o tratamento das incertezas, onde não é possível compor uma distribuição de probabilidade, devido à inexistência de dados prévios. Também, foi demonstrado que as distribuições de possibilidades são um caso particular da Teoria da Evidência e podem representar as incertezas naqueles eventos onde o conhecimento é incompleto, isto é, algumas operações em poços exploratórios e introdução de novas tecnologias.

Assim, no capítulo seguinte serão apresentados os fundamentos da representação das incertezas por meio de distribuições de possibilidades, ou seja, como podem ser geradas, representadas e agregadas às distribuições de possibilidades.

4. REPRESENTAÇÃO DAS INCERTEZAS POR MEIO DE DISTRIBUIÇÕES DE POSSIBILIDADES NA ESTIMATIVA DE TEMPOS DE POÇOS

A Teoria das Possibilidades permite representar a informação incompleta e a informação imprecisa, ambas presentes na perfuração de poços exploratórios ou na introdução de novas tecnologias. Nestes casos, nunca está claro qual será o tempo de operação associado à implantação de uma nova tecnologia ou, por exemplo, o tempo de perfuração de um poço exploratório. Assim, podemos utilizar as palavras “aproximadamente 2 horas”, ou “aproximadamente 4 horas”, ou “aproximadamente 5 horas”. Este tipo de informação mostra que cada peça de evidência aponta para conjuntos aninhados, ou seja, concorda ou reforça o grau anterior, como pode ser visto na Figura 4.1. A distribuição deste tipo de evidência é chamada distribuição de possibilidade cujos detalhes de representação serão apresentados a seguir.

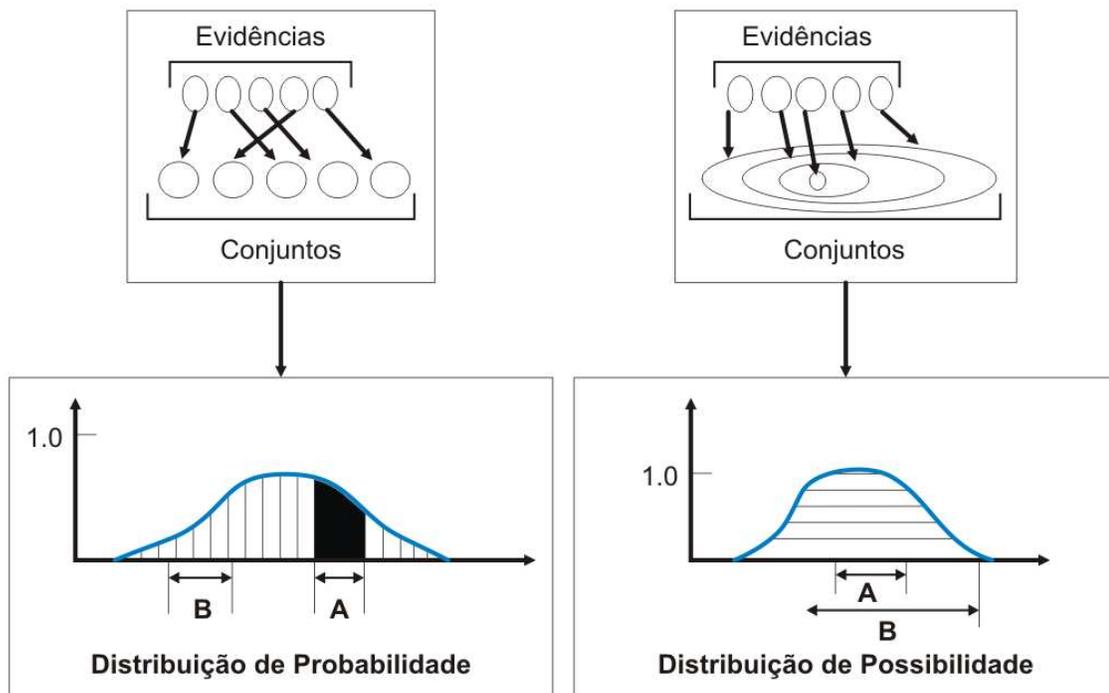


Figura 4.1 - Evidências e distribuições

4.1. Variáveis Nebulosas e Distribuições de Possibilidades

A teoria dos conjuntos convencional indica que uma variável pertence ou não a determinado conjunto na qual é definida, isto é, a variável pode tomar o valor um se pertence ao conjunto ou zero, se não pertence ao conjunto. Quando são considerados variáveis nebulosas (*fuzzy variables*) e conjuntos nebulosos (*fuzzy sets*) a função que define a pertinência (denominada função de pertinência - μ_x) pode tomar qualquer valor entre o intervalo 0 e 1. Então, a função de pertinência μ_x de uma variável nebulosa X é um número real no intervalo, que satisfaz as seguintes propriedades:

$$0 \leq \mu_x \leq 1 \text{ (os valores pertencem ao intervalo e 1);}$$

Normal : $\exists x \in R; \forall x \in R, \mu_x(x) = 1$ (isto é, pelo menos um elemento de x sempre existe tal que $\mu_x(x) = 1$)

Convexo: se para quaisquer elementos x, y e z de um conjunto nebuloso A, a relação $x < y < z$ implica que $\mu_A(y) \geq \min[\mu_A(x), \mu_A(z)]$

A Figura 4.2 exhibe exemplos de formato de funções de pertinência mais comuns, tais como: triangular, trapezoidal ou no formato de sino. As funções de pertinência podem assumir outros formatos de acordo com o contexto particular de cada situação. A curva vermelha representa um número nebuloso triangular, a curva azul representa um número nebuloso trapezoidal e a curva verde um número nebuloso com forma de sino. As funções de pertinência são todas convexas, isto é, o grau de pertinência começa em zero, cresce até um máximo e então declina até zero, à medida que o domínio cresce. Não há restrição na forma da curva da função de pertinência, desde que cada valor no domínio corresponda somente a um e somente um grau de pertinência na faixa analisada.

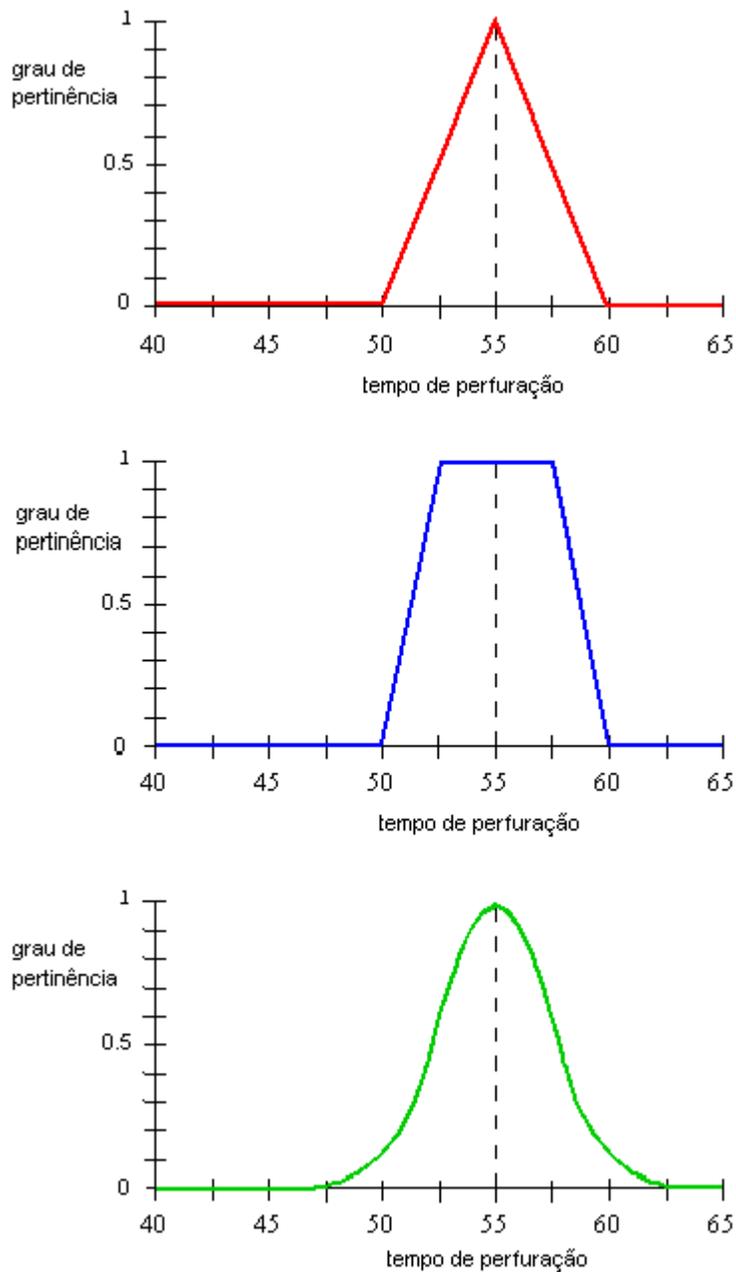


Figura 4.2 - Exemplo de funções de pertinência

Zadeh (1978) reconhece que a Teoria das Possibilidades é a ferramenta natural para representar e manipular a informação expressa em termos de proposições nebulosas. Nessa interpretação da Teoria das Possibilidades as medidas de possibilidade e de necessidade são estendidas para a lógica nebulosa através da representação α -corte das funções de pertinência, conforme mostrado a seguir.

Uma função de pertinência pode, alternativamente, ser representada por seus “alfa-cortes”. Por alfa-corte entende-se para um conjunto nebuloso A:

$$A_{\alpha} = \{x \mid \mu_A(x) > \alpha\} \quad \alpha \in [0,1)$$

$$A_{\alpha} = \{x \mid \mu_A(x) \geq \alpha\} \quad \alpha \in (0,1]$$

São chamados alfa-corte aberto e alfa-corte fechado, respectivamente. Se a função de pertinência é contínua, como é o caso do modelo em questão, e o conjunto de suporte é um conjunto de números reais, o alfa-corte aberto de um conjunto nebuloso convexo é um intervalo fechado conforme mostrado na Figura 4.3.

De acordo com o princípio da resolução (ZADEH, 1978) a função de pertinência pode ser expressa por meio da união de conjuntos de alfa-cortes (Figura 4.3):

$$A = \bigcup_{\alpha \in (0,1]} \alpha A_{\alpha} \quad (4.1)$$

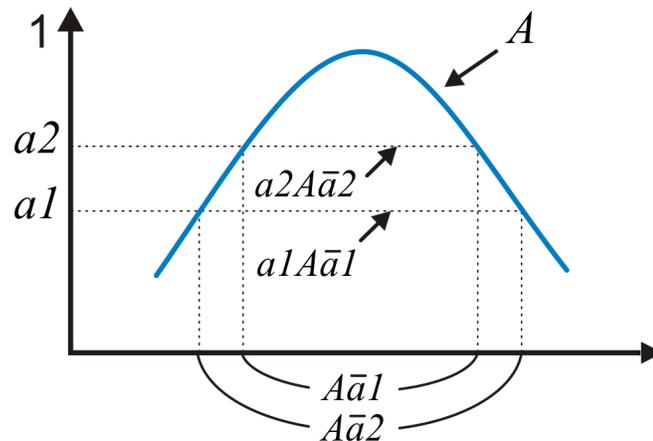


Figura 4.3 - Decomposição de distribuição de possibilidade

Desta forma, uma função de pertinência pode ser representada em termos de seus α -cortes, que são um conjunto de intervalos aninhados, que pode ser associado à Teoria das Possibilidades, um caso particular da Teoria da Evidência. Observando a Figura 4.3, pode-se verificar que os conjuntos dos α -cortes estão aninhados. Considerando o seguinte conjunto de valores α -cortes da variável nebulosa $X = \{0, 0,1, 0,2, \dots, 0,8, 0,9, 1\}$, então:

$$X_{\alpha=1} \subset X_{\alpha=0,9} \subset X_{\alpha=0,8} \subset \dots \subset X_{\alpha=0,1} \subset X_{\alpha=0}$$

Como os α -cortes são ordenados em uma estrutura aninhada, podem ser considerados elementos focais do conjunto universo X , que corresponde ao maior α -corte, isto é $X_\alpha = 0$. Portanto é possível associar com a função de massa (m), e conseqüentemente, com a função de necessidade, a função de possibilidade e a função distribuição de possibilidade.

Então estas equações podem ser reescritas em termos de α -cortes, da seguinte maneira:

$$Nec(X_{\alpha_j}) = \sum_{X_\alpha | X_\alpha \subseteq X_{\alpha_j}} m(X_\alpha) = \sum_{\alpha=0}^1 m(X_\alpha) \quad (4.2)$$

$$Pos(X_{\alpha_j}) = \sum_{X_\alpha | X_\alpha \cap X_{\alpha_j} \neq \emptyset} m(X_\alpha) = \sum_{\alpha=0}^1 m(X_\alpha) \equiv 1 \quad (4.3)$$

A variável nebulosa X pode ser representada pela sua função de pertinência $\mu_X(x)$, que quantifica um valor entre 0 e 1, indicando o quanto o elemento pertence a X . Este valor pode ser interpretado como um grau de crença, baseado nas evidências disponíveis de acordo com o exposto anteriormente. Portanto, pode-se dizer que uma função de pertinência $\mu_X(x)$ de uma variável nebulosa X é exatamente o que, na Teoria das Possibilidades, é definido como função distribuição de possibilidade $r(x)$, isto é, formalmente:

$$r_X(x) = \mu_X(x) \quad (4.4)$$

Ross (1995) sugere várias alternativas, intuitivos ou baseados em algoritmos, para atribuir distribuições de possibilidades a variáveis nebulosas, listados a seguir:

- Intuição;
- Inferência;
- Ordenamento hierárquico;
- Redes neurais;
- Algoritmos genéticos;
- Raciocínio indutivo.

O método da intuição está associado à experiência e compreensão do(s) especialista(s) em sugerir uma função de pertinência. Um exemplo deste caso pode ser a introdução de tecnologia inovadora no processo produtivo de perfuração, onde nenhuma informação está disponível como

pode ser operações onde, hipoteticamente, um processo de aquecimento da formação possa vir a substituir o revestimento em algumas fases de construção de poços de petróleo.

A utilização de sistemas especialistas nebulosos pode ser uma alternativa para gerar uma função de pertinência a ser combinada com distribuições de probabilidades de outros parâmetros. A geração de tempos para as operações de perfuração é uma excelente oportunidade de exploração desta abordagem.

Redes neurais, algoritmos genéticos e raciocínio indutivo podem ser objetos de implementação para a geração de cenários específicos, onde dados estão presentes e talvez possam ser aplicadas na substituição de distribuições de probabilidades de alguma das operações complementares, tais como, testemunhagem, perfilagem, operações de revestimento e cimentação, por exemplo.

4.2. Distribuição de possibilidade na estimativa de tempos operacionais de poço

Em alguns casos de projetos de novas tecnologias ou projeto de poços exploratórios, nem sempre é possível construir uma distribuição de probabilidade, em função da ausência de dados suficientes para referida representação. Porém, dos dados insuficientes, podem ser obtidos uma média e um desvio padrão e através destes dados, utilizando as inequações de Chebyshev (KENDALL; STUART, 1977) podem auxiliar no processo de transformação para a obtenção de um número nebuloso triangular.

A partir de uma média (Δ) e variância σ^2 de uma variável aleatória x , intervalos de confiança podem ser obtidos pela seguinte inequação de Bienayme-Chebyshev, para cada $k \geq 1$:

$$P(|x - \Delta| \geq k\sigma) \leq 1/k^2$$

A prova (KENDALL; STUART, 1977) está fundamentada na seqüência a seguir. Seja $f(x)$ a distribuição de probabilidade de x . Então:

$$\sigma^2 = E[(x - \Delta)^2] = \sum_{x \in R} (x - \Delta)^2 f(x) = \sum_{x \in A} (x - \Delta)^2 f(x) + \sum_{x \in A'} (x - \Delta)^2 f(x), \text{ onde}$$

$$A = (x : |x - \Delta| \geq k\sigma)$$

O segundo termo do lado direito da equação é uma soma de mínimos não negativos e, portanto, maior ou igual a zero. Então:

$$\sigma^2 \geq \sum_{x \in A} (x - \Delta)^2 f(x),$$

entretanto, em A, $|x - \Delta| \geq k\sigma$, portanto:

$$\sigma^2 \geq \sum_{x \in A} (k\sigma)^2 f(x) = (k^2 \sigma^2) \sum_{x \in A} f(x)$$

mas, $P(x \in A)$

$$\sigma^2 \geq k^2 \sigma^2 P(x \in A) = k^2 \sigma^2 P(|x - \Delta| \geq k\sigma) \text{ Isto é,}$$

$$P(|x - \Delta| \geq k\sigma) \leq \frac{1}{k^2}$$

(c.q.d.)

Conceitualmente, a inequação de Chebyshev estabelece que a probabilidade de X estar longe de sua média Δ a pelo menos k desvio-padrão é menor que $\frac{1}{k^2}$. Seja, por exemplo, $k = 2$ na inequação de Chebyshev, portanto:

$$P(|x - \Delta| \geq 2\sigma) \leq 0,25,$$

$$P(|x - \Delta| < 2\sigma) \geq 0,75$$

Isto significa que a probabilidade de x diferir de sua média mais de duas vezes o desvio-padrão é menor ou igual a 0,25. Da mesma forma, a probabilidade de x estar dentro de duas vezes o desvio-padrão de sua média é maior que 0,75.

Por outro lado, Pedrycz (1994) sugere que a utilização da função de pertinência triangular, completamente definida pelo seu suporte $[x_1, x_2]$ e pelo valor médio x_m tal que a $\pi(x_m) = 1$, constitui uma imediata solução para otimização dos problemas que utilizam o enfoque nebuloso e Dubois (2004) sugere que um número nebuloso triangular pode ser obtido a partir dos limites da inequação de Chebyshev. Isto torna possível definir intervalos de confiança de valores de confiança $\frac{1}{k^2}$ centrados na média Δ de uma lei de probabilidade desconhecida que está associada a uma medida de probabilidade P (DUBOIS, 2004).

Dubois (2004) prova que a distribuição de probabilidade transformada a partir de uma distribuição uniforme com intervalo $[x_1, x_2]$ em torno de $x^* = x_{media}$ é uma distribuição triangular de moda x_{media} e cujo suporte é o suporte da distribuição de probabilidade, conforme mostrado na Figura 4.4.

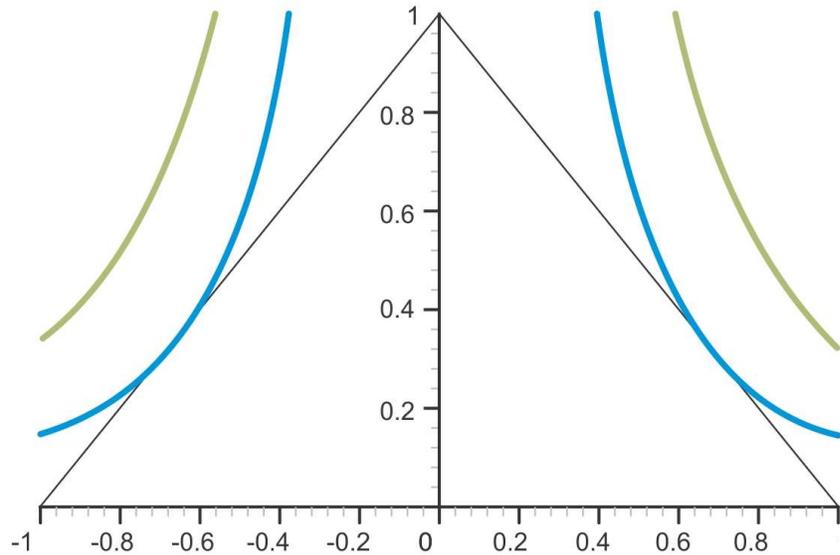


Figura 4.4 - Família de intervalos de confiança a partir da inequação probabilística
 Fonte: Dubois, (2004).

Quando esta alternativa não for possível, o método da intuição (ROSS, 1995) é a alternativa mais objetiva. E, neste caso propõe-se uma distribuição de possibilidade triangular para a representação de tempo daquelas operações onde não existem dados disponíveis.

4.3. Agregações de variáveis possibilísticas

Com base no princípio da extensão (ZADEH, 1978) é possível estabelecer a soma de distribuições de possibilidades. Dada uma função $f: X \rightarrow Y$, o subconjunto nebuloso A de X corresponde subconjunto nebuloso $f(A)$ de Y com base em:

$$\mu_{f(A)}(y) = \sup_{y=f(x)} \mu_{A(x)}$$

O seguinte exemplo permite esclarecer o princípio da extensão. Seja a função $f(x) = 3x+2$ e que $x = [2,1]$ então $f(x) = 3*[2,1]+2 = [3*2+1, 3*1+2] = [7,5]$. Se ao invés de um intervalo se tem um número nebuloso, representado por uma função de pertinência (triangular, por exemplo)

representando esta função por meio de alfa-corte, obtem-se a função que representa a soma de custos, como mostrado na Figura 4.5.

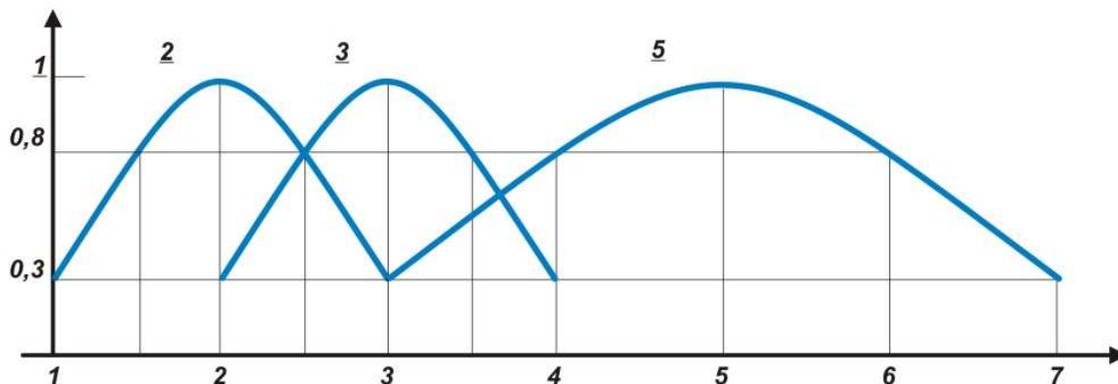


Figura 4.5 - Soma de números nebulosos

Desta maneira é possível agregar distribuições de possibilidades triangulares das diversas operações de construção de um poço de petróleo. O exemplo a seguir, na Figura 4.6 mostra como podem ser agregados os tempos de duas operações de poço, cujas distribuições triangulares são as seguintes:

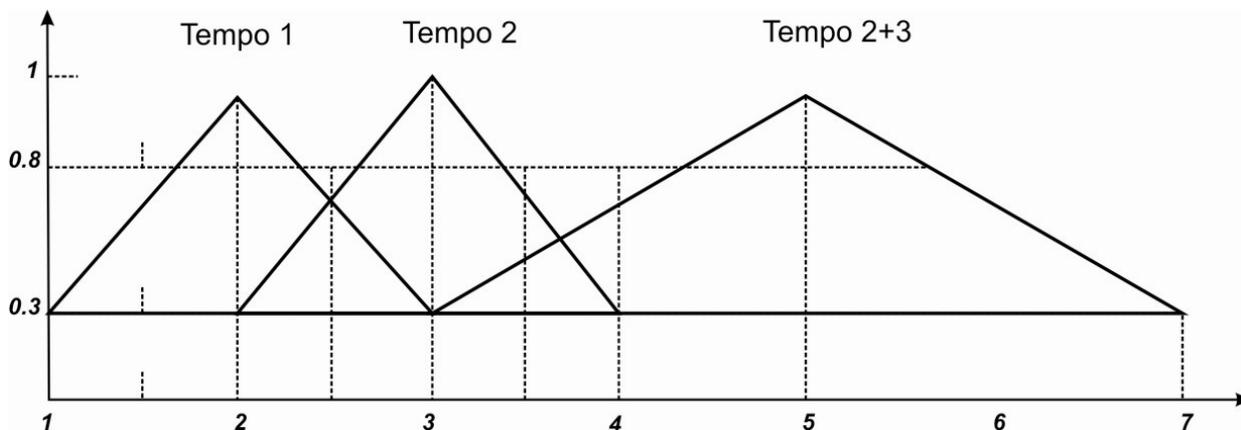


Figura 4.6 - Soma das distribuições de possibilidades triangulares

5. AGREGAÇÃO DA ESTIMATIVA DE TEMPO PROBABILÍSTICO COM TEMPO POSSIBILÍSTICO

As distribuições de possibilidades apresentadas no capítulo anterior permitem representar as incertezas dos tempos de operações que não disponham de dados prévios sendo assim uma forma de representação de incertezas mais adequada que as distribuições de probabilidades. Ocorre, como dito anteriormente, que as estimativas dos tempos de poços resultam da soma de parcelas referentes a tempos operacionais que dispõem de dados prévios e de tempos operacionais com dados inexistentes ou incompletos.

Estimativas de tempos que disponham de dados prévios podem ser tratadas através de distribuição de probabilidade e sua agregação (soma) pode ser feita através do método Monte Carlo. Este método consiste de técnica que utiliza números aleatórios e probabilidades para a resolução de problemas de variáveis aleatórias. A precisão do resultado deste método depende em geral do número de tentativas, que tem o objetivo de avaliar os efeitos das variáveis aleatórias, incertezas e desempenho do modelo em foco.

Estimativas de tempos que não disponham de dados prévios podem ser tratadas através de distribuições de possibilidades, conforme visto no capítulo anterior. A agregação destes tempos pode ser feito através do princípio da extensão, também apresentado no capítulo anterior.

No entanto, para a obtenção do tempo total do poço necessita-se fazer a “soma”, isto é, a agregação da distribuição de probabilidade final com a distribuição de possibilidade obtida para parte dos eventos de construção de poços. Desta maneira a primeira etapa deste processo é apontar como será feita a transformação da distribuição de probabilidade para a distribuição de possibilidade e então promover a “soma” (agregação) pelo princípio da extensão, como mostrado no capítulo anterior.

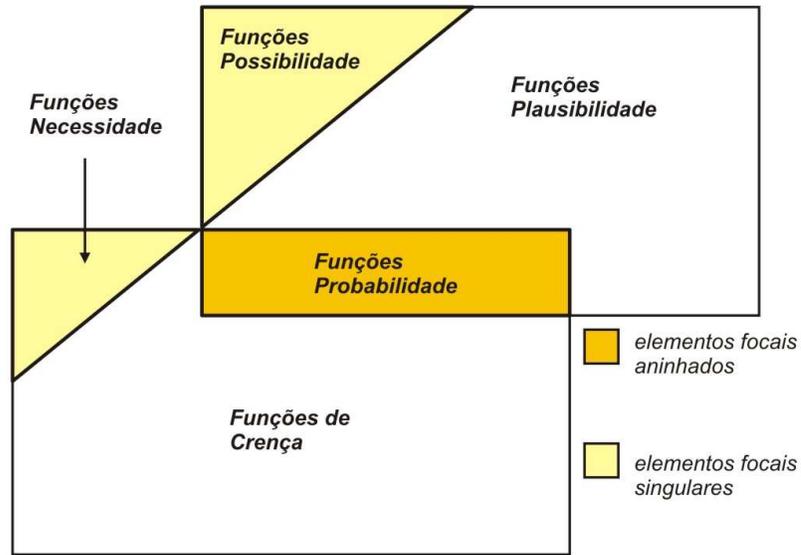


Figura 5.1 - Comparação probabilidade x possibilidade
 Fonte: Salicone (2007)

A Figura 5.1 mostra as relações de todas as funções anteriormente definidas, isto é, as funções de crença e plausibilidade (definidas com base na Teoria da Evidência), as funções de necessidade e possibilidade (definidas com base na Teoria das Possibilidades) e a função de probabilidade, definida dentro da Teoria da Probabilidade. Pode-se observar que as funções de possibilidade, probabilidade e necessidade se encontram em um único ponto, isto é, uma situação de perfeita evidência, onde um valor definido ao qual se associa toda a crença.

A Figura 5.2 ilustra de maneira simplificada as representações probabilísticas e possibilísticas de onde emerge a questão de como propagar diferentes representações de incertezas. Klir (1995) apresenta uma alternativa fundamentada no princípio da invariância, descrita a seguir.

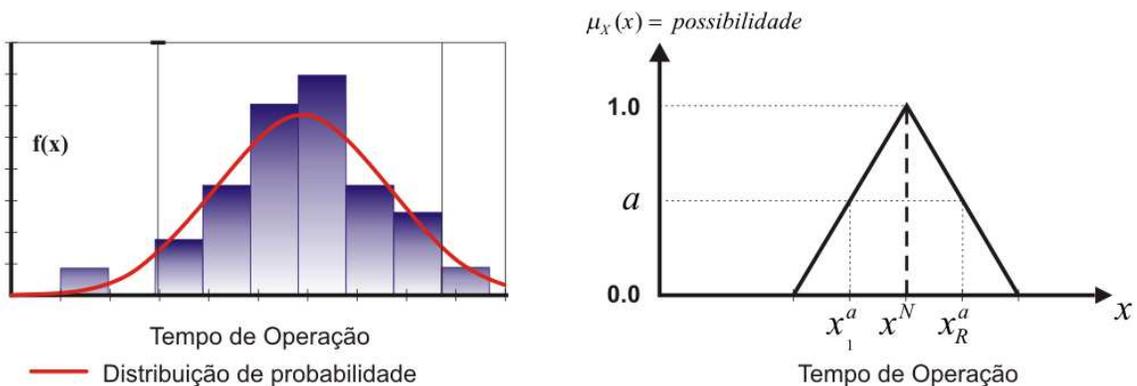


Figura 5.2 - Representação de incertezas probabilidade e possibilidade

Klir (1995) sugere por intermédio do princípio da invariância da incerteza que para transformar uma representação de uma teoria (probabilidades) para outra teoria (possibilidades), a quantidade de incerteza de uma teoria para outra deve ser preservada. Além disso, propriedades consideradas essenciais em determinado contexto (ordem ou proporcionalidade dos valores relevantes) devem ser preservadas na transformação. Ainda sugere que nenhuma informação deve ser adicionada ou subtraída durante esta conversão.

Pelo exposto anteriormente através da Teoria da Evidência, fica evidente que a conexão entre a incerteza e a probabilidade não é única, isto é, as incertezas podem manifestar-se de diferentes formas e, portanto, distintos modos de representação, conforme exibido na Figura 5.3.

Os três tipos de incertezas exibidos na Figura 5.3 são:

- a) nebuloso (ou vago), que resulta de limites imprecisos dos conjuntos nebulosos;
- b) não-especificidade (ou imprecisão) que está conectado com o tamanho (cardinalidade) de conjuntos de alternativas relevantes;
- c) conflituosidade, que expressa os conflitos entre as diversas alternativas.

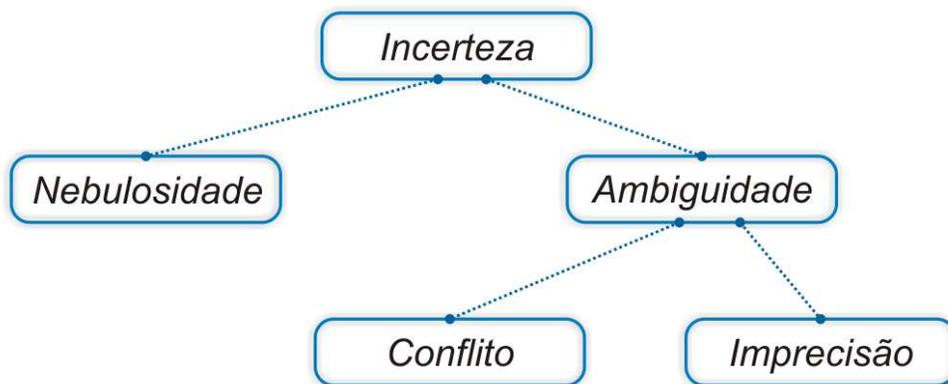


Figura 5.3 – Classificação de incertezas
Fonte: Klir, (1995).

Em se tratando de poços de petróleo, todos os tipos de incerteza estão presentes, portanto é relevante detalhar as diversas medidas de incertezas para sustentar a agregação das incertezas representadas pela Teoria das Probabilidades com a Teoria das Possibilidades e permitir a transformação de distribuições de probabilidades em distribuições de possibilidades, com posterior agregação no tempo total do poço, conforme detalhadamente a seguir.

5.1. Transformação Probabilidade-Possibilidade

A medida da incerteza da probabilidade (e a informação associada) foi estabelecida por Shannon (KLIR; FOLGER, 1998) e representada pela Equação 5.1 da entropia $H(x)$, onde $p(x)$ é a distribuição de probabilidade cujo teorema apresenta-se a seguir (KLIR; FOLGER, 1998):

$$H(p) = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (5.1)$$

onde,

$H(p)$ = medida de incerteza probabilística

p = distribuição de probabilidade

Teorema: Considerando-se que a função $H : P \rightarrow [0, \infty)$ satisfaz os requerimentos de continuidade, aditividade fraca, monotonicidade, então:

$$H(p_1, p_2, \dots, p_n) = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$$

A prova se encontra no Anexo 4.

Seja, por exemplo, o conjunto dos tempos de operações complementares em poços de petróleo, aqui denominado $TTC = \{t_1, t_2, t_3, t_4\}$ com a seguinte distribuição de probabilidade:

$$P = (p_1 = 0,25, p_2 = 0,5, p_3 = 0,125, p_4 = 0,125)$$

onde p_1, p_2, p_3 e p_4 denotam as probabilidades associadas aos tempos t_1, t_2, t_3 e t_4 . A entropia de Shannon ou medida de incerteza em termos de probabilidade é dada por:

$$H(p) = -0,25 \times \log_2 0,25 - 0,5 \times \log_2 0,5 - 0,125 \times \log_2 0,125 - 0,125 \times \log_2 0,125 = 1,75$$

Por outro lado, a medida da incerteza da possibilidade pode ser generalizada através da medida que captura o aspecto da incerteza, caracterizado pela não-especificidade, N (expressa a imprecisão), e S (expressa o conflito entre os vários conjuntos de alternativas), definido para cada posição da distribuição de possibilidade, r , em um conjunto com n elementos, como se segue:

$$NS(r) = -\sum_{i=2}^n (r_i - r_{i+1}) \log_2 \frac{i^2}{\sum_{j=1}^i r_j} \quad (5.2)$$

onde,

NS= medida de incerteza possibilística total

r = distribuição de possibilidade

Desta maneira, assumindo-se o princípio da invariância da incerteza, as medidas de incerteza têm que ser iguais, portanto:

$$H(p) = NS(r) \quad (5.3)$$

onde,

H(p) = medida de incerteza probabilística

NS(r)= medida de incerteza possibilística total

Com estas equações é possível se estabelecer a relação de transformação entre as distribuições de probabilidade e possibilidade, assumindo-se ainda que cada valor de $r = (r_1, r_2, \dots, r_n)$ é função de p_i/p (onde $p_1 > p_2 > p_3 > \dots > p_n$), assumindo-se que ambas são seqüências não-crescentes, de acordo com o princípio da consistência, segundo Delgado e Moral (1987).

5.2. Etapas da Conversão Probabilidade-Possibilidade

De forma mais didática, são as seguintes as etapas para efetuar a conversão de uma distribuição de probabilidade em distribuição de possibilidade, de acordo com a metodologia proposta por Klir e Folger (1998):

- a) Discretizar a distribuição de probabilidade dos tempos operacionais com dados prévios (operação de revestir poço, operação cimentar poço, por exemplo);
- b) Assegurar que a soma das probabilidades dos valores discretizados seja igual a 1; neste ponto a distribuição de probabilidade está representada por um número de valores V_i associados à probabilidade p_i ;
- c) Ordenar a distribuição discretizada de sorte que as probabilidades estejam em ordem decrescente. De acordo com Delgado e Moral (1987), se um evento é mais provável, então é mais possível. Matematicamente, assume-se que $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ representando os tempos das atividades complementares e seja $p_i(x_i)$ e $r(x_i)$, respectivamente, a probabilidade e possibilidade de ocorrência de tempos das atividades complementares.

Assumindo-se que os elementos de X estão ordenados de tal modo que a distribuição de possibilidade seja $r=(r_1,r_2,\dots,r_n)$ e a distribuição de probabilidade seja $p=(p_1,p_2,\dots,p_n)$ estão sempre em seqüências decrescentes. Isto é, $r_i \geq r_{i+1}$ e $p_i \geq p_{i+1}$. Assumindo-se ainda que p pode ser obtido a partir da transformação de r , e vice-versa, a condição de consistência deve ser atendida (Delgado e Moral, 1987) que é $r_1 \geq p_i$, para todo $i=1,2,\dots,n$.

- d) Calcular a medida de incerteza probabilística $H(p)$, a partir dos valores discretizados, p_i , conforme a equação:

$$H(p) = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$$

- e) A medida de incerteza de probabilidade $H(p)$ deve ser igual à medida de incerteza de possibilidade $NS(r)$, o que gera a primeira equação em função de r (observar que i é o número de valores discretos):

$$H(p) = NS(r)$$

$$NS(r) = -\sum_{i=2}^n (r_i - r_{i+1}) \log_2 \frac{i^2}{\sum_{j=1}^i r_j}$$

- f) A segunda equação foi proposta por Klir (1995) e a partir dos valores discretizados coloca r em função de θ (constante positiva presente em ambas as medidas de incerteza):

$$r = \left(\frac{p_i}{p_1}\right)^\theta \tag{5.4}$$

- g) Calcular o valor de θ , a partir da substituição da distribuição de possibilidade r (em função θ) na equação da medida de incerteza de possibilidade NS ;
- h) Com o valor de θ , calcula-se o valor de cada r e monta-se a distribuição de possibilidade final, após o rearranjo original dos valores discretizados.

5.3. Considerações complementares

Neste capítulo, descreveu-se uma importante etapa na metodologia para estimativa de tempos operacionais em poços exploratórios ou em projetos de implantação de novas tecnologias.

Após apresentar as distribuições de possibilidade como uma opção para representar as incertezas, onde dados prévios são incompletos ou, simplesmente não existem, avança-se no sentido de se combinar estas distribuições de possibilidades com distribuições de probabilidade. A metodologia descrita no próximo capítulo está consolidada a partir do quadro teórico descrito nos capítulos 3 até 5.

6. METODOLOGIA PARA ESTIMATIVA DE TEMPOS OPERACIONAIS COM MODELO DE CRENÇA

O desenvolvimento de uma metodologia para estimativas de tempos operacionais em engenharia de poços requer uma adequada modelagem das incertezas associadas ao processo. Os determinantes dos tempos operacionais estão associados a diferentes tipos de incerteza, que necessitam ser integrados ao modelo a fim de aumentar a confiabilidade dos resultados.

A primeira categoria, denominada de incertezas aleatórias, tratam daquelas variáveis observadas com total precisão (isto é, não há dificuldade em obter o número) (OBERKAMPF et al., 2004). Neste caso está presente somente a variabilidade intrínseca associada ao sistema físico ou ao ambiente em consideração. A presença de dados substanciais permite que sejam representadas matematicamente, através de distribuições de probabilidade. Estas distribuições podem ser propagadas através do método de Monte Carlo e são bem fundamentadas teoricamente, havendo pouca ou nenhuma controvérsia sobre sua aplicação.

A segunda categoria, denominada incerteza epistêmica, deriva da ausência de conhecimento sobre o sistema físico ou ambiente, portanto indicando ausência de conhecimento acerca de parâmetros relevantes. Esta falta de conhecimento pode ser proveniente de conhecimento parcial de dados ou porque o dado é impossível de se coletar (ou coleta de custo elevado) (OBERKAMPF et al., 2004), ou por limites de precisão em função do equipamento de medida disponível, ou ainda, porque somente especialistas podem proporcionar alguma informação imprecisa.

Esta segunda categoria, onde está presente um conhecimento parcial, parâmetros ou entradas têm sido representado por meio de uma distribuição de probabilidade, baseado na proposição de Laplace do princípio de insuficiência da razão, que sugere a utilização de uma distribuição uniforme na ausência de informação (OBERKAMPF et al., 2004). A alternativa mais refinada é a utilização de especialistas para estabelecer um grau de confiança gerando uma distribuição de probabilidade subjetiva. Entretanto, de acordo com Meyer e Booker (2001), os

especialistas são seres humanos sujeitos a desvios motivacionais e emocionais, que contribuem para o aumento global das incertezas. Sugerem ainda que os seres humanos tenham uma tendência a acreditar que o mundo é muito mais preciso do que realmente é, isto é, os especialistas são pobres pensadores probabilísticos. Entre os desvios cognitivos que contribuem para as incertezas podem ser mencionados a disponibilidade, a estabilidade de conceitos e as inconsistências em relação ao passado. Entre os desvios motivacionais mais comuns está a busca em ser politicamente correto, o acompanhamento do líder, o desejo de fazer acontecer e a leitura pobre das informações. Estes desvios podem ser minimizados por meio de técnicas de elicitación ou oferecendo alternativas teóricas para a manipulação das incertezas.

Portanto, um parâmetro ou entrada de modelo que pode ser precisamente observável, pode certamente ser modelado por intermédio de simples distribuições de probabilidades, construídas a partir das frequências dos dados observados. Por outro lado, quando o conhecimento parcial está presente, os parâmetros ou dados de entrada podem ser modelados por meio de intervalos de confiança, onde os níveis de confiança são atribuídos de forma subjetiva.

Normalmente, as incertezas associadas aos parâmetros e dados de entrada em modelos matemáticos não são de natureza simples, isto é, variabilidade e informação incompleta podem coexistir, especialmente devido à presença de diversas e heterogêneas fontes de conhecimento, bem como dados estatísticos e opinião de especialistas. Nas últimas décadas, surgiram diversas teorias onde as incertezas irreduzíveis ou aleatórias foram separadas das incertezas redutíveis ou epistêmicas (ou de conhecimento parcial, ignorância, subjetiva ou imprecisa). A mais representativa destas teorias foi estruturada por Waley (2000), sob a denominação de probabilidades imprecisas. Nesta teoria, conjuntos de funções de probabilidade capturam a noção de probabilidade da informação parcialmente conhecida. Dempster (1967) propôs a teoria da evidência cuja abordagem repousa sobre conjuntos randômicos, onde cada valor do conjunto representa um item de informação incompleta. A função conjunto gerada neste quadro teórico foi estendida por Shafer (1976), dentro de enfoque puramente subjetivo e abordagem não-estatística para as evidências de incertezas. Ainda mais restritiva que esta abordagem é a teoria das possibilidades (ZADEH, 1978), onde peças de informação tomam forma de conjuntos nebulosos, os quais podem ser interpretados como conjuntos aleatórios. O mérito deste enfoque reside na sua simplicidade, que permite que a informação probabilística incompleta possa ser representada por

intervalos nebulosos. Ainda, distribuições de possibilidade podem representar de maneira direta a quantificação de informação lingüística.

Conforme justificado anteriormente e considerando-se que todas as teorias são válidas e coerentes a partir de suas premissas, no contexto do tratamento das incertezas na engenharia de poço assume-se neste trabalho ser suficiente a composição de uma solução integrando a teoria da probabilidade tradicional, largamente usada com a presença de dados históricos, com a Teoria das Possibilidades para representação da informação incompleta. Desta forma, representam-se as incertezas aleatórias através de distribuições de probabilidades e as incertezas epistêmicas através de distribuições de possibilidades, cujos fundamentos estão relacionados com a Teoria da Evidência e as bases teóricas apresentadas a seguir buscando a sua integração através do princípio da invariância da incerteza (KLIR; FOLGER, 1998). Este princípio sugere que a quantidade de incerteza de uma teoria para outra deve ser preservada.

A incorporação de incertezas dentro de sistemas complexos tem sido objeto de diversos estudos, além de ser um tema de grande importância. A necessidade de incorporação destas incertezas aparece em diversos contextos, genericamente exibidos no Capítulo 2. Este modelo é composto de três elementos principais conforme indica a Figura 6.1: entradas, simulador e saídas. As entradas são compostas de todas as especificações necessárias para que o simulador produza um conjunto de saídas. O modelo considerado pode ser formalmente representado por $y = f(x)$, onde $x = [x_1 + \delta_1, x_2 + \delta_2, \dots, x_m + \delta]$ é o vetor de entradas, f corresponde ao simulador e $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ corresponde ao vetor de respostas do mesmo. Exemplos de entrada no sistema de interesse são: parâmetros representando características físicas no sistema (taxa de penetração da broca, velocidade de manobra da coluna de perfuração, etc.), condições iniciais e de contorno do sistema (poços que envolvam a aplicação de novas tecnologias ou práticas operacionais inovadoras) e descrição geométrica do sistema. De uma forma geral, as dimensões dos vetores x e y podem ser significativas dependendo do sistema. O simulador f , normalmente é dado por um código de computador e o custo da avaliação de f para um x específico pode ser alto. As entradas dos parâmetros x no simulador estão baseadas nas informações dadas sobre os parâmetros de interesse. Portanto, um ponto central é representar e agregar a informação relativa a estes parâmetros. A informação pode ser de diferentes tipos e de diversas fontes, incluindo-se medidas e opiniões de especialistas. A partir de uma representação e agregação da informação no vetor x , o vetor é propagado através do simulador f , que se assume ser determinística. Isto é, para o vetor

x se tem uma resposta y. Por outro lado, é importante avaliar a incerteza de y, quando se assume a representação e agregação de uma incerteza em x e a propagação desta representação através do simulador f.

Uma vez que os resultados são gerados é necessária a realização de uma análise de sensibilidade. Esta análise permitirá entender quais as relações entre as incertezas produzidas por x e aquelas incertezas produzidas no resultado y. A quantificação das incertezas nos parâmetros de entrada pode ser feita através de distribuições de probabilidade e inferência bayesiana para reduzir as incertezas dos parâmetros em x. Isto pode gerar experimentos complementares, dado que informações adicionais podem ser necessárias. Assim sendo, é fundamental para o bom desempenho do modelo, compreender adequadamente como representar, agregar e propagar as incertezas dos parâmetros, além de interpretar os resultados em particular.

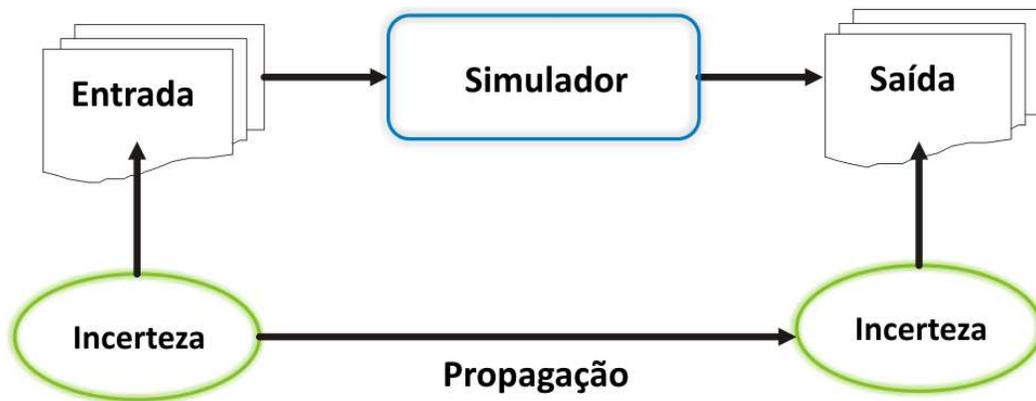


Figura 6.1 - Diagrama de componentes de um modelo

Atualmente, grande parte da indústria do petróleo tem tratado as incertezas de poço e suas estimativas de tempo e custos utilizando-se as distribuições de probabilidade, que representam somente um tipo de incerteza, as incertezas aleatórias. Desta forma, as incertezas associadas a cada parâmetro do modelo são descritas através de uma única distribuição de probabilidade. Entretanto, nem todas as incertezas podem ser objetivamente quantificadas na engenharia de poço, como é o caso da geologia. Estas incertezas são aleatórias e associadas a sistemas físicos ou ao ambiente, o que lhes dá um caráter de irreduzibilidade (isto é, não existem ações que podem ser desencadeadas para eliminar a incerteza). O outro tipo de incerteza, dito epistêmico, é aquele associado à falta de conhecimento de quantidades ou processos do sistema ou meio ambiente,

portanto passível de redução. São exemplos deste tipo de incerteza a falta de conhecimentos operacionais, de falhas de equipamentos, etc.

A metodologia apresentada tem o objetivo de representar estas incertezas aleatórias, bem como as incertezas epistêmicas, para uma estimativa de tempos operacionais de poços de petróleo mais confiável. Tendo como base as distribuições de probabilidades, são apresentadas alternativas de integração das tradicionais distribuições de probabilidade com as distribuições de possibilidades (números nebulosos) e propagadas através pelo princípio da extensão (ZADEH, 1978), mais simples do ponto de vista computacional.

A estimativa de tempos de poços complexos traz consigo diversas incertezas, principalmente de caráter geológico e tecnológico. Os atuais métodos de estimativas exploram a Teoria das Probabilidades e simulação de Monte Carlo, onde a distribuição de probabilidades dos diversos parâmetros é de fundamental importância. Ocorre que em poços complexos, onde a complexidade geológica se junta com as incertezas tecnológicas, a natureza repetitiva dos métodos atuais não se revela eficaz já que não existem dados disponíveis para modelar algumas incertezas. Outros determinantes dos tempos operacionais ainda podem ser modelados através da Teoria das Probabilidades. Desta forma, esta metodologia busca dar uma alternativa de integrar estimativas de tempos operacionais baseadas na Teoria das Probabilidades com aquelas fundamentadas na Teoria das Possibilidades, traduzindo no modelo uma abordagem mais próxima da realidade, contemplando um adequado tratamento para as incertezas nas estimativas de custos de poços complexos. O diagrama exibido na Figura 6.2 apresenta um roteiro para o tratamento dessas incertezas e as estimativas de tempos.

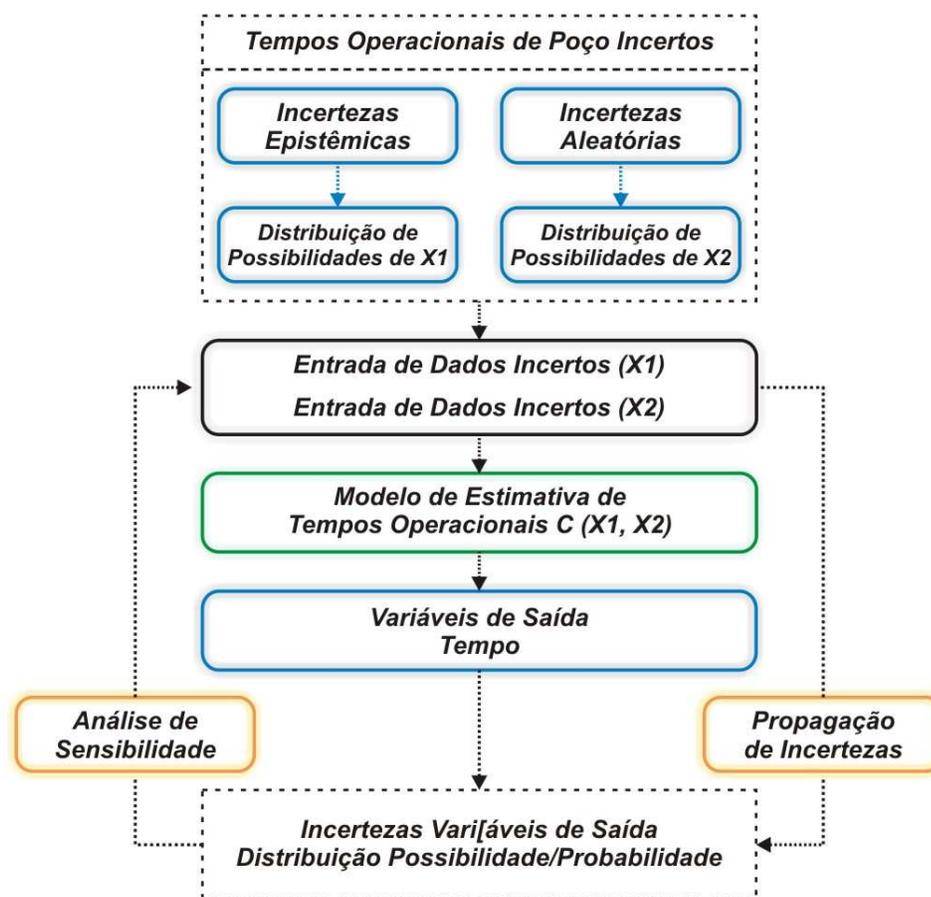


Figura 6.2 - Fluxograma do modelo desenvolvido para a estimativa de tempos operacionais

6.1. Etapa 1: Definição do Cenário de Aplicação

Os cenários alvos desta metodologia estão relacionados a poços complexos. Poços complexos são aqueles poços onde além das incertezas geológicas, comuns neste tipo de atividade, se associam incertezas decorrentes da implantação de novas tecnologias ou práticas operacionais não-convencionais. São exemplos destes cenários, poços exploratórios em águas profundas, poços exploratórios onde se aplicam tecnologias não-convencionais (tecnologia multilateral, completação inteligente, etc.) e poços profundos (terrestres ou marítimos). A Figura 6.3 apresenta um exemplo típico de um poço complexo: um poço multilateral perfurado em uma área remota de uma bacia terrestre, em ambiente geológico de grande heterogeneidade. Dentro de cada um destes cenários, persegue-se um desempenho de custo dentro do que foi planejado. Observa-se que neste tipo de cenário os tempos operacionais influenciam de maneira significativa o desempenho de custo. Desta forma, a variável a ser modelada será o tempo operacional, isto é, o tempo total das atividades necessárias para a construção do poço complexo.

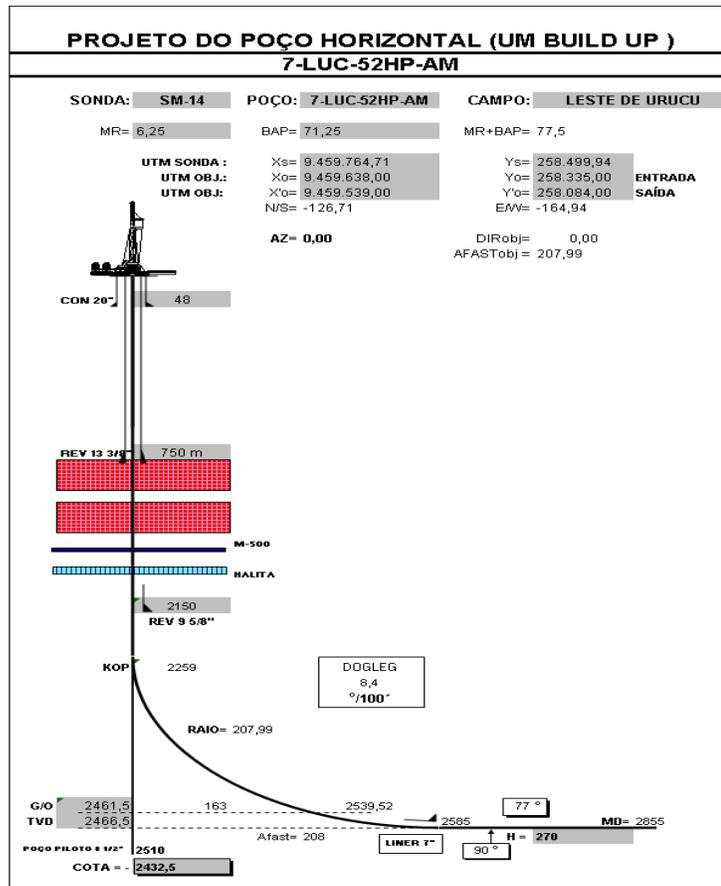


Figura 6.3 - Exemplo de dados de projeto de poço multilateral terrestre

6.2. Etapa 2: Seqüência de Atividades da Engenharia de Poço

Uma vez definido o cenário de aplicação e a partir das informações constantes do projeto do poço é definida a seqüência de atividades operacionais. Usualmente, a indústria adota a divisão por fases com sucessiva redução de diâmetro de revestimento (tipo telescópico), conforme apresentado na Figura 6.4 .

A atividade de perfurar envolve, não somente os tempos relativos aos avanços da broca, como também os tempos de manobras. Tempos de manobra referem-se aos tempos associados à descida e à retirada da broca no poço. O fator humano e a geologia do poço influenciam de maneira significativa nas operações de revestir e cimentar. Nesta etapa, ainda, são identificados os principais parâmetros de projeto básico do poço. Nela, entre outros dados, devem constar os dados de revestimento e cimentação, tipos de brocas, fluido de perfuração, profundidade de cada fase e tipo de sonda. Este conjunto de dados serve de referência para elaboração da seqüência operacional.

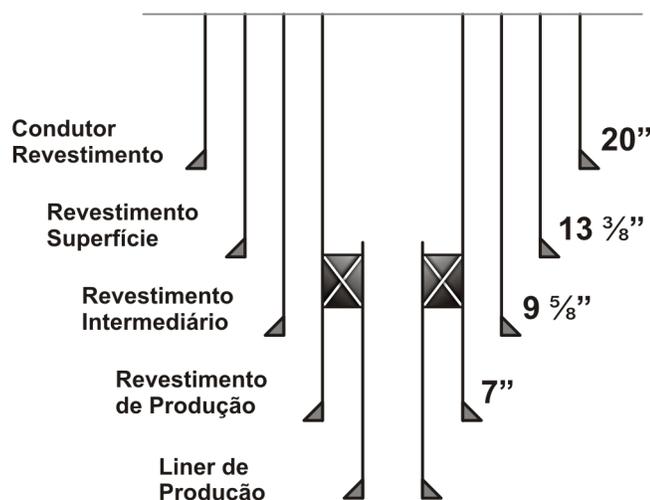


Figura 6.4 - Fases de um poço de petróleo

A Tabela 6.1 mostra um esquema padrão adotada pela maioria das operadoras para estimar os tempos. O poço é dividido em fases, de acordo com o diâmetro do poço, e estas fases em operações que sofrem poucas mudanças dentro de um mesmo cenário. As operações em cada uma das fases guardam algumas diferenças, dependendo das características da locação onde se está perfurando. Conforme exibido na Tabela 6.1, por exemplo, a fase 0 (zero) contabiliza a estimativa de dias referente à movimentação da plataforma. A fase 1, particular de alguns cenários marítimos, apresenta a estimativa de dias para a operação de jateamento e descida do condutor de 30 polegadas, necessária para a sustentação dos demais revestimentos do poço. A fase 2 inclui a estimativa de dias referentes às operações de perfurar, revestir e cimentar. Em alguns casos, a geologia solicita o corte de testemunhos, como está exibido nas fases 2 e 3. Por fim, a última fase exhibe as operações de perfurar, revestir e completar o poço. Completar o poço significa preparar o poço para produção e as operações variam de forma muito significativa, de acordo com as características do reservatório. Assim, as operações em bacias marítimas guardam muita semelhança nas operações, exceto se a plataforma é fixa ao invés de uma semi-submersível, por exemplo. Não existem grandes controvérsias nesta divisão de tarefas, dado o caráter repetitivo das geometrias de poços empregadas pela indústria.

Tabela 6.1 – Exemplo de tabela de operações e tempos de poço

FASE		OPERAÇÕES	DIAS
Fase 0	3,6	Movimentação da unidade	3
DTM		Preparando para perfurar	0,58
FASE 1	0,4	Jateamento de Revestimento	0,4
JAT 30"		Condutor 30"	
Fase 2	11,2	Perfuração	2,31
17 ½ "		Condicionamento de poço aberto	0,5
		Revestimento 13 ¾"	2,97
		Cimentação	1,08
		Descida de BOP	3,23
		Teste de BOP	0,33
		Preparando para perfurar	0,8
	41,5	Perfuração	12,5
Fase 3		Condicionamento de poço aberto	0,56
Piloto 12 ¼ "		Testemunhagem	15
		Perfilagem	7
		Revestimento 9 ⅝"	2,97
		Cimentação	0,53
		Teste de BOP	0,33
		Preparando para perfurar	2,59
Fase 4	44,4	Perfuração	25
8 ½ "		Condicionamento de poço aberto	2,41
		Testemunhagem	17
Total Perfuração			101,09
Avaliação	50,2	Perfilagem	10
		Liner 7"	3,15
		Cimentação	0,69
		Teste de BOP	0,33
		Avaliação	36
Abandono	5,9	Tampão de Abandono	3,31
		Retirada de BOP	2,61
Tempo Total Perfuração Exploratória			56,09
Tempo Total Perfuração/Completação			190,61

Com o avanço da tecnologia e o desafio de novas fronteiras em ambiente de alta complexidade, estas divisões operacionais não parecem tão óbvias. Por exemplo, a grande maioria dos poços eram poços verticais ou horizontais ou direcionais e as seqüências operacionais sempre guardaram muita semelhança. Mais recentemente, com o advento da tecnologia de conexão de poços, a indústria passou a projetar os poços multilaterais. Estes poços podem ter as mais diversas geometrias, conforme o objetivo a ser atingido, conforme mostrado na Figura 6.5. Estas geometrias diferentes levam a processos construtivos diferentes, que por sua vez

levam à divisão de tarefas diferentes, dificultando a utilização de dados históricos ou dados que possam ser correlacionados pela semelhança operacional.

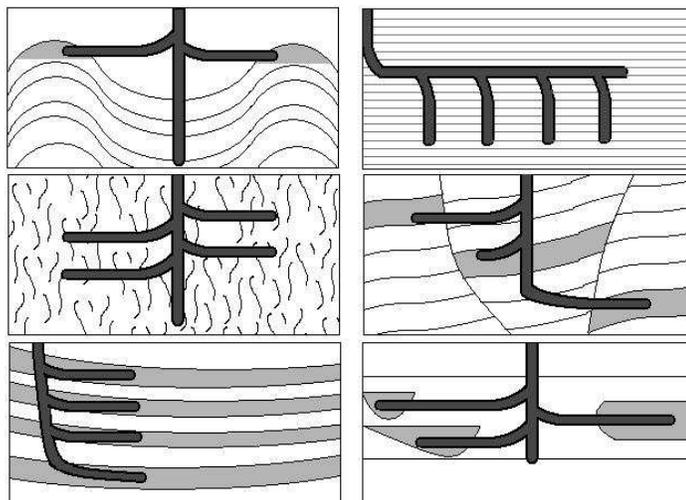


Figura 6.5 - Tipos de geometria de poço

6.3. Etapa 3: Análise de Tempos dos Processos

Nesta etapa são levantados os tempos das atividades de cada processo, quando disponíveis através de poços de correlação e/ou outra fonte. São identificadas às variáveis de entrada sem histórico de dados ou com dados insuficientes. Nesta etapa são separadas aquelas variáveis que serão modeladas pela probabilidade e aquelas que serão modeladas pela Teoria das Possibilidades.

Parâmetros cujo histórico de dados seja significativo, serão modelados através de distribuições de probabilidade. Neste caso, se enquadram a maioria das operações relacionadas ao desempenho operacional da equipe da sonda. Por exemplo, o tempo de manobra, que depende fundamentalmente da sonda e da equipe, com relativa independência das formações geológicas, pode ser modelado utilizando-se dados históricos de diferentes poços perfurados.

A Figura 6.6 mostra um exemplo de diagrama de influência que deve ser montado nesta etapa. Diagramas de influência permitem uma representação gráfica intuitiva de decisões, incertezas (representados por círculos) e objetivos (representados por losangos) e como estes elementos se influenciam, mutuamente. De maneira tradicional, as incertezas aparecem representadas através de círculo. Neste caso, adotam-se duas representações para as quantidades incertas. Um círculo representa aquelas quantidades com dados disponíveis e que permitam uma

representação através de distribuição de probabilidades, isto é, as incertezas aleatórias. Dois círculos indicam incertezas epistêmicas e representam aquelas quantidades incertas, onde existe ausência parcial de dados e que neste caso serão representadas por distribuições de possibilidades ou números nebulosos.

Uma vez identificadas às incertezas aleatórias e epistêmicas descritas anteriormente, procede-se com a etapa de modelagem de cada uma delas.

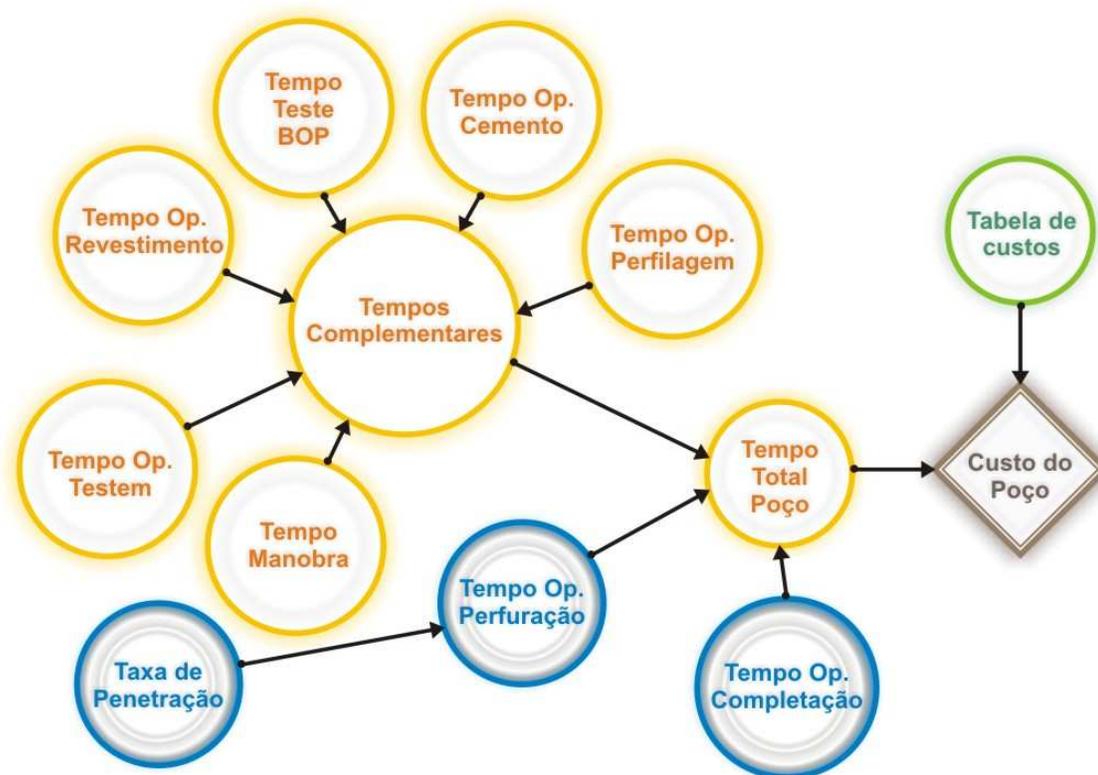


Figura 6.6 - Exemplo de diagrama de influência para identificação de incertezas

6.4. Etapa 4: Modelagem das Incertezas Aleatórias

Baseado na divisão das etapas do poço da etapa anterior e na elaboração do diagrama de influência, as incertezas aleatórias serão modeladas por intermédio de distribuições de probabilidade, uma vez que existem dados disponíveis para tal fim. Admite-se que aquelas variáveis aleatórias, ou de conhecimento irreduzível, serão adequadamente modeladas através de distribuições de probabilidades no seu sentido mais tradicional ou clássico. A partir de um histograma com os dados existentes, será gerada a distribuição de probabilidade. Variáveis

aleatórias típicas são os tempos de manobra e tempos de descida de revestimento. O tempo de manobra depende basicamente do desempenho humano e do tipo de equipamento que está sendo utilizado. Em sondas onde existe um maior grau de automação pode-se apresentar diferenças significativas em relação a outras sondas menos automatizadas. Por outro lado, a utilização de uma mesma sonda, fato mais comum no desenvolvimento do campo, permite fazer uma comparação mais confiável. Usualmente, as operações dentro do revestimento também podem ser comparadas dentro de um número maior de poços, dada à independência de fatores geológicos. O tempo de movimentação de sonda também pode ser modelado através de distribuições de probabilidades, embora alguma incerteza possa ser atribuída às condições climáticas, fator de relevância em operações marítimas. A operação de cimentação também pode ser modelada de maneira aleatória, dado que aspectos repetitivos estão presentes. As operações acima citadas tratam tanto de operações terrestres como das operações marítimas. Porém, em alguns casos opta-se por uma alternativa não probabilística em função de características específicas do poço, principalmente se o poço for exploratório.

Um divisor fundamental na estimativa de incertezas dos parâmetros para estimativa de tempos e custos de poços é o estágio de exploração da jazida. Se a comparação é feita na fase de desenvolvimento e dependendo-se das características da geologia, a operação de perfuração poderá ser modelada através de distribuições de probabilidade. Porém na fase exploratória, a ausência de conhecimento é objetiva, portanto devem-se buscar alternativas para modelar incertezas, neste caso a Teoria das Possibilidades.

6.5. Etapa 5: Modelagem das Incertezas Epistêmicas

Aquelas variáveis onde não estão disponíveis dados históricos serão tratadas através de distribuições de possibilidades. Usualmente, poços com introdução de novas tecnologias ou em áreas exploratórias não dispõem de dados históricos. Novas tecnologias trazem consigo aplicações inovadoras no ambiente operacional, portanto com dados históricos limitados onde a especialização do conhecimento não existe, dado que no instante de sua aplicação está em construção o aprendizado.

Da mesma forma, a perfuração de fronteiras exploratórias, com nível reduzido de conhecimento (exceto pelos dados sísmicos) a construção de um aprendizado da bacia está ocorrendo. Em ambos os casos, depara-se com um ambiente de grandes incertezas em função da

ausência de conhecimento ou conhecimento parcial. Dentro de uma perspectiva tecnológica, as construções de poços multilaterais em horizontes profundos trazem um caráter inovador, dentro de um ambiente geológico também pouco conhecido. Conseqüentemente, a previsibilidade de taxas de penetração das brocas, que afetam de forma significativa o tempo de sonda, pode afetar o planejamento global do poço.

Desta forma, as etapas de perfuração de horizontes exploratórios precisam ser representadas à luz de intervalos de tempo e devem ser produtos de considerações qualitativas de especialistas. A representação destas informações se dará através de distribuições de possibilidades, que serão representados através função de pertinência triangular.

6.6. Etapa 6: Composição do Tempo Total do Poço

Nesta etapa serão feitas as conversões das distribuições probabilísticas para distribuições possibilísticas, de acordo com o método proposto por Klir (1995), conforme apresentado anteriormente. As distribuições probabilísticas são transformadas em distribuições de possibilidade para promover a integração das incertezas em um único enquadramento teórico, isto é, através de distribuição de possibilidades.

O tempo total do poço é calculado através do princípio da extensão (ZADEH, 1978). Este método trabalha sobre a análise de intervalos e a discretização do domínio dos valores da função de pertinência, ao invés da discretização no domínio das variáveis. Ele corresponde à soma de números nebulosos, resultando-se em uma função de pertinência total.

Nesta etapa, também são definidos os custos unitários dos diversos serviços, materiais e recursos humanos utilizados nos processos de engenharia de poço. Com base nos custos unitários e tempos operacionais, compõe-se o custo total do poço, que não é objeto deste estudo.

6.7. Fluxograma para Estimativa de Tempos Operacionais de Poço

A Figura 6.7 ilustra as etapas da metodologia para estimativa de tempos e custos de poços.

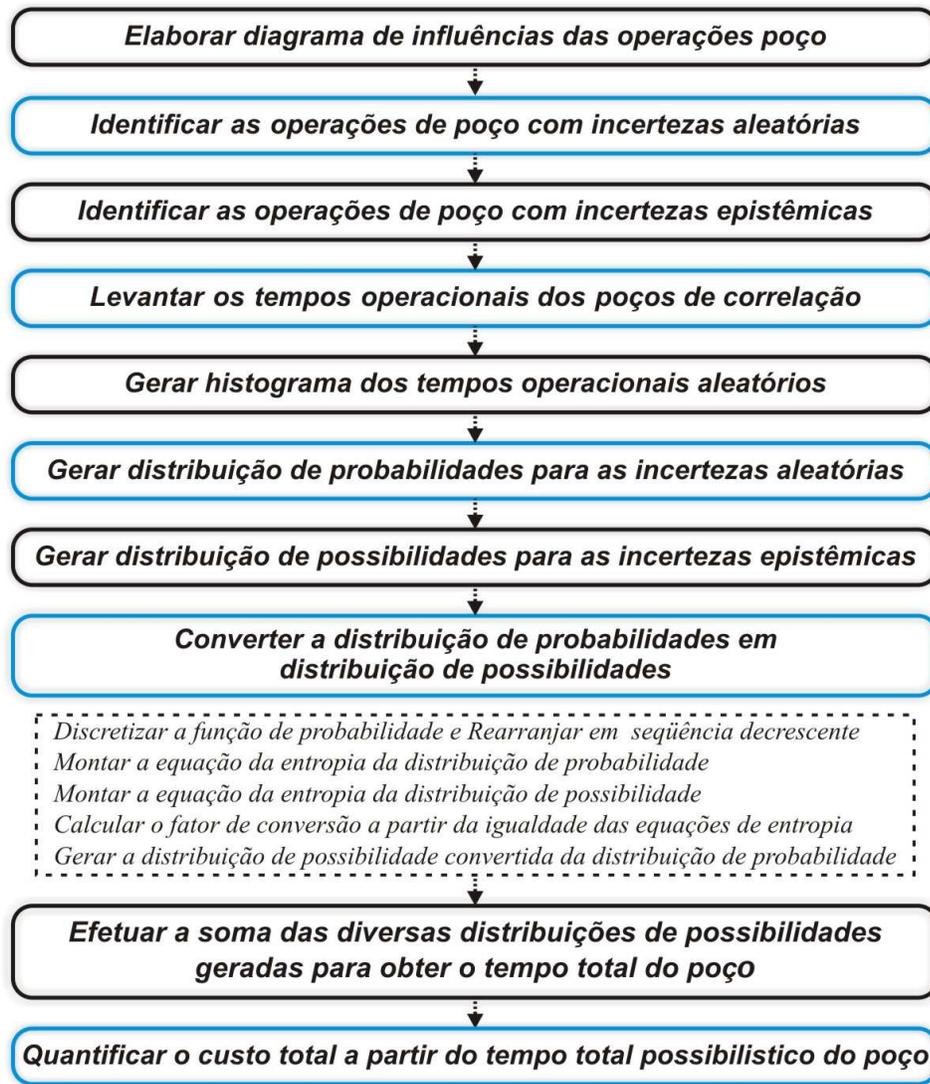


Figura 6.7 - Fluxograma da metodologia de estimativa de tempos e custos de poços

Com esta metodologia, espera-se acrescentar uma alternativa para a estimativa de tempos e custos de poços de sorte a ser aplicada de acordo com a complexidade dos campos de petróleo. A Figura 6.8 exhibe uma evolução dos sistemas quanto ao tratamento das incertezas e sua relação com os fatores geológicos e tecnológicos. A proposta desta metodologia busca equacionar o tratamento das medidas de incertezas pela combinação de uma medida de probabilidade com medida de possibilidade, incorporadas em um modelo híbrido, onde o resultado final é uma distribuição de possibilidade.

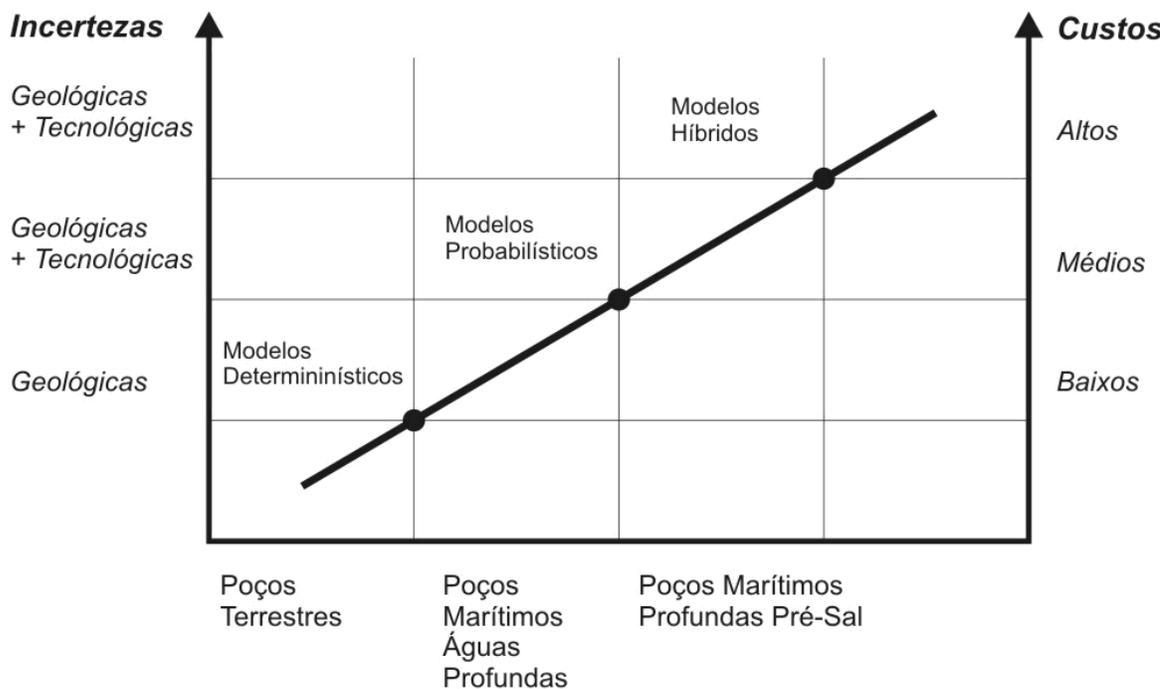


Figura 6.8 - Evolução de modelos de medidas de incertezas

Os poços exploratórios constituem uma excelente opção para aplicação desta metodologia dado que, objetivamente, não existem informações preliminares, pelo menos no que diz respeito às informações de geologia. Ou ainda, em alguns casos a presença de informações geológicas provenientes da sísmica, que dependendo da área, traz consigo um significativo aporte de incertezas. Outros cenários, relativos à inclusão de novas tecnologias ou práticas operacionais inovadoras também constituem um excelente oportunidade para aplicação desta metodologia, pois não trazem consigo um histórico operacional que possa servir de base para modelar as distribuições de probabilidade e adotar soluções clássicas de simulação de Monte Carlo.

Cenários de poços de desenvolvimento em campos de águas profundas, combinados com ambiente geológico heterogêneo, também se adaptam bem a esta metodologia e resultados de sua aplicação em poços offshore de águas profundas serão apresentados no capítulo a seguir.

7. RESULTADOS DA METODOLOGIA

Inicialmente apresentam-se, de forma detalhada, todas as etapas da aplicação da metodologia no campo MLS com o objetivo de permitir a sua plena compreensão. Na sequência é feita uma comparação entre a metodologia que emprega a abordagem probabilística, estado da arte atual, com a metodologia híbrida proposta neste trabalho de pesquisa. Depois são apresentados somente os resultados e respectivas análises de aplicações nos campos offshore da Bacia de Campos, aqui denominados RO, ML, MLL e ALB. Por fim, o capítulo de resultados se encerra com a apresentação de um estudo de caso de aplicação em poço multilateral.

7.1. Aplicação campo MLS

Para efeito de aplicação da metodologia foi selecionada a fase 3 de perfuração, tendo em vista sua complexidade operacional, conforme pode ser visto no conjunto de operações exibidas no Anexo 1. Esta fase 3 abrange a perfuração da penúltima fase do poço, isto é, a fase que antecede a perfuração dentro do reservatório. Os trabalhos complementares para a fase 3, neste caso de poços em águas profundas, envolvem entre outras operações, a descida do BOP (*blowout preventer*) e do *riser*, além da descida de revestimento e cimentação. As profundidades finais medidas variaram entre 3390m e 3690m, em lâmina de água ao redor de 1000 m. De acordo com a metodologia proposta, foi feito um diagrama de influência, exibido na Figura 7.1, para esta classificação das incertezas identificadas no cenário em questão. As incertezas aleatórias foram associadas às operações complementares (manobras, revestimento, cimentação, operações de montagem de BOP). As incertezas das operações de perfuração, em virtude da ausência parcial de informações sobre as rochas a serem perfuradas, foram classificadas como incertezas epistêmicas.

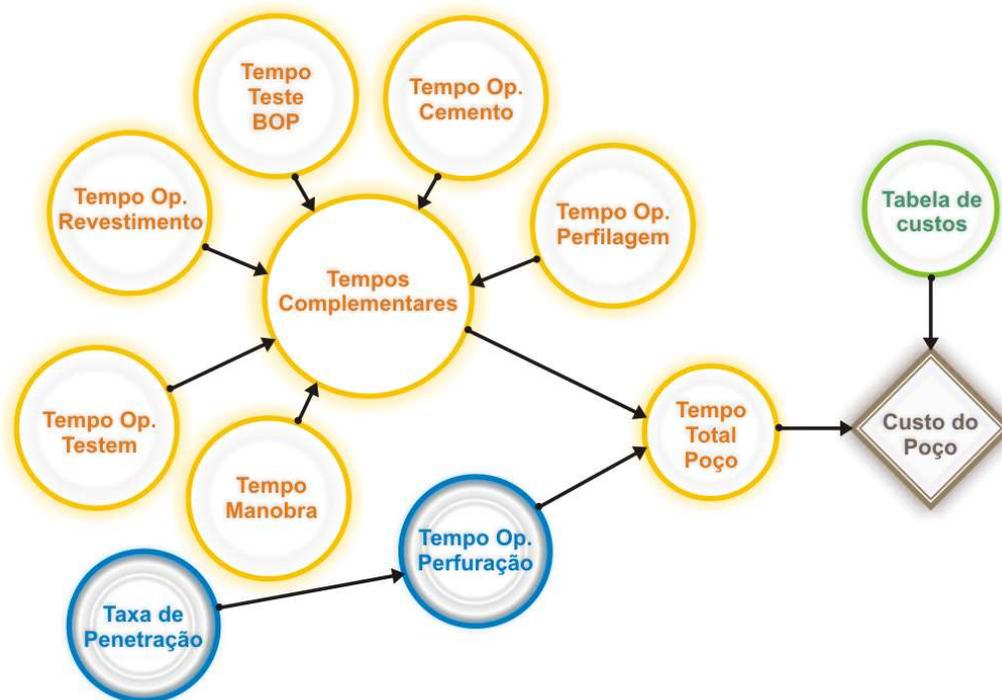


Figura 7.1 - Diagrama de influência – tempos de operações

Foram utilizados dados de 7 poços horizontais do campo de MLS, na bacia de Campos, para as estimativas de taxa de penetração, com o objetivo de representar uma área da bacia onde poucas informações prévias estão disponíveis. A Tabela 7.1 apresenta os tempos associados às atividades de perfuração (Tperf). As atividades complementares que englobam as demais operações (revestir, cimentar, manobrar, etc.) são associadas aos tempos consumidos em cada um dos poços, dados a partir de uma base de todos os poços do campo offshore MLS.

Tabela 7.1 - Extrato de dados de tempos operacionais de perfuração

OPERAÇÃO	MLS-31H	MLS-32H	MLS-95H	MLS-106H	MLS-107H	MLS-131H	MLS-33H
T Perfuração (horas)	49,5	103	159	150	213	136	135

A modelagem das incertezas aleatórias foi realizada por intermédio de distribuições de probabilidades e associadas aos tempos de trabalhos complementares. Com base nestes dados obtidos a partir do banco de dados da Petrobras, exibidos na Tabela 7.5, foi gerado o histograma e através do software @ Risk gerada a distribuição de probabilidade, exibida na Figura 7.2.

Este histograma exibe a frequência de distribuição dos tempos complementares da amostra de poços do campo de Marlim Sul utilizados nesta aplicação. Os tempos complementares referem-se àqueles tempos representativos de operações que não estão associados a avanços da profundidade do poço. Estas operações foram selecionadas para cada poço, a partir do conjunto de operações total da fase, conforme mostrado no Anexo 1. Como anteriormente mencionado, são exemplos de operações complementares a descida de revestimento, descida de BOP e descida de coluna para perfurar. Poderiam ser usados dados de outros poços da mesma bacia porque as operações têm perfil semelhante. O tempo de manuseio e descida das juntas de revestimentos genericamente pode depender somente do tipo de sonda e da experiência do pessoal, o que permitiria incluir dados de poços de correlação e outros poços onde a sonda operou. Desta forma, outra base de dados poderia ter sido usada, minimizando-se os efeitos de uma pequena amostra de dados. Com a presença de uma amostra significativa de dados, a modelagem através de distribuição de probabilidade torna-se possível e está representada na Figura 7.2.

Esta premissa de se utilizar a base de dados integral já não é possível nas atividades de perfuração, em função das incertezas geológicas. Portanto, para esta modelagem deve-se utilizar a premissa de existência de dados parciais, indicando a abordagem através de incertezas epistêmicas e representação com distribuição de possibilidades.

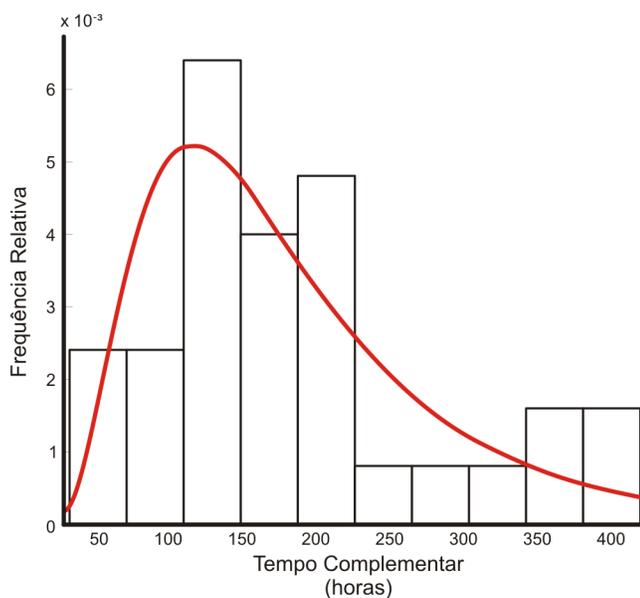


Figura 7.2 - Distribuição de probabilidades dos tempos atividades complementares

O histograma dos tempos atividades complementares (montado a partir de dados discretos) foi convertido em uma distribuição de probabilidade da Figura 7.2, a partir do tratamento contínuo dado à variável tempo de atividades complementares. De forma simplificada, pode-se indicar que a partir de um histograma de probabilidade, cuja soma da área de cada retângulo seja igual a um, e a progressiva redução da escala a curva vermelha mostrada na Figura 7.2 terá sua área sob a curva igual um, especificando-se uma distribuição contínua.

A modelagem das incertezas epistêmicas, ou seja, onde existe ausência parcial de dados com respeito à atividade de perfuração estará representada através de um número nebuloso, onde será adotada a distribuição triangular, uma das três representações sugeridas no Capítulo 4. Embora existam diversas alternativas para a construção da função de pertinência (ROSS, 1995), adota-se a função triangular em função de sua simplicidade. Os limites para esta função foram estabelecidos pela inequação de Chebyshev, conforme proposto por Dubois (2004) e outros.

A função triangular da Figura 7.3 resultou das fronteiras estabelecidas através da inequação de Chebyshev. Esta inequação considera que a função triangular é simétrica e os valores calculados a partir dos dados da Tabela 7.1 (descartando-se os extremos) resultaram em uma média de 134,6 e desvio-padrão de 21,9. Com base nestes dados e considerando-se os fundamentos apresentados, a distribuição de possibilidade triangular é obtida a partir dos limites da inequação de Chebyshev (Dubois, 2004) resultando na representação do número nebuloso triangular apresentado na Figura 7.3, obtido a partir das retas que tangenciam a função hiperbólica e cortam o ponto com coordenada $x = 134,6$ e $y = 1$.

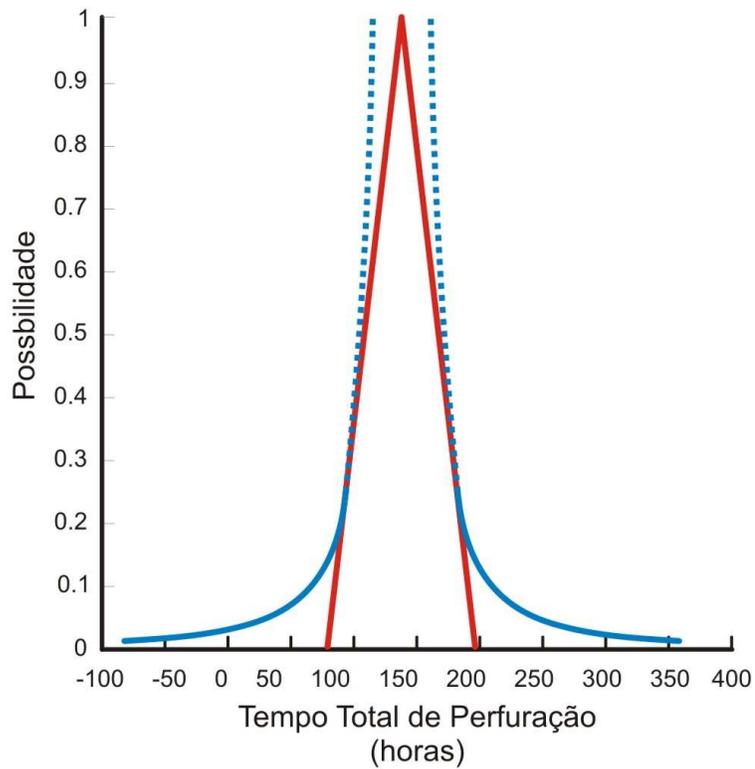


Figura 7.3 - Distribuição de possibilidade triangular atividade de perfuração

Uma vez que as incertezas aleatórias (distribuição de probabilidade) e as incertezas epistêmicas (distribuição de possibilidade) estão representadas, a próxima etapa é a conversão das incertezas aleatórias em uma distribuição de possibilidade, tornando possível associar o tempo total do poço com as incertezas. Para tanto, torna-se necessário a discretização da distribuição de probabilidade, como parte do método proposto por Klir e Folger (1998), descrito no Capítulo 5, cujo resultado é apresentado na Figura 7.4.

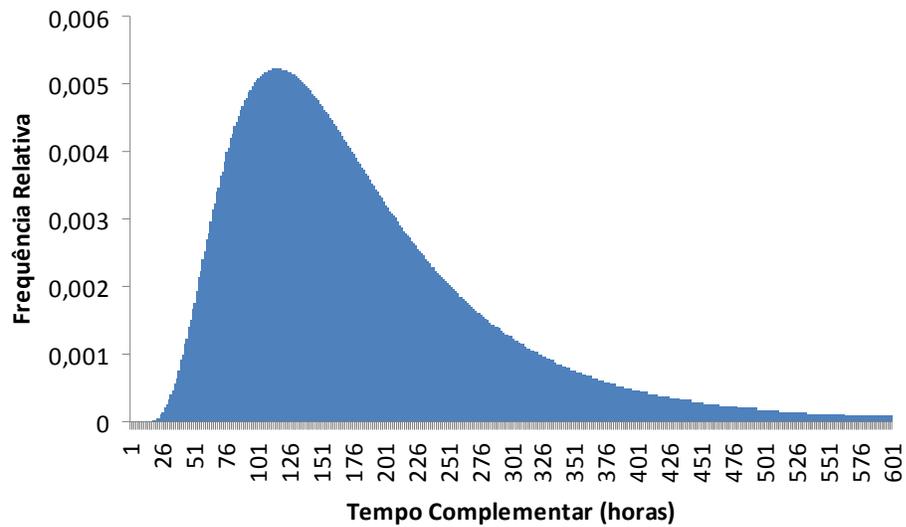


Figura 7.4 - Distribuição de probabilidades da atividade complementares discretizada

Este vetor de probabilidades é rearranjado de forma que as probabilidades se encontrem em uma seqüência decrescente, de acordo com o princípio da consistência apresentado em Delgado (1987). Esta operação resulta em um vetor desordenado dos valores dos parâmetros. Este rearranjo está exibido na Figura 7.5.

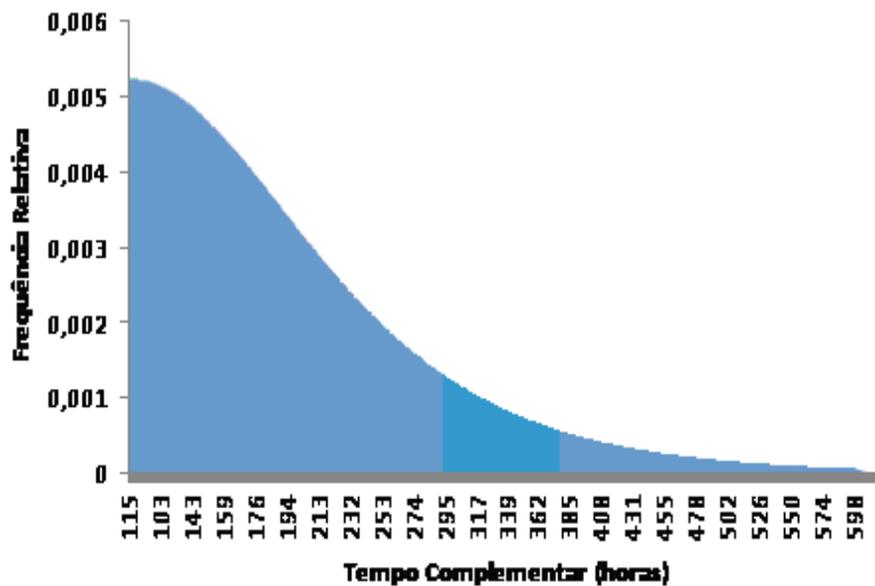


Figura 7.5 - Vetor ordenado em seqüência não-crescente

A partir da distribuição de probabilidade dos tempos complementares (p_i , já obtidos a partir da discretização) obtém-se a distribuição de possibilidade equivalente. Isto é feito considerando-se que as entropias da distribuição de probabilidade, dadas pela Equação 7.1 (cujos resultados do exemplo estão na Tabela 7.2):

$$H(p) = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (7.1)$$

é igual à entropia da distribuição de possibilidade apresentada pelas Equações 7.2:

$$NS(r) = -\sum_{i=2}^n (r_i - r_{i+1}) \log_2 \frac{i^2}{\sum_{j=1}^i r_j} \quad (7.2)$$

A equação 7.3 apresenta a igualdade das medidas de incertezas:

$$H(p) = NS(r) \quad (7.3)$$

E, combinando com a relação de transformação proposto por Geer&Klir (1992), $r = \left(\frac{p_i}{p_1}\right)^\theta$,

calcula-se o fator de conversão θ , da distribuição de probabilidade para a distribuição de possibilidade. Substituindo-se na Equação 7.3 o resultado da entropia $H(p)$, exibido na Equação 7.1 e substituindo-se, também, $NS(r)$ pela Equação 7.2 onde $r = \left(\frac{p_i}{p_1}\right)^\theta$ tem-se somente que calcular o valor de θ , dado que p_i e p_1 são conhecidos. A Tabela 7.2 apresenta um extrato dos pontos p_i .

Tabela 7.2 - Extrato da entropia da distribuição de probabilidade H(p)

Posição	p_i	$\log_2 p_i$	$p_i \cdot \log_2 p_i$
103	0,005132	-7,60638	-0,03903
129	0,005122	-7,60917	-0,03897
102	0,005114	-7,61142	-0,03892
130	0,005107	-7,61332	-0,03888
101	0,005094	-7,61695	-0,03888
131	0,005091	-7,6177	-0,03879
132	0,005075	-7,62232	-0,03868
100	0,005073	-7,62298	-0,03867
133	0,005058	-7,62715	-0,03858
99	0,00505	-7,62953	-0,03853
134	0,005041	-7,63221	-0,03847
98	0,005025	-7,6366	-0,03838
135	0,005022	-7,63747	-0,03836
136	0,005003	-7,64294	-0,03824

Para esta aplicação, a resolução da equação foi feita através do software MATLAB, que resultou em um fator de conversão $\theta = 0.422$. Com este fator de conversão e observando-se a relação $r = \left(\frac{p_i}{p_1}\right)^\theta$, gera-se o vetor de possibilidades (Tabela 7.3), que ordenado produz a distribuição de possibilidade, exibida na Figura 7.6.

Tabela 7.3 - Distribuição de possibilidade do tempo total (extrato)

TTotal	r
110	0,998722
111	0,999193
112	0,999554
113	0,999807
114	0,999954
115	1
116	0,999946
117	0,999795
118	0,999549
119	0,999211
120	0,998783
121	0,998268
122	0,997668

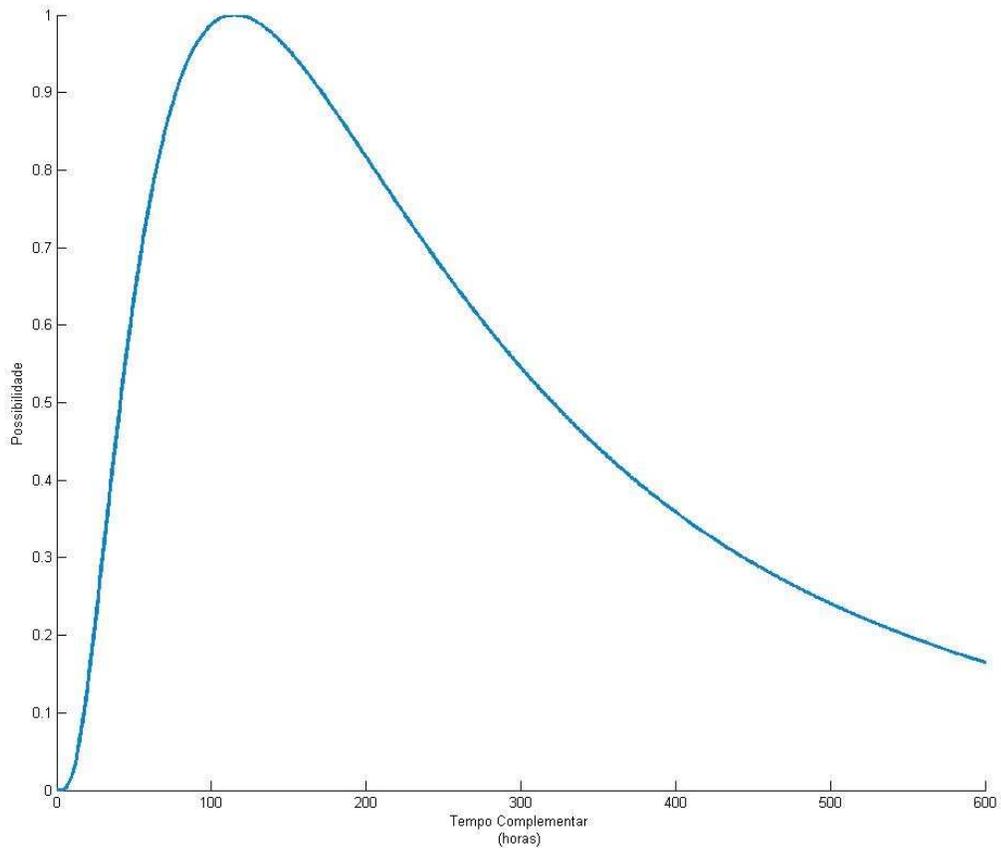


Figura 7.6 - Distribuição de possibilidade dos tempos complementares

Neste ponto, tem-se a distribuição de possibilidade dos tempos complementares (Figura 7.6) e a distribuição de possibilidade dos tempos de perfuração (Figura 7.3). A Figura 7.6 mostra a distribuição de possibilidade para o intervalo de tempo discretizado e foi obtida a partir da transformação distribuição de probabilidade construída com base nos dados das atividades complementares do campo MLS. Neste gráfico, acredita-se como valor mais possível, 115 horas ($r(115)=1$), para as atividades complementares e o grau de possibilidade $r(24,11)=0,2$ mostra que é menos plausível a ocorrência destes tempos.

A soma do tempo total do poço será dada pela soma das duas distribuições de possibilidades com os resultados finais na Figura 7.7. Conforme descrito no Capítulo 4, ambas as distribuições de possibilidades (tempo de atividades complementares e tempo de perfuração) podem ser consideradas números nebulosos, pois atendem a condição normal e convexidade (alfa-corte paralelo ao eixo horizontal).

Portanto, os tempos de perfuração e de trabalhos complementares podem ser representados através de “alfa-cortes”, conforme o princípio da resolução (ZADEH, 1978) e estão mostrados nas colunas *Fuzzy Perf* e *Fuzzy TC* da Tabela 7.4. Pode-se observar que para um valor de $\alpha = 0,9$, a soma dos tempos das atividades complementares com os tempos de perfuração é obtida através da soma dos tempos mínimos de cada parcela ($128,94 + 77,08 = 206,02$) e a soma dos tempos máximos ($140,63 + 171,43 = 312,06$). A soma dos números nebulosos dos tempos de perfuração (mínimos/máximos) e atividades complementares (mínimos/máximos) para os três alfa-cortes selecionados, isto é, o tempo total nebuloso (mínimos/máximos) está representado na coluna 3 (“Soma”) e a correspondente distribuição de possibilidades exibida, construída a partir dos respectivos pares de pontos (T_p+T_c Min, alfa-corte) e (T_p+T_c Max, alfa-corte) da coluna Soma na Tabela 7.4.

Tabela 7.4 - Soma de números nebulosos de perfuração e TC

α Corte	Fuzzy Perf		Fuzzy TC		Soma	
	Tperf Min	Tperf Max	T _c Min	T _c Max	(T _p +T _c)Min	(T _p +T _c)Max
0,2	87,88	181,56	24,11	548,15	111,99	729,71
0,3	93,85	175,72	29,77	443,87	123,62	619,59
0,4	99,70	169,87	35,37	373,58	135,07	543,45
0,5	105,54	164,02	41,24	320,42	146,78	484,44
0,6	111,39	158,18	47,68	277,14	159,07	435,32
0,7	117,24	152,33	55,10	239,81	172,34	392,14
0,8	123,09	146,48	64,26	205,64	187,35	352,12
0,9	128,94	140,63	77,08	171,43	206,02	312,06
1	134,60	134,60	115,00	115,00	249,60	249,60

A Figura 7.7 apresenta o resultado final da soma dos tempos de perfuração e dos tempos de trabalhos complementares sob a forma de distribuição de possibilidades. A curva final foi gerada a partir da composição dos pontos obtidos pela Tabela 7.4, sendo o tempo mais plausível de ocorrer igual 249,60 horas, embora também sejam bastante plausíveis (grau de possibilidade de 0.60) o tempo total oscilar entre o limite mínimo de 159,07 h e o limite máximo de 435,32 h. Observa-se que existe pouca assimetria entre os dados do tempo de perfuração e o tempo das atividades complementares. De um ponto de vista de planejamento, mostra-se que esta baixa assimetria deixa espaço para atuação sobre as incertezas epistêmicas, isto é, aquelas relacionadas ao sistema, e, portanto, com possibilidade de redução através de ações técnico-gerenciais.

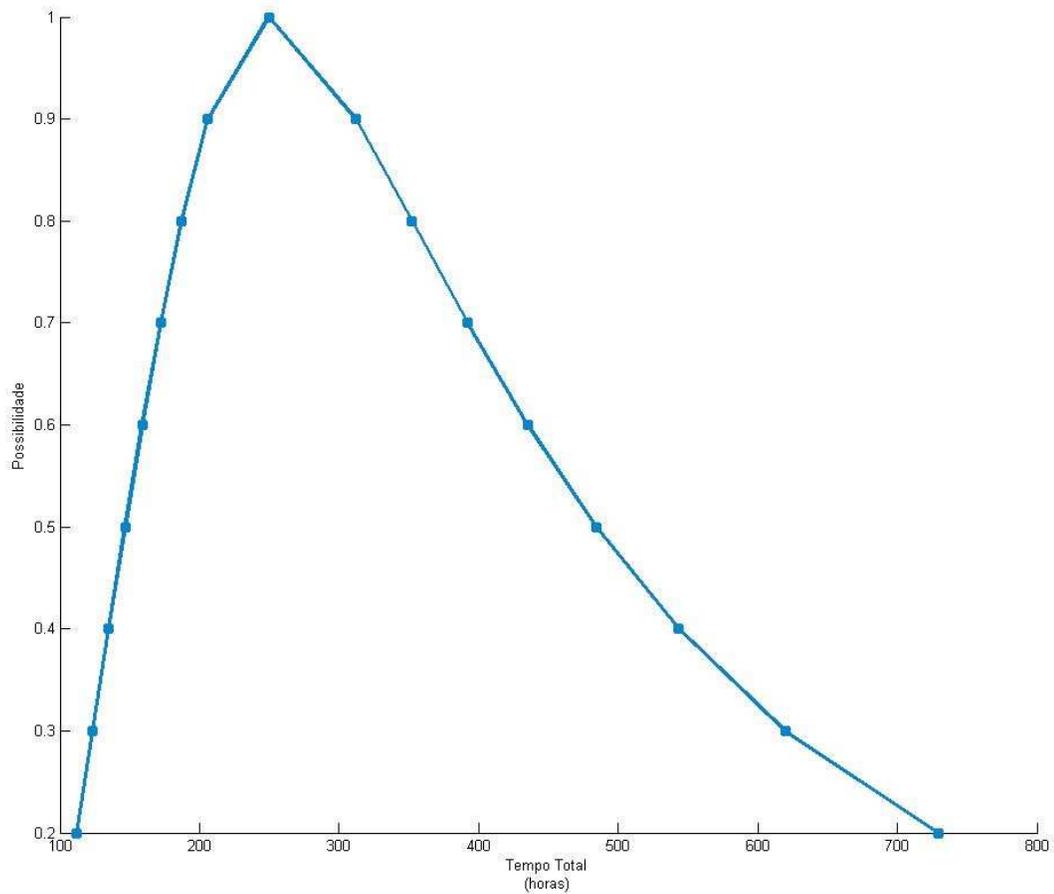


Figura 7.7 - Distribuição de possibilidade do tempo total do poço-exemplo

O cálculo do custo total do poço, não foi objeto desta aplicação, mas pode ser obtido através da utilização da AFE, descrito no Capítulo 2 combinando para cada item a opção de distribuição de probabilidade (incertezas aleatórias) ou a distribuição de possibilidade (incertezas epistêmicas) e fazendo a simulação segundo o princípio da extensão (ZADEH, 1978) ao invés da utilização da simulação de Monte Carlo. É fácil perceber, através do cálculo do tempo de perfuração e do tempo de trabalhos complementares, que a geração do custo total do poço pode ser obtida pelo manuseio de quantidades que dependem de cada cenário e de tabelas de preços de serviços e equipamentos, e, como dito anteriormente, não serão aqui explorados.

7.2. Comparação do modelo probabilístico com o modelo híbrido

A distribuição de possibilidade do tempo total do poço, obtida no capítulo anterior e representada na Figura 7.7, pode ser confrontada com uma distribuição total de possibilidade,

resultante da conversão da distribuição de probabilidade total em distribuição de possibilidade total (mostrada na Figura 7.8) obtida com os dados do tempo total de poço, isto é, a soma dos tempos de perfuração e atividades complementares. Estes dados foram obtidos a partir da base de dados de poços de MLS, exibidas na Tabela 7.5, que contém os tempos de perfuração trabalhos complementares e o tempo total de 32 poços no campo MLS.

Tabela 7.5 - Dados de poços do campo MLS

Poço	TC	Tperf	Total	Poço	TC	Tperf	Total
MLS01	122	31,5	153,5	MLS17	130	138,5	268,5
MLS02	135,5	134	269,5	MLS18	111,5	239	350,5
MLS03	202	106	308	MLS19	199,5	106,5	306
MLS04	175	115	290	MLS20	186,5	129,5	316
MLS05	243	135	378	MLS21	206	133,5	339,5
MLS06	153,5	153	306,5	MLS22	67	164	231
MLS07	365	266	631	MLS23	66,5	137,5	204
MLS08	88	100	188	MLS24	93,5	112	205,5
MLS09	155	142,5	297,5	MLS25	382,5	88,5	471
MLS10	79	267	346	MLS26	174,5	255,5	430
MLS11	139,5	121,5	261	MLS27	216	313	529
MLS12	274,5	74,5	349	MLS28	117,5	288	405,5
MLS13	128	135,5	263,5	MLS29	391,5	103,5	495
MLS14	164,5	70,5	235	MLS30	203,5	258,5	462
MLS15	32,5	60,5	93	MLS31	333	200	533
MLS16	143,5	520	663,5	MLS32	359,5	101,5	461

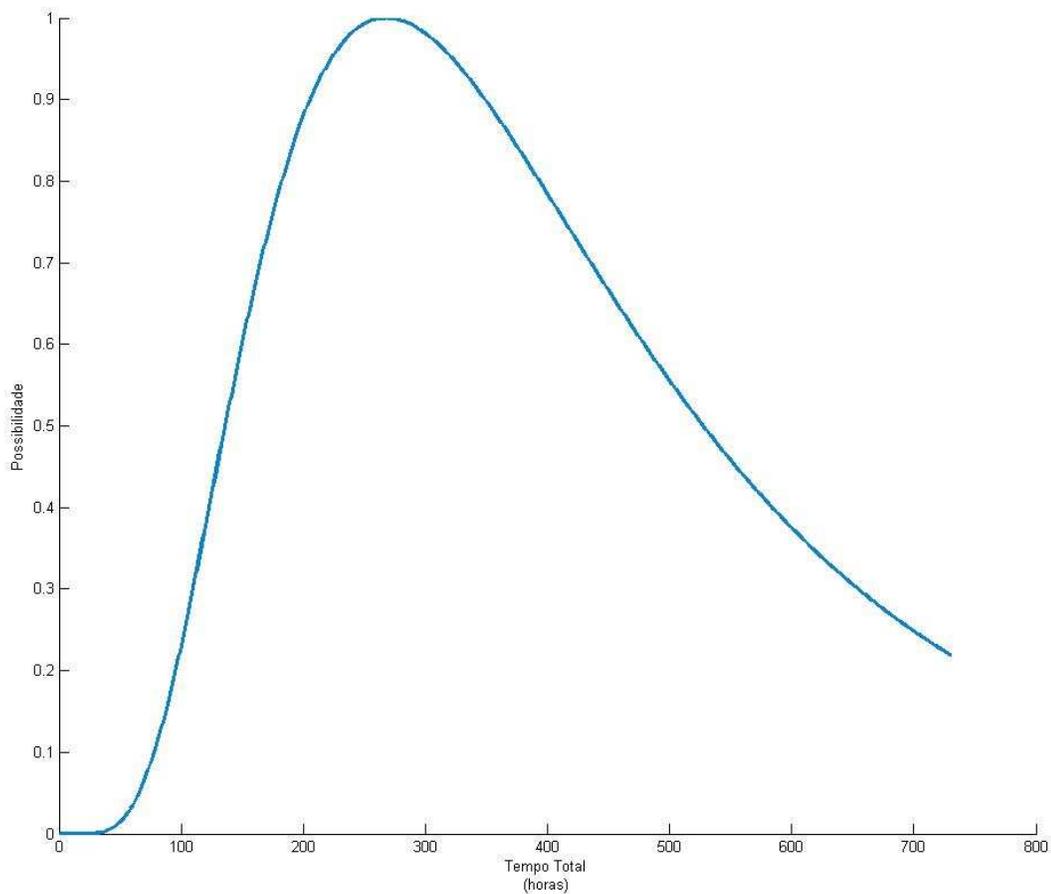


Figura 7.8 - Distribuição de possibilidade do tempo total (convertida da distribuição de probabilidade)

O tempo total normalmente utilizado na indústria é resultante de simulação de Monte Carlo (onde aos parâmetros são atribuídas distribuições de probabilidades) gerando a distribuição de probabilidade do tempo total de perfuração, conforme apontado na revisão bibliográfica (ZOLLER; PATERSON, 2004; REED; AIME, 1971; SONATRACH, 2007). A abordagem estocástica, como colocado anteriormente, já constitui um avanço em relação às demais abordagens apresentadas no Capítulo 2, de cunho determinístico, ou baseadas em indicadores com significativa base de dados.

A Figura 7.8 apresenta a conversão do tempo total (soma dos tempos de perfuração com os tempos de operações complementares), obtido nos moldes tradicionais da indústria (distribuição de probabilidade) em uma distribuição de possibilidade. A partir da base de dados dos poços do campo MLS e considerando o tempo total de cada poço foi gerada uma distribuição de

probabilidade lognormal. A partir desta, foi feita a sua conversão para uma distribuição de possibilidade com base no método híbrido, proposto anteriormente.

Quando se compara as distribuições de possibilidade da Figura 7.7 com a distribuição de possibilidade da Figura 7.8, observa-se que a diferença é explicada pelas premissas adotadas para o tempo de perfuração. Na Figura 7.7 foi considerado um tempo de perfuração a partir de poços mais próximos (07 poços), ao passo que na Figura 7.8 foram considerados indistintamente o tempo de perfuração das amostras dos poços do campo, exibidos na Tabela 7.5.

Este resultado mostra que a modelagem do modelo probabilístico-possibilístico, onde as incertezas epistêmicas e aleatórias podem ser separadas, apresenta mais flexibilidade para modelagem das incertezas do que aqueles adotados pela abordagem probabilística, pois permite a individualização de tempos operacionais e o tratamento com modelo diferente do probabilístico.

7.3. Aplicações em outros campos offshore

A metodologia apresentada no item anterior teve a finalidade de explicitar, de forma didática, todos os passos da modelagem de incertezas com abordagem probabilística-possibilística. Os próximos resultados são produtos da aplicação desenvolvida com o MATLAB, cujos resultados serão apresentados a seguir. A aplicação em MATLAB tem como dados de entrada um arquivo em Excel e entradas diretas por parte do usuário. O arquivo Excel contém os dados referentes aos tempos complementares a partir do qual é gerada a distribuição de probabilidade, também dentro do MATLAB. Com as distribuições de possibilidade triangulares, que representam os dados dos tempos de perfuração com incertezas epistêmicas, e a conversão em distribuição de possibilidade dos dados de trabalhos complementares representados por distribuição de probabilidade foi gerada a distribuição de possibilidade do tempo total. Foram os seguintes os resultados obtidos nas aplicações em campos offshore de águas profundas, denominados de forma fictícia RO, MLL, ML e AB, com base em dados referentes à fase 3 de perfuração.

7.3.1. Resultados do caso RO

No caso do campo RO, em águas profundas, o resultado final para tempo total da fase 3, é apresentado através da distribuição de possibilidade do tempo total na Figura 7.9.

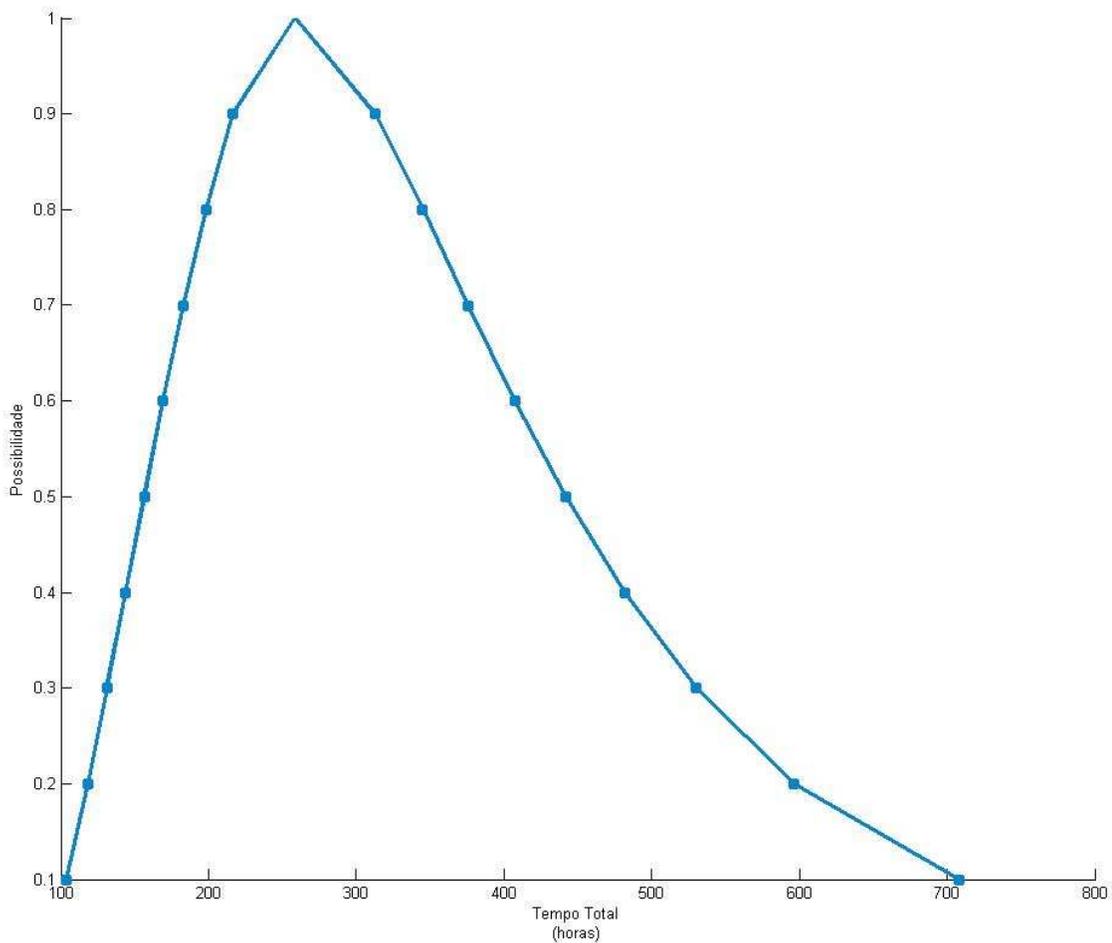


Figura 7.9 - Distribuição de possibilidade do tempo total do campo RO

A Figura 7.9, que foi obtida através da metodologia híbrida proposta e base dados na Tabela 7.6, resultou da integração da distribuição de probabilidade dos tempos complementares (lognormal) com a distribuição de possibilidade (triangular) dos tempos de perfuração, exhibe pontos próximos ao tempo total mínimo de 143,91 horas para a fase 3 do poço com grau de possibilidade de 0,4 e para este mesmo grau um tempo total máximo de 481,57. Também indica que a melhor possibilidade (grau de possibilidade 1 no eixo Y) de tempo total da fase 3 está ao redor de 258,41 horas .

Para um grau de possibilidade 0,4 e tomando-se como referência o ponto mais plausível de ocorrer (grau de possibilidade = 1, tempo total 258,41 horas), observa-se na Figura 7.9 que o intervalo para redução do tempo operacional (limite mínimo = 143,91 horas) tem uma assimetria quando comparado com o intervalo após a referência, que corresponde ao aumento de tempo

operacional (limite máximo = 481,57). Uma interpretação pode indicar que, se muitas ações forem tomadas, pouca redução do tempo operacional poderá ocorrer (114,5 horas, para o grau de possibilidade de 0,4), mas ocorrências não esperadas poderão aumentar o tempo total do poço de forma significativa (223,16 horas, para o grau de possibilidade de 0,4). Assim, recomenda-se trabalhar no sentido de mitigar os riscos potenciais ao invés de buscar a otimização do processo de perfuração, dado que a curva indica que a redução terá muito menor efeito do que uma anormalidade operacional sistêmica.

Tabela 7.6- Dados do campo RO

Poço	Tperf	TC	Total	Poço	Tperf	TC	Total
RO1	77	92	169	RO16	57,5	182	239,5
RO2	133	93	226	RO17	76	185,5	261,5
RO3	51	102	153	RO18	151,5	201,5	353
RO4	71	106	177	RO19	74,5	217,5	292
RO5	48,5	116	164,5	RO20	171,5	224	395,5
RO6	42,5	127	169,5	RO21	154	232,5	386,5
RO7	57	137	194	RO22	161,5	239	400,5
RO8	164	137,5	301,5	RO23	190	245,5	435,5
RO9	70,5	142	212,5	RO24	150	249	399
RO10	114	149	263	RO25	124	268,5	392,5
RO11	61	163,5	224,5	RO26	51	296	347
RO12	146,5	164	310,5	RO27	107,5	312	419,5
RO13	44,5	170,5	215	RO28	159,5	378	537,5
RO14	78	178	256	RO29	153	384	537
RO15	59	180,5	239,5	-	-	-	-

7.3.2. Resultados do caso MLL

A metodologia híbrida foi aplicada, da mesma forma que nos casos anteriores, no campo offshore MLL e foram usados dados de 24 poços exibidos na Tabela 7.7.

Tabela 7.7 – Dados do campo MLL

Poço	TC	Tperf	Total
MLL01	170	289,5	459,5
MLL02	128,5	181,5	310
MLL03	269	412	681
MLL04	134	31,5	165,5
MLL05	95,5	153,5	249
MLL06	77,5	58,5	136
MLL07	95	144	239
MLL08	259,5	117	376,5
MLL09	143,5	232	375,5
MLL10	176,5	156	332,5
MLL11	188,5	253,5	442
MLL12	466,5	145,5	612
MLL13	354,5	52,5	407
MLL14	618	314,5	932,5
MLL15	267,5	75,5	343
MLL16	239,5	205,5	445
MLL17	137,5	237	374,5
MLL18	88	166,5	254,5
MLL19	147	123	270
MLL20	55,5	129	184,5
MLL21	101,5	92	193,5
MLL22	224	54	278
MLL23	332,5	111,5	444
MLL24	193,5	68	261,5

A Figura 7.10 apresenta a distribuição de possibilidade do tempo total do campo, onde melhor possibilidade ocorre ao redor de 282,48 horas para a fase 3 do campo. A curva apresenta uma significativa assimetria em relação ao tempo mais plausível, no grau de possibilidade de 0,5. Esta assimetria pode sugerir maiores possibilidades de ocorrências anormais em poços anteriores, associadas tanto a incertezas epistêmicas como a incertezas aleatórias.

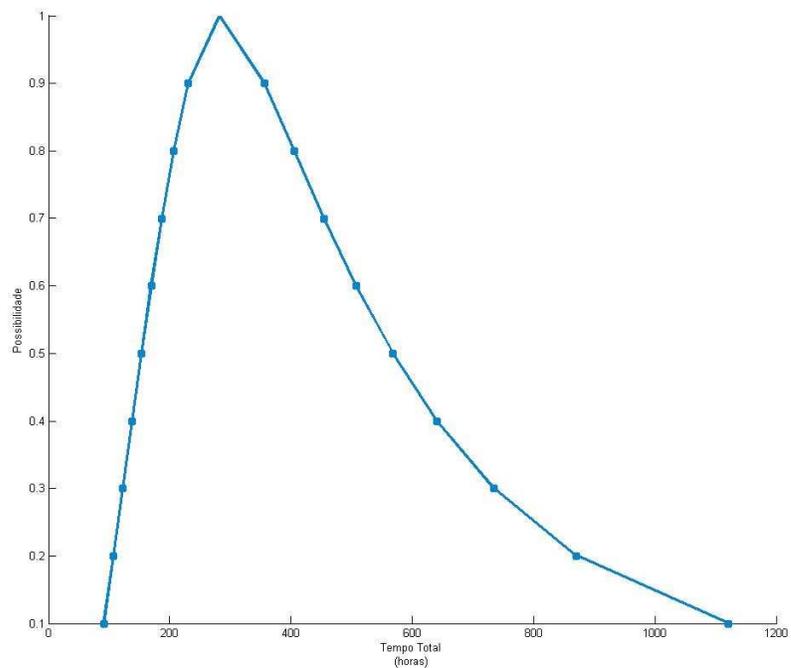


Figura 7.10 - Distribuição de possibilidade do tempo total do campo MLL

7.3.3. Resultados do caso ML

O campo de ML é um campo de águas profundas e aqui também foram analisados os tempos operacionais através da metodologia híbrida. A Figura 7.11 apresenta um extrato da litologia do campo, indicando as respectivas profundidades das fases.

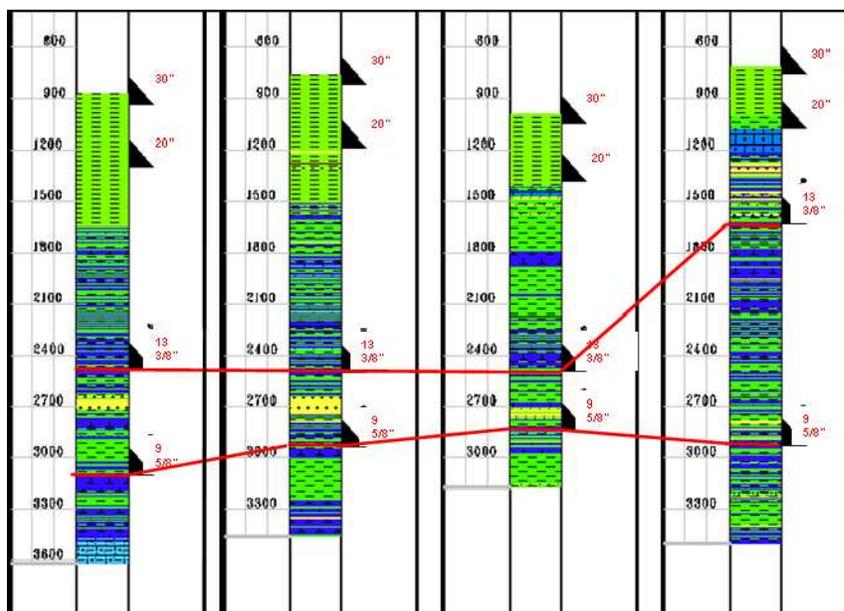


Figura 7.11 - Litologia de 4 poços do campo ML

Para o campo offshore ML a distribuição de possibilidade do tempo de total do campo é apresentada na Figura 7.12 e, conforme pode ser visto, a melhor possibilidade ocorre ao redor de 35,52 horas para a fase 3 do campo. Operações com tempos ao redor de 59,04 horas estão associadas a um grau possibilidade 0,5.

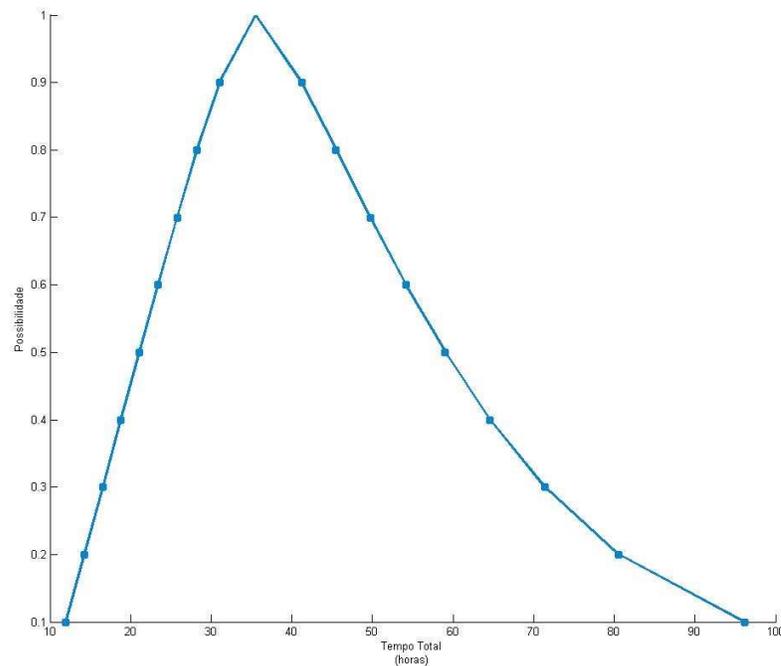


Figura 7.12 - Distribuição de possibilidade do tempo total do campo ML

Observa-se na Figura 7.12 uma simetria do ponto cuja possibilidade é igual a 1, até os pontos cuja possibilidade é igual a 0,3. Nos tempos cuja possibilidade é menor que 0,3, há uma maior diferença entre a variação do ponto mais plausível (grau de possibilidade = 1, 35,52 horas) e os pontos de limite mínimo e máximo. Utilizando-se um grau de possibilidade de 0,5, há uma redução de 14,45 horas do limite mínimo, enquanto o limite máximo aumenta de 23,52 horas. Isto é, para pontos cujo grau de possibilidade é de 0,5 até 1, ocorre um aumento do limite máximo, que é aproximadamente 61% da redução do limite mínimo.

Uma interpretação indica que, para um intervalo de graus de possibilidade de 0,5 até 1, se acontecerem fatos inesperados, o número de horas que aumentará o tempo operacional, será, aproximadamente, 61% do número que seria reduzido do tempo operacional, se fossem tomadas ações para acelerar a perfuração.

Foram utilizados dados de 64 poços do campo ML que estão exibidos na Tabela 7.8.

Tabela 7.8 – Dados do campo ML

Poço	TC	Tperf	Total	Poço	TC	Tperf	Total
ML01	8	13	21	ML33	8	24	32
ML02	26	39	65	ML34	3	12	15
ML03	20	18	38	ML35	16	41	57
ML04	27	66	93	ML36	9	17	26
ML05	11	33	44	ML37	6	12	18
ML06	5	15	20	ML38	8	10	18
ML07	7	36	43	ML39	11	22	33
ML08	16	23	39	ML40	4	15	19
ML09	6	40	46	ML41	7	28	35
ML10	8	13	21	ML42	10	40	50
ML11	15	50	65	ML43	8	14	22
ML12	9	61	70	ML44	14	68	82
ML13	50	23	73	ML45	9	19	28
ML14	18	36	54	ML46	9	42	51
ML15	8	21	29	ML47	11	10	21
ML16	6	75	81	ML48	12	39	51
ML17	6	28	34	ML49	6	23	29
ML18	13	24	37	ML50	26	24	50
ML19	18	25	43	ML51	16	14	30
ML20	5	12	17	ML52	12	12	24
ML21	5	20	25	ML53	8	14	22
ML22	14	22	36	ML54	12	26	38
ML23	5	12	17	ML55	7	13	20
ML24	22	108	130	ML56	26	12	38
ML25	10	18	28	ML57	9	15	24
ML26	20	15	35	ML58	8	13	21
ML27	32	10	42	ML59	14	21	35
ML28	19	52	71	ML60	12	11	23
ML29	16	34	50	ML61	9	32	41
ML30	18	50	68	ML62	11	10	21
ML31	49	42	91	ML63	9	27	36
ML32	12	29	41	ML64	7	18	25

7.3.4. Resultados do caso ALB

Para o campo offshore ALB, cujo resultado baseou-se em 59 poços (Tabela 7.9), obteve-se a distribuição de possibilidade do tempo de total do campo apresentada na Figura 7.13, onde a melhor possibilidade ocorre ao redor de 157,79 horas para a fase 3 do campo. Possíveis ocorrências com grau de possibilidade 0,3 podem acontecer com tempos entre 57,79 h e 481,47 h, conforme pode ser visto no gráfico da Figura 7.13.

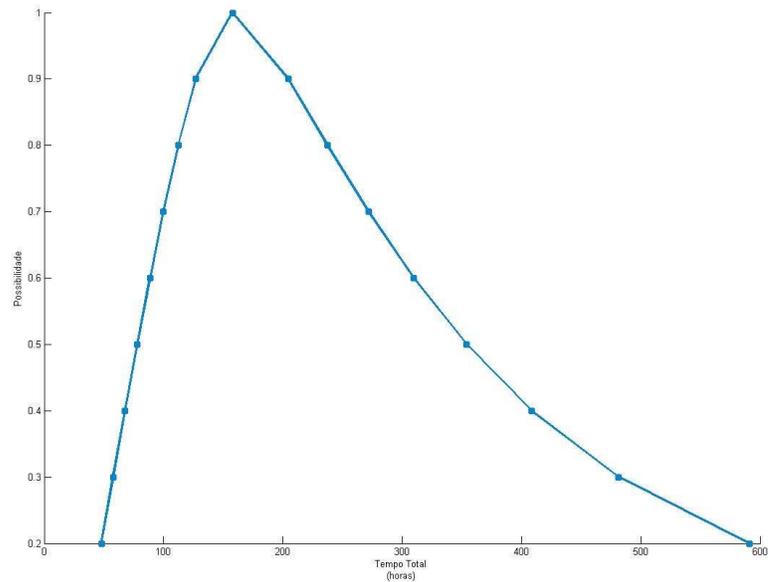


Figura 7.13 - Distribuição de possibilidade do tempo total do campo ALB

Neste campo pode-se observar uma maior assimetria a partir da reta que passa pelo ponto $x = 157,79$, ponto com grau de possibilidade = 1 (tempo de referência = 157,79 horas). Nota-se também, que para um grau de possibilidade de 0,5, há uma redução de aproximadamente 17 horas atingindo o limite mínimo de 79,84 horas, enquanto há um aumento ao redor de 196,40 horas atingindo o limite máximo de 408,78 horas. Portanto, o projetista de poço poderá sinalizar para as demais áreas, que o tempo total do poço poderá variar entre um limite mínimo de 77,95 horas e um limite máximo de 354,18 horas, dentro de um intervalo de possibilidade cujo grau poderá assumir um valor entre 0,5 até 1.

Tabela 7.9 – Dados do campo ALB

Poço	Tperf	TC	Total	Poço	Tperf	TC	Total
ALB01	69	195	264	ALB31	93	126	219
ALB02	44	73,5	117,5	ALB32	62,5	46,5	109
ALB03	134,5	182,5	317	ALB33	26	115	141
ALB04	313,5	309	622,5	ALB34	102	93,5	195,5
ALB05	354	225,5	579,5	ALB35	108,5	142,5	251
ALB06	125,5	88,5	214	ALB36	128	85,5	213,5
ALB07	71,5	91	162,5	ALB37	77	78	155
ALB08	42,5	45,5	88	ALB38	64,5	71	135,5
ALB09	80,5	31,5	112	ALB39	61,5	70,5	132
ALB10	0,5	136,5	137	ALB40	95,5	79,5	175
ALB11	20,5	197	217,5	ALB41	50,5	71	121,5
ALB12	59	18	77	ALB42	136	102	238
ALB13	71,5	139	210,5	ALB43	65	85,5	150,5
ALB14	48	114	162	ALB44	33	150	183
ALB15	49	59	108	ALB45	55	356,5	411,5
ALB16	54	111,5	165,5	ALB46	134	110,5	244,5
ALB17	45,5	68	113,5	ALB47	46,5	78	124,5
ALB18	71,5	35,5	107	ALB48	215,5	286,5	502
ALB19	45	96,5	141,5	ALB49	204,5	364	568,5
ALB20	80,5	22	102,5	ALB50	339,5	69,5	409
ALB21	56,5	89,5	146	ALB51	69,5	387	456,5
ALB22	43,5	72,5	116	ALB52	127	190	317
ALB23	80	28	108	ALB53	197,5	144	341,5
ALB24	99	88	187	ALB54	196,5	32	228,5
ALB25	44,5	158,5	203	ALB55	206	106,5	312,5
ALB26	46,5	52,5	99	ALB56	70	162,5	232,5
ALB27	60	42	102	ALB57	86	306,5	392,5
ALB28	92	60	152	ALB58	141	84,5	225,5
ALB29	71,5	76,5	148	ALB59	166,5	349,5	516
ALB30	97	55	152	-	-	-	-

7.4. Estudo de caso poço multilateral águas profundas

Este item apresenta um estudo de caso de estimativa de tempos operacionais para a construção de uma junção em poço multilateral em águas profundas, considerando-se a representação de incertezas através de distribuição de probabilidade e distribuição de possibilidade. Esta premissa está associada devido ao fato de se tratar da implantação de tecnologia complexa e inovadora.

Assim, dada a complexidade do poço, os riscos envolvidos e o impacto dos aspectos de logística e a insuficiência de dados para a geração de uma distribuição de probabilidade, buscou-se uma nova alternativa que contemplasse as estimativas de incertezas.

O poço bilateral proposto teve como objetivo perfurar e completar os poços, principal e lateral, na formação Macaé/arenito Namorado, utilizando junção com isolamento hidráulico. Um poço bilateral permite, por exemplo, atingir dois objetivos diferentes a partir do mesmo poço, economizando equipamentos de cabeça de poço e linhas de produção.

O campo de Albacora é um campo de águas profundas na Bacia de Campos, e foi desenvolvido com poços horizontais submarinos, em lâminas de água ao redor de 296 m. O projeto do poço bilateral foi proposto para substituir dois poços horizontais, produtores de óleo. Os poços principal e lateral foram colocados em reservatórios com arenitos e completados com liner rasgado de 7" e 3 ½" respectivamente, sendo utilizada uma junção de nível 5 com coluna de produção de 5 ½".

Um grupo de empresas de petróleo que promove a tecnologia (TAML) classifica os poços multilaterais em níveis que vão de 1 a 6. A junção de nível 5 fornece isolamento hidráulico através da completação, ao invés de somente o isolamento proposto pelo cimento na junção de nível 4. A Figura 7.14 mostra um esquema dos diversos tipos de junção.

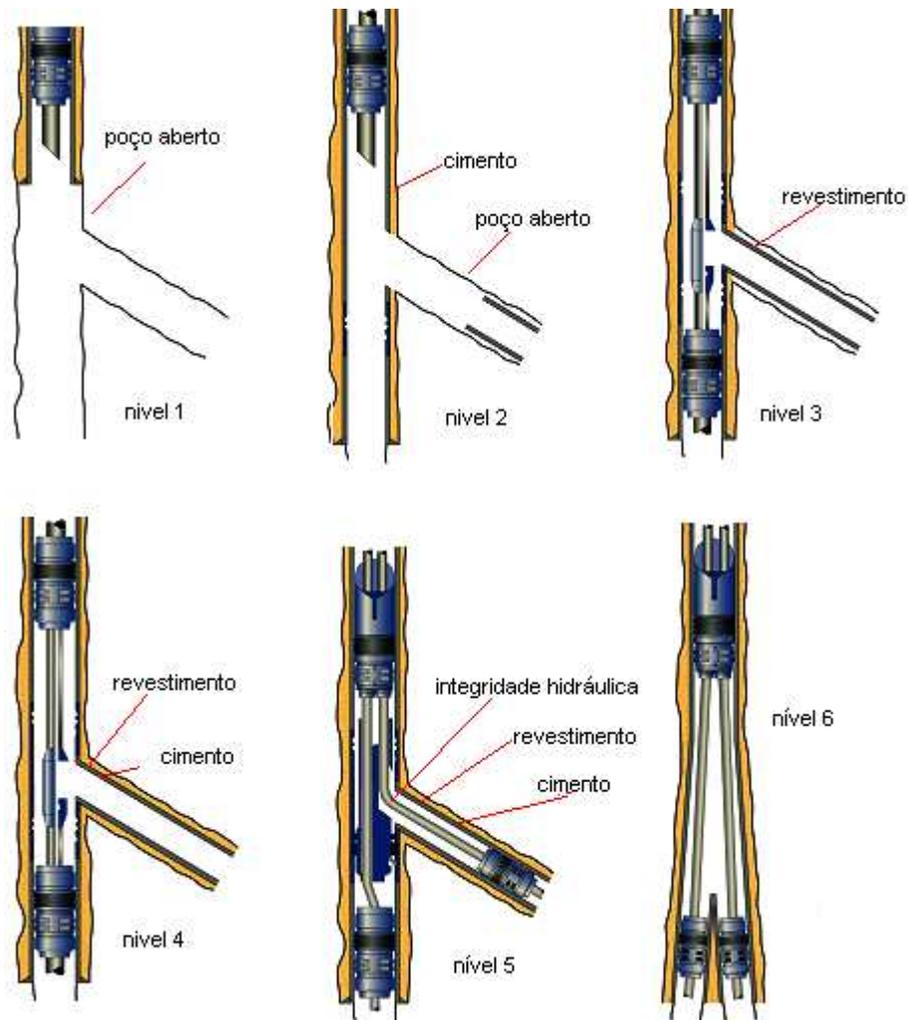


Figura 7.14 - Tipos de junção para poço multilateral

A Tabela 7.10, apresenta uma seqüência de 19 subconjuntos de operações de construção do poço bilateral no campo de Albacora. Nesta tabela, já estão classificadas as operações segundo o tipo de representação das incertezas, isto é, distribuições de probabilidades (incertezas aleatórias) e distribuição de possibilidades (incertezas epistêmicas). O tempo de referência foi estimado por um conjunto de expertos, e as fases foram agrupadas, pois constituem operações convencionais. As operações não convencionais estão associadas às distribuições de possibilidades, conforme pode ser visto na Tabela 7.10.

Tabela 7.10 - Tabela de tempos e operações poço multilateral

	Operação	Tempo Estimado (h)	Distribuição
1	Perfurar Poço de 17 ½" /Revestir 13 ¾"	288	Probabilidade
2	Perfurar Poço de 9 ⅝" /Revestir 9 ⅝"	720	Probabilidade
3	Perfurar Poço 8 ½"/ Assentar liner 7"	588	Probabilidade
4	Testar poço	504	Probabilidade
5	Assentar ML packer / Descer whipstock/Abrir Janela	91	Possibilidade
6	Perfurar Poço Lateral 8 ½"	306	Probabilidade
7	Descer e Cimentar Liner 7"	114	Probabilidade
8	Testar BOP	96	Probabilidade
9	Perfurar poço lateral 6 ⅛"	344	Probabilidade
10	Descer Liner 3 ½"	74	Probabilidade
11	Descer Packer HHT 7"/Testar	141	Probabilidade
12	Descer Packer 7"DAB	52,5	Probabilidade
13	Cortar Liner/Recuperar Whipstock	78	Possibilidade
14	Limpar Poço e Perfilar	39	Possibilidade
15	Descer Guidestock e limpar lateral	74	Possibilidade
16	Recuperar Debris Catcher	16	Possibilidade
17	Descer Scoophead/SRT e FHL Packer	87	Possibilidade
18	Completar Poço Principal	131	Probabilidade
19	Recuperar Standvalve	72	Possibilidade
	Tempo Total	3815,5	

Conforme já descrito anteriormente, poços convencionais são perfurados por fases, de forma telescópica. O poço bilateral em questão começa da mesma forma que o poço convencional, com fases de diâmetros de 17 ½", 12 ¼" e 8 ½". Estas operações correspondem as operações que vão de 1 a 4, na Tabela 7.7.

Neste poço bilateral, após a perfuração de todas as fases do poço principal, ocorre a operação de abertura da janela no revestimento do poço de 12 ¼", que corresponde ao conjunto das operações de número 5 na Tabela 7.10, e cujo resultado final está ilustrado na Figura 7.15 A. Figura 7.15 mostra, também, a situação do poço após as operações que vão do número 6 ao 11.

As operações que vão do número 12 ao número 17, correspondem àquelas operações relacionadas à construção da junção e estão ilustradas na Figura 7.16 (operação de washover), e na Figura 7.17, situação do poço após o término das operações da junção.

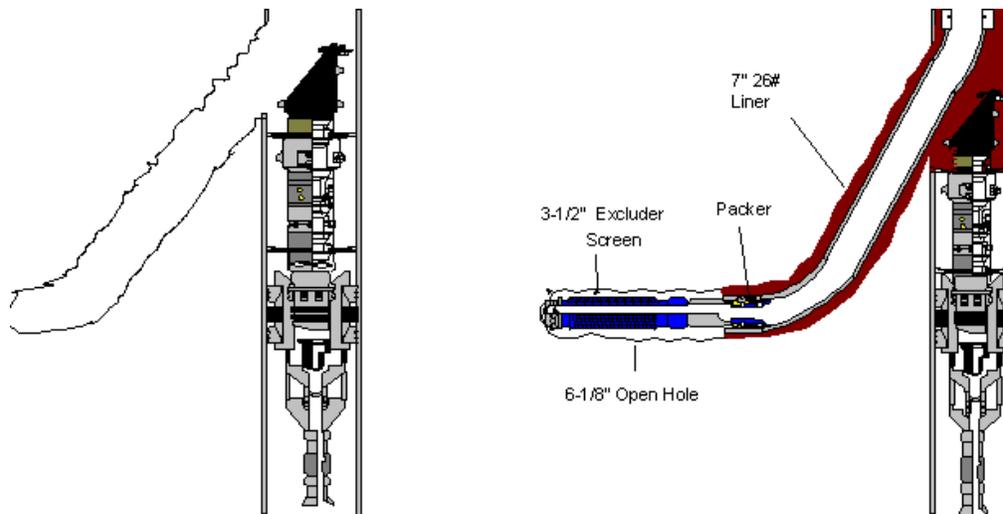


Figura 7.15 - Situação parcial do poço bilateral – parte 1

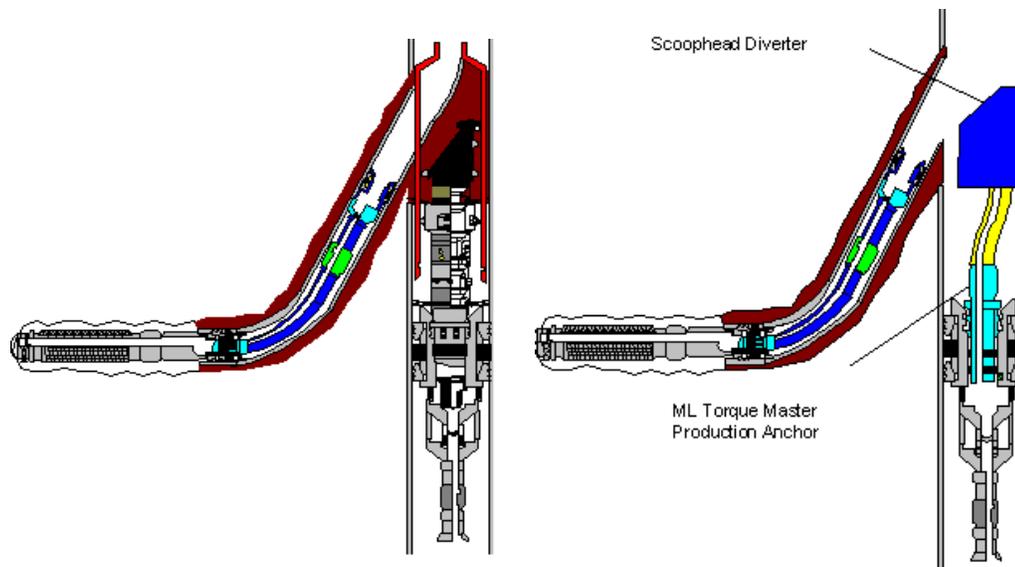


Figura 7.16 - Situação parcial do poço bilateral- parte 2

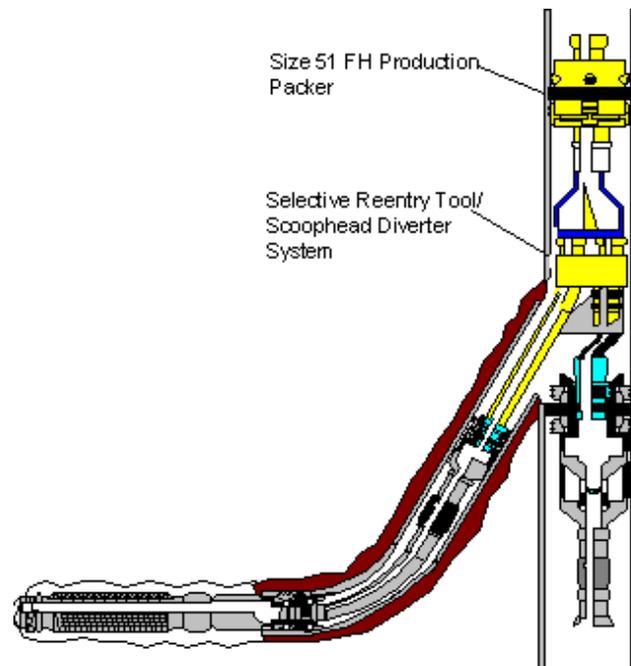


Figura 7.17 - Configuração final da junção do poço bilateral

A classificação das formas de representação de incertezas foi feita de acordo com a disponibilidade de dados. Para as operações convencionais, foram utilizadas distribuições de probabilidades. Por outro lado, para aquelas operações que foram realizadas pela primeira vez no ambiente offshore de águas profundas, foram classificadas como distribuições de possibilidade.

Estas distribuições de possibilidades estão representadas por distribuições triangulares, sendo atribuído ao valor de possibilidade máximo o valor do tempo determinístico (estimativa de referência).

Para as distribuições de probabilidades foram atribuídas distribuição log-normal para os tempos convencionais, dado que é altamente incomum a redução de tempos operacionais, sendo o mais comum que os tempos reais fiquem acima do tempo de referência. Estes tempos determinísticos foram definidos por um conjunto de especialistas em perfuração de poços de petróleo.

Para os tempos da Tabela 7.10, a distribuição de probabilidade total resultante após simulação de Monte Carlo pode ser vista na Figura 7.18, onde a média é de 3715,23 h e o desvio padrão desta distribuição lognormal é de 131,44.

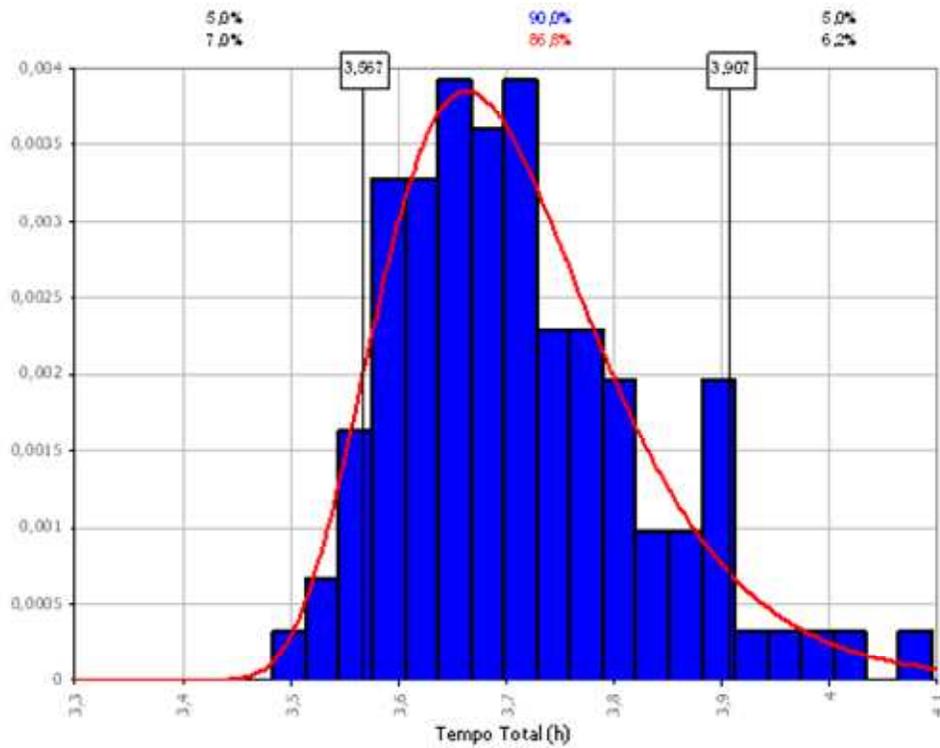


Figura 7.18 - Distribuição Lognormal do Tempo Total probabilístico

Da mesma forma, usando o princípio da extensão agregam-se todos os tempos possibilísticos relativos às operações descritas na Tabela 7.10 e que não possuía dados prévios, resultando em uma distribuição de possibilidade triangular, conforme mostrado na Figura 7.19.

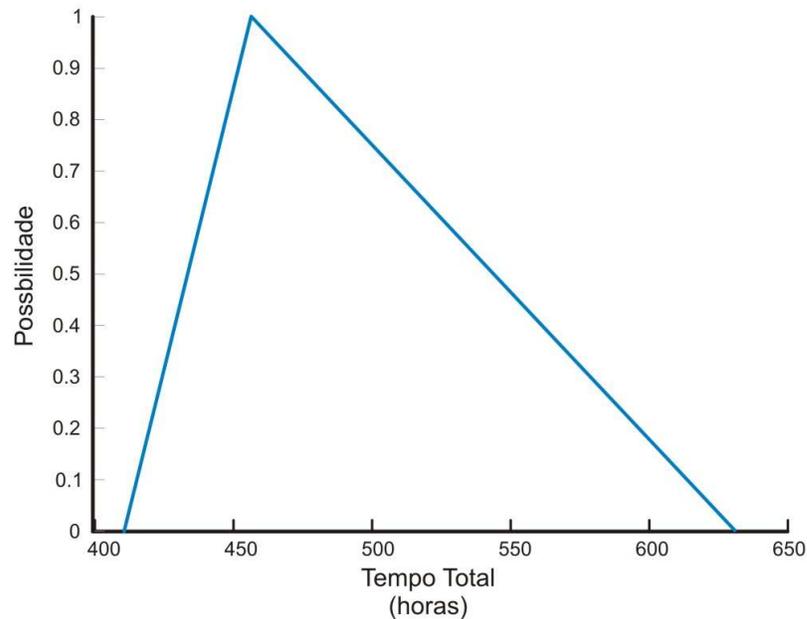


Figura 7.19 - Soma das distribuições de possibilidades de cada operação do poço multilateral

Na seqüência, utilizando a aplicação em Matlab da metodologia proposta, obtém-se a distribuição de possibilidade final para o caso do poço multilateral, mostrada na Figura 7.20, considerando um desvio superior de 100% nos dados determinísticos e um desvio inferior de 10%. Estes desvios foram considerados baseando-se na premissa, que em projetos novos é baixa a previsibilidade operacional e assumiu-se uma postura conservadora. O mais provável é que o tempo total estimado esteja em torno de 4073,99 horas.

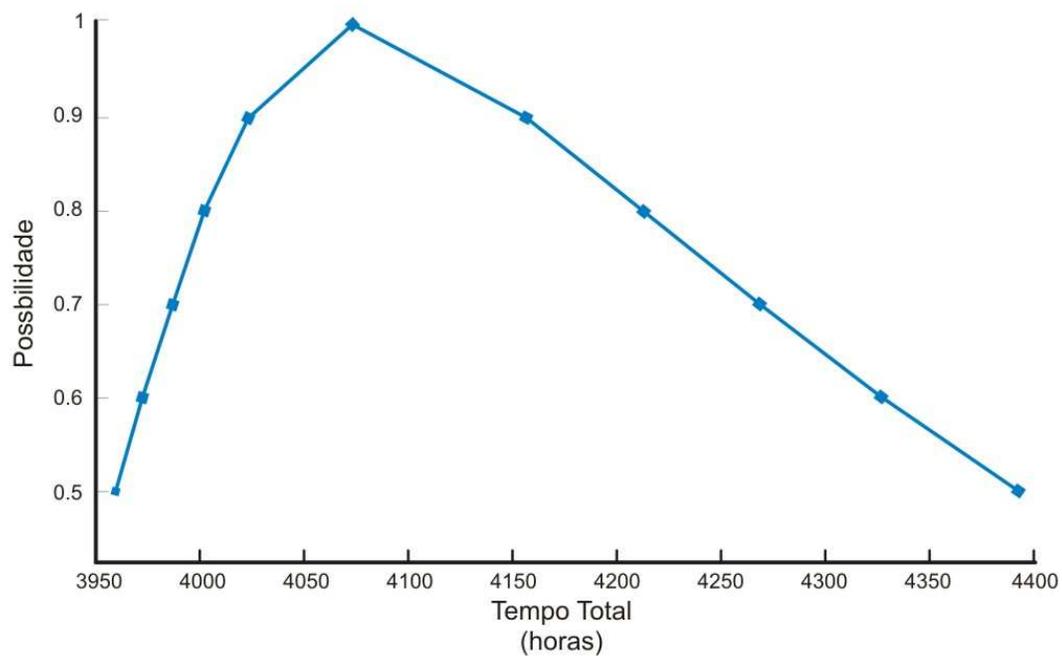


Figura 7.20 - Tempo total probabilístico-possibilístico

O estudo de caso da metodologia para tratamento de incerteza na estimativa de tempos operacionais aplicada na construção do primeiro poço multilateral em águas profundas permite que sejam percebidas de maneira mais objetiva as incertezas epistêmicas, isto é, quais operações trazem consigo uma menor capacidade de previsibilidade, quantos aos seus tempos operacionais. Estas incertezas epistêmicas foram formalizadas através de distribuições de possibilidades triangulares, e estão associadas às seguintes operações, que foram realizadas pela primeira vez na indústria:

- a) Assentar ML packer / Descer whipstock/Abrir Janela;

- b) Cortar Liner/Recuperar Whipstock;
- c) Limpar Poço e Perfilar;
- d) Descer Guidestock e limpar lateral;
- e) Recuperar Debris Catcher;
- f) Descer Scoophead/SRT e FHL Packer;
- g) Recuperar Standvalve.

Com esta metodologia, foi possível diferenciar o tratamento na estimativa de tempos operacionais, permitindo-se a critério gerencial, um foco maior naquelas operações onde a capacidade de previsibilidade não está associada a um adequado histórico de dados operacionais. Desta forma, a individualização e representação de diferentes tipos de incerteza permitem um exercício de planejamento operacional mais objetivo, no sentido de mitigar os potenciais riscos associados às operações representadas por distribuições de possibilidades, o que naturalmente está associado aos tempos operacionais.

8. CONCLUSÕES

Esta pesquisa traz para a engenharia de poço duas importantes implicações conceituais, relativas às estimativas de tempos operacionais na engenharia de poço. A primeira é a introdução da noção de classificação das incertezas em epistêmicas e aleatórias. O outro impacto conceitual é a noção de que estes tipos de incertezas são representados por diferentes formalismos matemáticos, isto é, as distribuições de probabilidade e distribuições de possibilidade podem ser integradas produzindo-se uma única forma de representação de incerteza, ou distribuição de possibilidade, ou distribuição de probabilidade.

A introdução destes dois conceitos na engenharia de poço é de fundamental importância, pois evidencia os diferentes tipos de incerteza e, conseqüentemente, lança uma visão sobre as limitações das habituais curvas probabilísticas nas estimativas de tempos operacionais. A introdução desta classificação sugere de imediato, a necessidade de compreensão de outras formas de representação de incertezas com um impacto direto nas quantificações de riscos, bem como no tratamento de incertezas nos modelos de engenharia de poço, como por exemplo, a representação de incertezas nos parâmetros de modelo de estimativa de tempos operacionais.

A percepção de uma alternativa mais abrangente que a Teoria da Probabilidade, largamente utilizada na indústria do petróleo, permitirá uma reflexão mais cuidadosa sobre suas medidas de incertezas, principalmente onde dados históricos não estejam disponíveis, para a correta geração das distribuições de probabilidades. Em projetos, onde tradicionalmente isto ocorre, como os projetos de aplicação de novas tecnologias e perfuração de poços exploratórios, podem permitir uma posição gerencial mais conservadora em relação à alocação de recursos financeiros e humanos, se for o caso.

A importância deste estudo reside na criação de uma alternativa, as estimativas probabilísticas para a modelagem das incertezas na estimativa de tempos operacionais de perfuração em poços de petróleo. Projetos exploratórios, ou projetos de poços complexos (poços de longo alcance, poços multilaterais, poço com perfuração sub-balanceada, por exemplo) ou poços onde estão sendo implantadas novas tecnologias devem merecer uma atenção diferente, no

tocante ao tratamento das incertezas. A característica comum a todos estes projetos é a insuficiência de dados, requisito básico para a geração de distribuições de probabilidades. O presente estudo propõe uma metodologia que permite um tratamento matemático das incertezas mais aderente a realidade destes cenários, que formam a base dos desafios nas bacias do pré-sal, por exemplo, ou ainda em campos e águas profundas.

Embora de cunho acadêmico, este estudo também pode ser a base para a elaboração de diretrizes para estimativa de tempos e custos operacionais para as companhias prestadoras de serviços ou para os operadores. Lança um olhar diferenciado sobre as estimativas de tempos em projeto de maior complexidade, como são os projetos de poços exploratórios ou os projetos de implantação de novas tecnologias. Gera, também, uma oportunidade de estabelecer uma visão diferente sobre a previsibilidade a partir da visão probabilística, considerando que pode trazer resultados mais conservadores ou ainda chamar a atenção sobre a qualidade e quantidade de dados disponíveis para a realização das estimativas de tempos operacionais. Assim, podem ser elaboradas diretrizes que contemplem métodos diferentes para as estimativas de tempos operacionais, de acordo com o nível de disponibilidade de dados históricos, normalmente associados a poços exploratórios e poços complexos. Isto é importante, dado que mesmo projetos de baixo custo podem ter sérias conseqüências negativas para os operadores.

Este modelo apresenta uma alternativa para tratamento das incertezas nas estimativas de tempos operacionais de poço, no qual co-existem amostras de dados em quantidade suficiente para a geração de distribuições de probabilidades e amostras em quantidades insuficientes, onde são geradas distribuições de possibilidades. As duas distribuições são integradas gerando uma distribuição de possibilidades final a ser utilizada nas estimativas dos tempos operacionais de poço.

Resultados numéricos da modelagem de incertezas dos tempos operacionais de poços (em horas) para a fase três de poços offshore em águas profundas e poço multilateral, foram os seguintes:

- a) No campo MLS foi produzida uma distribuição de possibilidade com o valor mais plausível ($r = 1$) de 249,6 horas; para uma possibilidade $r = 0,3$ o intervalo

resultante é de [123,62; 619,59] e para uma possibilidade $r = 0,7$ o intervalo resultante é de [172,34; 392,14];

- b) No campo RO foi produzida uma distribuição de possibilidade com o valor mais plausível ($r = 1$) de 258,41 horas; para uma possibilidade $r = 0,3$ o intervalo resultante é de [131,39; 530,30] e para uma possibilidade $r = 0,7$ o intervalo resultante é de [182,86; 375,45];
- c) No campo MLL foi produzida uma distribuição de possibilidade com valor mais plausível ($r = 1$) de 282,48 horas; para uma possibilidade $r = 0,3$ o intervalo resultante é de [132,01; 743,92] e para uma possibilidade $r = 0,7$ o intervalo resultante é de [209,37; 476,06];
- d) No campo ML foi produzida uma distribuição de possibilidade com valor mais plausível ($r = 1$) de 35,52 horas; para uma possibilidade $r = 0,3$ o intervalo resultante é de [16,56; 71,38] e para uma possibilidade $r = 0,7$ o intervalo resultante é de [25,75; 49,71];
- e) No campo ALB foi produzida uma distribuição de possibilidade com valor mais plausível ($r = 1$) de 157,79 horas; para uma possibilidade $r = 0,3$ o intervalo resultante é de [57,79; 481,47] e para uma possibilidade $r = 0,7$ o intervalo resultante é de [99,87; 271,96];
- f) No campo de ALB a estimativa de tempos operacionais da construção de uma junção em poço multilateral de águas profundas resultou em uma distribuição de possibilidade com valor mais plausível ($r=1$) 4073,99 horas e para uma possibilidade $r=0,5$ o intervalo resultante foi de [3951,6-4388,10].

Este resultado é perfeitamente coerente com o que ocorre na perfuração de poços complexos, onde muitas vezes as incertezas geológicas e tecnológicas constituem uma fonte de desvios maiores que os esperados. Em cenários de poços exploratórios e de poços onde se aplicam novas tecnologias, ou ambos cenários combinados coexistem diferentes volumes de amostras de dados, e em alguns casos até inexistem dados, o que indica a pertinência deste

modelo probabilístico-possibilístico para a estimativa de tempos operacionais em poços de petróleo.

8.1. Trabalhos Futuros

A presente metodologia estabelece para a engenharia de poço uma nova referência para o tratamento de incertezas nas estimativas de tempos operacionais em poços complexos. Porém estudos adicionais se fazem necessários para acrescentar uma metodologia para a análise de sensibilidade, dado que estão sendo combinadas duas representações de incertezas (probabilidades e possibilidades). Também podem ser pesquisadas alternativas para a fusão de representações de incertezas, ou ainda considerar distintas formas de representação de acordo com os distintos tipos de incertezas.

Uma das limitações deste estudo é não incorporar a análise de sensibilidade para a taxa de penetração, obtida a partir da inequação de Chebyshev e a correspondente função triangular dela derivada. Outras funções de pertinência poderiam ser testadas como forma de avaliar o respectivo impacto na distribuição híbrida final. Ainda, esta pesquisa pode ser complementada pelo estudo para integração de outros métodos de geração de função de pertinência (sistemas especialistas nebulosos, principalmente) de forma a conectar a abordagem probabilística (fortemente dependente de dados) com a abordagem possibilística (opção onde existe ausência total ou parcial de dados).

REFERÊNCIAS

ADAMS, A. J.; GIBSON C.; SMITH, R. **Probalistic Well Time Estimation Revisted**: SPE/IADC Drilling Conference and Exhibition, Amsterdam, The Netherlands. 17-19 March 2009.

ANZANELLO, Michel J.; FOGLIATO, Flávio S. **Alocação de modelos de produtos a equipes de trabalhadores baseada em modelos de curvas de aprendizagem**. Revista Produção, v. 15, n. 2, p. 221-234, maio/ago. 2005.

AYYUB, Bial M.; KLIR, George J. **Uncertainty modeling and analysis in engineering and sciences.**: CRC, 2006.

BHUDDHARAJU, Pradeep; LASKAR Sandipan; ROBBELO, Samuel G. **Robust well-cost estimation using a support vector machine model**. SPE Digital Energy Conference and Exhibition held, SPE 106577, Houston, Texas, Apr.11-12, 2007.

BOHN, Roger E. **Measuring and Managing Technological Knowledge**. Sloan Management Review, 1994.

BOND, D. F. et al. **Step Change Improvement and High Rate Learning are Delivered by Targeting Technical limits on Sub-Sea Wells**. IADC/SPE Drilling Conference – New Orleans, Louisiana, SPE 35077, Mar. 12-15, 1996.

BRETT, J. F.; MILLHEIM, K. K. **The Drilling Performance Curve: A Yardstick for Judging Drilling Performance**. SPE Annual Conference and Exhibition, SPE 15362, New Orleans, USA, Oct. 05-08, 1986.

CAPEN, E. C. **The Difficulty of Assessing Uncertainty**. Journal of Petroleum Technology, SPE-AIME Annual Fall Technical Conference, SPE 5579. Dallas, USA. 1975.

COPP, Antony E. **Technical Change and Petroleum Drilling Costs**. Land Economics, University of Wisconsin Press, v. 50, no. 2, p. 120-126, May 1974.

CUNHA, J. C.; DEMIRDAL, B.; GUI, P. **Use of Quantitative Risk Analysis for Uncertainty Quantification on Drilling Operations Review and Lesson Learned: SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference, 2005.**

DELGADO, M.; MORAL, S. **On the concept of possibility-probability consistency.** *Fuzzy Sets and Systems*, v. 21, p. 311-318, 1987.

DEMPSTER, A. P. **Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping.** *Annals of mathematical statistics*, v. 38, p. 325-339, 1967.

DONG, W.; SHAH, H. **Vertex method for computing functions of fuzzy variables.** *Fuzzy Sets and Systems*, v. 24, p. 65-78, 1987.

Droguett, E.L., Santos, W.B., Firmino, P.R., Jacinto, C.M., Sotomayor, G., and Garcia, P.A.,. **Reliability Assessment of Offshore Oil Multilateral Wells in Brazil.** In: ANNUAL RELIABILITY & MAINTAINABILITY SYMPOSIUM (RAMS), 52., 2006, Newport Beach. **Proceedings California 2006.**

DUBI, A. **Monte Carlo Applications in Systems Engineering.** Wiley, 2000.

DUBOIS, D. et al. **Probability-possibility transformations, triangular fuzzy sets and probabilistic inequalities.** *Reliable Computing*, v. 10, p. 273-297, 2004.

FERSON, S. et al. **Constructing probability boxes and Dempster-Shafer structures.** Sandia Report, 2003.

GEER, J. F.; KLIR, G. J. **A mathematical analysis for information-preserving transformations between probabilistic and possibilistic formulations of uncertainty.** *Intern. J. of General Systems*, v. 20, no. 2, p. 143-176, 1992.

HARIHARAN, P. R.; JUDGE, R. A.; NGUYEN, D. M. **The Use of Probabilistic Analysis for Estimating Drilling Time and Costs While Evaluating Economic Benefits of New Technologies.** SPE 98695, IADC/SPE Drilling Conference, Miami, Florida, USA, 21-23 February 2006

HYNE, J. Norman: Nontechnical Guide to Petroleum Geology, Drilling and Production. Pen Well Books, 2001.

IKOKU, Chi. U. Application of Learning Curve Models to Oil and Gas Well Drilling. SPE Regional Meeting, SPE 7119, San Francisco, California, USA, Apr. 12-14, 1978.

JABLONOWSKI, C.; ETTEHADTAVAKKOL, A.; OGNUNYOMI, B. Integrating Learning Curves in Probabilistic Well Construction Estimates. SPE/IADC Middle East Drilling Technology Conference & Exhibition, Manama, Bahrain, 26-28 October 2009

KAISER, Mark. J.; PULSIPHER, Allan G. Generalized functional models for drilling cost estimation. SPE Drilling & Completion, SPE 98401, Jun., 2007.

KENDALL, M.; STUART, A. The Advanced Theory of Statistics. Griffin and Co., 1977.

KISHK, Mohammed. Combining various facets of uncertainty in whole-life cost modeling. Construction Management and Economics., May 2004.

KITCHEL, B. G. et al. Probabilistic Drilling Cost Estimating. SPE Computer Applications SPE 35990, 1996.

KLIR, George J. Principles of Uncertainty: What are they? Why do we need them? Fuzzy Sets and Systems. v. 74, p. 15-31, 1995.

KLIR, George J.; FOLGER, Tina A. Fuzzy Sets: Uncertainty and Information. Prentice-Hall International, 1998.

LINTON, Jonathan D.; WALSH, Steven T. Integrating innovation and learning curve theory: an enabler for moving nanotechnologies and other emerging process technologies into production. Malden: Blackwell Publishing, 2004.

LOBERG, T. et al. The How's and Why's of Probabilistic Well Cost Estimation. IADC/SPE Asia Pacific Drilling Technology Conference and Exhibition. Jakarta, Indonesia, 25-27 August 2008

MEERSCHAERT, Mark M. **Mathematical Modeling**. 2. ed. Academic Press, 1998.

MERLO, A. et al. **An Innovative Tool on a Probabilistic Approach to the Well Construction Costs and Times Estimation**. EUROPEC/EAGE Conference and Exhibition. Amsterdam, The Netherlands. 8-11 June 2009

MEYER, Mary A.; BOOKER, Jane M. **Eliciting and analyzing expert judgment: a practical guide**. ASA-SIAM series on statistics and applied probability, Hardcover, 2001, p. 459

NEWTON, Sidney. **An agenda for cost modeling research**. Construction Management and Economics. v. 9, p. 97-112, 1991.

NOERAGER, J. A. et al. **Drilling time predictions from statistical analysis**. SPE/IADC Drilling Conference held, SPE/IADC 16164, New Orleans, 1987.

OBBERKAMPF, William et al. **Challenge problems uncertainty in system response given uncertain parameters**. Reliability Engineering and System Safety, v. 85, p. 11-19, 2004.

PASICZNYK, A. M.; Sotomayor, G.P.G., Hogg, W. C.; Williams D.L.; Cordeiro, C.M.P.; et al. **Case History of the World's First Level 5 Multilateral Completed from a Semisubmersible Rig**. Annual Technical Conference and Exhibition held in Houston, Texas, 3-6 October 1999.

PEDRYCZ, W. Why triangular membership functions. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 64, no. 1, p. 21-30, 1994.

PEREIRA, Waldir C.; SUSLICK, Saul B. **Modelo de previsão do custo de mineração pelo sistema de curvas de aprendizado**. Revista Escola de Minas, Ouro Preto, p. 139-143, abr./jun. 2003.

PETERSON, S. K.; MURTHA, J. A.; SCHNEIDER, F. F. **Risk Analysis and Monte Carlo Simulation Applied to the Generation of Drilling AFE Estimates**, SPE 26339, Houston, Texas, 03- Oct. 06, 1993..

REED, Ronald L.; AIME, Member. **A Monte Carlo approach to optimal drilling**. SPE 46th Annual Fall Meeting, SPE 3513, New Orleans, Oct. 03-06, 1971.

ROSS, J. Timothy J. **Fuzzy logic with engineering applications**. McGraw-Hill, 1995.

SALICONE, S. **Measurement Uncertainty**. Springer, 2007.

SCHILLING, M. A. et al. **Learning by Doing Something Else: Variation, Relatedness, and the Learning Curve**. *Management Science*, v. 49, no. 1, p. 39-56, Jan. 2003.

SHAFER, G. A. **Mathematical Theory of Evidence**. Princeton University Press, 1976.

SONATRACH, Mohamed Saibi. **A probabilistic approach for drilling cost engineering and management case study: hassi-messud oil field**. SPE/IADC Middle East Drilling Conference & Exhibition, Cairo, Egypt, Oct. 22-24, 2007.

.SOONG, T. T. **Fundamentals of Probability and Statistics for Engineers**. John Wiley and Sons, 2004.

TOWILL, Denis R. **Forecasting Learning Curves**. *International Journal of Forecasting*, North-Holland, p. 25-38, 1990.

TSOUKALAS, Lefteri H.; UHRIG, Robert E. **Fuzzy and neural approaches in engineering**. New York: John Wiley & Sons, 1997.

WALLEY, Peter. **Towards a unified theory of imprecise probability**. *International Journal of Approximate Reasoning*, [S.l.], v. 24, p. 125-148, 2000.

WILLIAMSON, H. S.; SAWARYN, S. J.; MORRISON, J. W. **Monte Carlo techniques applied to well forecasting: some pitfalls**. SPE Annual Conference and Exhibition, SPE 89984, Houston, Sep. 26-29, 2006.

WONDEBERGER, S.; KISTINGER, S.; DECKERT, A. **Unbiased guess, a concept to cope with fuzzy and random parameters?** 1995.

WRIGHT, Charlotte J.; GALLUN, Rebecca A. **Fundamentals of Oil & Gas Accounting**. Penwell, 2008.

ZADEH, L. A. **Fuzzy Sets as a basis for a theory of possibility.** Fuzzy Sets and Systems, v. 1, p. 3-28, 1978.

ZANGWILL, Willard; KANTOS, Paul B. **The learning curve: a new perspective.** International Transactions in Operational Research, p. 21-24, Feb. 2000.

ZOLLER S. L.; PATERSON A. W. **How probabilistic methods were used to generate accurate campaign costs for Enterprises's Bijupirá-Salema Development.** SPE Annual Drilling Conference and Exhibition, SPE/IADC 79902, Amsterdam, The Netherlands, Sep. 26-29, 2004.

ZOLOTUKHIN, A. B. **Use of fuzzy sets theory in qualitative and quantitative risk assessment.** SPE Annual Conference and Exhibition, SPE 61048, Stavanger, Norway, Jun. 26-28, 2000.

ANEXO A - TABELA DE TEMPOS OPERACIONAIS DA FASE 3 (EXEMPLO)

Horas	Operação
1,5	Instalando componentes eletrônicos do RCB. Testando estanqueidade com 3000 psi.
22,5	Aguardando recebimento de novo RCB (riser connection box - caixa com componentes eletrônicos) do BOP.
1	Testando motor de fundo e MWD. 700 gpm/1200 psi
0,5	Descendo conjunto de jateamento e confirmando PDA=1036 m.
0,5	Realizando <i>space out</i> para operação de jateamento.
0,5	Movendo sonda e posicionando conjunto de jateamento entre as bóias demarcatórias. Checando inclinação da BAJA (3/4°)
2,5	Descendo coluna DP 5" com BHA de jateamento/ revestimento 30"/ BAJA.
3	Jateando revestimento de 30". 100/250 gpm, 80/270 psi, Pmax= 90 klb, inclinação final=0,5°.
0,5	Realizando teste do puxão 90 klb. OK.
2,5	Movendo BAJA para o centro do moon pool.
4,5	Montando revestimento de 30", soldando bacalhaus entre as conexões.
1,5	Descendo BHA de jateamento. Programando MWD.
1	Conectando Jet Cam no HSG 30".
1	Assentando revestimento de 30" na BAJA e travando HSG 30".
1,5	Cortando cabo de perfuração
2,5	Descendo BHA de jateamento.
1	Montando e estaleirando 2 seções de DC 8".
1,5	Pegando a primeira e segunda juntas de risers, conectando-as ao BOP, descendo abaixo da zona de respingo.
2	Problemas para efetuar teste de linhas devido vazamento na saída da unidade de cimentação.
0,5	Concluindo testes de linhas choke, kill e conduítes.
7	Descendo BOP com coluna de riser, descidas 26 de 51 jts total.
3	Preparando plataforma para descida de BOP, substituindo elevador de 5" e braços por equipamento de manuseio de riser.
1	Testando as linhas de kill e choke com 300 psi.
0,5	ROV fechando as portas de teste e desconectando FIBAP através do EDS (24 segundos para liberação). Efetuando inspeção da BAP.
3,5	Retirando coluna com FIBAP até a superfície.
3	Desconectando FIBAP, XOver e movimentando-os para o deck.
2	Descendo BOP com coluna de riser, descidas 32 de 51 jts total.
5	Aguardando chegada de nova placa eletrônica de outra unidade (NS-23).
17	Reparando falha no pod amarelo. Realizando testes no BOP e verificando falha no flowmeter de subsuperfície do pod azul.
1,5	Movimentando BOP para o centro do moon pool. Conectando 1ª junta de riser.
0,5	Descendo 2 primeiras juntas de riser. Verificado falha no sistema elétrico do Pod amarelo.
24	Aguardando recebimento de novo RCB (riser connection box - caixa com componentes eletrônicos) do BOP.
2	Aguardando chegada de nova placa eletrônica de outra unidade (NS-23).
8,5	Substituindo placa RCB do POD azul e reparando flowmeter. Realizado teste funcional dos flowmeters dos 2 PODs, OK.
1	Realizando teste da C&K lines c/ 300/5000 psi e linhas hidráulicas c/ 300/3000 psi, ok.
12,5	Descendo risers de perfuração c/ BOP.
0,5	Bombeando 50 bbl de tampão viscoso. Desmontando linhas de superfície e fazendo flow check.
2	Retirando DP de 5" do poço aberto(3651 m) até 16m acima da sapata(3046 m).Fazendo flow check.
6	Retirando coluna.
2	Circulando para limpar o poço.

- 0,5 Bombeando 50 bbl de tampão viscoso de baixa 50 bbl de alta, continuando com circulação para limpar o poço.
- 6 Perfurando poço de 8 ½ " com Geopilot, medindo inclinação e repassando a cada seção. Tirando PRCs da choke e kill a cada 12 h. Bombeado 47 bbl hi-vis a 3578m.
- 2,5 Perfurando poço de 8 ½ " com Geopilot, medindo inclinação e repassando a cada seção.
- 2,5 Circulando para limpar o poço, fazendo flow check.
- 1 Retirando coluna sem rotação e bomba para avaliar condições do poço. Sem observar drags superiores a 20 klb.
- 1 Descendo coluna de 3362 a 3650m.
- 15,5 Descendo revestimento 13 ¾ ". Preenchendo a cada 5 juntas com água do mar.
- 2 Tentando fechar elevador side door 13 ¾ ", sem sucesso. Substituído pelo elevador spider.
- 0,5 Quebrando broca e estaleirando BHA de jateamento.
- 0,5 Montando seção com pata de elefante e estaleirando.
- 1 Preparando plataforma para descida do revestimento.
- 1 Reparando vazamento nas mangueiras hidráulicas de acionamento do spider de mesa
- 1 Descendo junta de revestimento com sapata flutuante. Checando fluxo pela sapata flutuante. OK. Conectando 2ª junta de revestimento.
- 2 Retirando BHA de jateamento e recuperando dados do MWD.
- 1,5 Circulando água do mar para cimentar. 12 bpm/700 psi.
- 5 Descendo revestimento 13 ¾ " com coluna de assentamento no poço. Última seção descida com circulação devido ao arraste elevado (até 80 klb)
- 1 Retirando guide frame do moon pool. Preenchendo revestimento com água do mar. Circulando para checar estanqueidade do HSG 16 ¾ ". 420 gpm/ 170 psi. OK.
- 7 Descendo revestimento 13 ¾ ". Preenchendo a cada 5 juntas com água do mar.
- 1 Trocando braços e elevador de 13 ¾ " e preparando plataforma para descida de coluna DP 5" com stinger.
- 8 Descendo cauda de DP 5" com stinger. Conectando housing 16 ¾ " ao revestimento e coluna de DP 5".
- 0,5 Conectando seção de cimentação. Assentando HSG 16 ¾ " com 60 klb, liberando 125 klb para atuação do sistema de pré-carga. Verificando travamento com 50 klb de overpull . OK.
- 0,5 Movendo sonda, jateando e inspecionando cabeça do poço com ROV
- 0,5 Movendo sonda, assentando e travando BOP. Testando travamento com 50 KPS de overpull.
- 1 Fechando gaveta cega/cisalhante com acústico. Testando anel VX/revestimento contra gaveta cega cisalhante com 300/2000 psi.
- 3 Conectando linhas de kill, choke, booster e conduit lines, testando linhas de kill e choke com 300/5000 psi, e conduit lines com 300/3000 psi.
- 1 Conectando broca e geopilot ao BHA que já estava estaleirado
- 3,5 Instalando baterias e testando LWD
- 1 Montando BHA
- 2,5 Desmobilizando equipamento de manuseio do riser e preparando plataforma para descer coluna de DP de 5" com BHA
- 1 Descendo coluna de DP de 5" com BHA de 12 ¼ ".
- 1 Testando LWD/MWD
- 2 Descendo coluna de DP de 5" com BHA de 12 ¼ "
- 2,5 Testando BOP
- 0,5 Descendo coluna de riser com BOP
- 1 Realizando teste da C&K lines c/ 300/5000 psi e linhas hidráulicas c/ 300/3000 psi, ok.
- 1 Conectando slip joint e junta de assentamento
- 2 Instalando diverter
- 3 Circulando para limpeza do poço
- 3 Perfurando com Geopilot
- 1 Trabalhando coluna e circulando devido a torque alto e pontual. Travou o top drive
- 3,5 Repando Top Drive. Quebrada 1 seção por unidade para descer Top drive e repará-lo.
- 13,5 Perfurando com Geopilot
- 3,5 Retirando coluna de perfuração de 17 ½ " até a sapata do revestimento de 30", observando o arraste. OK. Liberando com 30 kips de overpull a Jet Cam do HSG 30".
- 1 Retirando coluna de perfuração de 17 ½ ".
- 1 Recolhendo ROV do fundo e movendo sonda 150 m do poço.
- 3 Continuando retirada da coluna de perfuração de 17 ½ ".

- 2 Quebrando seção com Jet Cam.
- 2 Substituindo fluido do poço por STA (1400 bbl), com 400 bbl de tampão viscoso à frente.
- 0,5 Realizando manobra curta de 3 seções para checar arraste. OK.
- 9,5 Perfurando fase 17 ½ ". Repassando 2 vezes a cada seção. Circulando tampão viscoso a cada 3 seções.
RPM=40/60; WOB=10/25 klb; Q=200/1000 gpm; P=2350/3200 psi; Torque= 2/6 klb*ft
- 1,5 Circulando 200 bbl de tampão viscoso e deslocando 1 volume do poço com água do mar.
- 2 Destravando slip joint. Testando giro do anel tensionador (50° BB e 50° BE), ok. Instalando diverter. Acionada gaveta cega pelo acústico e retestando mesma c/ 500 psi, ok.
- 1,5 Testando linhas de superfície e manifolds c/ 300/5000 psi,ok.
- 0,5 Desmobilizando equipamentos de manuseio de riser.
- 1 Fechando gaveta cega pelo acústico e testando c/ 500 psi, neg, vazamento pleno. Abrindo e fechando gaveta cega pelo painel do BOP e testando revestimento/VX contra a gaveta cega pela choke line c/ 500/2000 psi. OK.
- 1 Montando slip joint e junta de assentamento.
- 4 Conectando linhas de kill e choke e hidráulicas no slip joint. Testando linhas kill e choke 300/5000 psi e hidráulicas 300/3000 psi. ok.
- 2 Instalando anel tensionador
- 1,5 Reparando falha eletrônica no painel do BOP na plataforma.
- 1,5 Movendo sonda para a cabeça do poço. Assentando e travando BOP. Testando c/ 50 klb de overpull.
- 1,5 Preenchendo linhas de kill e choke e testando com 300/5000 psi e linhas hidráulicas com 300/3000 psi. OK.
- 7,5 Descendo risers de perfuração c/ BOP.
- 19 Desmontando STM do POD azul, encontrando fluido hidráulico no seu interior. Fazendo manutenção em outros componentes eletrônicos enquanto aguarda novas peças para reparar STM do POD azul.
- 2,5 Reparando STM do POD azul.
- 2,5 Retirando coluna de riser com BOP
- 2,5 Perfurando poço de 8 ½ " com Geopilot.
- 0,5 Ajustando ferramentas do direcional conforme instruções da Halliburton.
- 7 Perfurando poço de 8 ½ " com Geopilot de 3071/3168m.
- 0,5 Efetuando exercício simulado de kick.Volume ganho antes do fechamento do poço 7 bbl, tempo de fechamento 2 min.
- 0,5 Medindo PRC e perdas de carga na linha do choke e kill.
- 6 Cortando cimento de 3018 a 3046m.
- 1 Alinhando unidade de cimentação e testando revestimento 9 5/8" com 3000 psi/ 5 min, OK.
- 2,5 Substituindo água do mar do poço por fluido Flowpro(9,3lb/gal) enquanto cortava cimento de 3046 a 3057m.
- 1 Testando sistema de detecção de kick da plataforma e mudlogging.
- 0,5 Cortando cimento de 3057 a ,sapata de 9 5/8" a 3060 m.
- 2 Lavando rathole com dificuldade, possivelmente devido ao cimento.
- 1 Realizando teste no Geo Pilot com 190 spm e 1600 psi.
- 5 Realizando testes funcionais e de pressão no BOP. OK.
- 0,5 Substituindo fluido das linhas de kill, choke e booster por fluido sintético BR MUL.
- 0,5 Tentando reparar falha nos SEM (módulo eletrônico) A e B do pod amarelo, sem sucesso.
- 3 Retirando coluna de DP 5" para retirar e reparar o BOP.
- 2 Retirando e estaleirando BHA 12 ¼ " . recuperando dados da memória e retirando baterias do LWD.
- 7 Montando BHA de perfuração de 12 ¼ " .
- 5 Descendo coluna DP 5" com BHA de 12 ¼ " . Checado topo do cimento a 2044 m.
- 1 Medindo pressão reduzida de circulação; bomba1(GPM-PSI) bomba 2 (GPM-PSI) bomba3(GPM-PSI)
SPM=20 P=120 SPM=20 P=120 SPM=20 P=120 SPM=30 P=150 SPM=30 P=160
SPM=30 P=150 SPM=40 P=210 SP
- 0,5 Testando revestimento com 2000 psi. OK
- 1,5 Testando sistema de detecção de kick
- 1,5 Cortando cimento
- 12 Perfurando com Geopilot
- 2,5 Descendo coluna e cortando cimento de 2044 a 2049m
- 4 Testando BOP
- 1 Substituindo água do mar das linhas de kill , choke e booster por fluido de perfuração (BR mul) .
- 24 Perfurando poço de 8 ½ " com Geopilot, medindo inclinação e repassando a cada seção.

- 2,5 Montando 4 seções de HWDP e 6 seções de DP.
- 1 Posicionando, assentando e travando BOP, efetuando teste de overpull com 50.000 lbs. OK.
- 1 Fechando gaveta cega e testando vedação conector/housing com 1500 psi. OK.
- 1 Abrindo junta telescópica, desconectando e deitando junta de assentamento e RT do riser.
- 1 Instalando diverter.
- 3 Retirando equipamentos de manuseio de riser e preparando plataforma para perfuração.
- 1 Posicionando junta telescópica, travando anel tensionador da mesma, conectando linhas de controle do packer.
- 2,5 Montando linhas de superfície e testando mangueiras rotativas, IBOP, kelly valves com 5000 psi, OK.
- 6,5 Descendo BOP com coluna de riser, descidas 51 jts total.(1003 m)
- 1,5 Testando as linhas de kill e choke com 300 psi/3min , 5000 psi/5min e conduites com 3000 psi/10 min. OK
- 3 Conectando junta telescópica e junta de assentamento. Conectando mangueiras de choke, kill e conduites na junta telescópica e fuindo e testando linhas de superfície.
- 1 Trocando elevadores, conectando Casing Hanger.
- 0,5 Circulando para prosseguir descida com coluna de assentamento.
- 1,5 Descendo revestimento com coluna de assentamento de 5"
- 0,5 Circulando para prosseguir descida com coluna de assentamento.
- 1,5 Descendo revestimento com coluna de assentamento de 5" até 1 seção acima do fundo sem observar restrição nem drag.
- 4,5 Descendo revestimento 9 5/8".
- 0,5 Conectando seção de cimentação, descendo coluna com circulação até topar sobre housing. Checando medidas com index line.
- 2 Substituindo fluido do riser, choke, kill e booster por água do mar.
- 3 Retirando coluna de assentamento com ferramenta de instalação do casing hanger de 1042 m até superfície.
- 1 Desconectando e deitando CHRT e cabeça de cimentação.
- 2,5 Energizando pack-off e tentando testar sem sucesso devido compressibilidade do fluido. Substituído fluido da linha de choke por salmour/água do mar e pressurizando pack-off com sucesso. Pack-off testado com 5000 psi/5 min ok.
- 2 Circulando para homogeneizar fluido para cimentação
- 1 Testando linhas e bombeando colchão espaçador de parafina
- 2 Misturando e deslocando pastas de cimento com salmoura 9.7#/gal até bater plug. Testado revestimento/plug com 1500 psi.
- 0,5 Checando back flow e desconectando linhas
- 2 Instalando garatérias na coluna de DP 5" e colocando beacons nos ganchos.
- 1,5 Checando sinal dos beacons e descendo coluna de DP 5".
- 3 Navegando para a nova locação.
- 14,5 Recebendo material para início de poço.
- 3 Checando boias demarcatórias da locação e lançando beacons com auxilio de ROV.
- 3,5 Removendo fontes radioativas, desmontando ferramentas de coluna e efetuando download das informações.
- 0,5 Concluindo retirada de coluna. Desconectando e deitando Drilling Jar, Monel e Float Sub
- 2,5 Desconectando e travando anel tensionador do riser e desconectando linhas de kill, choke e booster e despressurizando conduit lines
- 2 Retirando landing joint e slip joint
- 9,5 Retirando riser de perfuração com BOP
- 2 Retirando riser de perfuração com BOP
- 1 Desconectando broca e Geopilot, estaleirando BHA
- 2,5 Montando equipamento de manuseio do riser
- 2,5 Trocando rolamentos do guincho da ponte de riser
- 1,5 Retirando diverter, conectando landing joint, fechando e travando slip joint.
- 0,5 Desassentando BOP movendo sonda 30 m e inspecionando cabeçao do poço
- 2 Cortando cimento de 3001 a 3018 m.
- 4 Continuando a descer coluna de 1263 até o topo do cimento encontrado a 3001m.
- 3,5 Testando BOP com coluna. Pressão de teste de 1500 psi.
- 1 Montando e testando as ferramentas de MWD, LWD e GEOPILLOT
- 2,5 Montando BHA de 8 1/2 ", conforme Halliburton. Simultaneamente testando choke manifold com 300/5000 psi por 3/5 min, OK.
- 2,5 Substituindo LWD que apresentou falha de comunicação durante teste.

- 2 Programando ferramentas de MWD e carregando as fontes radioativas.
- 3 Descendo BHA até 838 m.
- 0,5 Conectando Top Drive, preenchendo coluna e testando ferramentas conforme Halliburton.
- 2 Montando 2 seções de DP, gabaritando-os e estaleirando-os.
- 1 Continuando a descer coluna de 838 até 1263m.
- 3,5 Teste de funções do BOP, pre-carga dos acumuladores de N2 e movendo BOP para o centro do moon pool.
- 11 Descendo coluna de riser com BOP
- 1 Realizando teste da C&K lines c/ 300/5000 psi e linhas hidráulicas c/ 300/3000 psi, ok.
- 8,5 Instalando componentes eletrônicos do RCB. Testando estanqueidade do RCB com 3000 psi.
- 0,5 Bombeando 60 bbl de pó xadrez.
- 4 Testando linhas de cimentação com 2000 psi. Misturando e bombeando cimento.
- 0,5 Checando retorno pela unidade de cimentação (Vol=1,5 bbl. OK). Desmobilizando linha de cimentação e destravando ferramenta de assentamento do HSG 16 ¾".
- 2 Inspeccionando cabeça do poço e recolhendo ROV até superfície.
- 3 Continuando retirada de coluna DP 5" com stinger até superfície. Quebrando seção de cimentação.
- 3 Desmontando BHA 17 ½".
- 2 Correndo e cortando cabo de perfuração.
- 0,5 Preparando plataforma para descer BOP.
- 2 Retirando coluna de DP 5" com stinger até cabeça do poço.
- 3 Reparando sistema de freio do guincho de perfuração.
- 3,5 Continuando preparação da plataforma para descer BOP.
- 2,5 Quebrando BHA
- 1,5 Recuperando dados da memória do LWD
- 2 Quebrando BHA
- 3 Montando Conjunto Csg Hgr/RT/ Pack Off e cabeça de cimentação
- 1,5 Conectando WBRT e descendo coluna para retirar wear bushing.
- 1 Descendo coluna para avaliar condições do poço. (ok. sem drag)
- 3,5 Circulando no fundo para limpeza, 800 GPM, 3800 psi. Deslocando tampões viscoso, pesado e de N-parafina
- 3,5 Retirando coluna em poço aberto, sem drag.
- 1,5 Retirando cloluna dentro do revest. de 13 ⅝"
- 1,5 Retirando coluna para avaliar condições do poço. (ok. sem drag)
- 0,5 Conectando Top Drive e jateando a cabeça do poço para limpeza. 40 RPM, 600 GPM, 1530 PSI
- 2 Retirando coluna
- 10,5 Retirando coluna de riser com BOP
- 12 Descendo coluna de riser com BOP. Descidas 51/51 juntas.
- 1,5 Avaliando problema eletrônico no POD azul.
- 1,5 Descendo coluna com WBRT
- 1 Abrindo compensador, assentando WBRT a 1056m, liberando wear bushing com 30 KP de overpull
- 15 Descendo revestimento 9 ⅝".
- 3 Retirando coluna com wear bushing
- 0,5 Desconectando WBRT/wear bushing
- 2 Correndo e cortando cabo de perfuração
- 0,5 Preparando plataforma para descer revestimento
- 0,5 Reunião de segurança e conectando sapata na primeira junta de 9 ⅝"
- 3 Retirando coluna de DP 5" com garatêia de beacons. Retirando garatêias.
- 0,5 Montando seção de cimentação.
- 5 Montando HSG 16 ¾ "/ferramenta HSG.
- 3 Montando e estaleirando seção com Jet Cam 30" e 2 DC 8".
- 5 Montando e estaleirando BHA jateamento de 17 ½" com BRC/Motor/STB/LWD/PWD/FLOAT SUB/SDC.
- 1,5 Montando e estaleirando 2 seções de DC 8".
- 1,5 Alinhando motor de fundo e LWD. Testando sinal do LWD.
- 3,5 Lançando beacons.
- 1 Recolhendo ROV para superfície. Calibrando beacons.
- 1 Aguardando ROV devido defeito ocorrido no guincho do mesmo.
- 0,5 Desconectando BOP, movimentando sonda e inspeccionando cabeça de poço
- 2 Travando anel tensionador no hsg do diverter, desconectando e removendo linhas da Jtelescópica.

- 1 Desconectando e deitando junta de assentamento e junta telescópica.
- 1,5 Instalando Junta de Assentamento e colapsando Junta Telescópica e travando-a
- 13 Retirando BOP manobrando riser. Retiradas 50 de 50 juntas total.
- 0,5 Desconectando e deitando CHRT e cabeça de cimentação.
- 3,5 Preparando plataforma para retirar BOP
 - 1 Retirando Diverter e deitando-o no convés
- 24 Perfurando fase 17 ½ ". Repassando a cada seção. Circulando tampão viscoso a cada 3 seções. RPM=40/60; WOB=10/20 klb; Q=200/1000 gpm; P=2350/3200 psi; Torque= 2/6 klb/ft.
- 3 Reparando STM do POD azul, trocando cabo do STM e troncado placa eletrônica do RCB do POD amarelo.
- 3 Pressurizando sistema hidráulico do BOP, realizando teste de funções nos dois PODs. Realizados teste de EDS nos POD amarelo (37 seg) e azul (36 seg).
- 2 Pré carga nos acumuladores e movendo BOP para o centro do moon pool.
- 1,5 Conectando as duas primeiras juntas de riser
 - 1 Realizando teste da C&K lines c/ 300/5000 psi e linhas hidráulicas c/ 300/3000 psi, ok.
- 13,5 Descendo coluna de riser com BOP
- 2,5 Aguardando recebimento de novo RCB (riser connection box - caixa com componentes eletrônicos) do BOP. Em paralelo, trocando baterias dos beacons
- 12 Aguardando recebimento de novo RCB (riser connection box - caixa com componentes eletrônicos) do BOP. Em paralelo, descendo col de DP de 5" e assentando beacons
 - 1 Aguardando recebimento de novo RCB (riser connection box - caixa com componentes eletrônicos) do BOP. Em paralelo, retirando col de DP de 5" com 2 beacons.
- 1,5 Retirando riser de perfuração com BOP
 - 1 Movendo BOP no moon pool.
 - 2 Aguardando recebimento de novo RCB (riser connection box - caixa com componentes eletrônicos) do BOP. Em paralelo, desmobilizando equipamento de manuseio do riser, para descer col de DP para recuperar beacons para troca de baterias.
 - 2 Aguardando recebimento de novo RCB (riser connection box - caixa com componentes eletrônicos) do BOP. Em paralelo, descendo col de DP de 5" com ganchos para recuperar 2 beacons para troca de baterias.
 - 2 Aguardando recebimento de novo RCB (riser connection box - caixa com componentes eletrônicos) do BOP. Em paralelo, ROV recolhendo e colocando nos ganchos, dois beacons.
- 24 Perfurando com Geopilot
- 3,5 Recolhendo beacons.
- 1,5 Recolhendo ROV.
 - 4 Retirando coluna com beacons.
- 0,5 Realizando teste de black out. Normalidade reestabelecida em 7 min.
- 3,5 Recebendo material para início de poço.
 - 1 Liberando Jet Cam e perfurando 1 junta.
 - 1 Recolhendo ROV.
- 22 Perfurando fase 17 ½ ". Repassando a cada seção. Circulando tampão viscoso a cada 3 seções. RPM=40/60; WOB=10/15 klb; Q=200/1000 gpm; P=2350/3200 psi; Torque= 2/3 klb/ft.
- 1,5 Assentando FEJAT sobre hsg e jateando o mesmo
- 3,5 Movimentando BAP para moon pool e efetuando plumbagem das linhas na FIBAP.
- 3,5 Retirando coluna com FEJAT e desconectando a mesma.
 - 1 Descendo ferramenta de recuperação do funil com DP's
 - 1 Posicionando ferramenta sobre base, assentando e travando e recuperando o funil com tração de 60 klb.
 - 1 Jateando housing com ROV e decidindo descer FEJAT.
 - 3 Retirando coluna com Funil e desconectando-o no moon pool.
- 3,5 Conectando FEJAT e descendo coluna para jatear hsg.
- 1,5 Descendo ferramenta de recuperação do funil com BHA"
- 1,5 Preparando ferramenta de retirada do funil e conectando a mesma na primeira seção de 8".
 - 2 Retirando equipamentos de manuseio de riser.
 - 1 Assentando BOP sobre frame, desconectando primeira junta, movimentando BOP para seu berço.
- 0,5 ROV fechando as portas de teste e desconectando FIBAP através do EDS (24 segundos para liberação)
- 3 Descendo conjunto BAP/FIBAP até 1043 m.
- 2 FMC montando linhas de superfície interligando garrafas de N2 e deslocando linhas de controle com N2.

- 3,5** Aproando BAP conforme projeto (337 graus), posicionando e assentando sobre poço. Armandando EDS e travando BAP no housing. Testando travamento com overpull de 50 klb.
- 2** FMC testando vedações da BAP/Housing com 3000 psi de pressão diferencial. ok.
- 2** Aguardando ROV voltar a superfície e fixar nova chave de fechamento das portas de teste. (primeira chave perdida durante a operação)
- 0,5** Conectando Xover e primeira seção de comandos e fixando umbilical.
- 2** Movimentando BAP para centro do moon pool e instalando Wear Bushing e retornando para lateral
- 2,5** Efetuando teste das funções da FIBAP e substituindo anel de vedação.
- 6** Instalação da FIBAP sobre BAP e testes funcionais. Efetuado teste de EDS com liberação em 22 seg.

ANEXO B - BASE DE DADOS INTEGRAL CAMPO MLS

Table 1- Time of Phase 3 in Deep Water Well									
Well Number	Time	Well Number	Time	Well Number	Time	Well Number	Time	Well Number	Time
1-OFF-460	31	8-OFF-123HA-RJS	79	9-OFF-14D-RJS	26	7-OFF-43H-RJS	2	9-OFF-82-RJS	19
3-OFF-126D-RJS	129	8-OFF-123H-RJS	48	9-OFF-15D-RJS	98	7-OFF-51HP-RJS	8	9-OFF-83DP-RJS	51
3-OFF-1-RJS	36	8-OFF-125HP-RJS	115	9-OFF-164D-RJS	81	7-OFF-53HA-RJS	58	9-OFF-84-RJS	47
3-OFF-2-RJS	44	8-OFF-127HP-RJS	125	9-OFF-165DPA-RJS	129	7-OFF-53H-RJS	45	9-OFF-85-RJS	26
3-OFF-443	28	8-OFF-133HP-RJS	64	9-OFF-165DP-RJS	126	7-OFF-59HP-RJS	24	9-OFF-86A-RJS	37
3-OFF-490A	19	8-OFF-137HP-RJS	112	9-OFF-166D-RJS	65	7-OFF-63HPA-RJS	128	9-OFF-86-RJS	74
4-OFF-441	17	8-OFF-141HP-RJS	48	9-OFF-20D-RJS	50	7-OFF-63HP-RJS	29	9-OFF-87-RJS	9
4-OFF-442	47	8-OFF-145HP-RJS	69	9-OFF-22D-RJS	60	7-OFF-69HP-RJS	89	9-OFF-88-RJS	16
6-OFF-122-RJS	78	8-OFF-17HP-RJS	97	9-OFF-23D-RJS	22	7-OFF-73HPA-RJS	25	9-OFF-89-RJS	19
6-OFF-146D-RJS	141	8-OFF-19HP-RJS	101	9-OFF-24D-RJS	54	7-OFF-73HP-RJS	87	9-OFF-90-RJS	77
6-OFF-3B-RJS	9	8-OFF-25HP-RJS	116	9-OFF-26D-RJS	37	7-OFF-95H-RJS	81	9-OFF-91D-RJS	100
7-OFF-108H-RJS	26	8-OFF-27HP-RJS	164	9-OFF-28-RJS	178	7-OFF-97HP-RJS	75	9-OFF-92D-RJS	50
7-OFF-107H-RJS	46	8-OFF-41HP-RJS	42	9-OFF-29D-RJS	7	7-OFF-99HP-RJS	111	9-OFF-96DA-RJS	129
7-OFF-10HPA-RJS	23	8-OFF-47HA-RJS	16	9-OFF-34D-RJS	84	8-OFF-119H-RJS	108	9-OFF-96D-RJS	25
7-OFF-111HP-RJS	123	8-OFF-47H-RJS	95	9-OFF-36D-RJS	47	8-OFF-121HPA-RJS	118	9-OFF-98DA-RJS	63
7-OFF-113HA-RJS	96	8-OFF-49HPA-RJS	29	9-OFF-38D-RJS	25	8-OFF-121HP-RJS	114	9-OFF-9D-RJS	13
7-OFF-113H-RJS	54	8-OFF-49HP-RJS	31	9-OFF-44D-RJS	33	9-OFF-11D-RJS	9	9-OFF-162D-RJS	7
7-OFF-115HP-RJS	97	8-OFF-61HP-RJS	6	9-OFF-48D-RJS	51	9-OFF-120DP-RJS	90	7-OFF-39HPA-RJS	2
7-OFF-117HP-RJS	72	8-OFF-67H-RJS	30	9-OFF-4-RJS	12	9-OFF-124DP-RJS	177	7-OFF-39HPC-RJS	54
7-OFF-131H-RJS	67	8-OFF-71HPA-RJS	33	9-OFF-50D-RJS	13	9-OFF-12-RJS	18	7-OFF-39HP-RJS	70
7-OFF-135HP-RJS	91	8-OFF-71HP-RJS	66	9-OFF-56-RJS	33	9-OFF-130DA-RJS	49	9-OFF-110D-RJS	68
7-OFF-139HP-RJS	48	8-OFF-75HP-RJS	46	9-OFF-58D-RJS	9	9-OFF-130DB-RJS	107	9-OFF-114D-RJS	65
7-OFF-167HP-RJS	78	8-OFF-77H-RJS	35	9-OFF-60D-RJS	44	9-OFF-130D-RJS	59	9-OFF-116D-RJS	41
7-OFF-21HP-RJS	95	8-OFF-163HP-RJS	29	9-OFF-62D-RJS	73	9-OFF-132D-RJS	164	9-OFF-74D-RJS	44
7-OFF-31H-RJS	44	9-OFF-100-RJS	120	9-OFF-64D-RJS	105	9-OFF-134D-RJS	122	9-OFF-76DP-RJS	72
7-OFF-32H-RJS	72	9-OFF-101D-RJS	99	9-OFF-66-RJS	41	9-OFF-136DA-RJS	74	9-OFF-7-RJS	48
7-OFF-33H-RJS	94	9-OFF-102-RJS	72	9-OFF-68D-RJS	105	9-OFF-136D-RJS	107	9-OFF-140D-RJS	60
7-OFF-35HP-RJS	129	9-OFF-103-RJS	27	9-OFF-70D-RJS	24	9-OFF-138D-RJS	166	9-OFF-144D-RJS	32
7-OFF-37HP-RJS	95	9-OFF-104-RJS	40	9-OFF-72D-RJS	18	9-OFF-13D-RJS	40	9-OFF-148D-RJS	42

ANEXO C - CÓDIGO FONTE APLICAÇÃO (PARCIAL)

```
clear all
clc

%Mensagem ao usuario
disp('Tese:Metodologia Probabilística-Possibilística para Estimativa de Tempos em Poços de
Petróleo');
disp('Autor: Gabriel Sotomayor');

media=input('Digite a media da função triangular:');
desvio=input('Digite o desvio padrão da função triangular:');

%Le os dados existentes no programa InputPP97.xls, na primeira pagina,
%entre B1:B135, e os armazena no vetor A
A = xlsread('G:\Input Tese\TTBC.xls', 1, 'S45:S106');

tmin=min(A);
tmax=max(A);
tempo=tmin:2:tmax;

%Cria a lognfit dos valores em A, gerando parametros(1)=mu e
%parametros(2)=sigma
parametros = lognfit(A);

%Cria a lognpdf dos valores em A e com os parametros encontrados pela
%lognfit(A);mu e sigma, respectivamente.
Y = lognpdf(tempo,parametros(1),parametros(2));

%Numero total de pontos da amostragem
t=numel(Y);

[B,indice]=sort(Y,'descend');

%Calcula o Hp
Hp(1)=(-B(1)*log2(B(1)));
for x=2:t
    Hp(x)=Hp(x-1)+(-B(x)*log2(B(x)));
end
```

```

%Calcula R
for x=1:t
    R(x)=(B(x)./B(1));
end

%Calculando Teta
count=0;
for teta=0:0.001:1
    ns=0;
    for i=2:1:t-1
        soma=0;
        for j=1:1:i
            soma=soma+(R(j)^teta);
        end
        ns=ns+((R(i)^teta)-(R(i+1)^teta))*log2((i^2)/soma);
    end
    NSSolve=ns-Hp(t);
    if (NSSolve <= 1)&(NSSolve>=0)
        count=count+1;
        angulo(count)=teta;
    end
end

TETA=min(angulo)

%Calculando Ri
for x=1:1:t
    Ri(x)=R(x)^TETA;
end

%Voltando a ordem original
for x=1:1:t
    ord=indice(x);
    Riord(ord)=Ri(x);
end

plot(tempo,Riord)

%Calculando o valor de topo
for x=1:1:t
    if Riord(x)==1
        valortopo=indice(x);
    end
end
end

```

```
%Separandos os pontos pela metade menor
```

```
j=0;  
for x=1:1:t  
    if indice(x)<valortopo  
        j=j+1;  
        tmin(j)=indice(x);  
        valormin(j)=Riord(x);  
    end  
end
```

```
%Separandos os pontos pela metade maior
```

```
i=0;  
for x=1:1:t  
    if indice(x)>valortopo  
        i=i+1;  
        tmax(i)=indice(x);  
        valormax(i)=Riord(x);  
    end  
end
```

```
%Criando vetores de valor da equacao Fuzzy
```

```
menor=media-desvio;  
maior=media+desvio;  
xdata=[menor,media]; %menor  
ydata=[0,1]; %menor  
xdata2=[media,maior];%maior  
ydata2=[1,0]; %maior
```

```
%Criando equacoes do 1 grau para os pontos Fuzzy
```

```
cfun=fit(ydata,xdata,'poly1');  
cfun2=fit(ydata2,xdata2,'poly1');
```

```
%Substituindo os pontos nas equacoes
```

```
g=cfun(valormin);  
h=cfun2(valormax);
```

```
%Criando pontos para o triangulo
```

```
cont=0;  
for i=0:0.01:1  
    cont=cont+1;  
    BM(cont)=cfun(i);  
    AM(cont)=cfun2(i);  
    y(cont)=i;  
end
```

```
%Grafico Triangulo
```

```
plot(BM,y,'r',AM,y,'r');
```

```

xlabel('Tempo de Perfuração');
ylabel('Pertinência');

%Somando os valores de tmin e g
somamin=tmin'+g;

%Somando os valores de tmax e h
somamax=tmax'+h;

%Adicionando os vetores valormin e valormax, assim como somamin e somamax
j=numel(valormin);
co=0;
for x=1:1:j
    co=co+1;
    Y_grafico(co)=valormin(x);
    X_grafico(co)=somamin(x);
end
co=co+1;
X_grafico(co)=valortopo+media;
Y_grafico(co)=1;
k=numel(valormax);
for x=1:1:k
    co=co+1;
    Y_grafico(co)=valormax(x);
    X_grafico(co)=somamax(x);
end

%Grafico
plot(X_grafico,Y_grafico,'d');
xlabel('Tempo Total');
ylabel('Possibilidade');
disp('O programa foi executado.')

```

ANEXO D - PROVA DE TEOREMA

Prova: (i) Primeiro, prova-se que a proposição $f(nk) = K f(n)$ para todo $n, k \in N$ por indução, onde :

$$f(n) = H \left(\frac{1}{n}, \frac{1}{n}, \dots, \frac{1}{n} \right)$$

É a mesma função que é usada na definição de aditividade fraca. Para $k = 1$, a proposição é trivialmente verdadeira. Pelo axioma da aditividade fraca, temos:

$$f(n^{k+1}) = f(n^k \cdot n) = f(n)$$

Assumindo que a proposição é verdadeira para algum $k \in N$ então,

$$f(n^{k+1}) = f(n^k) + f(n) = kf(n) + f(n) = (k + 1)f(n),$$

O que demonstra que a proposição é verdadeira para todo $k \in N$.

Assumindo como verdadeiro que $f(n) = \log_2 n$, para efeito de simplificação,

provaremos agora que :

$$H(\rho, 1 - \rho) = -\rho \log_2 \rho - (1 - \rho) \log_2(1 - \rho)$$

para um racional ρ . Seja $\rho = r/s$, onde $r, s \in N$. Então,

$$f(s) = H \left(\underbrace{\frac{1}{s}, \frac{1}{s}, \dots, \frac{1}{s}}_r, \underbrace{\frac{1}{s}, \frac{1}{s}, \dots, \frac{1}{s}}_{s-r} \right)$$

$r \qquad s - r$

$$= H\left(\frac{r}{s}, \frac{s-r}{s}\right) + \frac{r}{s} f(r) + \frac{s-r}{s} f(s-r)$$

Então,

$$\log_2 s = H(\rho, 1-\rho) + \rho \log_2 r + (1-\rho) \log_2 (s-r)$$

Resolvendo esta equação para $H(\rho, 1-\rho)$ resulta em:

$$H(\rho, 1-\rho) = -\rho \log_2 r + \log_2 s - (1-\rho) \log_2 (s-r)$$

$$= -\rho \log_2 r + \log_2 s - \rho \log_2 s + \log_2 s - (1-\rho) \log_2 (s-r)$$

$$= -\rho \log_2 \frac{r}{s} - (1-\rho) \log_2 \frac{s-r}{s}$$

$$= -\rho \log_2 \rho - (1-\rho) \log_2 (1-\rho).$$

Estendendo para todos os números reais $\rho \in [0,1]$ e fazendo ρ ser um número real no intervalo $[0,1]$ e deixe ρ' ser uma série de números racionais que aproxima ρ . Então:

$$H(\rho, 1-\rho) = \lim_{\rho' \rightarrow \rho} H(\rho', 1-\rho')$$

Então:

$$\lim_{\rho' \rightarrow \rho} H(\rho', 1-\rho') = \lim_{\rho' \rightarrow \rho} [\rho' \log_2 \rho' - (1-\rho') \log_2 (1-\rho')]$$

$$= -\rho \log_2 \rho - (1-\rho) \log_2 (1-\rho)$$

Dado que todas as funções no lado direito da equação são contínuas, então:

$$H(\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n) = -\sum_{i=1}^n \rho_i \log_2 \rho_i.$$