

Análise da Confiabilidade de Sistemas de Controle de BOP Considerando Incertezas no Fator c de Cobertura: Uma Abordagem Híbrida via DBN

Fernanda Abizethe de Carvalho Duim, Milton George Fonseca Kämpffe

Universidade Federal Fluminense, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção – Niterói/RJ.

Pauli Adriano de Almada Garcia

Universidade Federal Fluminense, Mestrado Profissional em Administração – Volta Redonda/RJ.

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção – Niterói/RJ.

Pedro Luiz da Cruz Saldanha

Comissão Nacional de Energia Nuclear - CNEN

Universidade Federal Fluminense, Mestrado Profissional em Administração – Volta Redonda/RJ.

Carlos Magno Couto Jacinto

CENPES/PETROBRAS, Rio de Janeiro/RJ,

Universidade Federal Fluminense, Mestrado Profissional em Administração – Volta Redonda/RJ.

Abstract: The *Blowout* preventer (BOP) an important issue for safety in drilling operations, acting for controlling of extreme erratic pressures and uncontrolled hydrocarbon influx. Therefore, its reliability is important to prevent occurrence of problems such as kick and Blowout. The approach used for this calculation is the Bayesian dynamic network for modeling series and parallel system structure through some time-period, and considering corrective maintenance and imperfect *coverage*. This parameter was approached through experts' opinion, given the difficulty of obtaining it based on traditional approaches. Thus, the present paper presents a fully Bayesian approach to the estimation of the BOP system reliability, combining expert opinion and dynamic Bayesian net. The obtained results shows the importance of considering the uncertainties estimates and the applicability of the proposed approach.

1.INTRODUÇÃO

O *Blowout Preventer* (BOP) é um dispositivo eletromecânico de grande importância para a segurança nos processos de perfuração de poços exploratórios de óleo e gás. A estrutura de sua instalação é organizada em forma de redundâncias para melhor desempenho e disponibilidade do sistema. Esse equipamento tem a função de vedar e monitorar os poços, enquanto os mesmos são construídos, buscando garantir a segurança para a sonda acoplada, a tripulação e o meio ambiente. Sua principal função está associada ao controle de influxos de hidrocarbonetos e sobrepressões. Por isso, sua falha pode causar problemas como o *kick* e *Blowout* [1].

Mesmo em sistemas com alta confiabilidade, como o caso do BOP, ainda existe a probabilidade de falha dos componentes ou do sistema como um todo devido a alguns motivos como envelhecimento, manutenção inadequada, falha humana etc. Esses problemas podem levar o sistema a operar em diversos estados, desde um funcionamento normal, passar por estados variados de degradação até a sua falha total. Quando isso acontece a ação de manutenção é requerida para que o mesmo volte a operar adequadamente. A manutenção pode ser categorizada de diferentes maneiras, sendo as duas naturezas mais comuns são as manutenções preventiva e corretiva. A manutenção preventiva é realizada de forma programada depois de certo intervalo de tempo. Por sua vez, a manutenção corretiva é efetuada quando a falha acontece e o equipamento precisa ser substituído ou restaurado [2]. Para esse processo de reparo, quando a ação é realizada, o sistema pode assumir alguns estados de funcionamento a posteriori. Na ocasião em que o reparo é efetutado perfeitamente, o sistema é caracterizado como “tão bom quanto novo”, ou seja, ele volta a funcionar como novo, possuindo uma eficiência total. Entretanto, existem ações de manutenção em que o reparo exercido não é executado com tal nível de perfeição, e então o sistema funciona com uma degradação em seu desempenho. Esse reparo é conhecido como imperfeito e caracterizado como um sistema “melhor que antes, mas pior que um novo” [2, 3]. Além dessas intervenções para manutenção, o valor da confiabilidade pode sofrer modificações de acordo com a possibilidade de restauração do sistema sem qualquer intervenção externa de manutenção. De acordo com os estudos realizados por Dugan & Trivedi (1989) [6] essa recuperação é aplicada para sistemas computacionais/digitais, como no caso do sistema de controle do BOP. Isso acontece quando o componente ou o sistema tem a capacidade de se recuperar

automaticamente quando o mesmo sofre uma falha. Esse processo é conhecido como cobertura, do inglês *coverage*, e é de fundamental importância no campo de confiabilidade e disponibilidade. Alguns pesquisadores apresentaram informações relevantes sobre ele. Os autores [6] demonstraram a forte influência que esse parâmetro tem sobre o sistema tolerante a falha. Para [7] o modelo de *coverage* é usado para comparar as técnicas de árvore de falha e cadeia de Markov. [8] apresenta o conceito de *coverage* introduzido em sistemas reparáveis e como ele modifica o valor de confiabilidade. Nesse trabalho, pela existência de processos computacionais nos sistemas de controle do BOP, e embasando-se no estudo de [6] o fator de *coverage* será introduzido nos cálculos, considerando-se as incertezas associadas à sua estimativa e, consequentemente, a sensibilidade da confiabilidade do sistema a essas incertezas.

Para o estudo da confiabilidade de um sistema, alguns métodos podem ser utilizados, como a árvore de falha, diagrama de blocos, cadeia de Markov entre outros. Entretanto, com os sistemas mais toleráveis as falhas e seguros, alguns métodos não alcançam as necessidades requeridas devido às suas limitações. Com as incertezas nas relações causais, as redes bayesianas têm sido uma abordagem importante no campo de análise da confiabilidade, com os usos das análises preditivas e diagnósticas. Como uma forma de se considerar, além das incertezas nas relações causais, as variações temporais dessas relações, no presente caso será utilizado o conceito de rede bayesiana dinâmica [4, 5].

2. OBJETIVOS DO TRABALHO

Como objetivo geral, o presente trabalho apresenta uma abordagem baseada em rede bayesiana dinâmica para modelar a confiabilidade de um BOP, considerando-se as incertezas no fator de *coverage*.

Como objetivos específicos têm-se: (i) a modelagem da confiabilidade via rede bayesiana dinâmica considerando-se os intervalos entre testes do BOP sob a influência do fator de *coverage*; (ii) o levantamento, via opinião de especialistas, do *coverage* para o BOP; (iii) análise da influência das incertezas na estimativa do *coverage* sobre a probabilidade de ocorrência de *Blowout*.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 Rede Bayesiana Dinâmica

A rede bayesiana (RB) tem por objetivo estudar as relações causais entre variáveis por meio de um grafo acíclico direcionado. Essa abordagem é baseada no teorema de Bayes e tem por objetivo representar as relações de dependências entre seus elementos e identificar as probabilidades das mesmas [9]. Ela é composta por um conjunto de variáveis, sendo elas discretas ou contínuas, que são representadas em forma de nós que são conectados por arcos que condizem com as relações causais de dependência ou influência entre os mesmos [3].

Essa abordagem é dividida em dois segmentos, o qualitativo e quantitativo. O qualitativo representa a interpretação e a descrição do fenômeno por meio da rede de relacionamentos, e o quantitativo a demonstração matemática dele. Por isso, o qualitativo é apresentado por um grafo acíclico direcionado com nós retratando as variáveis do sistema e os arcos que simbolizam a dependência ou relação de causa-efeito entre os nós. Já o quantitativo é caracterizado pelas tabelas de probabilidades condicionais por apresentarem as relações probabilísticas de dependência entre os nós existentes. [10]

A RB tem por finalidade a análise das relações de dependência entre variáveis de forma estática, não sendo capaz de realizar relações temporais entre as variáveis. Devido a isso, foi criada uma extensão dessa abordagem que permitiu que essa relação fosse possível de ser calculada ao longo do tempo, podendo contemplar as probabilidades no passado, no presente e no futuro. Esse modelo é conhecido como rede bayesiana dinâmica (RBD). A RBD é composta por uma sequência de intervalos de tempo conhecidos como *time-slice*. Em cada um dos *time-slice* tem-se uma rede bayesiana estática que descreve o sistema naquele intervalo de tempo específico [3]. Essa abordagem permite avaliar as probabilidades das variáveis em cada *time-slice* ao longo do tempo, ou seja, as probabilidades das variáveis causais em cada *time-slice* terá um valor e este dependerá de seu valor no *time-slice* anterior, criando uma relação temporal entre as variáveis causais entre os intervalos de tempo.

Existem duas relações possíveis entre as variáveis, elas podem ser *intra-slice* ou *inter-slice*. As *intra-slice* são as relações entre as variáveis no mesmo *time-slice*, enquanto que quando a relação for entre as variáveis nos sucessivos *time-slice* elas serão denominadas de *inter-slice* [5].

A RBD pode ser definida como um par $(B_1, B \rightarrow)$ onde B_1 representa uma rede bayesiana dinâmica

que define a priori $P(X_t)$ e $B \rightarrow$ é a probabilidade transitória $P(X_t | X_{t-1})$ para o tempo de dois *time-slice* da rede bayesiana [11]. A equação que representa a probabilidade de um nó em relação um intervalo de tempo é dada por:

$$P(X_t | X_{t-1}) = \prod_{i=1}^N P(X_t^i | Pa(X_t^i)) \quad (1)$$

Em que X_t^i é o valor para o i -ésimo nó no tempo t ($i=1,2,3...N$), com N sendo o número total de nós, e $Pa(X_t^i)$ os nós pais do nó X_t^i da rede. Esse modelo geralmente consiste de dois princípios (Liu *et al.*, 2015):

- (i) O sistema é Markoviano de primeira ordem, ou seja, suas probabilidades condicionais entre as variáveis apenas dependem do *time-slice* em análise ou dois *time-slices* vizinhos, posterior e/ou anterior.
- (ii) Homogeneidade temporal, ou seja, os parâmetros das distribuições de probabilidades condicionais não variam com o tempo.

Sendo assim, o resultado da distribuição de probabilidade conjunta até o tempo T pode ser dada por:

$$P(X_{1:T}) = \prod_{t=1}^T \prod_{i=1}^N P(X_t^i | Pa(X_t^i)) \quad (2)$$

Uma das análises possível, e que será utilizada no presente trabalho, é considerar cópias das variáveis ao longo do tempo, onde elas representam, por exemplo, diferentes estados temporais nos determinados intervalos de tempo sucessivos, entretanto seu nome é modificado de modo a representar sua condição no intervalo específico [12].

O cálculo de dependência entre as variáveis, tanto na rede bayesiana estática, quanto na dinâmica, permite determinar as probabilidades de cada variável. Por isso, é fundamental identificar quais são os nós geradores dessa dependência. O conceito de *Markov Blanket* (MB) fundamenta a definição dos nós de influência sobre o nó em análise [13]. Para a determinação do MB é preciso escolher um nó de análise, sendo ele qualquer um existente na rede. Dado a RB, os nós podem ser classificados como nó pai, crianças e cônjuges dependendo do nó selecionado para análise. Os nós pais são aqueles que carregam as informações dos ancestrais. Os nós crianças são aqueles que levam as referências dos descendentes. Enquanto os nós cônjuges são os que trazem conhecimentos dos ancestrais dos nós crianças [14]. Sendo assim, dado o MB de um nó específico, os outros nós existentes na rede bayesiana serão independentes do nó específico, não influenciando no cálculo das probabilidades. Ou seja, a distribuição de probabilidade do nó escolhido é apenas dependente dos nós existentes no MB e qualquer outra informação é redundante [15].

Dado um nó T escolhido dentre uma simples rede bayesiana, pode se dizer que o nó P é classificado como um nó pai, o nó C como um nó criança e o nó S como um cônjuge, sendo assim o $MB(T)$ é representado pelos nós P , C e S . Essa exemplificação está apresentada na figura 2 abaixo. Com isso, esses nós são os únicos que interferem na distribuição de probabilidade do nó T .

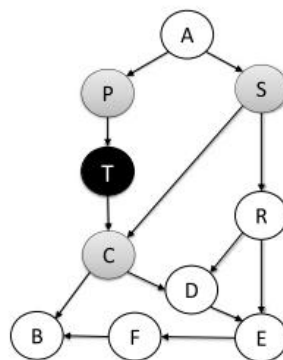


Figura 1- Rede Bayesiana com a definição do $MB(T) = \{P, C, S\}$.

Fonte – [15]

As definições dadas por [13] estabelecem que, para o ponto de vista da probabilidade, o MB pode ser caracterizado como o conjunto mínimo condicionado em que todos os outros nós são independentes do nó escolhido, no caso, o nó T . Para a avaliação gráfica, o MB é idêntico aos nós pais, crianças e cônjuges de T , podendo ser escrito como: $MB(T) = Pa(T) \cup Cr(T) \cup Co(T)$.

3.2 Fator de Coverage

Devido aos altos custos atrelados à paralisação de um sistema de produção e os avanços na tecnologia na produção de equipamentos, ao longo do tempo os maquinários estão se tornando mais toleráveis as falhas que podem suceder. Estes avanços estão relacionados ao aumento no número de redundâncias acopladas aos componentes do sistema, que promove a redução da descontinuidade de seu funcionamento. Entretanto, mesmo com a modificação do projeto do sistema, ainda pode existir a falhar. Também há a possibilidade dos componentes se recuperarem automaticamente sem a os mesmos sofrerem nenhuma manutenção, isto acontece para sistemas computacionais conforme informado pelos autores [6]. O parâmetro que reflete a probabilidade de recuperação automática foi definido por [16] como *coverage*. Sua expressão matemática é dada por:

$$Coverage = P(\text{sistema se recuperar} | \text{ocorrência da falha})$$

Em alguns cálculos de confiabilidade esse fator pode ser estabelecido como perfeito ou imperfeito. O parâmetro perfeito é caracterizado quando o sistema ou componentes voltam a funcionar normalmente mesmo que a falha tenha ocorrido, sem nenhuma deficiência em sua produção. Entretanto isso não acontece na vida real, sendo assim o fator de *coverage* imperfeito é o mais utilizado.

Segundo [8] a confiabilidade de um sistema tolerante a falha é muito sensível a esse indicador. A partir de estudos realizados por autores como [16] e [8] foi possível verificar a influência desse parâmetro para a confiabilidade do sistema. Segundo [16], o tempo médio para falhar (*Mean Time to Failure* - MTTF) utilizando um parâmetro perfeito de *coverage* aumenta comparado ao imperfeito, ou seja, quanto maior o valor do *coverage* maior será o MTTF. Por isso é fundamental definir a melhor estimativa para esse parâmetro para que não ofereça uma interpretação equivocada da confiabilidade do sistema.

O problema existente nesse caso é identificar o valor mais adequado para esse parâmetro. Para o seu cálculo é preciso apontar quais são os elementos que o constituem. Os autores [6] indicam que esses estão atrelados aos tipos de erro, a detectabilidade da falha ou do erro e a definição se o erro é transiente ou permanente. Devido à dificuldade de controle do erro e suas vertentes, a obtenção do valor desse parâmetro se torna complexa. Esses mesmos autores, [6], tinham o objetivo de estudar a confiabilidade de um sistema computacional na sua fase de projeto, entretanto nessa fase não existe conhecimento sobre a probabilidade de falha ou erro, já que ainda não foi testado. Sendo assim, eles precisavam calcular qual a probabilidade de um sistema falhar nessa fase considerando o fator de *coverage*. Para isso era preciso identificar o modelo mais adequado que definiria o fator de *coverage*. Por isso, os autores aplicaram tipos distintos de modelos para identificá-lo. Posteriormente a isso, estudaram a sensibilidade desse parâmetro para a confiabilidade dos componentes na fase de projeto.

Segundo [17], uma falha acontece quando a função a ser realizada desvia-se do que é esperado. Um erro é caracterizado como um estado inesperado ou inconsistente, sendo ele o responsável pela ocorrência de uma falha. Entretanto as falhas somente acontecem se o componente ou sistema que se encontra nesse estado for utilizado. Um erro pode variar entre um estado latente e um aparente. Um erro aparente pode se propagar de um componente para o outro, causando novos erros.

Esta variação entre o estado latente e o aparente determina se um erro é considerado permanente, intermitente ou transiente. Quando um erro acontece ele pode assumir os seguintes estados:

- (i) Quando ele permanece aparente por um longo tempo, comparado ao tempo necessário para detectar e tratar o erro, ele pode ser considerado permanente.
- (ii) Se o erro varia rapidamente entre o estado aparente e latente, e permanece latente por um longo tempo, ele pode ser tratado como intermitente.
- (iii) Caso um erro se torne latente e permanece por um longo tempo, então ele pode ser tomado como transiente. Outra forma de tratar um erro como transiente é considerar que o mesmo sofreu interferência do meio externo ao longo do tempo.

Para estudar sistemas muito complexos é preciso que eles sejam divididos em sistemas menores ou subsistemas, analisando cada um deles separadamente para depois obter o resultado do sistema como um todo. Para isso é preciso considerar que os subsistemas são independentes uns dos outros. Esse processo é conhecido como decomposição comportamental [7]. Esta decomposição permite que os analistas avaliem dois tipos de comportamento em modelos diferentes, a ocorrência e a recuperação. Os modelos são

chamados de *fault-occurrence and repair model* (FORM) e *fault and error handling model* (FEHM) também chamado de modelo de *coverage*. O FORM contém informações sobre o modelo de falha do sistema e o processo de acontecimento da falha. Enquanto que para o FEHM é descrito o comportamento do sistema dado à ocorrência da falha. No modelo FEHM dada à entrada como a existência da falha, o sistema pode responder de três maneiras possíveis, como mostra na figura 3 abaixo:

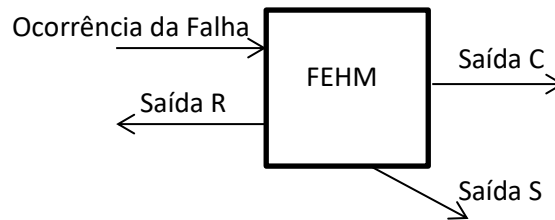


Figura 3 - Estrutura Geral do modelo FEHM
Autores - Adaptação de Dungan et. al (1993)

A saída R também conhecida como transiente de restauração representa corretamente o processo de recuperação dada uma falha transiente. O transiente pode ser caracterizado como sendo um fator externo como aquecimento excessivo ou obstáculo na linha de produção. O processo de restauração indica que o sistema voltou ao seu estado eficaz sem descartar nenhum componente. A saída C ou recuperação permanente condiz com a determinação de um estado permanente da falha e com isso a necessidade de retirada do componente falho e sua substituição. A saída S acontece quando uma única falha provoca a queda do sistema todo. Isso acontece quando um erro é indetectável e o sistema ou a unidade que falhou não pode ser isolada ou retirada, com isso o sistema não pode ser reconfigurado [7]. Os autores [6] utilizaram diferentes modelos para conseguir definir quais deles melhor explicam o parâmetro de *coverage* na área de sistemas computacionais. Os modelos adotados são de Markov com tempo discreto, contínuo, não homogêneos e modelos de semi-Markovianos. Para o modelo de Markov com o tempo discreto a probabilidade de sucesso do sistema se recuperar é dada pela multiplicação da probabilidade de sucesso de três fases do modelo de erro, são elas detecção, localização e possível recuperação do sistema.

$$c = c_d \times c_l \times c_r \quad (3)$$

Para o modelo de Markov com tempo contínuo para um erro aparente a probabilidade de o sistema caminhar para esse estado de erro é medido pela equação 4. Sendo δ = probabilidade de detectar o erro por auto verificação depois de afetar o serviço entregue, ρ = probabilidade de o erro eficaz gerar mais erros para o sistema, q = probabilidade de detecção do erro antes que o serviço a ser entregue pelo sistema seja afetado.

$$c = \frac{\delta}{\delta + \rho} + \frac{q\rho}{\delta + \rho} = \frac{q\rho + \delta}{\delta + \rho} \quad (4)$$

As taxas de transição são as taxas geradas quando o componente ou sistema passa de um estado para outro, sendo ele com um erro latente ou aparente, podendo desdobrar para erros permanentes e intermitentes. No modelo de semi-Markov, a taxa de transição de um estado depende do estado atual, do próximo e o tempo já gasto em cada estado. Para o modelo de Markov homogêneo, as taxas de transição são independentes do tempo total e da quantidade de tempo gasta em cada estado. No modelo de Markov não homogêneo elas são estabelecidas considerando tempo total dependente. Para erros transientes o modelo de *coverage* proposto por [18] possibilita três eventuais saídas: quebra do sistema, procedimento normal e recuperação permanente da falha. Nesse modelo P_{Ei} = probabilidade do sistema entrar na i th fase de recuperação, P_{Ri} é a probabilidade do sistema se recuperar na i th fase de recuperação, ou seja, depois de ser incapaz de se recuperar em qualquer fase anterior, r = é a probabilidade do estado de procedimento normal seja alcançado, também conhecido como probabilidade de recuperação do transiente e c = probabilidade de sucesso de recuperação de um erro permanente. A probabilidade de falha do *coverage* é dada por $1-r-c$. [18] Os cálculos de cada variável são encontrados no trabalho de [6]:

$$\begin{aligned} r &= PR_1 + PR_2 + \dots + PR_{NP} \\ c &= PE_{NP+1} \times (\text{Coverage do processo de restauração permanente}) \end{aligned} \quad (5)$$

Devido a esses estudos foi percebido que a probabilidade de detecção de um erro é sensível ao local de detecção dele, ou seja, quanto mais perto do ponto de ativação de um erro mais fácil se torna detectá-lo. Em sistemas muito confiáveis, cuja detecção é assumida como próxima da perfeição, o transiente de restauração pode melhorar o sistema de confiabilidade. Entretanto, quando isso não ocorrer é preferível assumir que o erro é permanente e reconfigurar todo erro de detecção. Portanto, é preciso construir um modelo detalhado para o processo de *coverage* e analisar o impacto do parâmetro na confiabilidade do sistema. [6]

Os autores [19] consideram o sistema tolerante a falha com decomposição comportamental. A probabilidade condicional de o sistema alcançar a saída C (conhecida como *coverage*) é representado por $P_{IC}(t)$ no tempo $t + x$ sabendo se que o submodelo de falha foi introduzido no tempo x . É assumida que a probabilidade é independente de x . Considerando que não existe a possibilidade de uma falha coincidente próxima, a probabilidade limitada pode ser assumida como uma *coverage*:

$$c = \lim_{t \rightarrow \infty} P_{IC}(t) = \lim_{s \rightarrow 0} sL_{IC}(s) \quad (6)$$

Sendo L_{IC} a transformada de Laplace dessa probabilidade condicional. Essas probabilidades foram descobertas por meio do método de Markov em [20], semi-Markov em Care II e estimado por simulação do modelo de falha dado por [21]. Como continuidade foi assumida que dado um tempo suficiente a falha sempre será *coverage* (saída C). Sendo assim, a única fonte de falha será quando uma segunda falha ocorrer no período de uma falha anterior. Com isso, o valor de c será dado por:

$$c = P(H < X) = \int_0^{\infty} e^{-\gamma t} f_H(t) dt = L_H(\gamma) \quad (7)$$

Cujo H é o tempo que uma falha anterior ainda está acontecendo e X é o tempo da próxima falha. L_H é a transformada de Laplace da densidade de H (f_H), e γ é a taxa de falha total devido todas as falhas que podem causar a quebra de todo o sistema. Os estados de γ no estudo foram dependentes. A distribuição da saída C (*coverage*) é $F_C(t) = P_{IC}(t) / P_{IC}(\infty)$.

$$\begin{aligned} c &= \left[\lim_{\alpha \rightarrow \infty} P_{IC}(\alpha) \right] \int_0^{\infty} e^{-\gamma t} f_C(t) dt \\ &= \int_0^{+\infty} e^{-\gamma t} \left[\lim_{\alpha \rightarrow +\infty} P_{IC}(\alpha) f_C(t) \right] dt \\ &= \int_0^{+\infty} e^{-\gamma t} dP_{IC}(t) = \lim_{s \rightarrow \gamma} sL_{IC}(s) \end{aligned} \quad (8)$$

E o transiente de restauração (saída R) é dado por:

$$r = \left[\lim_{\alpha \rightarrow \infty} P_{IR}(\alpha) \right] \int_0^{\infty} e^{-\gamma t} f_R(t) dt = \lim_{s \rightarrow \gamma} sL_{IR}(s) \quad (9)$$

Sendo L_{IR} transformada de Laplace densidade da saída R (f_R). A transformada de Laplace pode ser obtida da mesma maneira que anteriormente abordada pelos mesmos autores.

Os autores [19] utilizaram de técnicas de análise e simulação para estudar a confiabilidade em sistemas computacionais e com isso utilizaram o fator de *coverage* para definir limites de previsões da confiabilidade.

Para o caso em questão, em que não se sabe ao certo a condição do equipamento a menos da realização de um teste, os autores propõem o uso de tratamento Bayesiano da opinião de especialistas para a estimativa do *coverage*.

3.3 Análise Bayesiana de Dados

Com o avanço tecnológico dos equipamentos de alta confiabilidade poucos são os dados existentes sobre a falha de um sistema específico, tornando-se difícil a obtenção da probabilidade de falha do mesmo por meio da estatística clássica, que presume os dados sendo independentes e igualmente distribuídos (iid). Para suprir a deficiência de não se ter dados homogêneos disponíveis, e permitir a consideração de todas as informações possíveis para a estimativa de parâmetros de interesse, modernamente tem-se lançado mão dos conceitos da inferência Bayesiana. Essa teoria é capaz de incorporar informações não empíricas para a estimativa de interesse [22]. Esta abordagem permite a consideração de vários tipos de informações, como a opiniões de especialistas, dados de campo específicos e dados de campo oriundos de sistemas similares, em

um mesmo processo de estimação [23].

Quando se utiliza a análise Bayesiana convencional às evidências encontradas precisam estar definidas para um sistema específico com o objetivo de atualizar a distribuição de probabilidade a priori do sistema em si. Com isso, permite-se que o estado de conhecimento da distribuição a posteriori também seja remodelado [24,25]. Um dos problemas existentes no campo da confiabilidade é encontrar sistemas similares ao de interesse que possuam evidências para a análise. Já que mesmo funcionando em condições diferentes eles podem possuir comportamentos similares. Com esses dados é possível construir uma estimativa da distribuição a priori do sistema de estudo [26].

Na abordagem bayesiana os dados são caracterizados como observações coletadas no processo de estudo, estando eles sujeitos a incertezas. Essas incertezas ocorrem devido à erros de imprecisão de medidas, de interpretação, entre outros que podem ocorrer durante o levantamento dos mesmos. A partir de uma organização dos dados, manipulação ou análise dos mesmos são geradas informações. Essas têm por objetivo agregar conhecimentos sobre o componente ou sistema de interesse. A inferência é descrita como o processo de obter uma conclusão dado esse conhecimento existente [27]. A inferência é embasada no teorema de Bayes, representado pela equação 10:

$$\pi_1(\theta|x) = \frac{f(x|\theta)\pi_0(\theta)}{\int_{\Theta} f(x|\theta)\pi_0(\theta)d\theta} \quad (10)$$

Para essa equação, o parâmetro de interesse desconhecido é o θ , podendo ele ser um vetor, $\pi_0(\theta)$ é a distribuição a priori de θ , $f(x|\theta)$ é a função de verossimilhança e $\pi_1(\theta|x)$ a distribuição a posteriori de θ dado um vetor aleatório x de informações. Para esse cálculo é preciso ter conhecimento da distribuição a priori do parâmetro de interesse. Entretanto em alguns casos, os sistemas analisados possuem uma carência de dados que dificultam a obtenção dessa distribuição.

Devido à escassez de dados do parâmetro de interesse, a estimativa do mesmo pode ser tratada por uma variedade de fontes de dados como, por exemplo, a opinião de especialistas [23]. Para esse tratamento se utilizará o conceito de análise hierárquica ou modelo bayesiano hierárquico. Ele se caracteriza por utilizar múltiplos estados de distribuições a priori, ou distribuições a priori hierarquizadas. Ou seja, a distribuição a priori de um parâmetro pode depende de outros parâmetros e estes são representados por outras distribuições a priori, denominadas de hiperprioris. Nessas condições, a distribuição a priori para o parâmetro de interesse - $\pi(\theta)$ - é dado por [27]:

$$\pi(\theta) = \int_{\Phi} \pi_1(\theta|\varphi)\pi_2(\varphi)d\varphi \quad (11)$$

De acordo com a equação, $\pi_1(\theta|\varphi)$ é a distribuição a priori de primeiro nível, que representa a variabilidade populacional de θ para um dado vetor φ . A distribuição que representa as incertezas acerca φ (que pode ser um vetor) é dada por $\pi_2(\varphi)$, também conhecida como hiperpriori. Quando φ for representado por um vetor, seus parâmetros são conhecidos como hiperparâmetros. Utilizando as variabilidades da priori e das hiperprioris para estimar o parâmetro de interesse, ele pode ser obtido na forma de uma taxa global média [27].

As distribuições a priori podem ser classificadas como informativas ou não informativas. As informativas são aquelas que possuem informações substanciais sobre os possíveis valores do parâmetro de interesse, no caso aqui abordado o valor de θ . Nas não informativas existem poucas informações importantes e por isso utilizam a distribuição a posteriori para encontrar a melhor representação matemática considerando uma completa ignorância dos dados. O uso desse caso pode conduzir a resultados conservadores [22].

O estudo de inferência bayesiana utiliza uma variedade de distribuições para representar os parâmetros alvo, eles podem ser Binomial, Poisson, Exponencial, Normal, Lognormal, entre outras. Quando se usa essas distribuições algumas delas possuem prioris conjugadas. Priori conjugada significa que a distribuição a priori e a posteriori são do mesmo tipo de função. No caso de uma binomial sua conjugada é uma distribuição Beta e a Poisson é a distribuição Gama [22]. Um exemplo desse fato é o uso da taxa de falha como o parâmetro de interesse. Ela pode ser representada por uma distribuição Poisson, onde os valores de φ são estabelecidos pela distribuição Gama, ou seja, possuem os parâmetros alfa (α) e beta (β) como hiper-parâmetros, sendo assim φ é um vetor $\varphi = \{\alpha, \beta\}$ [27]. Então:

$$\pi_1(\lambda|\alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha \lambda^{\alpha-1} e^{-\beta\lambda}}{\Gamma(\alpha)} \quad (12)$$

Em um processo de análise de variabilidade populacional, se assume que a distribuição pode ser descrita por um membro de uma dada família de modelos de distribuição de parâmetros. A incerteza desta é expressa em forma de uma distribuição de probabilidade sobre o membro da família do modelo. Sendo o modelo de distribuição da variabilidade do parâmetro dado por: $\varphi(x) = \varphi(x | \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_r)$ e a distribuição de probabilidade sobre os parâmetros do modelo que descreve a incerteza sobre essa distribuição da variabilidade populacional dada por $\pi(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_r)$ [26].

As distribuições a priori de primeiro nível assumem modelos paramétricos de formato particular. Ele é determinado por assumir uma distribuição Gama ou Lognormal quando o parâmetro de interesse θ possuir valores positivos, $\theta > 0$. Entretanto, quando $-\infty < \theta < \infty$ a distribuição comumente utilizada será a Normal [27]. Para a variabilidade de φ é frequente utilizar modelos difusos e independentes, entretanto há casos em que eles possuem um alto grau de correlação podendo conduzir a uma baixa convergência da distribuição a posteriori conjunta. Com isso é preciso reparametrizar o problema em função da média e do coeficiente de variação, que são independentes dessa distribuição a posteriori conjunta [28].

A variabilidade populacional de θ pode ser baseada em alguns tipos de fontes, são elas, segundo [26]:

(E1) O analista como o estado de conhecimento sobre a distribuição a priori, neles estão contidos engenheiros experientes;

(E2) Dados de campo disponíveis por meio de experiências operacionais com os sistemas similares ao que o parâmetro de interesse é usado;

(E3) Estimativas ou distribuições por meio de várias fontes utilizadas, como o banco de dados de confiabilidade e julgamento de especialistas. Nele consistem pontos de estimação com “a melhor estimativa” ou uma variação de valores centralizada sobre a melhor estimativa. A distribuição pode expressar essa variação de valores com o uso da média ou mediana, representando a melhor estimativa das fontes.

Para o tipo E3, cuja estimativa do parâmetro de interesse será estabelecida por meio da opinião de especialistas e de dados de campo será preciso estabelecer alguns aspectos. Considerando o parâmetro de interesse sendo a taxa de falha (λ) então para os dados de campo é preciso conter o número de falhas de cada equipamento e o tempo de operação de cada um. Enquanto que para a opinião de especialistas é preciso ter a opinião mais provável e o fator de erro. O fator de erro representa o grau de relevância da opinião, quanto maior for esse fator menor é a sua relevância. A variabilidade da opinião do especialista é normalmente dada por meio de uma distribuição lognormal [26, 29-32].

3 METODOLOGIA

A análise de confiabilidade do sistema atribuído ao estudo será realizada por meio do modelo de rede bayesiana dinâmica. Este consiste em avaliar o desenvolvimento do sistema ao longo de relações temporais existentes entre os componentes do sistema. Serão considerados sistemas que se encontram em série e em paralelo, e para cada um desses cálculos se obtém uma tabela de probabilidade condicional (CPT) e um valor de confiabilidade. A partir dos mesmos dados atribuídos aos componentes é possível verificar que a confiabilidade para um sistema em paralelo é maior do que o de série. [5]. Os componentes do sistema, que serão os nós da rede bayesiana dinâmica, poderão se encontrar em quatro estados de funcionamento, são eles, No, DS1, DS2 e Yes. O estado No considera que o componente se encontra em perfeito estado de funcionamento, sem falha. Os estados DS1 e DS2 são os dois estados de degradação, o primeiro e o segundo, respectivamente. E o Yes é aquele que o sistema está falho, ou seja, não está operacional. Todos os nós estão inicialmente funcionando, ou seja, estão no estado No. Com o decorrer do tempo o sistema pode ocupar cada um dos estados existentes.

O sistema sofrerá manutenção corretiva quando necessário, entretanto será um reparo imperfeito, o que ocasionará variabilidade no estado em que o sistema se encontra, ou seja, ele pode ocupar qualquer estado de degradação ou voltar a funcionar com total eficiência. Para realização dos cálculos dado essas condições é necessário assumir cinco princípios [33]:

- (I) O sistema pode falhar aleatoriamente de qualquer estado de operação;
- (II) O sistema vai ter vários níveis de degradação, com taxas de desempenho discretas que variam de um funcionamento perfeito até uma falha completa;
- (III) Todas as taxas de transição são constantes e possuem uma distribuição exponencial;

(IV) O processo de reparo apenas acontecerá quando a falha ocorrer, caracterizando uma manutenção corretiva;

(V) A degradação é obtida por meio de alguns parâmetros do sistema, e o tempo para o processo de reparo é desprezado.

As considerações atribuídas ao sistema serão embasadas de acordo com o estudo realizado por [5] com os cálculos das taxas de falha e de reparo de acordo com os autores, por meio de equações simplificadas. As relações de transição entre os nós consecutivos são considerados apenas para reparos imperfeitos.

No cálculo da confiabilidade por meio de rede bayesiana dinâmica também será ponderado um parâmetro de interesse fundamental para a análise de risco. Este consiste em contabilizar a probabilidade que um sistema tem de se recuperar em meio a uma falha. Esse parâmetro conhecido como fator de *coverage* será introduzido nos cálculos ao final da análise do sistema. Isso é justificada por meio do conceito de *Markov Blanket* (MB), que caracteriza que a distribuição de probabilidade do nó escolhido é apenas dependente dos nós existentes no MB e qualquer outra informação é redundante. Sendo assim, apenas os nós pais, filhos e conjugues serão os relevantes para o estudo. Alguns autores como [1, 5, 12] utilizam nos seus cálculos um fator de *coverage* imperfeito com o valor de 0.95, entretanto não existe a apresentação de como esse parâmetro foi obtido.

Esse fator não é conhecido com precisão e por isso precisa ser estimado. Essa estimativa será feita por meio de inferência bayesiana a partir do julgamento de especialistas. Para o cálculo dessa inferência será utilizado o software WinBUGS. A incerteza do parâmetro estará atribuída na opinião dos especialistas. Com a finalidade de comparar os resultados encontrados da confiabilidade considerando ou não a incerteza do fator de *coverage*, será possível demonstrar a importância desse parâmetro para a análise de risco.

Como exemplo do proposto estudo, considerando a rede bayesiana dada pelos componentes A e B, inicialmente se encontram no estado No. No tempo de análise $t = 21$ dias, ou seja, seu *time-slice*, suas probabilidades em cada estado variam. Para o cálculo dessas probabilidades o tempo utilizado será em horas de operação. Para facilitar a compreensão o exemplo conterá apenas dois estados de funcionamento, o No e Yes. Com isso será apresentado dois *time-slice* consecutivos para mostrar a mudança de probabilidade. Na figura 4 (I) os componentes A e B se encontram em série, ou seja, o portão “OR” é utilizado e na 4 (II) eles estão em paralelo, com um portão “AND”.

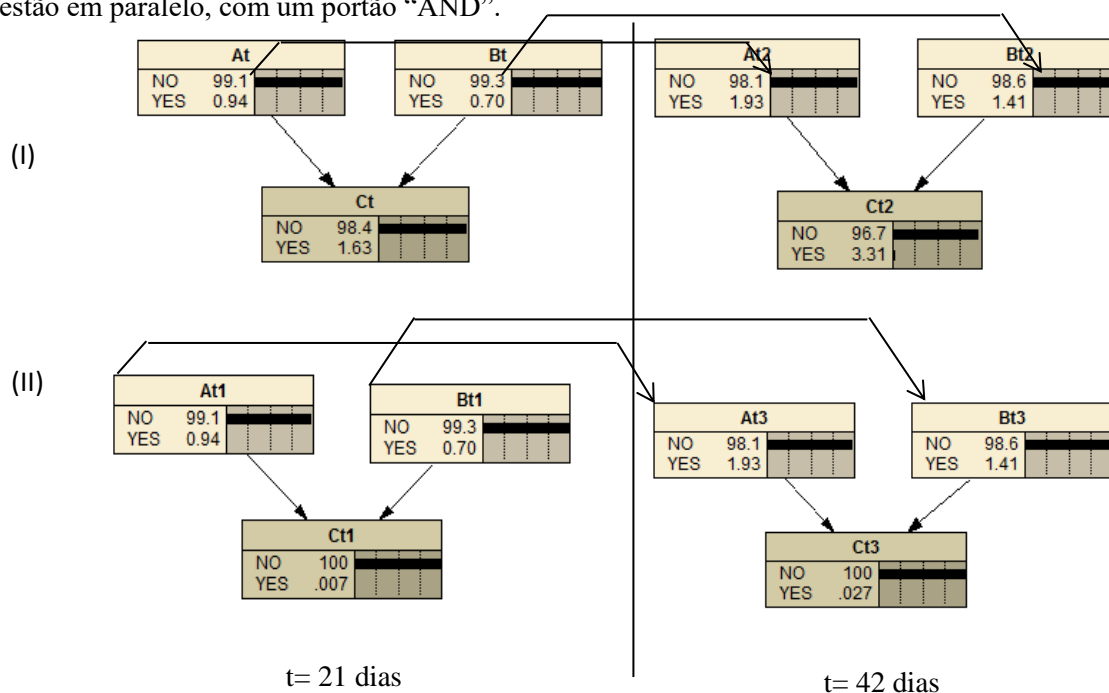


Figura 4- Rede bayesiana dinâmica para dois componentes em série (I) e paralelo (II)
Autores - Adaptação de [5]

Neste caso, com auxílio do software Netica foi possível construir a relação entre componentes A e B e o valor da confiabilidade do sistema Ct para as duas possibilidades, com sistema em série e paralelo. Para melhor precisão dos valores anteriores para o estudo da análise de risco, o fator de *coverage* precisa ser adicionado ao cálculo. Inicialmente, no exemplo anterior, o fator de *coverage* não é considerado. Com o

objetivo de calcular o valor mais adequado para esse parâmetro e analisar sua interferência na confiabilidade do sistema, o mesmo será obtido por meio de inferência bayesiana para o tratamento do julgamento de especialistas. A opinião de cinco especialistas será utilizada para estimar o valor desse fator. Essa operação será feita por intermédio do software WinBUGS [34]. Será encontrado o valor preditivo do fator de *coverage*. O código utilizado para essa finalidade possui a seguinte estrutura:

```
Model {
  for(i in 1:N) # Determinação da verossimilhança para os especialistas
  {
    op.c[i]~dlnorm(mu.c, tau.op.c[i])I(0,1) # Variabilidade dos especialistas dada por uma
    lognormal
    tau.op.c[i]<-1/pow(log(ef.c[i])/1.645, 2) # Determinação de tau a partir do fator de erro de
    cada especialista
  }
  p.pred.c~dlnorm(mu.c, tau.c)I(0,1) # Densidade preditiva para p
  mu.c <-log(prior.mediana.c)
  tau.c <-1/pow(log(prior.EF.c)/1.645,2)
  prior.mediana.c ~dlnorm(1.E-4, 10)I(0,1) # Hiperpriori para a mediana
  prior.EF.c ~dlnorm(5, 5) # Hiperpriori para o fator de erro
}
list(N=5, op.A = c(0.90,0.95,0.85,0.87,0.80), ef.A=c(5,5,10,5,10))
```

Com a finalidade de se obter a confiabilidade dado a estimativa do fator de *coverage* e a incerteza atrelada a ela é estruturado um código no Winbugs para um sistema em série. Ele se encontra no Apêndice I deste trabalho.

Os resultados obtidos por esse código encontram-se nas tabelas abaixo. A tabela 1 contém os resultados da confiabilidade para 2,5 percentil, caracterizando que há 97,5% de confiança da confiabilidade ser superior a esse valor em cada *time-slice* ao considerar a posteriori preditiva do *coverage*. Na tabela 2 apresentam-se as estatísticas do parâmetro de *coverage*. No Gráfico 1 pode-se visualizar a variabilidade da confiabilidade em cada *time-slice* e do fator de cobertura.

Intervalos	Primeiro <i>time-slice</i>	Segundo <i>time-slice</i>
Confiabilidade	95,07%	90,40%

Tabela 1- Resultados da confiabilidade considerando o fator de *coverage* imperfeito.

Fonte - Os autores (2017)

Estatísticas	Média	Sd	Mc error	2,50%	Mediana	95,00%	97,50%
Fator de <i>coverage</i> (p.pred.c)	0,2397	0,263	0,003308	1,12E-03	0,1319	0,8225	0,9065

Tabela 2 - Estatística para o fator de *coverage*.

Fonte - Os autores (2017)

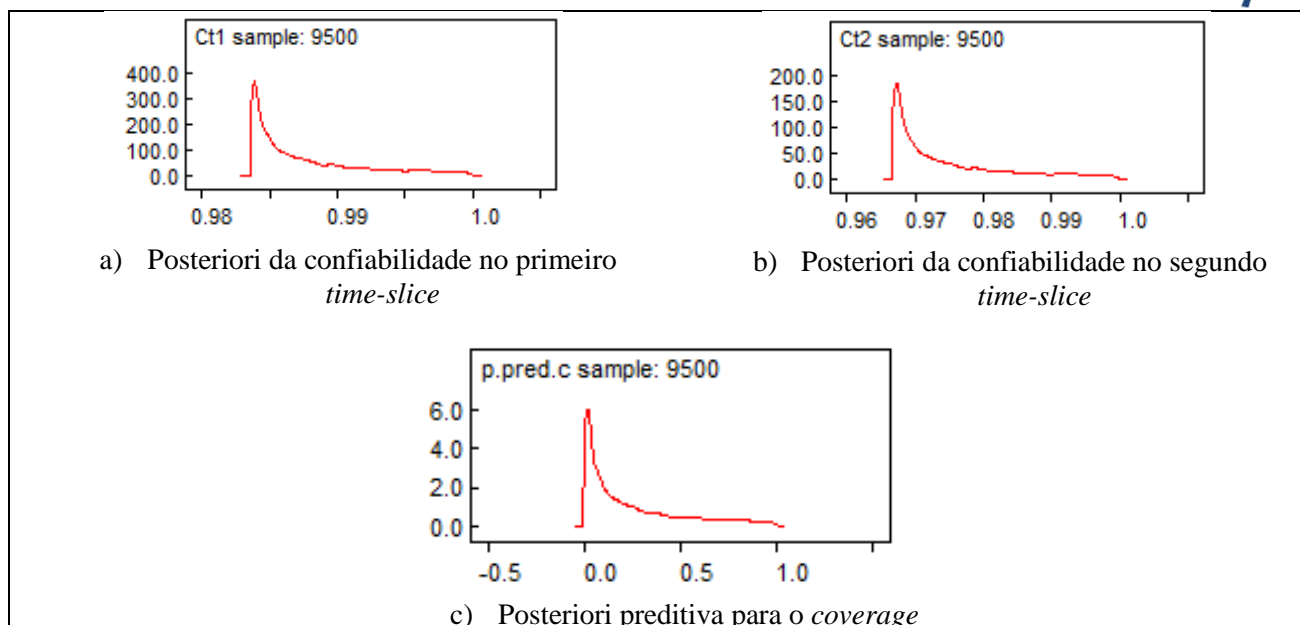


Gráfico 1 – Variabilidade da confiabilidade para dos dois *time-slices* e do fator de *coverage*.

Fonte - Os autores (2017)

Por conseguinte, foi constatado que a confiabilidade sofreu modificações ao utilizar o fator de *coverage*, dado que esse parâmetro representa a capacidade de restauração do sistema. De acordo com os resultados, existe 97,5% de confiança que a confiabilidade seja maior ou igual ao valor de 98,37% para o primeiro *time-slice* e 96,69% para o segundo, sendo esses os limites inferiores. Esses limites coincidem com os valores obtidos quando não se considera o parâmetro, como apresentado na figura 4 (I).

4.DESCRICÃO DO TRABALHO REALIZADO

O BOP considerado no presente estudo é constituído de gavetas cega cisalhante (*blind shear ram*), gavetas de tubos superior, intermediária e inferior (*pipe ram*), anulares e conectores. O bom funcionamento desses componentes são fundamentais para a boa operabilidade do BOP. O estudo, conforme já mencionado, tem por objetivo estudar a probabilidade da ocorrência do *Blowout* a partir dos eventos causadores do mesmo. Para simplificação, apenas a tubulação inferior do BOP é considerada nesse trabalho. Todo o sistema funciona em regime de reparo imperfeito quando a falha acontece. A composição dos eventos, sua estruturação dos sistemas em série e paralelo e os dados do estudo que serão utilizados estão contidos no trabalho de [5]. Os dados são as taxas de falha, taxas de reparo e as probabilidades dos estados de degradação de cada componente.

Os eventos causais, que constituem o *Markov Blanket* do evento “*Blowout*” são os *Blowout* submarino (*Subblow*) e Falha local da gaveta inferior ou associado ao equipamento do sistema de controle (LFRPCSE). O nó LFRPCSE possui nós pais que definem a suas probabilidades. Esses nós são BBPYPF (Falha na função ativa do pod amarelo, azul e no sistema acústico), LFLRP (Falha local da gaveta inferior) e CSO (Falha no sistema de controle). O LFLRP também possui nós pais que são: LRPIL (Vazamento no *preventer* interno, ou falha ao fechar), PIHF (Falha hidráulica no *preventer* interno causada por falha no fechamento do *preventer*) e SVLPLE (Vazamento externo na válvula ou linha de transporte do *preventer*).

A rede bayesiana dinâmica será apresentada em cinco ciclos temporais. Cada ciclo representa o intervalo de teste realizado no equipamento do BOP. Cada ciclo é composto por 21 dias. Em cada um deles as probabilidades dos estados do sistema terão um valor diferente devido à relação temporal. A figura 5 contém o primeiro e o último ciclo do intervalo de teste. Entre eles há mais três testes temporais. As variáveis básicas de um *time-slice* se relacionam com elas mesmas no *time-slice* seguinte, criando assim uma relação temporal. Para esses cálculos não foi adicionado o parâmetro de *coverage*.

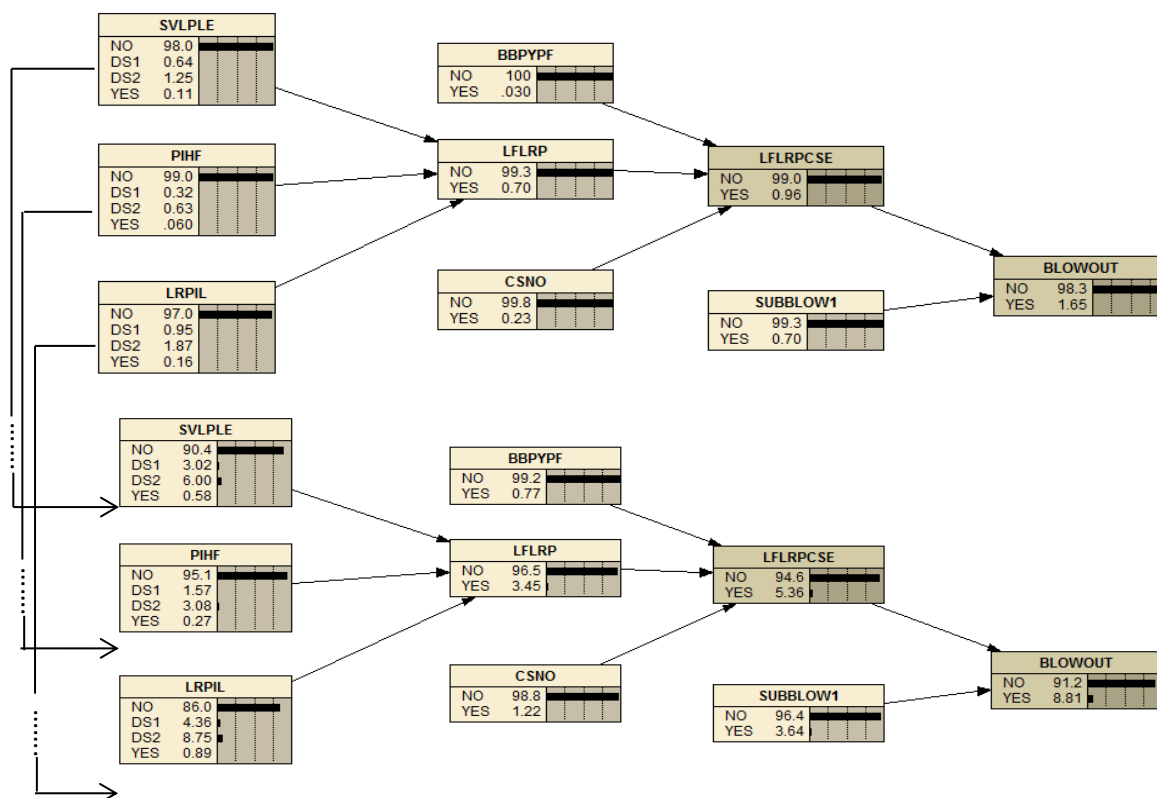


Figura 05- Rede Bayesiana para o primeiro e quinto intervalo de teste

Fonte - Cai *et al.* (2103A)

Como apresentado pela figura 5 o evento “*Blowout*” possui dois nós pais, o *Subblow* e *LFLRPCSE*, e seus valores são calculados a partir de eventos básicos anteriores. Esses eventos foram calculados seguindo os dados contidos no trabalho de [5]. Como explicado anteriormente, apenas os nós que pertencem ao MB são influenciadores diretos para a distribuição de probabilidade do nó de interesse. Por esse motivo o fator de *coverage* apenas será introduzido na confiabilidade do evento principal por meio de desses dois nós pais. Esse fator será estimado pela opinião de cinco especialistas na área de manutenção de BOP. Essa operação será efetuada de maneira semelhante que a apresentada no exemplo dado anteriormente. A diferença está em possuir cinco ciclos de teste, pois está sendo considerado um tempo de missão de 120 dias que caracterizam plenamente 5 intervalos de 21 dias.

Com a finalidade de se observar a sensibilidade da confiabilidade para com o fator de *coverage* serão executadas três situações: na primeira serão realizados os cálculos da probabilidade de não ocorrência do *Blowout* desconsiderando a existência do fator de cobertura; na segunda, será utilizada a estimativa para o parâmetro a partir do julgamento de especialistas nos cálculos desta probabilidade preditiva a posteriori; por fim, será considerado o fator como uma medida fixa de 0,95.

Os nós *LRPIL*, *PIHF*, *SVLPLE* estão em série para gerar o nó *LFLRP*, assim como os *BBPYPF*, *LFLRP* e *CSNO* ao produzir o *LFLRPCSE* e o *Subblow* e *LFLRPCSE* para o *Blowout*.

Na segunda situação, o cálculo da confiabilidade será obtido por meio de um código elaborado no software WinBugs que conterà todas as premissas anteriormente mencionadas, como o sistema em série, os cinco ciclos de teste e a estimativa por julgamento de especialistas sob a condição do *Markov Blanket*. Com todos os valores calculados será possível comparar as probabilidades nos três casos sugeridos, e assim demonstrar a importância do fator de *coverage* para a análise da confiabilidade do sistema BOP, que é representada no presente caso como a probabilidade de não ocorrência do *Blowout*.

5. RESULTADOS OBTIDOS

Na primeira situação descrita o valor encontrado para a confiabilidade do BOP no primeiro ciclo é de 98,35% e vai reduzindo até alcançar o valor de 91,26% no quinto intervalo de teste, conforme a RBD apresentada figura 5. Na segunda estrutura de análise, considerando a estimativa do fator de cobertura a partir da opinião de especialistas, os resultados encontrados da confiabilidade para 0,025 percentil no quinto *time-slices* está apresentada na figura 6. Enquanto que no gráfico 1 estão as variabilidades do *coverage* e da

confiabilidade no final desse período de teste. Os valores obtidos na terceira situação, com o parâmetro de recuperação fixo em 0,95, gerados depois do último intervalo de teste é de 99,38%, sem estimativa em sua confiança.

Intervalos	Quinto <i>time-slice</i>
Confiabilidade para 2,5 percentil	91,26%

Figura 06- Resultados da confiabilidade no quinto intervalos de teste

Fonte – Os autores (2017)

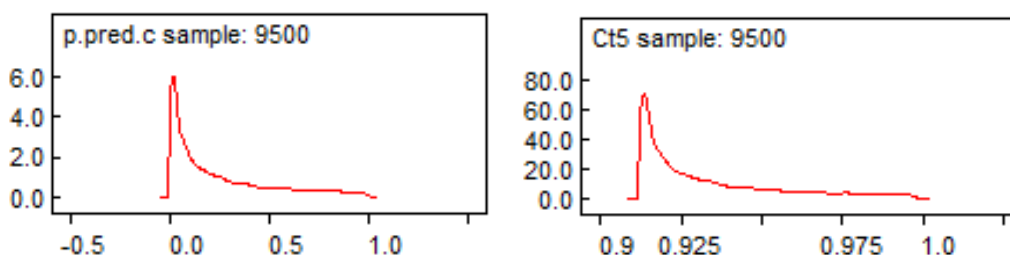


Gráfico 01- Variabilidade do fator de *coverage* e da confiabilidade no quinto intervalos de teste

Fonte – Os autores (2017)

Constata-se com isso que, para o presente caso, com a estimativa do fator de recuperação a partir do julgamento de especialistas é que para uma confiança de 97,5% o valor a ser empregado por esse parâmetro produzirá uma confiabilidade de no mínimo de 91,26% no final dos cinco intervalos de testes. Isso demonstra uma coerência para com o valor encontrado na primeira situação abordada. Permitindo assim certificar-se que quanto maior for esse parâmetro menor será a probabilidade de falha de um sistema, pois ele irá acrescentar a probabilidade do sistema vir a se recuperar dado a ocorrência de uma falha.

Como abordado anteriormente, muitos trabalhos utilizam o fator de *coverage* com uma medida fixa de 0,95 sem justificar o motivo [1, 5, 12]. Como é apresentado nos resultados gerados pelo caso, ao considerar essa medida alta para o parâmetro, a confiabilidade aumenta de 99,38% quando comparada ao mínimo de 91,26% gerada pela estimativa. Isso pode ser explicado pela incerteza atrelada a essa estimativa do parâmetro de *coverage*. Isto é, a incerteza ligada ao julgamento de especialistas possui uma influência no resultado da probabilidade de ocorrência de falha de um evento de interesse, que nesse caso é o BOP. Desta maneira, é possível concluir que esse parâmetro é de grande relevância para o estudo da análise de risco.

6.CONCLUSÃO

O presente trabalho teve por objetivo apresentar uma abordagem baseada em rede bayesiana dinâmica combinada com tratamento bayesiano da opinião de especialistas sobre o fator de cobertura para o BOP. Os resultados obtidos foram coerentes com a fundamentação teórica, tendo em vista que a consideração do fator de cobertura e suas incertezas proporcionaram um valor mínimo igual à confiabilidade sem a sua consideração.

O uso da opinião de especialistas para estimar o fator de cobertura é uma proposta que pode proporcionar resultados práticos de interesse para a indústria, tendo em vista as dificuldades em se ter, do ponto de vista prático na área de segurança de poço, estimativas para este fator com base nas abordagens tradicionais.

Além disso, para trabalhos futuros propõe-se a consideração de dados de alto e médio níveis para atualizar as estimativas iniciais do fator de cobertura e, conseqüentemente, da probabilidade de ocorrência de *Blowout*. Outras iniciativas consistem em se ter uma abordagem totalmente bayesiana para contemplar outros fatores intervenientes como a confiabilidade humana, manutenção preventiva e falhas de causa comum.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] LIU, Zengkai; LIU, Yonghong; CAI, Baoping, ZHANG, Dawei; ZHENG, Chao. "Dynamic Bayesian Network Modeling of Reliability of Subsea *Blowout* Preventer Stack in Presence of Common Cause

Failures”. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 38, 58 – 66, (2015).

- [2] TANWAR, Monika; RAI, Rajiv ; BOLIA, Nomes. Imperfect Repair Modeling using Kijima Type Generalized Renewal Process. 124, 24–31, (2014)
- [3] RAMÍREZ, Pedro Pérez; UTNE, Ingrid Bouwer. “Use of Dynamic Bayesian Networks for Life Extension Assessment of Ageing Systems”. *Reliability Engineering and System Safety* 133, 119–136, (2015).
- [4] KHAKZAD, N., KHAN, F., AMOYOTTE, P.. “Risk-based Design of Process Systems Using Discrete-time Bayesian Networks”. *Reliability Engineering and System Safety* 109, 5-17, (2013).
- [5] CAI, Baoping; LIU, Yonghong; ZHANG, Yunwei; FAN, Qian; YU, Shilin. “Dynamic Bayesian Network Based Performance Evaluation of Subsea *Blowout* Preventers in Presence of Imperfect Repair”. *Expert Systems with Applications*, 40, 7544-7554, (2013).
- [6] DUGAN, Joanne Bechta; TRIVEDI, Kishor. “Coverage Modeling for Dependability Analysis of Fault-Tolerant Systems.” *IEEE Transactions on Computers*, 38, 6,(1989).
- [7] DUGAN; Joanne Becht; BAVUSO, Salvatore J; BOYD, Mark A. “Fault Trees and Markov Models for Reliability Analysis of Fault-Tolerant Digital Systems.” *Reliability Engineering and System Safety* 39, 291-307, (1993).
- [8] ARNOLD, T. F. “The Concept of *Coverage* and its Effect on the Reliability Model of a Repairable System,” *IEEE Transactions on Computers*, C-22, 251-254, (1973).
- [9] BARUA, Shubharthi; GAO, Xiaodan; PASMAN, Hans; MANNAN, Sam. “Bayesian Network Based Dynamic Operational Risk Assessment”. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 41, 399 e 410, (2016).
- [10] TORRES, Toledano, SUCAR, Le. “Bayesian Networks for Reliability Analysis of Complex Systems”. *Lecture notes in computer science*, 1484: 195–206 (1998).
- [11] DEAN, T; KANAZAWA, K. “A Model for Reasoning about Persistence and Causation”. *Artificial Intelligence*, 93(1–2):1–27, (1989).
- [12] CAI, Baoping; LIU, Yonghong; ZHANG, Yunwei; FAN, Qian; YU, Shilin; DONG, Xin. “Dynamic Bayesian Network based Performance Evaluation of Subsea *Blowout* Preventers in Presence of Imperfect Repair and Preventive Maintenance”. *Expert Systems with Applications* 40, 7544-7554, (2013).
- [13] PEARL, Judea. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann Publishers Inc. (1988).
- [14] FU, S.-K.; DESMARAIS, M.C.. “Tradeoff Analysis of Different *Markov Blanket* Local Learning Approaches. in Advances in Knowledge Discovery and Data Mining”. *Pacific-Asia Conference (PAKDD)*, 12, (2008).
- [15] GAO, Tian; JI, Qiang. “Hybrid *Markov Blanket* Discovery”. *International Conference on Pattern Recognition- ICPR*, 23, (2016).
- [16] BOURICIUS, W. G.; CARTER, W. C ; SCHNEIDER, P. R. “Reliability Modeling Techniques for Self-Repairing Computer Systems,” *ACM* , 295-309, (1969).
- [17] LAPRIE, J. “Dependable Computing and Fault-Tolerance: Concepts and terminology.” *International Symposium Fault Tolerant Computing*, 15, 2-7.(1985).
- [18] MAKAM, S. V.; AVIZIENIS, A.. “Aries 81: A Reliability and Lifecycle Evaluation Tool for Fault-Tolerant Systems,” *International Symposium Fault Tolerant Computing*, 15, 267-274, (1982).

- [19] TRIVEDI, Kishor; DUGAN, Joanne Bechta; GEIST, Robert ; SMOTHERMAN, Mark. “Reliability Modeling of Fault-Tolerant Computer Systems”. *Computational & Electricity Engineering* 2, 2-3, 87-108, (1984).
- [20] TRIVEDI, Kishor; GEIST, Robert. “Decomposition in Reliability Analysis of Fault-Tolerant Systems.” *IEEE Transactions on Reliability*, 32 (1983).
- [21] TRIVEDI, Kishor; GEIST, Robert. “Ultra-high Reliability Prediction for Fault-Tolerant Computer Systems”. *IEEE Transactions on Reliability*, 32 (1983).
- [22] Kelly, Dana L. e Smith, Curtis L. (2011) *Bayesian Inference for Probabilistic Risk Assessment- A practitioner’s Guidebook*. Capítulo 01. Springer, Londres, Inglaterra, (2011).
- [23] SIU, Nathan ; KELLY, Dana L. “Bayesian Parameter Estimation in Probabilistic Risk Assessment”. *Reliability Engineering and System Safety* 89–116, (1998).
- [24] MARTZ H, Waller. *Bayesian Reliability Analysis*. Capítulo 02, Krieger Publishing Company, Florida, EUA, (1991).
- [25] SINGPURWALLA ND. “Foundational Issues in Reliability and Risk Analysis.” *SIAM*, 30, 2, 64–82, (1998).
- [26] DROGUETT, E.L.; GROEN, F. ; MOSLEH, A. “The Combined Use of Data and Expert Estimates in Population Variability Analysis”. *Reliability Engineering & System Safety*, 83, 311-321, (2004).
- [27] KELLY, Dana L.; SMITH, Curtis L. “Bayesian Inference in Probabilistic Risk Assessment—The Current State of the Art.” *Reliability Engineering and System Safety* 94, 628–643, (2009).
- [28] KELLY, Dana; ATWOOD, Corwin. “Bayesian Modeling of Population Variability: Practical Guidance and Pitfalls.” *International conference on probabilistic safety assessment and management*, 9, (2008).
- [29] MARTINO, J. P. “The Lognormality of Dephi Estimates” *Technological Forecasting*, 1, 355-358, (1970).
- [30] MOSLEH, A.; APOSTOLAKIS, G. (1986). “The Assessment of Probability Distributions from Expert Opinions with an Application to Seismic Fragility Curves.” *Risk Analysis*, 6, 447-461, (1986).
- [31] COOKE, R.M. (1991). *Experts in Uncertainty*. Capítulo 4. Oxford University Press, New York, EUA, (1991).
- [32] MOSLEH, A. “Bayesian Modeling of Expert-to-Expert Variability and Dependence in Estimating Rare Event Frequencies.” *Reliability Engineering & System Safety*, 38 (1992).
- [33] SORO, I. W., NOURELFATH, M., & AIT-KADI, D.. “Performance Evaluation of Multistate Degraded Systems with Minimal Repairs and Imperfect Preventive Maintenance”. *Reliability Engineering & System Safety*, 95, 65–69, (2010).
- [34] Lunn D. J, *et al.* “WinBUGS—a Bayesian modelling framework: concepts, structure, and extensibility.” *Stat Comput* 2000:325–37.

Apêndice I

```

Model{ # Exemplo com dois componentes A e B

ProbNoNo1 <- ProbNo11 * ProbNo21
ProbNoYes1 <- ProbNo11 * ProbYes21
ProbYesNo1 <- ProbYes11 * ProbNo21
ProbYesYes1 <- ProbYes11 * ProbYes21

for ( i in 1: N)
{
op.c[i] ~ dlnorm (mu.c, tau.op.c[i])|(0,1) #Variabilidade dos especialistas para o fator c
tau.op.c[i] <- 1/pow(log(ef.c [i]) /1.645, 2) #Parâmetro de acordo com o fator de erro
}

p.pred.c ~ dlnorm (mu.c, tau.c)|(0,1) #Preditiva do fator de cobertura c
mu.c <- log(priori.mediana.c) # Parametros do fator de cobertura
tau.c <- 1/pow(log(priori.ef.c) /1.654, 2)
priori.ef.c ~ dlnorm (5,5) # Hiperprioris para o fator de erro
priori.mediana.c ~ dlnorm (0.87, 10)|(0,1)

C11 <- ProbNoNo1*1
C21 <- ProbNoYes1*p.pred.c
C31 <- ProbYesNo1*p.pred.c
C41 <- ProbYesYes1*0

Ct1 <- C11+C21+C31+C41
Ct1YES <- 1-Ct1
ProbNoNo2 <- ProbNo12 * ProbNo22
ProbNoYes2 <- ProbNo12 * ProbYes22
ProbYesNo2 <- ProbYes12 * ProbNo22
ProbYesYes2 <- ProbYes12 * ProbYes22

C12 <- ProbNoNo2*1
C22 <- ProbNoYes2*p.pred.c
C32 <- ProbYesNo2*p.pred.c
C42 <- ProbYesYes2*0

Ct2 <- C12+C22+C32+C42
Ct2YES <- 1-Ct2
}
Data
list(
ProbNo11 = 0.9906,
ProbYes11 = 0.0094,
ProbNo21 = 0.9930,
ProbYes21 = 0.0070,
ProbNo12 =0.9807,
ProbNo22 =0.9859,
ProbYes12 =0.0193,
ProbYes22=0.0141,
N=5,
op.c = c(0.90,0.95,0.85,0.87, 0.80),
ef.c = c(2.5,5,2.5,5,5))
Inits
List()

```