

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

YURI AMARAL CONTE LOFREDO MOURÃO

ESTIMAÇÃO DAS DEMANDAS DE MANUTENÇÃO EM POÇOS MARÍTIMOS DE PETRÓLEO VIA PROCESSOS DE RENOVAÇÃO GENERALIZADOS

YURI AMARAL CONTE LOFREDO MOURÃO

ESTIMAÇÃO DAS DEMANDAS DE MANUTENÇÃO EM POÇOS MARÍTIMOS DE PETRÓLEO VIA PROCESSOS DE RENOVAÇÃO GENERALIZADOS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Pesquisa Operacional.

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Ísis Didier Lins.

Recife

Catalogação na fonte Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

M929e Mourão, Yuri Amaral Conte Lofredo.

Estimação das demandas de manutenção em poços marítimos de petróleo via processos de renovação generalizados / Yuri Amaral Conte Lofredo Mourão. — 2019.

82 folhas, il., gráfs., tabs.

Orientadora: Profa. Dra. Ísis Didier Lins.

Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2019.

Inclui Referências e Apêndices.

1. Engenharia de Produção. 2. Manutenção de poço de petróleo. 3. Distribuição Weibull. 4. Processo de renovação generalizado. 5. Simulação de Monte Carlo. I. Lins, Ísis Didier. (Orientadora). II. Título.

UFPE

658.5 CDD (22. ed.)

BCTG/2020-1

YURI AMARAL CONTE LOFREDO MOURÃO

ESTIMAÇÃO DAS DEMANDAS DE MANUTENÇÃO EM POÇOS MARÍTIMOS DE PETRÓLEO VIA PROCESSOS DE RENOVAÇÃO GENERALIZADOS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

Aprovada em: 28/08/2019.

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Ísis Didier Lins (Orientadora)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Márcio José das Chagas Moura (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Pauli Adriano de Almada Garcia (Examinador Externo)
Universidade Federal Fluminense

AGRADECIMENTOS

Primeiro gostaria de agradecer à minha família pelo total carinho, apoio e suporte. Meus pais e meus avós que sempre me incentivaram a buscar novos conhecimentos. À minha esposa que sempre me incentivou e deu apoio em toda essa jornada. À minha filha que, como fonte de inspiração, me deu forças para continuar;

Aos meus amigos que desde a escola e faculdade participaram e incentivaram a minha formação;

Aos amigos da Paragon, Miriane e Camila e da Petrobras, Arlindo e David, que sempre me ajudaram e contribuíram com minha formação profissional e acadêmica;

Aos amigos do CEERMA por todo apoio durante essa jornada, em especial, Paulo, Fernanda, July, João e Lucas;

À Isis, minha orientadora, pelo todo apoio e suporte;

Ao professor Márcio pelo suporte ao longo desse período;

Ao Programa de pós-graduação em engenharia de produção da UFPE e a CAPES pelo suporte financeiro;

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

RESUMO

O adequado planejamento dos recursos para manutenção de um campo de petróleo é um dos fatores chaves na composição do Valor Presente Líquido (VPL) de um projeto. A estimativa das manutenções é relevante para a provisão de gastos operacionais e serve de referência para a contratação de sondas, barcos, equipamentos e materiais. Dentro desta perspectiva, a engenharia da confiabilidade auxilia no adequado planejamento das paradas de manutenção, reduzindo assim os custos operacionais de uma empresa petrolífera. Esse trabalho apresenta uma metodologia para estimar as demandas de manutenção para subsidiar tomadas de decisões visando a um melhor planejamento dos recursos e estratégia da produção. A abordagem considera o poço como um único sistema, denominado Sistema Poço, devido à ausência de dados dos equipamentos individuais do poço. Sendo assim, os dados de entrada de interesse são as paradas de produção de cada poço com suas durações e motivos. A modelagem matemática do Sistema Poço é estocástica. Neste trabalho, esse problema é abordado através da comparação entre três modelos diferentes para realizar a estimativa: Processo de Renovação, Processo de Renovação Generalizado e Processo Não Homogêneo de Poisson. A partir de dados históricos de falhas, são estimados parâmetros de máxima verossimilhança e, em seguida, é realizada simulação Monte Carlo para realizar estimativas sobre o comportamento de falhas dos poços e, também estimar o número esperado de dias de sonda. Para aplicação da metodologia e comparação entre os modelos utilizados, dados reais de poços de petróleo são utilizados no exemplo de aplicação. Com os resultados obtidos é percebido que não há processo de renovação (q = 0) para o conjunto de dados do campo I e para os dados do campo II existe uma condição de reparo pior (q > 1). Com a validação tem-se que o PRG é o modelo que tem o melhor ajuste aos dados para o campo I e para os dados do campo II o modelo de PR tem o melhor ajuste aos dados.

Palavras-chave: Manutenção de poço de petróleo. Distribuição Weibull. Processo de renovação generalizado. Simulação de Monte Carlo.

ABSTRACT

Proper planning of resources for maintenance of an oil field is one of the key factors in the composition of the Net Present Value (NPV) of a project. The maintenance estimate is relevant for the provision of operating expenses and as a reference for the rigs contracts, vessels, equipment and materials. From this perspective, reliability engineering assists in the proper planning of maintenance shutdowns, thus reducing the operational costs of an oil company. This work presents a methodology to estimate the maintenance demands to subsidize decision making aiming at a better resource planning and production strategy. The approach considers the well as a single system, called the Well System, due to the lack of individual well equipment data. Thus, the input data of interest are the production stops of each well with its durations and the causes. The mathematical modeling of the Well System is stochastic. In this work, this problem is addressed by comparing four different models to perform the estimation: Renewal Process, Generalized Renewal Process and Non Homogeneous Poisson Process. Based on historical failure data, maximum likelihood parameters are estimated, and Monte Carlo simulation is performed to estimate the well failure behavior and the expected number of days spent with oil trigs. For application of the methodology and comparison between the models used, real data from oil wells are used in the application example. With the results obtained, it is noticed that there is no renewal process (q = 0) for the data set of field I and for the data of field II there is a worse repair condition (q > 1). With the validation, the PRG is the model that has the best fit to the data for field I and for field II the PR model has the best fit to the data.

Keywords: Oil well maintenance. Weibull distribution. Generalized renewal process. Monte Carlo simulation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Taxa de Falha Weibull	20
Figura 2 –	PDF da Weibull Variando valores de η	20
Figura 3 –	Números aleatórios para simulação de Monte Carlo	25
Figura 4 –	Simulação de Monte Carlo PRG	26
Figura 5 –	Simulação de Monte Carlo para cálculo do número esperado de	
	dias de sonda	27
Figura 6 –	Sonda de perfuração	30
Figura 7 –	Coluna de produção convencional	31
Figura 8 –	Metodologia completa utilizada	34
Figura 9 –	Workover – Quebra de Hidrato	42
Figura 10 –	Workover – Limpeza/Estimulação	42
Figura 11 –	Workover – Troca de Válvula de Gás Lift	43
Figura 12 –	Workover – Troca de Árvore de Natal	43
Figura 13 –	Workover – Restauração/Recompletação	44
Figura 14 –	Workover – Substituição de Coluna de Produção	44
Figura 15 –	Algoritmo do cálculo do número esperado de dias de sonda	45
Figura 16 –	Gráfico Resultados – Campo I	48
Figura 17 –	Gráfico Resultados – Campo II	50
Figura 18 –	Dias de sonda – PRG – Ano 10 - Campo I	54
Figura 19 –	Dias de sonda – PRG – Ano 10 - Campo II	56
Figura 20 –	Validação – Todos os poços - Campo I	61
Figura 21 –	Validação – Poço 7 – Campo I	62
Figura 22 –	Validação – Poço 16 – Campo I	63
Figura 23 –	Validação – Todos os Poços - Campo II	64
Figura 24 –	Validação – Poço 5 - Campo II	65
Figura 25 –	Validação – Poco 73 - Campo II	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Exemplo dos dados de produção	36
Tabela 2 –	Exemplo dos dados de manutenção	37
Tabela 3 –	Exemplo dos dados consolidados	38
Tabela 4 –	Mix de falhas	41
Tabela 5 –	Parâmetros das distribuições ajustadas	45
Tabela 6 –	Estimativas dos parâmetros para Campo I	47
Tabela 7 –	Estimativas dos parâmetros para Campo II	47
Tabela 8 –	Número esperado de falhas de um poço do Campo I – Processo de	
	Renovação	48
Tabela 9 –	Número esperado de falhas de um poço do Campo I – PRG	49
Tabela 10 –	Número esperado de falhas de um poço do Campo I – PNHP	49
Tabela 11 –	Número esperado de falhas de um poço do Campo II – Processo de	
	Renovação	50
Tabela 12 –	Número esperado de falhas de um poço do Campo II – PRG	51
Tabela 13 –	Número esperado de falhas de um poço do Campo II – PNHP	51
Tabela 14 –	Número esperado de dias de sonda do Campo I - Processo de	52
	Renovação	
Tabela 15 –	Número esperado de dias de sonda do Campo I – PRG	53
Tabela 16 –	Número esperado de dias de sonda do Campo I – PNHP	53
Tabela 17 –	Número esperado de dias de sonda do Campo II - Processo de	55
	Renovação	
Tabela 18 –	Número esperado de dias de sonda do Campo II – PRG	55
Tabela 19 –	Número esperado de dias de sonda do Campo II – PNHP	56
Tabela 20 –	Erro Médio Absoluto Campo I	60
Tabela 21 –	Erro Médio Absoluto – Poço 7 – Campo I	62
Tabela 22 –	Erro Médio Absoluto – Poço 16 – Campo I	63
Tabela 23 –	Erro Médio Absoluto Campo II	63
Tabela 24 –	Erro Médio Absoluto – Poço 5 - Campo II	65
Tabela 25 –	Erro Médio Absoluto – Poço 73 – Campo II	66

LISTA DE SÍMBOLOS

Unidade	
	Função de máxima verossimilhança
	Função de Confiabilidade
	Confiabilidade condicional
meses	Tempo truncado do sistema <i>j</i>
	Número de sistemas reparáveis
	Número de falhas do sistema j
	Parâmetro de eficiência de reparo
meses	Tempo da falha i do sistema j
meses	Idade virtual do equipamento/sistema após o i-ésimo reparo
meses	Tempo entre falhas do sistema <i>j</i> entre a (i-ésima -1) e a i-ésima falha
	Taxa de falha
meses	Parâmetro de escala, ou vida característica da distribuição Weibull
	Parâmetro de forma da distribuição Weibull
	meses meses meses

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Justificativa	14
1.2	Objetivos	15
1.2.1	Objetivo Geral	15
1.2.2	Objetivos Específicos	15
1.3	Organização da Dissertação	15
2	REFERENCIAL TEÓRICO E REVISÃO DA LITERATURA	17
2.1	Análise de sobrevivência	17
2.1.1	Distribuição Weibull	19
2.2	Processo de Renovação Generalizado	21
2.3	Simulação de Monte Carlo	24
2.4	Modelos Probabilísticos e Engenharia de Confiabilidade na engenharia	
	de poços	27
3	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA ABORDADO	30
4	METODOLOGIA	34
4.1	Premissas e critérios	34
4.2	Coleta e tratamento dos dados históricos	35
4.3	Cálculo dos parâmetros da distribuição estatística do processo falha-	
	reparo utilizando processo de renovação generalizado	38
4.4	Cálculo do número esperado de <i>Workovers</i> (Simulação de Monte Carlo)	40
4.5	Cálculo do número esperado de dias de sonda (Simulação de Monte	
	Carlo)	40
5	EXEMPLO DE APLICAÇÃO	46
5.1	Resultados	46
5.1.1	Parâmetros	46
5.1.2	Número esperado de falhas	47
5.1.3	Número esperado de dias de sonda	52
5.2	Análise dos Resultados	57
5.2.1	Campo I	57
5.2.2	Campo II	59
5.2.3	Validação dos modelos	60

6	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	67
	REFERÊNCIAS	69
	APÊNDICE A - Dados referentes ao campo I	73
	APÊNDICE B - Dados referentes ao campo II	79

1 INTRODUÇÃO

O ideal de um sistema ou equipamento é que ele funcione por mais tempo durante sua vida útil e que tenha o menor número de falhas possível. Obviamente, devido a fatores físicos e até mesmo políticas de funcionamento de uma empresa é impossível que isso ocorra. Assim, estimar o número esperado de falhas e prever seu comportamento é de grande importância.

A indústria do petróleo cada vez mais vem enfrentando um aumento na demanda de produção, surgindo a necessidade de construção de poços novos. O Brasil é o sétimo consumidor de petróleo no mundo (ANP, 2018). Além disso, com o passar dos anos o número de campos maduros também vem aumentando. O adequado planejamento dos recursos para manutenção (*workover*) de poços em um campo de petróleo é um dos fatores impactantes no VPL (Valor Presente Líquido) do projeto de desenvolvimento da produção do campo (Natal, 2013). A estimativa do número de manutenções é relevante para a provisão de gastos operacionais e serve de referência para a contratação de sondas, barcos, equipamentos, aquisição de materiais e aumento da produção.

A previsão envolve riscos e incertezas em parâmetros que vão desde o tipo e qualidade da construção dos poços, passando pela indisponibilidade das características dos equipamentos utilizados, histórico de produção do campo específico, a adequação do sistema de elevação e escoamento adotado, até o futuro comportamento do reservatório ao longo do tempo.

A gestão das manutenções é indispensável para proporcionar políticas de reparo e substituição de equipamentos em momentos estratégicos para que se possa obter alta produtividade e fornecer um alto nível de serviço. Nesse sentido, a engenharia da confiabilidade auxilia no adequado planejamento das paradas de manutenção, reduzindo assim os custos (Dekker, 1996). A indústria do petróleo, na parte de engenharia de perfuração e completação, vem enfrentando o problema de ausência de dados. A engenharia da manutenção está atrasada e é tratada como uma atividade marginal (Scarf, 2007).

Devido à ausência de banco de dados por falta de registro ou por não se ter informações do "as built" para alguns poços, não se tem dados de falha de cada equipamento que compõe o poço. Então, considera-se o poço como um único sistema, denominado Sistema Poço e os dados de entrada de interesse são as paradas de produção de cada poço com suas durações e motivos.

A partir da análise do histórico das paradas dos poços, é possível modelar o comportamento estocástico do processo de falha e reparo dos poços e, assim, fazer previsões

acerca do número de manutenções, dos dias gastos com sondas e com outros recursos envolvidos.

Para isso, são utilizados três modelos diferentes. O Processo de Renovação (PR), onde se considera um reparo perfeito, ou seja, o sistema volta a operar com as mesmas condições de um novo. O Processo Não Homogêneo de Poisson (PNHP), em que o reparo é mínimo, ou seja, o sistema volta a operar com as mesmas condições de antes da falha. E o Processo de Renovação Generalizado (PRG), em que o reparo é imperfeito, um estágio intermediário entre os dois citados anteriormente. O PR e o PNHP são os mais utilizados para o estudo de sistemas reparáveis, já para análises mais precisas o método PRG pode reduzir as incertezas na modelagem (Yañez *et al.* 2002).

Zhang *et al.* (2012) utilizaram simulação de Monte Carlo para estimação probabilística de falhas em dutos de oléo e gás corroídos. Neste trabalho, é utilizada simulação de Monte Carlo no cálculo de estimação dos parâmetros, número de falhas e do número de dias de sonda necessários para realizar as intervenções de manutenção.

1.1 Justificativa

O principal objetivo de um plano de manutenção é garantir a máxima disponibilidade do sistema e sua continuidade operacional. A predição do número de falhas e do tempo de vida de um poço de petróleo é de grande interesse na engenharia.

As estimativas consistentes do número esperado de manutenções permitem prever a demanda de bens e serviços, direcionar investimentos e auxiliar no planejamento e controle da produção e na melhor utilização de seus recursos. Com isso, pode-se obter uma maior assertividade e aderência entre o orçamento previsto e os valores realizados. Com melhores estratégias para as manutenções evitam-se paradas desnecessárias, aumentando assim a produção e atendendo de maneira adequada as demandas de mercado e margens do projeto.

Devido à falta de dados dos equipamentos individuais do poço, considerar o poço como um único sistema, denominado Sistema Poço, é um ponto chave, para estabelecimento de fronteiras e distinguir as falhas relativas a ele das demais (Frota, 2003). Assim, utilizando a análise de dados de vida é possível modelar o comportamento dos poços com os dados de sua produção.

Acciolly e Martins (1999), Frota (2003), Dantas (2008), Dantas *et al.* (2010) utilizaram um modelo clássico com a distribuição Weibull, considerando um processo não-homogêneo de

Poisson para estimar as falhas de poços de petróleo. Gadalov *et al* (2018) utilizaram inspeção baseada em risco para estimar as falhas de poços de petróleo.

Este trabalho foi desenvolvido devido à necessidade de se estabelecer uma metodologia e comparar modelos para a análise dos dados de vida a fim de se obter um melhor planejamento das manutenções em poços de petróleo e dos dias gastos com sonda para realizar as intervenções de manutenção. Para isso serão analisados três modelos diferentes para estimar o número esperado de falhas e simulação de Monte Carlo para estimar os dias de sonda.

1.2 Objetivos

A dissertação está guiada pelo objeto geral e pelos objetivos específicos.

1.2.1 Objetivo Geral

A dissertação tem como objetivo estimar as demandas de manutenção de poços de petróleo via processos de renovação generalizados, através de uma combinação de metodologias já propostas e utilizadas na literatura, a fim de subsidiar tomadas de decisão visando a um melhor planejamento dos recursos e reduzir as paradas de produção.

1.2.2 Objetivos Específicos

Com o propósito de atingir o objetivo geral, alguns objetivos específicos são definidos:

- Coleta e tratamento dos dados de falhas e tempos de construção de poços de petróleo utilizados neste trabalho;
- Comparar os três modelos utilizados para estimar a demanda de manutenção dos poços de petróleo;
- Utilizar simulação de Monte Carlo para estimar os dias gastos com sonda;
- Análise dos resultados.

1.3 Organização da Dissertação

Os capítulos desse trabalho estão organizados e descritos da seguinte maneira:

 O capítulo 2 apresenta o referencial teórico e revisão da literatura que serão abordados na descrição do problema e na solução proposta;

- O capítulo 3 apresenta a descrição detalhada do problema abordado, suas premissas e critérios e como foi realizada a coleta dos dados;
- O capítulo 4 apresenta a metodologia utilizada e cada modelo, com sua particularidade, para a solução do problema descrito;
- O capítulo 5 apresenta o exemplo de aplicação de um problema real, assim como os resultados obtidos e comparação entre as metodologias;
- O capítulo 6 apresenta as conclusões obtidas com esse trabalho e recomendações para futuros trabalhos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO E REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo apresenta definições e explicações sobre os tópicos desse trabalho: análise de sobrevivência, a distribuição Weibull, processo de renovação generalizado, simulação de Monte Carlo, estimativa probabilística de tempos de manutenção e confiabilidade na engenharia de poços de petróleo.

2.1 Análise de sobrevivência

Muitos dos trabalhos de estatísticos em confiabilidade foram focados em tempos de vida de equipamentos e sistemas (Lawless, 1983). A análise de dados de vida ou análise de sobrevivência se refere ao estudo e modelagem da vida de variáveis aleatórias não negativas, com foco em análise de equipamentos, sistemas e fenômenos biológicos (Marshall e Olkin, 2007.

A curva de confiabilidade de componentes pode ser obtida a partir de duas abordagens distintas: uma paramétrica e a outra, não paramétrica (Accioly *et al.* 1995). Em 1939, foi apresentada uma das distribuições paramétricas mais utilizadas em modelos de tempo de vida, que foi chamada de distribuição Weibull (Weibull, 1939). Para a abordagem paramétrica clássica, métodos estatísticos são utilizados para estimar os parâmetros do modelo de confiabilidade, como da distribuição exponencial, a distribuição normal, a distribuição lognormal, a distribuição binomial e distribuição Weibull, com o objetivo de encontrar uma estimativa pontual e um intervalo de confiança para os parâmetros de interesse (Modarres *et al.* 2016).

A abordagem não paramétrica prescinde de distribuições de probabilidade para apresentar seus resultados e foi desenvolvida por Kaplan e Meier (1958). No entanto, neste trabalho foi utilizada uma abordagem paramétrica.

Antes de ajustar uma ou mais distribuições para um conjunto de dados é, geralmente, necessário escolher boas candidatas num conjunto pré-selecionado de distribuições. Esta escolha pode ser guiada pelo conhecimento do processo estocástico que rege a variável modelada ou, na ausência de conhecimento sobre o processo subjacente, pela observação de sua distribuição empírica (Muller e Dutang, 2015).

A estatística descritiva pode ajudar a escolher os candidatos para descrever uma distribuição entre um conjunto de distribuições paramétricas. Especialmente a assimetria e

curtose são úteis para este fim. Uma assimetria não nula revela uma falta de simetria da distribuição empírica, enquanto o valor da curtose quantifica o peso das caudas em comparação com a distribuição normal, cujo valor da curtose é igual 3 (Muller e Dutang, 2015).

A partir de um teste de aderência, é possível mensurar a distância entre os valores de referência da distribuição paramétrica e da distribuição empírica. Existem três testes clássicos de aderência na literatura que serão utilizados nesse estudo: Cramer-von Mises, Kolmogorov-Smirnov e Anderson-Darling (D'Agostino e Stephens, 1986).

Neste trabalho é utilizado o teste de Anderson-Darling. Onde, as hipóteses para o teste Anderson-Darling são:

- H₀: os dados seguem uma distribuição específica.
- H₁: os dados não seguem uma distribuição específica.

Se o valor-p do teste de Anderson-Darling for menor do que o nível de significância escolhido, então os dados não seguem a distribuição especificada. Para calcular a estatística A^2 do teste, temos:

$$A^{2} = n \int_{-\infty}^{\infty} \frac{[F_{n}(x) - F(x)]}{F(x)(1 - F(x))} dF(x)$$
 (1)

Devido a atribuir maior peso a distribuição de caudas longas, a estatística de Anderson-Darling é especialmente interessante quando é importante enfatizar a cauda, bem como caracterizar o corpo principal de uma distribuição (Cullen e Frey, 1999).

Os parâmetros de uma distribuição são estimados pela maximização da função de verossimilhança, em que os parâmetros da distribuição são estimados a fim de maximizar a densidade de probabilidade conjunta dos dados observados. A função de verossimilhança é definida como:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i | \theta)$$
 (2)

em que x_i representa as n observações da variável X e $f(. \mid \theta)$ é a função de densidade da distribuição paramétrica considerada (Muller e Dutang, 2015).

Os objetivos principais a partir da obtenção dos dados são de modelar as falhas e analisar os dados de vida. Os conceitos utilizados permitem estimar os parâmetros da distribuição estatística que representa o sistema e prever o comportamento futuro da vida dos poços de um determinado campo de petróleo. Desse modo, com a previsão do comportamento da vida de cada poço, o número de manutenções pode ser previsto e, consequentemente, todos os recursos envolvidos e maximização da produção.

2.1.1 Distribuição Weibull

De acordo com Modarres *et al.* (2016), a distribuição Weibull tem uma ampla gama de aplicações em análise de confiabilidade, podendo abranger uma variedade de formas devido a sua flexibilidade. A função de densidade de probabilidade (pdf) da Weibull de 2-parâmetros é dada por:

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta - 1} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta}}$$
 (3)

em que η é o parâmetro de escala e β é o parâmetro de forma. Sendo η de dimensão de tempo e β adimensional.

A função de distribuição de probabilidade acumulada é dada por:

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta}} \tag{4}$$

A função confiabilidade para a Weibull de 2-parâmetros é dada por:

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta}} \tag{5}$$

De acordo com os valores que os parâmetros assumem, a Weibull pode ser utilizada para modelar diversos comportamentos de tempo de falhas.

O parâmetro de forma β determina o comportamento da taxa de falha $\lambda(t)$. Assim, temse que se $\beta < 1$ a taxa de falha é decrescente. Quando β assume o valor igual a 1, a distribuição exponencial é um caso particular da distribuição Weibull, ou seja, tem-se taxa de falha

constante. Quando $\beta > 1$ a taxa de falha é crescente. Para $\beta = 2$, a taxa de falha é crescente e linear. A Figura 1, utilizando um mesmo valor para o parâmetro η , demonstra esses comportamentos.

Taxa de Falha

0,040
0,035
0,030
0,025
0,000
0,015
0,010
0,005
0,000
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
t $\beta = 0,5$ $\beta = 1$ $\beta = 2$ $\beta = 3$

Figura 1- Taxa de Falha Weibull

Fonte: O Autor (2019).

O parâmetro de escala η influencia a dispersão dos tempos de falha (Figura 2). Desse modo, enquanto o parâmetro de forma β permanece com o mesmo valor e varia-se o η , comportamento da pdf muda. Quando o valor de η aumenta observa-se uma maior dispersão nos tempos de falhas e, como a área sob a pdf é a mesma, o pico da curva também diminui.

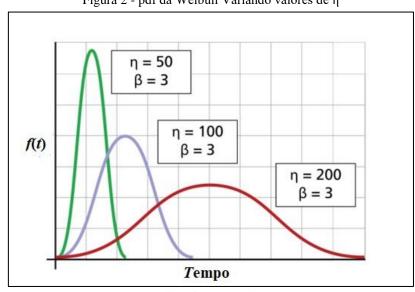


Figura 2 - pdf da Weibull Variando valores de η

Fonte: ReliaSoft Corporation (2014).

2.2 Processo de renovação generalizado

Os modelos probabilísticos de tratamento de ações de reparo mais utilizados são os de processo de renovação e o de processo não homogêneo de Poisson (Moura *et al.* 2007). O primeiro considera o reparo perfeito, em que o sistema volta para a situação de "como novo" e o segundo considera o reparo mínimo, em que o sistema volta para as condições de "como velho".

Porém, nas situações reais, a maioria dos reparos não levam a essas situações extremas e sim para um estágio intermediário, ou seja, um reparo imperfeito (Wang e Yang, 2012). Com a introdução do reparo imperfeito, surge o processo de renovação generalizado (*generalized renewal process* – PRG).

Desse modo, um equipamento ou sistema frequentemente assume um dos seguintes estados após uma ação de reparo (Moura *et al.* 2007):

- a. Reparo Melhor "melhor do que novo", se taxa de falha é crescente, ou "pior que novo", se taxa de falha é decrescente.
- b. Reparo Perfeito "mesma condição quando novo";
- c. Reparo Imperfeito "condição entre o estado novo e antes da falha";
- d. Reparo Mínimo "mesma condição antes da falha";
- e. Reparo Pior "pior do que velho", se taxa de falha é crescente, ou "melhor que velho" se taxa de falha é decrescente.

Kijima e Sumita (1986) propuseram dois modelos de idade virtual (v) que podem ser incorporados ao PRG para caracterizar a idade do equipamento o sistema após a manutenção. O modelo Kijima tipo I assume que o reparo somente atua nos danos ocorridos entre a falha (i-1) e a i-ésima falha. Já o modelo Kijima tipo II assume que o reparo pode atuar e reparar os danos acumulados desde o início da operação até a última falha. Neste trabalho será abordado apenas o modelo do tipo I.

No modelo Kijima tipo I, a idade virtual após o *i*-ésimo reparo é dada pela eq. (6) (Wang e Yang, 2012):

$$v_i = v_{i-1} + qx_i = qt_i \tag{6}$$

em que t_i é a idade real do equipamento no instante da *i*-ésima falha. Introduz-se o parâmetro q para caracterizar a eficiência do reparo; geralmente $q \in [0, 1]$. Porém, para este trabalho, o intervalo considerado para estimação do parâmetro q foi [0, 10].

Yañez *et al.* (2002) aplicaram a abordagem da função da máxima verossimilhança e Bayesiana para estimar os parâmetros do PRG com o modelo de idade virtual Kijima tipo I. Wang e Yang (2012) propuseram ainda outra abordagem, utilizando métodos numéricos e programação não linear, para estimação de tais parâmetros do PRG tanto utilizando Kijima tipo I assim como o tipo II, possibilitando ainda considerar tempos de falha de múltiplos equipamentos idênticos na análise.

Diversas parametrizações para descrever um PRG são utilizadas na literatura. Neste trabalho, tal processo será utilizada a formulação de Wang e Yang (2012) com o modelo de idade virtual Kijima tipo I. A função log-verossimilhança é dada por:

$$\ln L = \sum_{j=1}^{k} n_{j} \left(\ln \eta + \ln \beta \right) - \eta \sum_{j=1}^{k} \left[\left(T_{j} - t_{n_{j}j} + q t_{n_{j}j} \right)^{\beta} - \left(q t_{n_{j}j} \right)^{\beta} \right]$$

$$- \eta \sum_{j=1}^{k} \sum_{j=1}^{k} \left[\left(x_{ij} + q t_{i-1j} \right)^{\beta} - \left(q t_{i-1j} \right)^{\beta} \right] + (\beta)$$

$$- 1) \sum_{j=1}^{k} \sum_{i=1}^{n_{j}} \ln(x_{ij} + q t_{i-1j})$$

$$(7)$$

em que t é o tempo sucessivo de falhas e x o tempo entre falhas. Considerando k sistemas reparáveis, observados do tempo inicial t_0 até o tempo final T_j (j=1,2,...,k), os sucessivos tempos de falha do sistema j são denotados por $t_0, t_{1j}, t_{2j}, ..., t_{n_j j}, T_j$ e os tempos entre falhas do sistema j são denotados por $x_0, x_{1j}, x_{2j}, ..., x_{n_j j, T_j - t_{n_j j}}$. O número de falhas é n_j e T_j é o tempo truncado para o sistema j. Ainda, $T_j - t_{n_j j}$ é o tempo decorrido desde a última falha observada do sistema j até o respectivo tempo final de observação T_j .

Com isso, $F(x_i|v_{i-1})$, apresentada na eq. (8), é a probabilidade de que a i-ésima falha ocorra dentro de um tempo x_i , dado que o equipamento apresenta idade virtual v_{i-1} após o (i-1)-ésimo reparo quando se considera uma distribuição Weibull para modelar os tempos até a falha.

$$F(x_i|v_{i-1}) = 1 - exp\left[\left(\frac{v_{i-1}}{\eta}\right)^{\beta} - \left(\frac{v_{i-1} - x_i}{\eta}\right)^{\beta}\right]$$
(8)

Derivando a eq. 6, da função log-verossimilhança, em relação aos parâmetros η , β e q, e igualando a 0, são obtidas as equações 9, 10 e 11, respectivamente:

$$\frac{1}{\eta} \sum_{j=1}^{k} n_{j} - \sum_{j=1}^{k} \left[\left(T_{j} - t_{n_{j,j}} + q t_{n_{j,j}} \right)^{\beta} - \left(q t_{n_{j,j}} \right)^{\beta} \right] - \sum_{j=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_{j}} \left[\left(q t_{i-1j} + x_{ij} \right)^{\beta} - \left(q t_{i-1j} \right)^{\beta} \right] = 0$$
(9)

$$\eta \sum_{j=1}^{k} \left[\left(T_{j} - t_{n_{j,j}} + q t_{n_{j,j}} \right)^{\beta} \ln(T_{j} - t_{n_{j,j}} + q t_{n_{j,j}}) - \left(q t_{n_{j,j}} \right)^{\beta} \ln(q t_{n_{j,j}}) \right]$$

$$+ \eta \sum_{j=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_{j}} \left[\left(q t_{i-1j} + x_{ij} \right)^{\beta} \ln(q t_{i-1j} + x_{ij}) \right.$$

$$- \left(q t_{i-1j} \right)^{\beta} \ln(q t_{i-1j}) \right] - \frac{1}{\beta} \sum_{j=1}^{k} n_{j} - \sum_{j=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_{j}} \ln(q t_{i-1j} + x_{ij}) = 0$$

$$(10)$$

$$(\beta - 1) \sum_{j=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_{j}} \frac{t_{i-1j}}{(qt_{i-1j} + x_{ij})}$$

$$- \eta \beta \sum_{j=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_{j}} t_{i-1j} \left[(qt_{i-1j} + x_{ij})^{\beta - 1} - (qt_{i-1j})^{\beta - 1} \right]$$

$$- \eta \beta \sum_{j=1}^{k} t_{n_{j,j}} \left[\left(T_{j} - t_{n_{j,j}} + qt_{n_{j,j}} \right)^{\beta - 1} - \left(qt_{n_{j,j}} \right)^{\beta - 1} \right] = 0$$
(11)

Para a validação dos modelos utilizou-se os resultados do número esperado de falhas obtidos através da simulação de Monte Carlo. A performance dos modelos utilizados foi verificada através do erro absoluto médio (EAM). Onde é calculado pelo somatório do valor

absoluto da diferença entre o valor previsto $(E[N_{(t_i)}])$ e o real $(N_{(t_i)})$ dividido pelo número de observações (n), conforme eq. 12.

$$EAM = \sum_{i=1}^{n} \frac{|E[N_{(t_i)}] - N_{(t_i)}|}{n}$$
 (12)

2.3 Simulação de Monte Carlo

De acordo com Ross (2012), a simulação de um modelo probabilístico envolve a geração de mecanismos estocásticos do modelo, gerando números aleatórios, onde um número aleatório representa o valor de uma variável aleatória uniformemente distribuída entre 0 e 1, e a observação do fluxo resultante do modelo ao longo do tempo.

A simulação de Monte Carlo para aproximar uma solução consiste:

- a. Modelar o problema assumindo uma pdf para representar o comportamento de cada uma das suas incertezas;
- b. Gerar valores pseudo-aleatórios aderentes à pdf de cada incerteza;
- c. Calcular o resultado substituindo as incertezas pelos valores gerados obtendo, assim, uma observação do problema;
- d. Repetir os passos b e c *i* vezes, onde *i* é o número de replicações;
- e. Agregar os resultados gerados e construir uma distribuição de frequência relativa de forma a obter uma estimativa da solução do problema.

Os aspectos que geram mais dificuldades na simulação de Monte Carlo são de modelar o problema a fim de simular para obter as condições dos dados desejadas e interpretar a distribuição da amostra gerada (Mooney, 1997).

O processo mais comum de se obter números aleatórios é o de geração de número pseudo-aleatórios. Uma sequência de números pseudo-aleatórios (Figura 3) é uma sequência determinística de números do intervalo [0,1], gerados por algoritmos numéricos, que parecem ser aleatórios e distribuídos uniformemente (James, 1990).

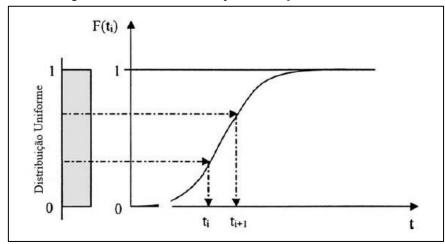


Figura 3 - Números aleatórios para simulação de Monte Carlo

Fonte: Yanez et al (2002).

Krivtsov (2000) propôs uma solução numérica para o PRG através de simulação de Monte Carlo.

Nesse trabalho, o número esperado de falhas é calculado através da simulação de Monte Carlo, em que é determinado o tempo T da análise, ajustado o número de iterações da simulação e então gerados os tempos entre falhas t até o tempo T da análise, e então é calculada a média do número de tempos entre falhas de cada iteração (Figura 4).

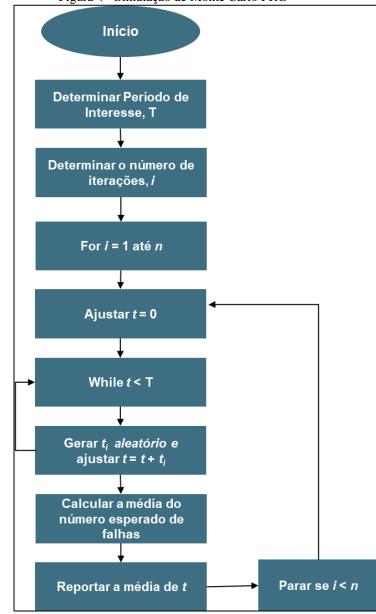


Figura 4 - Simulação de Monte Carlo PRG

Fonte: Yanez et al (2002).

E, para o cálculo do número esperado de sondas também é feito através de simulação de Monte Carlo (Figura 5).

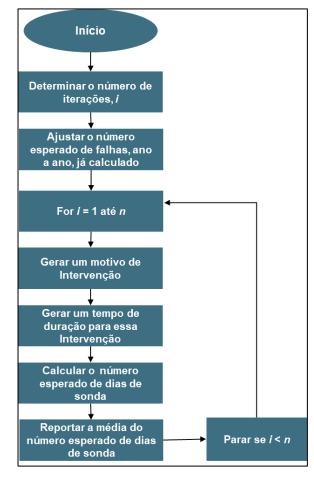


Figura 5 - Simulação de Monte Carlo para cálculo do número esperado de dias de sonda

Fonte: O Autor (2019).

2.4 Modelos Probabilísticos e Engenharia de Confiabilidade na engenharia de poços

As aplicações dos conceitos de estimativa de tempos focados na área de engenharia de petróleo foram desenvolvidas mais atualmente, de acordo com o avanço dos estudos nessa área. Por exemplo, Patterson (1993) aplicou conceitos do modelo de Poisson em dados de falha de bombas centrífugas submersas.

Acciolly e Martins (1999) desenvolveram estudos aplicando a distribuição Weibull aos tempos entre intervenções e de produção dos poços para análise de intervenções em campos de petróleo localizados na Bacia de Campos, Brasil. Eles foram os pioneiros a considerar o tempo entre intervenções e não os dados de cada componente dos poços.

Frota (2003) aplicou a distribuição Weibull e conceitos de confiabilidade e estatística para analisar o período de 12 anos de intervenções na Bacia de Campos, Brasil. A finalidade do

estudo foi de identificar os principais motivos das intervenções, modelar as falhas e analisar os dados de falha.

Segundo Akins *et al.* (2005) o estudo probabilístico de tempos e custos na construção de poços vem aumentando e utilizar a simulação de Monte Carlo é fator determinante para estimar o tempo de construção dos poços, com isso é possível inserir riscos e oportunidades no modelo. Ou seja, estudos probabilísticos para estimativa de tempo e custo de poços começaram a serem desenvolvidos recentemente.

Dantas (2008) aplicou conceitos de confiabilidade e estatística, também utilizando a distribuição Weibull, para analisar dados de equipamentos de sub-superfície de poços de petróleo da Petrobras, nos estados do Rio Grande do Norte e Ceará, Brasil.

Merlo *et al.* (2009) afirmaram que tradicionalmente a estimativa de tempo e custo de construção de poços de petróleo é obtida de modo determinístico e, com a grande demanda da indústria, modelos probabilísticos, que são mais adequados para a caracterização dos tempos e custos associados, vêm se tornando parte dos procedimentos de muitas empresas.

Santos e Valença (2009) apresentaram dois métodos de estimação para modelos de tempo de falha acelerado aplicado para poços de petróleo.

Adams *et al.* (2010) realizaram um estudo probabilístico de tempo de construção de poços onde mostram que modelos utilizados anteriormente por outros autores ainda estão em fase de amadurecimento. Também apontam diversos problemas de banco de dados, como dados de tempos não produtivos sendo apontados como tempos produtivos (operando) e tempos de aguardando condições meteorológicas para problemas operacionais.

Dantas *et al.* (2010) apresentaram um modelo de regressão Weibull para correlacionar e estimar o tempo até a falha utilizando covariáveis como produção de óleo (m³/dia), porcentagem do BSW (basic sediments and water), valor da Razão Gás-Óleo.

Fonseca *et al* (2013) apresentaram metodologia para analisar a integridade do poço baseado em conceitos de conjunto de barreiras integradas e de engenharia de confiabilidade.

Kim (2017) apresentou que devido ao crescimento de projetos em reservatórios não convencionais e com a mudança de revestimentos, a taxa de falha dos poços superou o esperado.

Gadalov *et al* (2018) apresentou um método utilizando inspeção baseada em risco, desenvolvida pelo American Petroleum Institute, para estimar a probabilidade de um equipamento falhar e suas consequências.

A maioria dos estudos foram aplicados para análise de falha dos equipamentos individuais dos poços de petróleo, sendo que estudos para estimativa das manutenções considerando todo o poço foram abordados apenas por Acciolly e Martins (1999) e Frota (2003), ambos utilizando distribuição Weibull e considerando processo não homogêneo de Poisson. Assim, a análise de dados de vida de poços de petróleo considerando-o como um único sistema e o tempo entre as intervenções, a fim de obter e planejar as manutenções de todo um campo, torna-se pertinente e relevante.

3 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA ABORDADO

A indústria do petróleo cada vez mais vem enfrentando um aumento na demanda de produção. De acordo coma ANP (2018), o Brasil consumiu em 2017 três milhões de barris de petróleo por dia, surgindo a necessidade de construção de poços novos. Além disso, com o passar dos anos o número de campos maduros também vem aumentando. Com isso, o adequado planejamento dos recursos para manutenção dos poços novos e dos poços já em produção de um campo de petróleo é um dos fatores impactantes no VPL do projeto.

A estimativa do número esperado de manutenções e do número esperado de dias de sonda são de grande relevância para a provisão de gastos operacionais e servem de referência para a contratação de sondas, barcos, equipamentos e materiais, maximização da produção.

Um poço produtor de petróleo é um conjunto de equipamentos utilizado para extrair petróleo e/ou gás natural de um reservatório. A perfuração de um poço marítimo de petróleo é realizada através de uma sonda de perfuração (Figura 6).



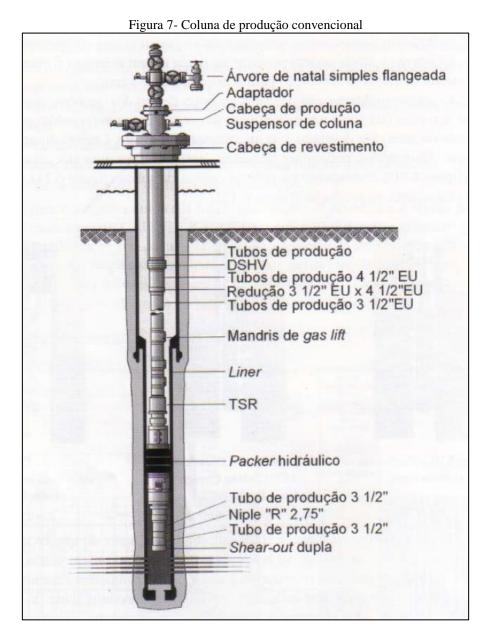
Figura 6 - Sonda de perfuração

Fonte: Petrobras (2019)

Considerando um poço já perfurado e completado, ou seja, com todos os equipamentos e pronto para começar a operar, o poço produtor é basicamente composto pelos equipamentos de superfície e pela coluna de produção. Os equipamentos de superfície de um poço convencional são compostos pela cabeça de produção com a base adaptadora para a produção e a árvore de natal para permitir o acesso ao interior do poço, com toda a segurança necessária.

A coluna de produção é composta basicamente por tubos metálicos, onde são conectados os demais componentes, como válvulas de segurança, junta telescópica e *packer* (Thomas *et al.* 2001).

A Figura 7 apresenta um esquema de um poço com coluna de produção convencional.



Fonte: Thomas et al (2001)

Ao longo da vida produtiva do poço são necessárias outras intervenções posteriores à perfuração e à completação. Geralmente essas intervenções visam a corrigir (Thomas *et al.* 2001):

- Falhas mecânicas na coluna de produção ou revestimento;
- Conjunto solidário de barreiras de segurança;
- Restrições que ocasionam a redução da produtividade;
- Produção excessiva de gás;
- Produção excessiva de água;
- Produção de areia.

A depender do tipo de manutenção, são considerados dois tipos de *workover*. O *light workover* é considerado quando não há necessidade de remover a coluna ou substitui-la com descida do BOP – *Blowout Preventer* (Rachmat *et al.* 1993). Ou seja, toda a intervenção é realizada através da coluna de produção com unidades de arame, flexitubo, cabo etc. O *heavy workover* está associado a uma intervenção que necessita da descida do BOP para as operações para a coluna de produção ser removida com segurança.

Considerando o desenvolvimento de um campo de petróleo, a sua fase de desenvolvimento da produção, pode ser definida como a implantação do projeto propriamente dita, onde são perfurados e completados todos os poços produtores e injetores do campo (Frota, 2003).

A fase de manutenção da produção em campos de petróleo, corresponde à maior parte do ciclo de vida do desenvolvimento da produção. No que se refere aos riscos técnicos e econômicos, visando maximizar a rentabilidade do projeto, o planejamento da manutenção ainda não ocupa um lugar de destaque condizente com os altos valores investidos (Frota, 2003).

Porém, o planejamento da manutenção não é uma tarefa simples. Obter os dados de cada equipamento dos poços, pertencentes a um campo de petróleo, é extremamente complicado. A quantidade de equipamentos de todos os poços de um campo é muito grande. Além disso, a quantidade de informações inexistentes ou perdidas é muito elevada.

O principal motivo para falta de informação é a escassez de bancos de dados com informações de falhas de cada equipamento (Frota, 2003). Então, existe a informação dos equipamentos presentes nos poços, mas não há informações dos dados de falha. Em poços mais antigos, em que não se tinha banco de dados digital para informações básicas como o *as built*

do poço, essa informação é precária ou, nos piores casos, foi perdida ao longo do tempo, acarretando a não existência da informação de quais equipamentos estão nos poços.

Portanto, fazer uma estimativa e planejamento das manutenções, considerando as informações individuais de cada equipamento dos poços se torna árdua e que demanda uma grande quantidade de tempo. Assim, são analisados os dados de produção de cada poço para identificar quando há uma parada de produção devido a uma intervenção de manutenção.

Para a estimativa do número esperado de falhas são utilizados três modelos diferentes. Cada modelo possui características específicas e suas particularidades.

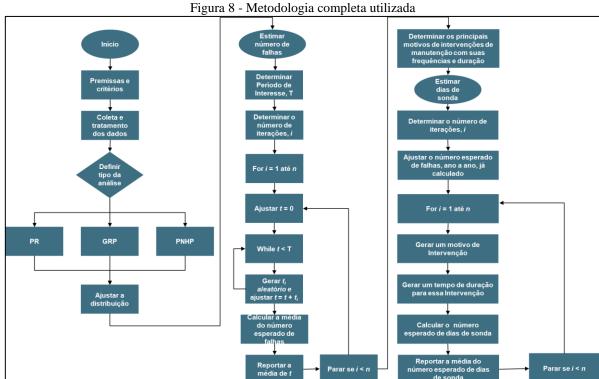
A distribuição Weibull vem sendo utilizado amplamente nas análises de confiabilidade. Isso ocorre devido a se tratar de um modelo empírico simples e poderoso que pode assumir diversos comportamentos específicos para a taxa de falha (Assis *et al.* 2013).

Na literatura encontram-se, em grande maioria, modelos que consideram as ações de reparos como reparos perfeitos (Processo de Renovação) ou reparos mínimos (Processo não Homogêneo de Poisson), ou seja, após uma manutenção o sistema voltaria a operar em uma condição de "tão bom quanto novo" e "tão ruim quanto velho", respectivamente.

Neste trabalho, é utilizado o modelo PRG com idade virtual tipo I formulado por Wang e Yang (2012). Assim, consideram-se reparos imperfeitos para o Sistema Poço. A partir da obtenção do número esperado de manutenções é calculado o número esperado de dias de sonda.

4 METODOLOGIA

A Figura 8 apresenta a metodologia utilizada para estimativa do número esperado de manutenções dos poços de um campo de petróleo.



Fonte: O Autor (2019).

Após a definição das premissas e critérios e da coleta de dados, a próxima etapa é a escolha do tipo da análise, definindo qual modelo será utilizado. Desse modo, será ajustada a distribuição de probabilidade aos tempos entre falhas, rodar a simulação de Monte Carlo para o cálculo do número esperado de manutenções.

4.1 Premissas e critérios

A definição das premissas e critérios do estudo é de grande importância, pois delimita o escopo da análise. Desde considerar o poço com um único sistema até os tipos de poços que serão considerados na análise podem influenciar os resultados.

Desse modo, foi considerado:

- Cada campo de petróleo foi analisado separadamente;
- Foram analisados apenas dados de poços produtores;
- Todos os workovers realizados antes dos poços começarem a produzir foram descartados;
- Poços que fizeram apenas testes de produção e foram abandonados não foram considerados;
- Poços que não estão produzindo por mais de 07 anos ou estão em estado de "aguardando abandono" são considerados abandonados;
- Todos os tipos de *workovers* são considerados;
- O tempo de cada workover é desprezível;
- O tempo de produção de um poço é considerado somente o tempo em que o poço passou produzindo, onde paradas de produção menores que um mês não são consideradas;
- O tempo total de vida de um poço é considerado desde que o poço começou a produzir até a data da coleta dos dados.

Para considerar que o tempo de *workover* é desprezível foi calculada a relação com o tempo total de vida do poço, levando em consideração os dados históricos utilizados nesta pesquisa. Onde percebe-se que, levando em consideração que um *workover* dura em média 60 dias (dados históricos) essa relação é menor que 1,2%, ou seja, muito pequena e com isso é desconsiderada. Apesar do tempo de duração ser desconsiderado nas análises, o custo de uma intervenção de manutenção é bem alto, portanto justifica a necessidade de ser analisado.

4.2 Coleta e tratamento dos dados históricos

A segunda etapa consiste na coleta de dados das variáveis relacionadas ao Sistema Poço, que são relativas à parada de produção de cada poço de petróleo do campo a ser estudado. O interesse está em analisar o tempo decorrido até uma falha ou censura no sistema poço.

Como toda indústria, a do petróleo também enfrenta grandes dificuldades quando o assunto é banco de dados. Dificilmente encontram-se as informações necessárias em um só banco de dados e com facilidade. Desse modo, na maioria das vezes, é necessário coletar dados

de diferentes bancos de dados e também assumir premissas quando não se tem o dado disponível.

A coleta de dados foi realizada através de dois bancos de dados diferentes. Um contendo informações sobre a produção dos poços e outro contendo informações das manutenções realizadas em cada poço. Os dados da produção dos poços contemplam dados desde que os poços iniciaram sua produção até março de 2015. Nesse banco de dados, o tratamento dos dados de todos os poços é uma tarefa exaustiva. Pois, para cada poço, existe mais de uma medição diária da produção. Ou seja, é uma quantidade imensa de dados, com um arquivo digital para cada poço de cada campo de petróleo.

No banco de dados com os dados de produção são coletados os dados individuais de cada poço. São eles:

- Campo;
- Nome do poço;
- Estado do poço;
- Produção do poço (m³/dia);
- Data da medição.

A Tabela 1 mostra um exemplo da coleta dos dados de produção.

Tabela 1 - Exemplo dos dados de produção

Campo	Nome do Poço	Estado do Poço	Produção do Poço (m3/dia)	Data da Medição
Exemplo I	Poço 1	Em Produção	1787,3	18.03.2014
Exemplo I	Poço 1	Em Produção	1793,5	18.03.2014
Exemplo I	Poço 1	Em Produção	1792,4	17.03.2014
Exemplo I	Poço 1	Em Produção	1792,3	15.03.2014

Fonte: O Autor (2019).

Na coluna "Campo" encontra-se a informação do campo de petróleo que contém o poço. Na coluna "Nome do Poço" é detalhado o nome do poço ao qual pertencem os dados de produção. Na coluna "Estado do Poço" está a informação do estado o poço, que pode ser:

- 1. Em produção;
- 2. Fechado por estratégia;
- 3. Aguardando intervenção;
- 4. Abandonado.

Nas últimas duas colunas há a produção diária do poço, em m³, e a data em que a medição foi realizada.

Já o banco de dados com os dados das manutenções dos poços fornece dados mais precisos e confiáveis. São eles:

- Campo;
- Nome do poço;
- Tipo da intervenção;
- Data início da intervenção;
- Data final da intervenção;
- Motivo da intervenção;
- Sonda que realizou a intervenção;

Além do Campo e Nome do poço, é coletado o tipo de intervenção de manutenção que foi realizada, se é do tipo *heavy* ou *light*. Também é coletada a data de início e fim da intervenção de manutenção, o motivo da manutenção e a sonda que realizou a intervenção. A Tabela 2 apresenta um exemplo dos dados das manutenções dos poços.

Tabela 2 - Exemplo dos dados de manutenção

Campo	Poço	Tipo	Data início	Data Final	Motivo	Sonda
Ex. I	Poço 1	Heavy	27.01.14	13.03.14	Troca de Coluna	SS-01
Ex. I	Poço 1	Light	21.09.12	08.10.12	Quebra de Hidrato	SS-02
Ex. I	Poço 2	Light	21.05.00	17.06.00	Troca da VGL	SS-03
Ex. I	Poço 3	Heavy	17.12.03	15.05.04	Recompletação	SS-01

Com as informações dos dois bancos de dados, de produção e manutenção, é realizado o tratamento e consolidação dos dados. No tratamento dos dados, os dois bancos de dados, são avaliados e formatados conforme as premissas e critérios. Possíveis *outliers* são identificados e tratados. Na consolidação dos dados, é feito o cruzamento das tabelas em que se têm as informações de produção e se uma parada de produção foi apenas estratégica ou se foi para realizar alguma manutenção.

Com isso, é criada uma tabela a partir da qual se obtêm os tempos entre falhas dos poços. A Tabela 3 mostra um exemplo dos dados consolidados, onde observa-se que o Poço 1 produziu por 12 meses até falhar (intervenção de *workover*) e voltou a produzir por mais 06 meses até a data da observação, ou seja, o dado é censurado (S). O Poço 2 produziu por 25 meses e não falhou. O Poço 3 falhou com 07 meses e não voltou mais a produzir até a data da observação.

Tabela 3 - Exemplo dos dados consolidados

Poço	Estado	Tempo (meses)
Poço 1	F	12
Poço 1	S	06
Poço 2	S	25
Poço 3	F	07

Fonte: O Autor (2019).

Algumas informações, da Tabela 1 e da Tabela 2, que não são encontradas na tabela de dados consolidados são coletadas automaticamente nos bancos de dados e são utilizadas para dar embasamento nas premissas e critérios utilizados no tratamento dos dados.

4.3 Cálculo dos parâmetros da distribuição estatística do processo falha-reparo utilizando processo de renovação generalizado

Para estimar os parâmetros utilizando MLE (maximum-likelihood estimation) por meio de métodos de otimização numérica que requerem informações sobre as derivadas necessitam da resolução desse sistema complexo de três equações (eq. 9, 10 e 11). Onde esse sistema não pode ser resolvido diretamente, pois não tem uma expressão matemática de forma fechada.

Neste trabalho, será utilizada a abordagem proposta por Wang e Yang (2012) para encontrar os estimadores de máxima verossimilhança para o PRG com idade virtual Kijima tipo I. Modela-se o problema usando-se programação não linear restrita:

$$\begin{cases} \min f(x) \\ s. a: h_i(x) = 0, (i = 1, 2, ..., u) \\ g_j(x) \ge 0, (j = 1, 2, ..., v) \\ x \in D \end{cases}$$
 (13)

em que f(x) é a função objetivo, x é a variável, $h_i(x)$ e $g_j(x)$ são as restrições de igualdade e desigualdade e D é a região viável.

Para esse trabalho, o problema da eq. 12, pode ser escrito da seguinte forma:

$$\begin{cases}
\min -\ln L \\
s. a: \eta > 0 \\
0 < \beta < 10 \\
0 < q < 10
\end{cases}$$
(14)

O problema restrito (eq. 14) pode ser transformado em um problema irrestrito através da criação de uma função de penalização (eq. 15) (Wang e Yang, 2012). Desse modo o problema restrito é resolvido encontrando a solução do seu problema irrestrito. Esse método de otimização é chamado de minimização sequencial irrestrita.

$$p(x^{(k)}, M_k) = f(x^{(k)}) + M_k \left\{ \sum_{i=1}^{u} [h_i(x^{(k)})]^2 + \sum_{j=1}^{v} [\min(0, g_j(x^{(k)}))]^2 \right\},$$

$$k = 1, 2, ...$$
(15)

em que, M_k é o fator de penalização. O problema irrestrito pode ser resolvido a partir dos seguintes passos:

- 1. Defina k=1, ajuste um ponto inicial $x^{(1)}$; o valor inicial do fator de penalização $M_1>0$ e incrementando o coeficiente C>1; definir o erro $\epsilon>0$;
- 2. Resolva o problema irrestrito encontrando o mínimo de $p(x^{(k)}, M_k)$;

3. Se o termo de penalização $\sum_{j=1}^{\nu} \left[\min \left(0, g_j(x^{(k)}) \right) \right]^2 < \epsilon$, então pare e obtenha a solução mínima aproximada $x^{(k)}$; caso contrário, definir $M_{k+1} = CM_k$, k = k+1 e voltar ao passo 2.

4.4 Cálculo do número esperado de workovers (Simulação de Monte Carlo)

Uma vez obtidas as estimativas de máxima verossimilhança para os parâmetros do PRG, podem-se realizar estimativas quanto ao comportamento de falhas dos poços ao longo do tempo. Isso é feito através de simulação de Monte Carlo. Tempos de falha são gerados, permitindo assim a estimação do número esperado de falhas ao longo do tempo de missão do poço a partir da análise de um número suficiente de replicações.

Para os três modelos, a simulação é feita baseada no método proposto por Yanez *et al.* (2002) (Figura), em que, após a estimação dos parâmetros do PRG com base na distribuição Weibull, a simulação consiste basicamente em seguir os passos:

- 1. Definir o tempo de interesse da análise;
- 2. Definir o número de iterações da simulação;
- 3. Gerar tempos aleatórios entre falhas até o tempo de interesse (tempo de missão);
- 4. Calcular a média do número esperado de falhas.

4.5 Cálculo do número esperado de dias de sonda (Simulação de Monte Carlo)

O problema é modelado assumindo uma PDF para representar o comportamento da frequência de cada uma das falhas e uma PDF para o tempo de manutenção de cada tipo de falha considerado.

A partir do número esperado de falhas a cada ano, frequência de cada tipo de falha (motivo da intervenção) e o tempo de duração delas, é utilizada a simulação de Monte Carlo para calcular o número esperado de dias de sonda. Desse modo, é coletado do banco de dados de manutenção os principais motivos e as frequências das intervenções de manutenção. Com isso, é obtido um mix de falhas consideradas apresentado na tabela a seguir.

Tabela 4 - Mix de falhas

Motivo	Frequência	Tipo
Quebra de Hidrato	47%	Light Workover
Limpeza/Estimulação	24%	Light Workover
Troca de válvula de gás lift	15%	Light Workover
Instalação/Troca Árvore de Natal	8%	Heavy Workover
Restauração/Recompletação	3%	Heavy Workover
Substituição de Coluna de Produção	3%	Heavy Workover

Para o cálculo da distribuição estatística do tempo total de manutenção de cada tipo de falha é assumido um escopo geral das operações de manutenção realizadas para cada uma delas. Então, através de simulação de Monte Carlo, utilizando o software Oracle Crystal Ball, foram obtidas as distribuições apresentadas nas Figuras 9, 10, 11, 12, 13 e 14.

10.000 Avaliações 10.000 Exibido Exibição de Frequência Workover - Quebra de Hidrato 0,08 800 0,07 700 0,06 600 Probabilidade 0,04 Frequência 0,03 300 0,02 200 0,01 100 0,00 **∅** 0 30,00 40,00 60,00 100,00 110,00 50,00 70,00 80,00 90,00 120.00 dias Ajuste: Lognormal Valores de previsão Certeza: 100,00 ■ -

Figura 9 - Workover – Quebra de Hidrato

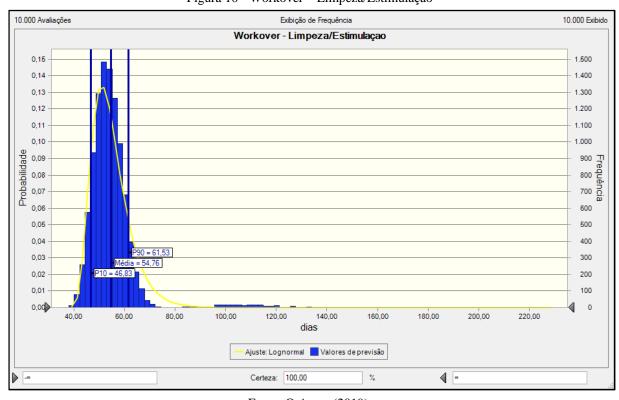


Figura 10 - Workover – Limpeza/Estimulação

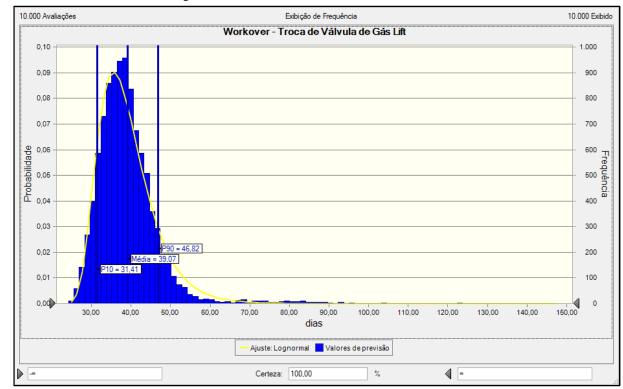


Figura 11 - Workover – Troca de Válvula de Gás Lift

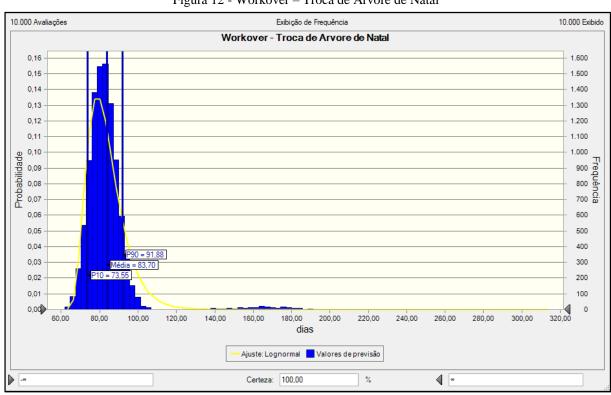


Figura 12 - Workover – Troca de Árvore de Natal

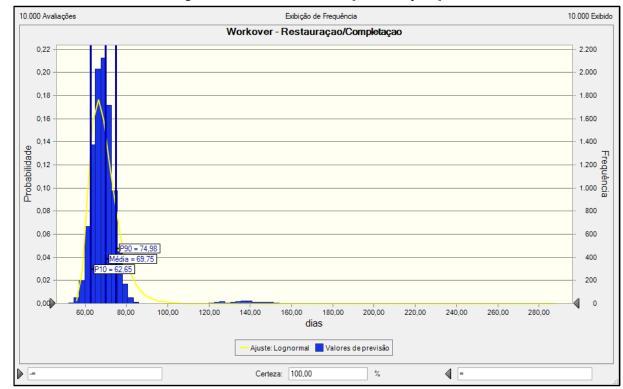


Figura 13 - Workover - Restauração/Recompletação

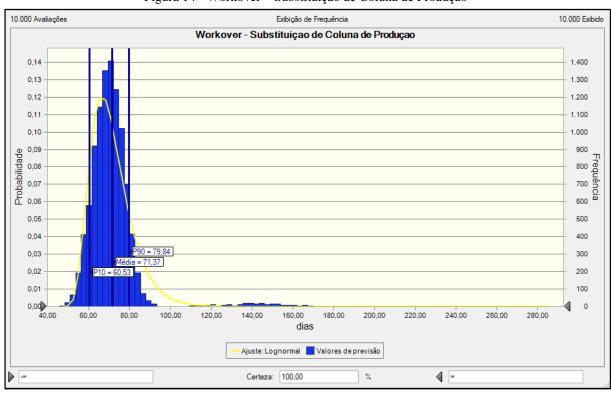


Figura 14 - Workover – Substituição de Coluna de Produção

Para o ajuste da distribuição de probabilidade dos resultados foi feito o teste de aderência de Anderson-Darling. Todos os ajustes indicaram uma distribuição log-normal com os parâmetros apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 - Parâmetros das distribuições ajustadas

Motivo	Média	Desvio Padrão	Valor-P
Quebra de Hidrato	39,83	7,86	0,0487
Limpeza/Estimulação	54,76	9,54	0,0328
Troca de válvula de gás lift	39,07	7,87	0,0216
Instalação/Troca Árvore de Natal	83,70	13,47	0,0453
Restauração/Recompletação	69,75	10,55	0,0197
Substituição de Coluna de Produção	71,37	12,64	0,0258

Fonte: O Autor (2019).

A partir do mix de falhas e os tempos de duração de cada intervenção de manutenção é calculado o número esperado de dias de sonda conforme algoritmo apresentado na Figura 15.

Figura 15 - Algoritmo do cálculo do número esperado de dias de sonda

1. Inicialização

- Definir o número de iterações da simulação: n = 10.000
- Definir iteração atual: x = 1
- Definir o horizonte da análise, em anos: a = 20
- Definir o número esperado de falhas F_{ij} , para cada ano i e tipo do modelo j , onde

PR: j = 1, PRG: j = 2 e PNHP: j = 3

- Definir a distribuição de frequência das intervenções por tipo de falha
- Definir as distribuições dos tempos de duração das intervenções por tipo de falha

2. Simulação

- Gerar um número aleatório [0,1]
 - Definir o motivo correspondente ao número aleatório gerado, seguindo a distribuição de frequência das intervenções por tipo de falha
- Gerar um tempo t, seguindo a distribuição do tempo da intervenção do motivo definido
- Calcular os números esperados de dias de sonda, $N_{ij} = F_{ij} * t$
- Armazenar os valores de N_{ij}
- Ajustar x = x + 1
- x < n?
 - Sim: ir para o passo 2.
 - Não: ir para o passo 3.

3. Resultado

• Ajustar uma distribuição e calcular as medidas de interesse para N_{ij} , considerando todas as iterações da simulação

5 EXEMPLO DE APLICAÇÃO

Para a aplicação da metodologia proposta serão considerados dois conjuntos de dados. Para isso serão utilizados dados reais de dois campos marítimos de petróleo situados na Bacia de Campos, no estado do Rio de Janeiro.

O Campo I é considerado um campo maduro, porém é um campo que voltou a desenvolver bem a sua produção, ou seja, contém, em maior parte, poços considerados velhos, mas também possui poços na infância. Já o Campo II é um campo considerado maduro e bem desenvolvido, com poços, em sua grande maioria, na velhice. No entanto, os dois campos possuem uma quantidade de poços significativa e também grande quantidade de falhas.

Será abordado da seguinte forma: estimar a demanda de manutenções e os dias de sonda necessários para realizar os *workovers*, ano a ano, em um horizonte de trinta anos, para um novo poço produtor de petróleo que será perfurado e completado em uma nova campanha.

Para estimar as demandas por manutenção, foram utilizados três modelos (Processo de Renovação, PRG e PNHP) com base na distribuição Weibull. O procedimento descrito na Seção 4.3 é utilizado para estimar os parâmetros η , β e q e com isso, o comportamento de falha-reparo de cada campo. Em seguida, usa-se a simulação de Monte Carlo para estimar o número esperado de falhas e também os dias de sonda.

5.1 Resultados

No conjunto de dados do Campo I, há observações de 122 poços produtores com 245 registros, sendo 163 dados de falha (dados completos) e 82 dados de censura, sendo considerado dados desde março de 1991 até março de 2015. No conjunto de dados do Campo II, há observações de 76 poços produtores com 131 registros, sendo 75 dados de falha (dados completos) e 56 dados de censura, sendo considerado dados desde novembro de 1987 até março de 2015. Em ambos os campos são analisados os dois tipos de intervenção juntos.

5.1.1 Parâmetros

As Tabelas 6 e 7 apresentam as estimativas dos parâmetros de escala, de forma, parâmetro de eficiência de reparo e o valor da log-verossimilhança para os Campos I e II, respectivamente.

Tabela 6 - Estimativas dos parâmetros para Campo I

Parâmetro	Processo de Renovação	PRG	PNHP
η	78,0931	77,7478	80,1822
β	0,8753	0,8718	1,0617
q	0	0,0001	1
LL	-870,8035	-870,7970	- 872,6852

Tabela 7 – Estimativas dos parâmetros para Campo II

Parâmetro	Processo de Renovação	PRG	PNHP
η	120,1108	135,9202	133,5103
β	1,1799	1,5184	1,5408
q	0	1,2985	1
LL	-429,4722	-422,4965	-422,5790

Fonte: O Autor (2019).

5.1.2 Número esperado de falhas

Para o cálculo do número esperado de falhas para o poço produtor foi utilizado um horizonte de 30 anos, sendo calculado o número esperado ano a ano, em uma simulação de 10.000 iterações.

A Figura 16 e as Tabelas 8, 9 e 10 apresentam os dados do número esperado de falhas do Campo I. Por exemplo, o modelo PRG aponta que no décimo ano espera-se que ocorram até 1,58844 falhas.

Resultados - Campo I

5

Sequestria 4

PR

PRG

PRG

PNHP

0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30

Ano

Figura 16 - Gráfico Resultados — Campo I

Tabela 8 - Número esperado de falhas de um poço do Campo I — Processo de Renovação

	Processo de Renovação						
Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas		
1	0,19817	11	1,71765	21	3,16178		
2	0,36492	12	1,86388	22	3,30632		
3	0,52424	13	2,00978	23	3,45002		
4	0,67953	14	2,15318	24	3,59265		
5	0,83174	15	2,29772	25	3,73511		
6	0,98051	16	2,44158	26	3,87692		
7	1,13058	17	2,58421	27	4,02191		
8	1,27822	18	2,72900	28	4,16489		
9	1,42379	19	2,87234	29	4,30901		
10	1,56968	20	3,01670	30	4,45277		

Tabela 9 - Número esperado de falhas de um poço do Campo $I-PRG\,$

	PRG						
Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas		
1	0,19791	11	1,73415	21	3,18511		
2	0,3667	12	1,88068	22	3,32818		
3	0,52612	13	2,02849	23	3,47241		
4	0,68626	14	2,17333	24	3,61736		
5	0,83972	15	2,31793	25	3,76272		
6	0,99294	16	2,46251	26	3,91002		
7	1,14498	17	2,60846	27	4,05680		
8	1,29222	18	2,75485	28	4,20104		
9	1,43988	19	2,89794	29	4,34460		
10	1,58844	20	3,04241	30	4,48843		

Tabela 10 - Número esperado de falhas de um poço do Campo I — PNHP

	PNHP						
Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas		
1	0,13478	11	1,70084	21	3,37423		
2	0,27862	12	1,86576	22	3,54781		
3	0,42839	13	2,03122	23	3,71945		
4	0,58072	14	2,19752	24	3,88902		
5	0,73724	15	2,36467	25	4,06474		
6	0,89287	16	2,53101	26	4,23649		
7	1,05173	17	2,69741	27	4,41331		
8	1,21086	18	2,86501	28	4,58500		
9	1,37305	19	3,03422	29	4,75921		
10	1,53619	20	3,20291	30	4,93316		

Fonte: O Autor (2019).

A Figura 17 e as Tabelas 11, 12 e 13 apresentam os dados do número esperado de falhas do Campo II.

Resultados - Campo II

5

Sequence A sequenc

Figura 17 - Gráfico Resultados — Campo II

Tabela 11 - Número esperado de falhas de um poço do Campo II – Processo de Renovação

	Processo de Renovação						
Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas		
1	0,06573	11	1,02886	21	2,08282		
2	0,14759	12	1,13323	22	2,18891		
3	0,23459	13	1,23880	23	2,29282		
4	0,32608	14	1,34383	24	2,39946		
5	0,42145	15	1,44769	25	2,50472		
6	0,51987	16	1,55223	26	2,61028		
7	0,61958	17	1,65783	27	2,71567		
8	0,72065	18	1,76361	28	2,82334		
9	0,82262	19	1,86943	29	2,93074		
10	0,92623	20	1,97537	30	3,03759		

Tabela 12 - Número esperado de falhas de um poço do Campo II – PRG

	PRG						
Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas		
1	0,02481	11	0,99237	21	2,72847		
2	0,07185	12	1,13414	22	2,93521		
3	0,13337	13	1,28338	23	3,14748		
4	0,20855	14	1,44306	24	3,36448		
5	0,29355	15	1,60843	25	3,58689		
6	0,38964	16	1,77914	26	3,81315		
7	0,49371	17	1,95692	27	4,04576		
8	0,60737	18	2,13977	28	4,28284		
9	0,72811	19	2,32970	29	4,52376		
10	0,85721	20	2,52636	30	4,77087		

Tabela 13 - Número esperado de falhas de um poço do Campo II – PNHP

	PNHP						
Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas	Ano	Número esperado de falhas		
1	0,0238	11	0,98630	21	2,66113		
2	0,07083	12	1,12690	22	2,85786		
3	0,1323	13	1,27461	23	3,05875		
4	0,20576	14	1,42840	24	3,26562		
5	0,29331	15	1,58812	25	3,47669		
6	0,38763	16	1,75344	26	3,69060		
7	0,49217	17	1,92452	27	3,91054		
8	0,60366	18	2,10073	28	4,13638		
9	0,72478	19	2,28469	29	4,36845		
10	0,85251	20	2,46995	30	4,60454		

5.1.3 Número esperado de dias de sonda

Para o cálculo do número esperado de dias de sonda para o poço produtor, também foi utilizado um horizonte de 30 anos, sendo calculado ano a ano, em uma simulação de 10.000 iterações, assim como na estimação dos parâmetros.

As Tabelas 14, 15 e 16 apresentam a média do número esperado de dias de sonda para o Campo I, que espera ser gasto para determinado ano.

A Figura 18 apresenta a distribuição do resultado da simulação, para o modelo PRG, com a média do número esperado de dias de sonda, do Campo I para o ano 10.

Tabela 14 - Número esperado de dias de sonda do Campo I – Processo de Renovação

	Processo de Renovação					
Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	
1	9,67	11	83,19	21	153,76	
2	17,74	12	90,74	22	160,49	
3	25,38	13	97,64	23	167,62	
4	32,99	14	104,68	24	174,23	
5	40,44	15	111,45	25	180,37	
6	47,41	16	118,85	26	188,35	
7	54,95	17	125,48	27	195,11	
8	61,81	18	132,71	28	203,03	
9	68,75	19	139,42	29	209,33	
10	76,14	20	146,49	30	216,96	

Tabela 15 - Número esperado de dias de sonda do Campo I-PRG

	PRG					
Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	
1	9,63	11	84,08	21	154,72	
2	17,85	12	91,37	22	161,72	
3	25,45	13	98,82	23	169,15	
4	33,30	14	105,49	24	175,32	
5	40,53	15	113,41	25	182,45	
6	47,86	16	119,88	26	191,05	
7	55,77	17	126,58	27	196,92	
8	62,79	18	133,58	28	204,86	
9	70,25	19	140,57	29	211,47	
10	77,50	20	147,57	30	218,29	

Tabela 16 - Número esperado de dias de sonda do Campo I – PNHP

	PNHP					
Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	
1	6,55	11	82,60	21	163,63	
2	13,51	12	90,27	22	172,11	
3	20,86	13	98,87	23	180,99	
4	28,23	14	106,23	24	189,67	
5	35,76	15	114,77	25	197,48	
6	43,34	16	123,65	26	204,82	
7	51,32	17	131,06	27	213,65	
8	59,03	18	139,52	28	222,67	
9	67,05	19	147,44	29	229,34	
10	74,65	20	156,11	30	240,15	

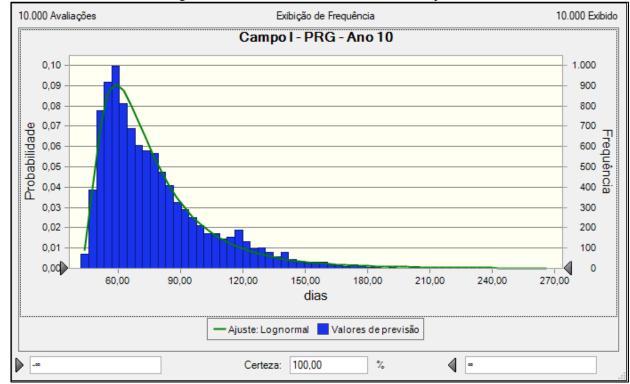


Figura 18 - Dias de sonda - PRG - Ano 10 - Campo I

Fonte: O Autor (2019).

As Tabelas 17, 18 e 19 apresentam a média do número esperado de dias de sonda para o Campo II, que espera ser gasto para determinado ano.

A Figura 19 apresenta a distribuição do resultado da simulação, para o modelo PRG, com a média do número esperado de dias de sonda, do Campo II para o ano 10.

Tabela 17 - Número esperado de dias de sonda do Campo II — Processo de Renovação

	Processo de Renovação					
Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	
1	3,18	11	50,11	21	101,48	
2	7,15	12	55,17	22	106,48	
3	11,39	13	60,09	23	110,93	
4	15,85	14	65,11	24	117,05	
5	20,46	15	70,00	25	122,32	
6	25,15	16	75,10	26	126,73	
7	30,16	17	80,91	27	132,07	
8	35,03	18	85,50	28	137,49	
9	39,84	19	90,55	29	142,88	
10	44,96	20	96,00	30	147,53	

Tabela 18 - Número esperado de dias de sonda do Campo II – PRG

	PRG					
Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	
1	1,21	11	48,29	21	132,56	
2	3,48	12	55,04	22	142,03	
3	6,45	13	62,31	23	153,03	
4	10,15	14	70,00	24	163,09	
5	14,27	15	78,36	25	174,69	
6	19,04	16	86,23	26	185,02	
7	24,15	17	95,12	27	197,18	
8	29,57	18	103,96	28	208,20	
9	35,37	19	112,59	29	219,17	
10	41,66	20	123,10	30	231,58	

Tabela 19 - Número esperado de dias de sonda do Campo II - PNHP

	PNHP					
Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	Ano	Número esperado de dias de sonda	
1	1,16	11	47,98	21	129,20	
2	3,45	12	54,63	22	139,33	
3	6,43	13	61,85	23	148,15	
4	9,98	14	69,38	24	159,52	
5	14,31	15	77,24	25	168,47	
6	18,88	16	85,23	26	179,73	
7	23,86	17	93,18	27	190,17	
8	29,43	18	101,79	28	200,89	
9	35,32	19	110,71	29	213,46	
10	41,31	20	119,75	30	224,17	

Figura 19 - Dias de sonda - PRG - Ano 10 - Campo II 10.000 Avaliações Exibição de Frequência 10.000 Exibido Campo II - PRG - Ano 10 0,09 900 0,08 800 700 0,07 Probabilidade 600 0,06 0,05 500 0,04 400 0,03 300 0,02 200 0,01 100 0,00 0 40,00 100,00 120,00 60,00 80,00 140,00 dias — Ajuste: Lognormal 🔃 Valores de previsão ┫ ----Certeza: 100,00 %

5.2 Análise dos resultados

Esta seção apresenta a análise dos resultados.

5.2.1 Campo I

Analisando as condições operacionais e características reais do Campo I tem-se que é um campo maduro, operando com uma maior quantidade de poços mais velhos e a maioria dos poços operam com equipamentos já consolidados, ou seja, sem equipamentos com novas tecnologias sendo testadas. Poços que utilizam novas tecnologias, como a de completação inteligente, tendem a falhar mais (Ajayi *et al.* 2005).

Para os dados do Campo I, obtivemos os valores encontrados na Tabela 6 para a estimativa dos parâmetros de cada modelo.

Para o Processo de Renovação obteve um parâmetro de forma igual a $\beta=0.8753$, ou seja, indica um comportamento para o campo de taxa de falha decrescente. O parâmetro de escala, ou vida característica, igual à $\eta=78.0931$ meses, indicando que é esperado que 63,2 % dos poços daquele campo falhem até esse tempo.

Já para o modelo PRG, o parâmetro de forma encontrado foi igual a β = 0,8718 também indicando um comportamento de taxa de falha decrescente e a vida característica igual a η = 77,7478 meses. O parâmetro de eficiência do reparo foi praticamente 0 (q = 0,001), ou seja, o que indica reparo perfeito, em que, após o reparo, o Sistema Poço volta a operar como novo, assim como no Processo de Renovação. Como o parâmetro β < 1 indica uma taxa de falha decrescente e o parâmetro de eficiência de reparo indica um reparo perfeito, o poço após sofrer uma ação de reparo vai para a mesma condição de novo.

Nos modelos PR e PRG as taxas de falhas indicam um comportamento decrescente, ou seja, inconsistente com os dados apresentados, onde se espera uma taxa de falha constante ou crescente devido à maturidade dos poços do campo.

Também foi analisado o modelo PNHP ajustando o parâmetro de eficiência do reparo igual a q=1, ou seja, considerando-se um reparo mínimo, onde o equipamento ou sistema volta a operar na mesma condição de antes da falha. O parâmetro de escala encontrado foi igual a $\eta=80,1822$ meses e o parâmetro de forma foi de $\beta=1,0617$ indicando um comportamento de taxa de falha crescente, porém muito próximo de 1, quando a taxa de falha é constante.

Para esse conjunto específico de dados, os resultados dos modelos de PR e PRG são praticamente idênticos. Cabe ressaltar também, que o valor encontrado para o parâmetro de eficiência do reparo, bem próximo a zero, pode ser devido aos dados do Campo I não apresentarem dados suficientes de falha para cada poço.

Os valores obtidos para o número esperado de falhas, ano a ano, foram apresentados na Tabela 8, Tabela 9, Tabela 10 e graficamente na Figura 16.

Para o Processo de Renovação obteve-se um número esperado de falhas de 4,45277 num horizonte de trinta anos. E para os modelos PRG e PNHP obtiveram-se os valores 4,48843 e 4,93316, respectivamente.

Os valores do número esperado de falhas dos modelos PR e PRG estão, visualmente, parecidos. Na Figura 16, é percebido que, como o modelo PRG apontou um q=0 e um η parecido com o modelo de PR, os resultados do número esperado de falhas de ambos também são praticamente idênticos, fazendo com que as curvas fiquem praticamente sobrepostas. Isto ocorre devido aos valores dos parâmetros estarem muito parecidos. O modelo PRG ainda apresenta os números um pouco maior devido os parâmetros η e β serem menores. Devido a apresentarem parâmetros que se aproximam de uma taxa de falha constante, a curva do número esperado de falhas, no gráfico, apresenta uma curvatura pequena, parecendo com uma reta.

Já o modelo PNHP, como apresenta uma função intensidade de falha crescente, porém bem próximo de uma taxa constante, do número esperado de falhas é uma reta no gráfico. No entanto, se aproxima dos outros modelos, onde apresenta um número esperado de falhas menor até o décimo terceiro ano, onde então, começa a apresentar um número maior. Isto ocorre devido aos parâmetros apresentarem valores muito próximos, ou seja, η com pequenas diferenças e $\beta = 1,0617$ fazendo com que a taxa de falha inicie menor e só fique maior que a dos outros modelos a partir do décimo terceiro ano.

O número esperado de dias de sonda é dependente do número esperado de falhas e apresenta o mesmo comportamento. As Tabelas 14, 15 e 16 apresentam a média do número esperado de dias de sonda ano a ano.

A Figura 18 apresentada a distribuição do resultado da simulação para o décimo ano, utilizando o número esperado de falhas do modelo PRG e considerando a incerteza e os riscos do modelo de simulação, onde os tomadores de decisão podem decidir com mais segurança e assertividade, por exemplo, considerar a média mais o desvio padrão para contratar as sondas de manutenção.

5.2.2 Campo II

As condições operacionais do Campo II são bem parecidas com as do Campo I, existe boa quantidade de registro de dados de falha, porém é um campo mais velho, que está em desenvolvimento há mais tempo. Assim, o campo tem dados de poços mais antigos e por já ser um campo saturado, não há uma boa quantidade de poços novos.

Para os dados do Campo II foram obtidos os valores encontrados na Tabela 7 para a estimativa dos parâmetros de cada modelo.

Para o modelo utilizando o Processo de Renovação obteve um parâmetro de forma igual a $\beta = 1,1799$, indicando um comportamento para o campo de taxa de falha crescente. O parâmetro de escala igual a $\eta = 120,1108$ meses.

O modelo PRG apresentou estimativa para o parâmetro de forma igual a β = 1,5184 também indicando um comportamento de taxa de falha crescente. A vida característica igual a η = 135,9202 meses. O parâmetro de eficiência foi de q = 1,2985, um valor interessante, indicando um comportamento de "pior do que velho", onde após o reparo o equipamento ou sistema volta a operar com condições operacionais piores do que estava operando.

No modelo PNHP, ou seja, ajustando o parâmetro de eficiência do reparo igual a q=1, a estimativa para o parâmetro de forma foi de $\beta=1,5408$ também indicando um comportamento de taxa de falha crescente e uma vida característica igual a $\eta=133,5103$ meses.

Os resultados obtidos pelos três modelos tanto para o parâmetro de forma quanto para o parâmetro de escala são considerados valores que descrevem o comportamento esperado do campo quando comparado as suas características reais. Interessante o modelo PRG encontrar um valor para o parâmetro de eficiência do reparo maior que 1, indicando uma condição de "pior do que velho", pois o que acontece na prática realmente é isso. Na maioria das vezes, realizar uma manutenção em um poço acarreta uma série de problemas e o poço não volta a operar como deveria, sendo necessário realizar outras intervenções de manutenção. Para esse conjunto de dados os resultados dos modelos PRG e PNHP são bem parecidos.

Os valores obtidos para o número esperado de falhas, ano a ano, foram apresentados na Tabela 11, Tabela 12, Tabela 13 e graficamente na Figura 17.

Num horizonte de trinta anos, têm-se os seguintes resultados para o número esperado de falhas dos modelos Processo de Renovação, PRG e PNHP, respectivamente: 3,03759; 4,77087 e 4,60454.

Na Figura 17, é percebido que, como o modelo PRG apontou um q=1,2985 e η parecidos com o modelo de PNHP, os resultados do número esperado de falhas de ambos também são praticamente idênticos, porém com o modelo PRG apresentando números esperados de falhas maiores. Já o modelo de Processo de Renovação, também apresenta uma taxa de falha crescente, porém menor que os outros dois modelos, fazendo com que a curva do número esperado de falhas tenha um início com números maiores, mas, seja superada pelos outros modelos num horizonte maior de tempo.

Assim como no conjunto de dados do Campo I, o número esperado de dias de sonda é dependente do número esperado de falhas e apresentam o mesmo comportamento. As Tabelas 17, 18 e 19 apresentam a média do número esperado de dias de sonda ano a ano. Onde é percebido que o modelo PNHP, por apresentar um parâmetro de eficiência de reparo maior que 1, apresenta uma média maior no horizonte de trinta anos.

5.2.3 Validação dos modelos

Com os resultados da simulação de Monte Carlo, a Figura 20 mostra o número de falhas, ano a ano, para todos os poços do campo I e o resultado do número esperado de falhas para cada modelo. É notório a visualização dos resultados parecidos para os três modelos e difícil apontar qual modelo tem um melhor ajuste. Porém, o modelo PRG apresenta um erro médio absoluto menor quando comparado com os modelos PR e PNHP, conforme Tabela 20.

Tabela 20 - Erro Médio Absoluto Campo I

Erro Médio Absoluto					
PR	PRG	PNHP			
0,8921	0,8906	0,9305			

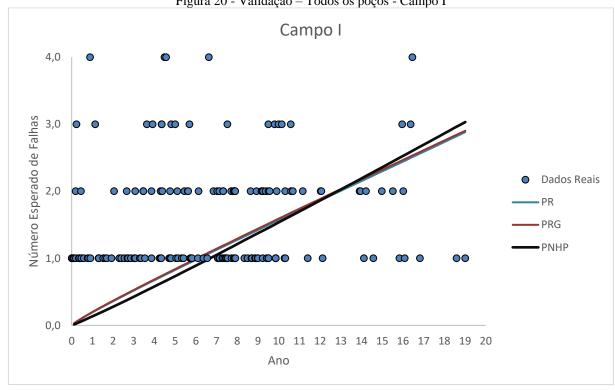


Figura 20 - Validação — Todos os poços - Campo I

Fonte: O Autor (2019).

Considerando apenas um dos poços (Poço 7) que mais falharam (quatro falhas), no campo I. A Figura 21 mostra o ajuste dos três modelos. Onde, visivelmente os três modelos não apresentam um bom ajuste. No entanto o modelo PNHP apresenta um erro médio absoluto menor conforme Tabela 21.

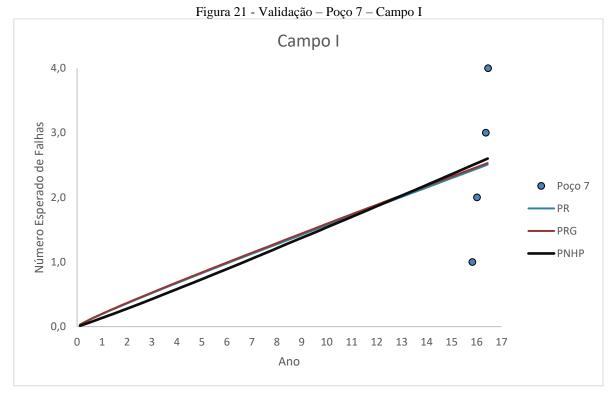


Tabela 21 - Erro Médio Absoluto Poço 7 - Campo I

Erro Médio Absoluto					
PR	PRG	PNHP			
0,9686	0,9717	0,9648			

Fonte: O Autor (2019).

Considerando outro poço (poço 16) do campo I, com apenas três falhas, visualmente percebe-se um melhor ajuste dos três modelos, apresentado na Figura 22. A Tabela 22 apresenta os valores do erro médio absoluto para os três modelos ajustados, onde o PNHP também apresenta um menor erro.

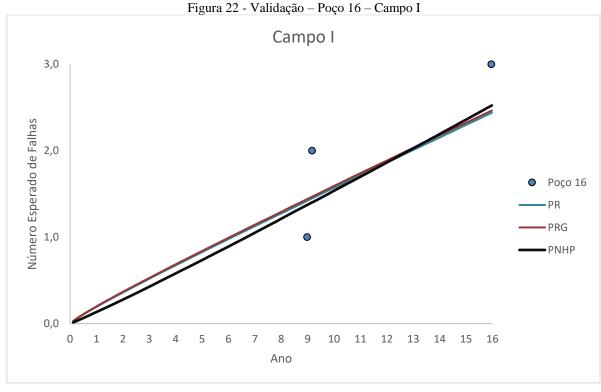


Tabela 22 - Erro Médio Absoluto Poço 16 - Campo I

Erro Médio Absoluto					
PR	PRG	PNHP			
0,5084	0,5002	0,4799			

Fonte: O Autor (2019).

A Figura 23 mostra o número esperado de falhas ano a ano para o campo II. Para esse caso, é notório a visualização dos resultados com uma pequena diferença entre os três modelos. No entanto, o modelo PR apresenta um menor erro absoluto médio, apresentado na Tabela 23, comparado com os modelos PRG e PNHP.

Tabela 23 - Erro Médio Absoluto Campo II

Erro Médio Absoluto					
PR	PRG	PNHP			
0,8729	0,9498	0,9777			

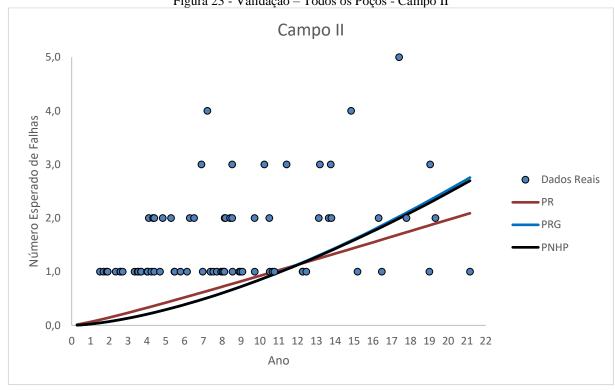


Figura 23 - Validação — Todos os Poços - Campo II

Fonte: O Autor (2019).

Utilizando o poço (poço 5) com mais falhas do campo II, também se percebe claramente que não há um bom ajuste dos três modelos utilizados. A Figura 24 mostra o ajuste dos três modelos. Entretanto, o modelo que apresenta o menor erro médio, apresentado na Tabela 24, é o modelo PRG.

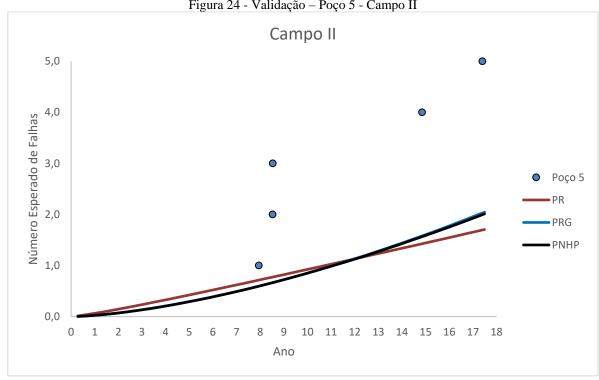


Figura 24 - Validação — Poço 5 - Campo II

Fonte: O Autor (2019).

Tabela 24 - Erro Médio Absoluto - Poço 5 - Campo II

Erro Médio Absoluto					
PR	PRG	PNHP			
1,9165	1,8869	1,8978			

Fonte: O Autor (2019).

Considerando outro poço (poço 73) do campo II, com três falhas, visualmente percebese um melhor ajuste dos três modelos, apresentado na Figura 25. A Tabela 25 apresenta os valores do erro médio absoluto para os três modelos ajustados, onde o PRG também apresenta um menor erro.

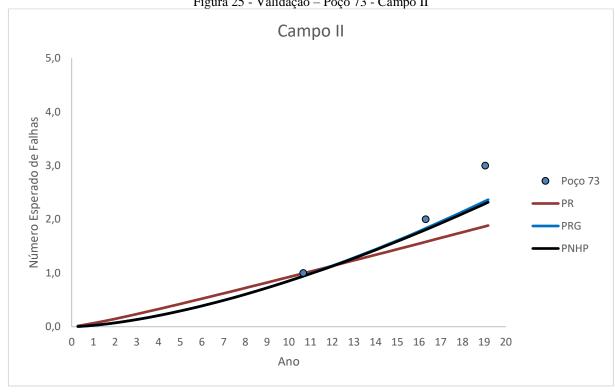


Figura 25 - Validação — Poço 73 - Campo II

Tabela 25 - Erro Médio Absoluto - Poço 73 - Campo II

Erro Médio Absoluto					
PR	PRG	PNHP			
1,9165	1,8869	1,8978			

Fonte: O Autor (2019).

Para as validações dos dois campos, tem-se que se for considerado apenas um poço, os modelos apresentam diferentes performances quando comparados com a validação quando consideram-se todos os poços. Obviamente devido o erro dos outros poços não serem considerados.

6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O objetivo deste trabalho foi estimar as demandas de manutenção de poços produtores de petróleo e do número esperado de dias de sonda gasto para manutenção para subsidiar tomadas de decisão visando a um melhor planejamento dos recursos e maximização da produção.

Considerar o poço como um único sistema, denominado Sistema Poço, devido à falta de dados dos equipamentos individuais do poço foi crucial para o desenvolvimento desse trabalho. Foram utilizados três processos estocásticos diferentes para descrever o comportamento dos campos: Processo de Renovação, PRG e PNHP, todos com base na distribuição Weibull para caracterizar os tempos entre falhas.

Também foi de grande importância considerar os modelos para sistemas reparáveis complexos, visto que na literatura só foi encontrado modelos para sistemas não reparáveis, como em Acciolly e Martins (1999) e Frota (2003).

Incorporar incertezas nos modelos para estimar o tempo das intervenções de manutenção do mix de modos de falha garantiu uma melhor representatividade em comparação com um modelo determinístico.

Na seção do Exemplo de Aplicação foram utilizados dados reais de dois campos de petróleo. Para descrever o comportamento desses campos foram estimados os parâmetros utilizando cada modelo e calculado o número médio esperado de manutenções e de dias de sonda para 1 poço produtor de petróleo de dois campos diferentes, num horizonte de 30 anos. Em seguida foi feita a análise dos resultados e comparação entre os modelos utilizados.

Para o conjunto de dados do campo I, apenas o modelo PNHP apresentou resultado consistente, os modelos PR e GRP apresentaram resultados divergentes com o esperado. Já para o campo II, os três modelos apresentaram resultados satisfatórios e condizentes com a realidade para o número esperado de falhas e o número esperado de dias de sonda. Com a validação, é percebido que os dados não são homogêneos, fazendo com que os modelos pareçam estatisticamente iguais e podendo levar a um desvio de resultado.

Com os resultados obtidos é possível fornecer as informações necessárias, para que os tomadores de decisão, possam avaliar e decidir o planejamento das manutenções, programação e dimensionamento de recursos e, com isso, aumentar a produtividade.

Apesar de todo o trabalho descrito nesse documento, a modelagem para calcular o número esperado de falhas ainda é um desafio. Para trabalhos futuros e obtenção de melhores resultados é sugerido como melhorias e implementações:

- fazer o acompanhamento do previsto e realizado onde pode-se observar a eficácia dos modelos;
- analisar os tipos de intervenção (*Heavy* e *Light*) separadamente, assim como realizar amostras de dados diferentes conforme idade dos poços;
- utilizar técnicas para tratamento de dados heterogêneos;
- realizar análise considerando as diferenças entre sondas, recursos e equipamentos de cada poço;
- utilizar o modelo PRG com idade virtual tipo II proposto por Kijima e Sumita (1986);
- utilizar os modelos em dados que contemplem novas tecnologias, por exemplo, utilização de completação inteligente.

REFERÊNCIAS

Associação Brasileira de Normas Técnicas. **NBR 5462**: confiabilidade e mantenabilidade. Rio de Janeiro: ABNT, 1994.

ACCIOLY, R. M. S. **Análise da duração do tempo de vida de bombas centrífugas submersas**. 1995. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 1995.

ACCIOLY, R. M. S.; MARTINS, J. A. **Análise do tempo entre as intervenções e duração das intervenções com sonda**. Brasília: Petrobras, 1999.

ACCIOLY, R. M. S. *et al.* Estimativa das demandas de intervenção nos poços do E&P-SSE. *In*: SEMINÁRIO DE ENGENHARIA DE PETRÓLEO, 7., 2007, Rio de Janeiro. **Anais** [...]. Rio de Janeiro: Petrobras, 2007.

AJAYI, Arashi A. *et al.* An Innovative Way of Integrating Reliability of Intelligent Well Completion System with Reservoir Modelling. *In*: Offshore Europe, 2005, Aberdeen. **Proceedings** [...]. Aberdeen: Society of Petroleum Engineers, 2005.

Akins, W. M., Abell, M. P., & Diggins, E. M. Enhancing drilling risk & performance management through the use of probabilistic time & cost estimating. *In*: SPE/IADC Drilling Conference 2005, Amsterdam, The Netherlands. **Proceedings** [...]. Amsterdam, The Netherlands: Society of Petroleum Engineers, 2005.

ASSIS, E. M.; BORGES, E. P.; MELO, S. A. V. Generalized q-Weibull model and the bathtub curve. **International Journal of Quality & Reliability Management**, v. 30, n. 7, p. 720-736, 2013.

BRASIL. Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. **Anuário estatístico brasileiro do petróleo, gás natural e biocombustíveis**. Rio de Janeiro: ANP, 2018.

COHEN, A. C. Maximum likelihood estimation in the weibull distribution based on complete and on censored samples. **Technometrics**, v. 7, n. 4, p. 579, 1965.

CULLEN, A. C., FREY, H. C. **Probabilistic techniques in exposure assessment**: a handbook for dealing with variability and uncertainty in models and inputs. New York: Plenum Press, 1999.

D' AGOSTINO, Ralph B. Goodness-of-fit-techniques. CRC press, 1986.

DANTAS, M. A. Modelagem de dados de falhas de equipamentos de sub-superfície em poços de petróleo da Bacia Potiguar. 2008. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal-RN, 2008.

DANTAS, M. A.; VALENÇA, D. M.; FREIRE, M. P. S.; MEDEIROS, P. G.; SILVA, D. N.; ALOISE, D.J. Modelo de regressão Weibull para estudar dados de falha de equipamentos de sub-superfície em poços petrolíferos. **Prod**., São Paulo, v. 20, n. 1, p. 127-134, 2010.

- DEKKER, Rommert. Applications of maintenance optimization models: a review and analysis. **Reliability engineering & system safety**, v. 51, n. 3, p. 229-240, 1996.
- FROTA, H. M. **Desenvolvimento de método para planejamento da manutenção de poços petrolíferos em águas profundas**. 2003. Tese (Doutorado) Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro, Campos dos Goytacazes, RJ, 2003.
- GADALOV, V. N.; ROMANENKO, D. N.; BOLDYREVA, O. N.; KOVALEV, S. V. Decreasing Technological Risk Through Optimization of Maintenance of the Equipment of an Oil and Gas Complex. **Chemical and Petroleum Engineering**, v. 53, n. 9-10, p. 610-613, 2018.
- JAMES, F. A review of pseudorandom number generators. **Computer Physics Communications**, North-Holland: Elsevier Science Publishers B.V., v. 60, n. 3, p. 329–344, 1990.
- KAPLAN, E. L.; MEIER, P. Nonparametric estimation from incomplete observations. **Journal of the American statistical association**, v. 53, n. 282, p. 457-481, 1958.
- KIJIMA, M.; SUMITA, U. A useful generalization of renewal theory: counting processes governed by non-negative Markovian increments. **Journal of Applied Probability**, v. 23, n. 1, p. 71-88, 1986.
- KIM, J. **Study of casing failure in unconventional wells using data analysis**. 2017. Master's (Thesis) Texas A & M University, College Station, TX, 2017.
- KRIVTSOV, V. A Monte Carlo approach to modeling and estimation of the generalized renewal process in repairable system reliability analysis. 2000. Dissertation (Doctoral) University of Maryland, College Park, MD, 2000.
- LAFRAIA, J. R. Manual de confiabilidade, mantenabilidade e disponibilidade. Rio de Janeiro: Qualimark, 2001.
- LAWLESS, J. F. Statistical methods in reliability. **Technometrics**, v. 25, n. 4, p. 305-316, 1983.
- LAZZARONI, M.; CRISTALDI, L.; PERETTO, L.; RINALDI, P.; CATELANI, M. **Reliability engineering in Basic Concepts and Applications in ICT**. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg:Springer, 2011. ISBN 978-3-642-20982-6
- MENDES, Jose Ricardo Pelaquim et al. Well Integrity Analysis Applied to Workover Prediction. In: **OTC Brasil**. Offshore Technology Conference, 2013.
- MARSHALL, Albert W.; OLKIN, Ingram. Life distributions. Springer, New York, 2007.

MCCOOL, John I. Using the Weibull distribution: reliability, modeling, and inference. John Wiley & Sons, 2012.

MODARRES, Mohammad; KAMINSKIY, Mark P.; KRIVTSOV, Vasiliy. **Reliability engineering and risk analysis: a practical guide**. CRC press, 2016.

RUNGER, George C. Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros. **Editora LTC: Rio de Janeiro, Brazil**, 2009.

MOONEY, Christopher Z. Monte carlo simulation. Sage Publications, 1997.

MOURA, M. D. C.; ROCHA, S. P. V. D.; DROGUETT, E. L.; JACINTO, C. M. Avaliação bayesiana da eficácia da manutenção via processo de renovação generalizado. **Pesquisa Operacional**, v. 27, n. 3, 569-589, 2007.

DELIGNETTE-MULLER, M. L.; DUTANG, C. Fitdistrplus: an R package for fitting distributions. **Journal of Statistical Software**, v. 64, n. 4, p. 1-34, 2015.

NATAL, A.C. Aplicação de programação matemática na racionalização do uso de sondas de perfuração e completação de poços de petróleo offshore. 2013. Monografia (Graduação em Engenharia de Produção) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2013.

PATTERSON, M. M. A model for estimating the life of electrical submersible pumps. **SPE Production & Facilities**, v. 8, n. 04, p. 247-250, 1993.

Petrobras. Plataforma P-61 entra em produção em Papa Terra, no RJ. Disponível em: http://www.petrobras.com.br/fatos-e-dados/plataforma-p-61-entra-em-producao-em-papa-terra-no-rj.htm. Acesso em: 14/06/2019.

RACHMAT, Elwin *et al.* Light Workover. *In*: SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference, 1993, Singapore. **Proceedings** [...]. Singapore: Society of Petroleum Engineers, 1993.

ReliaSoft Corporation. Life Data Analysis Reference Book. Reliasoft, Tucson, Arizona, U.S.A., 2014.

RINNE, H. The weibull distribution: a handbook. New York: CRC Press, 2009.

Ross, S. M. Simulation, 5th Edision. 2012.

SANTOS, Patrícia Borchardt; VALENÇA, Dione Maria. Estimação em Modelos de Tempo de Falha Acelerado para Dados de Sobrevivência Correlacionados: Uma Aplicação para Poços de Petróleo. In: Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 16., 2009, Rio de Janeiro. **Anais** [...]. Rio de Janeiro: SOBRAPO, 2009.

SCARF, P. A. On the Application of Mathematical Models in Maintenance. **European Journal of Operational Research**, v. 99, p. 493-506, 2007.

THOMAS, J. E. (org.). **Fundamentos da engenharia do petróleo.** 2. ed. Rio de Janeiro: Interciência, 2001.

YANEZ, M.; JOGLAR, F.; MODARRES, M. Generalized renewal process for analysis of repairable systems with limited failure experience. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 77, n. 2, p. 167-180, 2002.

WANG, Z. M., & YANG, J. G. Numerical method for Weibull generalized renewal process and its applications in reliability analysis of NC machine tools. **Computers & Industrial Engineering**, v. 63, n. 4, p. 1128-1134, 2012.

WEIBULL, Waloddi. A statistical theory of strength of materials. **IVB-Handl.**, 1939.

WEIBULL, W. A Statistical Distribution Function of Wide Applicability. **Journal of Applied Mechanics**, 18, 293- 297, 1951.

G. ZHANG, J; LUO, X; ZHAO, H; ZHANG, L; ZHANG, Y; ZHANG. Research on probabilistic assessment method based on the corroded pipeline assessment criteria. **Int. J. Press. Vessel. Pip.**, v. 95, n. 0, p. 1–6, 2012.

APÊNDICE A - Dados referentes ao campo I

			CAMPO	I	
Poço Falha Tipo		o Falha Tipo Temp		Tempo Acumulado (meses)	Tempo Cronológico (ano)
Poço 1	F	HEAVY	32,4	32,4	
Poço 1	F HEAVY		95,8	128,2	22,6
Poço 2	ço 2 F LIGHT		223,1	223,1	
Poço 2	S		20,4	243,6	24,0
Poço 3	F	HEAVY	1,1	1,1	
Poço 3	F	HEAVY	23,6	24,6	
Poço 3	F	HEAVY	27,5	52,1	
Poço 3	F	HEAVY	1,6	53,8	17,4
Poço 4	S		145,7	145,7	22,7
Poço 5	F	HEAVY	228,1	228,1	
Poço 5	S		20,7	248,8	22,7
Poço 6	F	LIGHT	104,1	104,1	
Poço 6	S		142,1	246,2	22,7
Poço 7	F	HEAVY	190,0	190,0	
Poço 7	F	HEAVY	2,3	192,2	
Poço 7	F	HEAVY	4,2	196,4	
Poço 7	F	HEAVY	1,1	197,5	17,6
Poço 8	F	LIGHT	61,7	61,7	19,9
Poço 9	F	LIGHT	93,9	93,9	
Poço 9	F	LIGHT	0,2	94,1	20,5
Poço 10	F	HEAVY	123,9	123,9	
Poço 10	F	HEAVY	3,3	127,2	19,6
Poço 11	F	LIGHT	193,0	193,0	
Poço 11	S		10,2	203,2	18,1
Poço 12	F	LIGHT	106,3	106,3	
Poço 12	F	LIGHT	4,4	110,7	
Poço 12	F	LIGHT	9,3	120,0	12,7
Poço 13	F	HEAVY	39,5	39,5	
Poço 13	F	HEAVY	2,0	41,5	
Poço 13	F	HEAVY	5,4	46,9	
Poço 13	F	HEAVY	7,8	54,7	16,1
Poço 14	F	LIGHT	94,9	94,9	
Poço 14	F	LIGHT	71,9	166,9	16,4
Poço 15	F	LIGHT	201,8	201,8	
Poço 15	S		33,4	235,2	20,8
Poço 16	F	LIGHT	107,8	107,8	

Dana 10		LICUT	2.2	110.0	
Poço 16	F	LIGHT	2,2	110,0	20.2
Poço 16	F	LIGHT	81,5	191,5	20,3
Poço 17	F	HEAVY	0,9	0,9	40.0
Poço 17	F	HEAVY	178,9	179,8	19,8
Poço 18	F	LIGHT	174,9	174,9	
Poço 18	F	LIGHT	11,3	186,2	20,7
Poço 19	F	HEAVY	36,6	36,6	
Poço 19	F	HEAVY	47,8	84,4	19,7
Poço 20	F	LIGHT	60,6	60,6	5,4
Poço 21	F	HEAVY	114,0	114,0	
Poço 21	F	HEAVY	19,9	133,9	
Poço 21	S		51,4	185,3	19,3
Poço 22	F	LIGHT	169,4	169,4	19,0
Poço 23	F	HEAVY	136,9	136,9	
Poço 23	F	HEAVY	33,7	170,6	14,7
Poço 24	F	HEAVY	85,6	85,6	
Poço 24	F	HEAVY	7,0	92,5	
Poço 24	S		79,1	171,6	16,9
Poço 25	F	HEAVY	89,7	89,7	
Poço 25	S		90,6	180,3	17,3
Poço 26	F	HEAVY	110,8	110,8	
Poço 26	F	HEAVY	56,6	167,4	
Poço 26	S		10,3	177,7	17,3
Poço 27	S		22,9	22,9	18,2
Poço 28	F	HEAVY	113,1	113,1	16,9
Poço 29	F	HEAVY	108,0	108,0	17,3
Poço 30	F	LIGHT	9,7	9,7	
Poço 30	F	LIGHT	63,9	73,6	
Poço 30	S		90,5	164,1	14,6
Poço 31	F	HEAVY	76,4	76,4	
Poço 31	F	HEAVY	47,4	123,8	
Poço 31	S		49,8	173,5	17,3
Poço 32	S		202,4	202,4	17,0
Poço 33	F	LIGHT	15,7	15,7	
Poço 33	F	LIGHT	72,1	87,8	
Poço 33	S		14,6	102,5	17,9
Poço 34	F	LIGHT	87,4	87,4	,
Poço 34	F	LIGHT	27,4	114,8	
Poço 34	S		13,0	127,8	15,6
Poço 35	F	HEAVY	30,6	30,6	
Poço 35	F	HEAVY	26,5	57,1	
Poço 35	F	HEAVY	0,6	57,7	16,6

Doso 26		LICUT	20.7	20.7	
Poço 36	F	LIGHT	28,7	28,7	12.1
Poço 36	F	LIGHT	12,7	41,4	13,1
Poço 37	F	HEAVY	118,2	118,2	1.00
Poço 37	S		55,5	173,8	16,3
Poço 38	F	LIGHT	101,9	101,9	
Poço 38	F	LIGHT	42,4	144,4	15,5
Poço 39	S		121,6	121,6	15,6
Poço 40	F	HEAVY	34,4	34,4	
Poço 40	F	HEAVY	53,5	87,8	
Poço 40	S		0,1	87,9	16,3
Poço 41	F	HEAVY	15,7	15,7	
Poço 41	S		127,4	143,2	14,6
Poço 42	F	HEAVY	73,2	73,2	7,1
Poço 43	S		128,8	128,8	14,6
Poço 44	F	LIGHT	85,8	85,8	
Poço 44	S		7,7	93,4	15,8
Poço 45	F	LIGHT	20,4	20,4	
Poço 45	F	LIGHT	31,1	51,6	
Poço 45	F	LIGHT	8,5	60,0	9,9
Poço 46	F	HEAVY	51,9	51,9	
Poço 46	F	HEAVY	0,5	52,5	4,7
Poço 47	F	HEAVY	89,3	89,3	16,1
Poço 48	F	LIGHT	69,3	69,3	14,8
Poço 49	F	LIGHT	10,8	10,8	
Poço 49	F	LIGHT	21,1	31,9	
Poço 49	F	LIGHT	11,7	43,6	14,7
Poço 50	F	LIGHT	69,8	69,8	
Poço 50	F	LIGHT	24,1	93,9	
Poço 50	F	LIGHT	28,0	121,8	
Poço 50	S		5,4	127,2	14,7
Poço 51	F	HEAVY	15,6	15,6	1,4
Poço 52	F	HEAVY	50,9	50,9	,
Poço 52	F	HEAVY	14,4	65,3	
Poço 52	S		91,9	157,3	16,3
Poço 53	F	LIGHT	92,7	92,7	
Poço 53	 F	LIGHT	21,4	114,1	13,3
Poço 54	F	LIGHT	7,1	7,1	,-
Poço 54	 F	LIGHT	87,5	94,6	
Poço 54	S	2.0111	39,8	134,3	14,7
Poço 55	F	LIGHT	118,2	118,2	13,4
Poço 56	' F	LIGHT	84,7	84,7	10,7
Poço 56	S	LIGITI	45,7	130,3	11,5
1 0ç0 30			73,1	130,3	11,0

Poço 57	F	LIGHT	90,4	90,4	
Poço 57	 	LIGHT	16,7	107,1	
Poço 57	S	LIGITI	8,3	115,5	15,6
Poço 58	F	HEAVY	78,5	78,5	13,0
Poço 58	S	TILAVI	45,7	124,2	14,6
Poço 59	F	HEAVY	19,5	19,5	14,0
Poço 59	' 	HEAVY	47,8	67,2	11,5
Poço 60	' 	LIGHT	106,7	106,7	11,5
Poço 60	' F	LIGHT	38,0	144,7	
Poço 60	S	LIGITI	16,7	161,4	15,3
Poço 61	F	LIGHT	123,3	123,3	13,3
Poço 61	S	LIGITI	10,7	134,1	13,9
Poço 62	F	LIGHT	68,9	68,9	13,5
Poço 62	F	LIGHT	25,8	94,8	
Poço 62	F	LIGHT	19,2	114,0	15 1
Poço 62	S	115 41 ()/	44,4	158,4	15,1
Poço 63	F	HEAVY	114,1	114,1	13,4
Poço 64	F	HEAVY	118,3	118,3	12.1
Poço 64	S	11011	15,7	134,0	13,4
Poço 65	F	LIGHT	23,1	23,1	45.4
Poço 65	S		0,3	23,4	15,4
Poço 66	F	LIGHT	63,8	63,8	
Poço 66	F	LIGHT	18,3	82,2	
Poço 66	F	LIGHT	8,1	90,3	
Poço 66	S		36,7	127,0	15,2
Poço 67	F	LIGHT	145,4	145,4	
Poço 67	S		14,5	159,9	14,3
Poço 68	F	HEAVY	64,8	64,8	
Poço 68	F	HEAVY	2,8	67,6	
Poço 68	F	HEAVY	0,7	68,3	
Poço 68	F	HEAVY	11,3	79,5	
Poço 68	S		27,6	107,1	15,1
Poço 69	F	HEAVY	51,6	51,6	
Poço 69	F	HEAVY	52,1	103,7	
Poço 69	S		38,1	141,8	14,7
Poço 70	F	LIGHT	100,1	100,1	
Poço 70	S		63,7	163,8	14,7
Poço 71	F	LIGHT	57,6	57,6	
Poço 71	S		67,5	125,1	14,5
Poço 72	F	LIGHT	68,6	68,6	
Poço 72	F	LIGHT	43,8	112,5	
Poço 72	F	LIGHT	5,1	117,6	

Poço 72	S		9,4	127,0	14,6
Poço 73	S		159,7	159,7	13,7
Poço 74	S		108,2	108,2	14,1
Poço 75	S		149,8	149,8	14,0
Poço 76	F	LIGHT	36,3	36,3	14,3
Poço 77	F	HEAVY	57,0	57,0	
Poço 77	F	HEAVY	53,9	110,9	13,9
Poço 78	F	HEAVY	42,5	42,5	
Poço 78	F	HEAVY	18,8	61,2	
Poço 78	S		49,5	110,8	14,2
Poço 79	F	LIGHT	46,3	46,3	
Poço 79	S		75,0	121,3	13,0
Poço 80	F	HEAVY	104,5	104,5	
Poço 80	S		31,4	135,9	13,0
Poço 81	S		114,7	114,7	13,8
Poço 82	F	HEAVY	1,5	1,5	
Poço 82	F	HEAVY	44,8	46,3	
Poço 82	F	HEAVY	80,7	127,0	
Poço 82	S		2,0	129,0	13,3
Poço 83	F	LIGHT	32,8	32,8	
Poço 83	F	LIGHT	4,1	36,8	
Poço 83	F	LIGHT	15,4	52,2	
Poço 83	S		23,1	75,3	13,6
Poço 84	F	LIGHT	88,5	88,5	13,2
Poço 85	F	HEAVY	36,9	36,9	
Poço 85	F	HEAVY	81,9	118,8	
Poço 85	S		2,6	121,4	13,4
Poço 86	F	HEAVY	0,1	0,1	
Poço 86	F	HEAVY	85,6	85,7	
Poço 86	S		24,2	109,9	12,5
Poço 87	F	LIGHT	40,3	40,3	
Poço 87	S		88,2	128,5	12,7
Poço 88	S		146,0	146,0	12,4
Poço 89	F	LIGHT	87,5	87,5	
Poço 89	F	LIGHT	6,6	94,2	11,8
Poço 90	S		123,6	123,6	10,4
Poço 91	F	LIGHT	56,5	56,5	
Poço 91	S		51,3	107,8	10,3
Poço 92	S		115,1	115,1	10,1
Poço 93	F	LIGHT	94,5	94,5	
Poço 93	S		22,9	117,5	10,2
Poço 94	S		69,4	69,4	9,0

Poço 95	F	HEAVY	5,7	5,7	0,5
Poço 96	S	112/14/1	90,8	90,8	7,7
Poço 97	S		81,5	81,5	7,3
Poço 98	S		81,8	81,8	7,2
Poço 99	F	LIGHT	4,4	4,4	,,_
Poço 99	S	2.0	64,8	69,2	7,1
Poço 100	S		78,5	78,5	6,9
Poço 101	F	HEAVY	0,1	0,1	0,3
Poço 101	F	HEAVY	2,2	2,3	
Poço 101	 F	HEAVY	0,5	2,8	
Poço 101	 F	HEAVY	7,8	10,6	
Poço 101	S	1127(01	9,0	19,6	6,3
Poço 102	F	LIGHT	32,3	32,3	0,3
Poço 102	S	LIGITI	27,4	59,7	6,2
Poço 103	S		65,8	65,8	5,8
Poço 104	F	HEAVY	9,3	9,3	3,0
Poço 104	S	112/(01	17,4	26,7	3,9
Poço 105	F	HEAVY	4,2	4,2	3,3
Poço 105	 	HEAVY	1,2	5,4	
Poço 105	 	HEAVY	8,2	13,6	2,6
Poço 106	S	TILAVI	62,6	62,6	5,3
Poço 107	F		2,4	2,4	0,2
Poço 108	 		0,1	0,1	0,0
Poço 108	F ·	LIGHT	27,7	27,7	0,0
Poço 109	S	LIGITI	11,2	38,9	4,3
Poço 110	S		36,5	36,5	3,7
Poço 111	F	LIGHT	4,4	4,4	3,7
Poço 111	S	LIGITI	35,4	39,8	4,0
Poço 112	F	HEAVY	18,3	18,3	7,0
Poço 112	S	IILAVI	13,4	31,7	3,5
Poço 113	S		22,2	22,2	1,8
Poço 114	S		44,9	44,9	3,8
Poço 114 Poço 115	S		32,9	32,9	2,9
Poço 116	S		13,4	13,4	1,2
Poço 117	S		16,7	16,7	1,5
Poço 117 Poço 118	F	LIGHT	5,5	5,5	Σ,3
Poço 118	S	LIGITI	0,1	5,6	1,1
Poço 118	S		1,9	1,9	0,2
Poço 120	S		16,0	16,0	1,3
Poço 120	S		5,6	5,6	0,6
Poço 121 Poço 122	S		8,7	8,7	0,6
70ÇU 122			0,/	0,/	0,7

APÊNDICE B - Dados referentes ao campo II

			CAMPO II		
Poço	Falha	Tipo	Tempo em Produção (meses)	Tempo Acumulado (meses)	Tempo Total (ano)
Poço 1	F	HEAVY	92,6	92,6	26,2
Poço 2	S		16,5	16,5	25,0
Poço 3	F	LIGHT	56,3	56,3	
Poço 3	F	LIGHT	7,1	63,4	
Poço 3	F	LIGHT	101,8	165,2	25,8
Poço 4	F	HEAVY	97,3	97,3	
Poço 4	F	HEAVY	19,3	116,6	
Poço 4	F	HEAVY	41,6	158,3	
Poço 4	S		108,0	266,3	25,8
Poço 5	F	LIGHT	95,3	95,3	
Poço 5	F	LIGHT	7,0	102,3	
Poço 5	F	LIGHT	0,1	102,4	
Poço 5	F	LIGHT	75,8	178,2	
Poço 5	F	LIGHT	30,6	208,8	24,9
Poço 6	S		194,5	194,5	23,5
Poço 7	S		182,5	182,5	23,5
Poço 8	F	HEAVY	44,2	44,2	17,6
Poço 9	S		76,6	76,6	18,3
Poço 10	F	LIGHT	50,8	50,8	
Poço 10	F	LIGHT	162,6	213,5	
Poço 10	S		12,4	225,9	21,5
Poço 11	F	HEAVY	228,1	228,1	
Poço 11	F	HEAVY	3,9	231,9	
Poço 11	S		6,7	238,7	21,8
Poço 12	S		114,7	114,7	18,0
Poço 13	F	HEAVY	73,5	73,5	
Poço 13	F	HEAVY	24,1	97,6	
Poço 13	S		118,7	216,3	21,5
Poço 14	F	HEAVY	20,3	20,3	
Poço 14	F	HEAVY	105,7	126,0	
Poço 14	S		26,8	152,8	17,7
Poço 15	S		78,1	78,1	18,5
Poço 16	S		169,4	169,4	17,9
Poço 17	F	HEAVY	48,1	48,1	
Poço 17	F	HEAVY	30,0	78,0	
Poço 17	F	HEAVY	4,8	82,8	
Poço 17	F	HEAVY	3,8	86,6	

Poço 17	S		65,4	152,0	18,4
Poço 18	F	HEAVY	48,5	48,5	
Poço 18	F	HEAVY	49,5	98,0	
Poço 18	F	HEAVY	39,0	137,0	
Poço 18	S		26,7	163,8	18,1
Poço 19	F	HEAVY	22,9	22,9	6,0
Poço 20	F	LIGHT	42,0	42,0	
Poço 20	S		54,8	96,8	18,4
Poço 21	F	HEAVY	42,5	42,5	
Poço 21	F	HEAVY	115,1	157,6	
Poço 21	S		37,3	194,9	18,5
Poço 22	F	HEAVY	197,8	197,8	
Poço 22	S		1,3	199,1	18,3
Poço 23	F	HEAVY	48,5	48,5	
Poço 23	F	HEAVY	4,2	52,7	18,4
Poço 24	F	HEAVY	52,7	52,7	4,6
Poço 25	S		131,2	131,2	18,5
Poço 26	F	LIGHT	69,4	69,4	6,2
Poço 27	F	HEAVY	96,3	96,3	8,6
Poço 28	S		164,8	164,8	18,4
Poço 29	F	HEAVY	22,3	22,3	
Poço 29	F	HEAVY	53,0	75,3	6,8
Poço 30	F	LIGHT	31,0	31,0	
Poço 30	F	LIGHT	18,2	49,2	7,6
Poço 31	F	LIGHT	28,1	28,1	
Poço 31	F	LIGHT	30,0	58,1	
Poço 31	S		129,3	187,4	18,4
Poço 32	F	HEAVY	107,7	107,7	18,1
Poço 33	S		134,4	134,4	18,4
Poço 34	S		36,9	36,9	18,1
Poço 35	F	LIGHT	32,6	32,6	
Poço 35	F	LIGHT	133,0	165,6	18,3
Poço 36	S		145,7	145,7	18,4
Poço 37	S		201,1	201,1	17,3
Poço 38	S		193,2	193,2	16,4
Poço 39	F	HEAVY	18,1	18,1	
Poço 39	F	HEAVY	33,9	52,0	
Poço 39	F	HEAVY	70,9	122,9	17,3
Poço 40	S		126,1	126,1	16,4
Poço 41	F	HEAVY	44,3	44,3	4,2
Poço 42	F	HEAVY	40,1	40,1	16,6
Poço 43	S		56,0	56,0	16,2

Poço 44	F	LIGHT	65,8	65,8	5,6
Poço 45	F	HEAVY	149,6	149,6	
Poço 45	F	HEAVY	14,3	163,9	
Poço 45	S		9,4	173,3	15,8
Poço 46	S		56,2	56,2	16,3
Poço 47	F	HEAVY	182,2	182,2	
Poço 47	S		9,2	191,5	17,4
Poço 48	F	LIGHT	90,3	90,3	16,0
Poço 49	F	HEAVY	126,3	126,3	
Poço 49	S		15,2	141,5	14,8
Poço 50	F	LIGHT	129,3	129,3	
Poço 50	S		52,3	181,6	15,8
Poço 51	S		28,0	28,0	15,7
Poço 52	F	HEAVY	147,2	147,2	
Poço 52	S		18,8	166,0	14,5
Poço 53	F	LIGHT	102,6	102,6	
Poço 53	S		49,8	152,4	14,0
Poço 54	S		152,6	152,6	12,9
Poço 55	S		62,0	62,0	11,5
Poço 56	F	HEAVY	108,9	108,9	
Poço 56	S		23,3	132,2	12,3
Poço 57	F	LIGHT	65,5	65,5	
Poço 57	S		50,3	115,8	11,7
Poço 58	F	LIGHT	106,9	106,9	
Poço 58	S		17,1	124,0	10,8
Poço 59	S		121,8	121,8	10,5
Poço 60	F	LIGHT	83,6	83,6	
Poço 60	S		8,1	91,7	9,2
Poço 61	S		73,4	73,4	8,6
Poço 62	S		97,7	97,7	8,2
Poço 63	F	LIGHT	31,1	31,1	
Poço 63	S		25,6	56,7	6,7
Poço 64	S		71,7	71,7	6,8
Poço 65	S		74,2	74,2	6,3
Poço 66	S		40,0	40,0	3,5
Poço 67	S		67,9	67,9	5,6
Poço 68	S		42,0	42,0	3,6
Poço 69	S		41,7	41,7	3,6
Poço 70	S		40,7	40,7	3,5
Poço 71	F		88,5	88,5	8,0
Poço 72	F	HEAVY	116,7	116,7	18,0
Poço 73	F	HEAVY	128,1	128,1	

Poço 73	F	HEAVY	67,7	195,7	
Poço 73	F	HEAVY	32,9	228,6	
Poço 73	S		45,2	273,8	27,4
Poço 74	F	LIGHT	97,1	97,1	
Poço 74	F	LIGHT	4,0	101,1	
Poço 74	S		137,1	238,2	27,1
Poço 75	F	LIGHT	253,9	253,9	
Poço 75	S		52,5	306,4	27,4
Poço 76	F	LIGHT	147,4	147,4	
Poço 76	S		55,9	203,3	18,4