ANÁLISE DE RISCO EM CONTROLE DE POÇO BASEADO EM MODELAGEM BAYESIANA

Fernanda Abizethe de Carvalho Duim
Universidade Federal Fluminense
Rua Passos da Pátria, 152 – São Domingos, Niterói, 24210-240
fernandaduim@id.uff.br

Gilson Brito Alves Lima
Universidade Federal Fluminense
Rua Passos da Pátria, 152 – São Domingos, Niterói - RJ, 24210-240
glima@id.uff.br

Pauli Adriano de Almada Garcia
Universidade Federal Fluminense
Rua Des. Ellis Hermydio Figueira, 783 – Aterrado, Volta Redonda –RJ,27213-145
pauliadriano@id.uff.br

RESUMO

Em um ambiente de alta complexidade e elevada severidade, o estudo da confiabilidade torna-se relevante pelo risco atrelado a atividade, a fim de identificar quantitativamente a probabilidade de falha do sistema de interesse. Com essa análise é possível estabelecer um planejamento estratégico de manutenções e de períodos de teste, que colaboraram nas tomadas de decisões da organização, além da redução do risco e dos custos associados. Portanto, essa pesquisa propõe calcular a probabilidade de ocorrência do evento *kick* e de suas consequências, no setor de óleo e gás. Esse estudo combina o uso de árvore de falha, árvore de evento, rede bayesiana e modelagem bayesiana hierárquica considerando a incerteza dos dados, visto a escassez dessas informações na área offshore. Os resultados obtidos por essa análise atualizam os dados existentes, encontrando valores mais fidedignos a realidade.

PALAVRAS CHAVE. Confiabilidade. Rede bayesiana. Modelagem bayesiana hierárquica. Evento *kick*.

ABSTRACT

In an environment of high complexity and severity, the study of reliability becomes relevant due to the risk linked to the activity, in order to identify quantitatively the probability of failure of the interest system. In this analysis, it is possible to establish a strategic maintenance planning for testing periods, which contributed to the organization's decision-making, in addition to reducing risk and associated costs. Therefore, this research proposes to calculate the probability of the kick event and its consequences in the oil and gas sector. This study combines the use of fault tree, event tree, Bayesian network and hierarchical Bayesian modeling considering the uncertainty of the data, because of the lack of this information in the offshore area. The results obtained by this analysis update the existing data, finding values that are more reliable.

KEYWORDS. Reliability. Bayesian network. Hierarchical bayesian modeling. Kick event.

1. Introdução

Nas atividades de perfuração, o controle do poço é um dos maiores desafios operacionais principalmente na área de produção e exploração *offshore* em situações em águas profundas ou em formações com reservatórios com janelas de pressões estreitas [McDonald 2008][Graham et al. 2011]. O descontrole do fluxo devido à variação de pressão é conhecido como *kick*. A ocorrência de incidentes de controle de poço é frequente e geram um aumento no custo, como por exemplo, o tempo de não produtividade e perda financeira, assim como também crescimento do risco [Sule et al. 2019]. A não neutralização e a falta de detecção em sua fase inicial pode gerar além da contaminação ambiental a potencial perda de vidas humanas. Com o intuito de identificar o risco e mitigar ou prevenir esses acontecimentos, o setor utiliza de ferramentas estratégicas de análise de risco associadas às operações.

Algumas técnicas são comumente utilizadas nessa área, como os trabalhos de [Abimbola 2014] que utilizaram árvore de falha para o cálculo da probabilidade de falha do equipamento BOP na ocorrência de *blowout*, a pesquisa de [Liu et al. 2015] se baseou de rede bayesiana para o estudo da confiabilidade do sistema de controle hidráulico do BOP e os autores [Ramzali et al. 2015] propuseram a árvore de evento por meio do estudo da lógica *fuzzy* e das barreiras de segurança no processo de perfuração do poço. Outras ferramentas como a cadeia de Markov, rede de Petri, além das aplicações dinâmicas como apresentado pelos trabalhos dos autores [Cai et al. 2016],[Andrews e Fecarotti 2017],[Fan et al. 2019][Jiang et al. 2020].

Um fator presente nesse setor é a incerteza com relação aos dados dos sistemas, visto que muitos deles são oriundos de bases distintas, com informações genéricas e não homogêneos. Os dados para o estudo da confiabilidade em sistemas do setor de óleo e gás na área de exploração e produção são escassos e em alguns momentos com vieses subjetivos como no caso da opinião de especialistas, o que os torna não necessariamente independentes e igualmente distribuídos (iid). O uso da estratégia clássica para estimativa dos parâmetros de interesse não é adequadamente aplicado à dados provindos de várias fontes visto a incerteza atrelado a eles [Droguett et al. 2004].

A partir desse cenário, essa pesquisa tem por finalidade estudar a confiabilidade do evento caraterizado como *kick* e as probabilidades de ocorrência das consequências associadas a ele por meio de rede bayesiana considerando as incertezas dos dados. Para esse cálculo, será utilizada a modelagem bayesiana hierárquica, assim como as ferramentas da árvore de falha e de evento existentes na literatura.

A relevância presente nesse estudo está em considerar a incerteza presente nos dados do evento principal e converter as árvores de falha e de evento do processo em uma rede bayesiana para que haja uma atualização das informações existentes, que corrobora para os ajustes nas estratégias de tomada de decisão em relação à manutenção e operação. Além disso, esse processo de análise de risco ajuda na redução da possível perda financeira, operacional, ambiental e humana.

A pesquisa será dividida em seis seções, cuja primeira abordou sobre o contexto do estudo. O segundo capítulo conterá uma revisão bibliográfica referente às principais abordagens técnicas utilizadas na pesquisa. Enquanto que a seção três apresentará a metodologia aplicada por meio de um exemplo hipotético, e na quarta será abordado no caso de estudo para o setor de óleo e gás. O capítulo cinco conterá os resultados obtidos com esse estudo e finalizando com a conclusão que estará contida no capítulo seis dessa pesquisa.

2. Referencial Teórico

2.1 Rede Bayesiana

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 [Barua et al. 2016]. Ela é composta por um conjunto de variáveis, discretas ou contínuas, que são representadas em forma de nós. Esses se conectam através de arcos que condizem com as relações causais de dependência ou influência entre os mesmos [Ramírez e Utne 2015].

A abordagem bayesiana 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 lógica dele. Sendo assim, a análise qualitativa é representada 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. Enquanto que o quantitativo é caracterizado pelas tabelas de probabilidades condicionais por apresentarem as relações probabilísticas de dependência entre os nós existentes [Torres e Sucar 1998][Jiang et al. 2020].

Uma de suas principais vantagens está na capacidade da mesma atualizar as probabilidades de ocorrência a priori dos eventos das variáveis básicas a partir das relações causais existentes contidas em evidência do problema. Os dados existentes frequentemente são operacionais ou de testes periódicos que incluem informações sobre a ocorrência ou não do acidente ou dos eventos primários. Outra característica relevante no uso da rede bayesiana é a capacidade de trabalhar com incerteza dos dados. Uma maneira é expressar as variáveis como distribuições de probabilidade, onde os dados são incertos. Com essas informações coletadas é gerada uma distribuição a posteriori do parâmetro de interesse dado nas relações condicionais entre os nós (variáveis). Com o uso da simulação de Monte Carlo para estimativa desse a posteriori, tanto a sua incerteza quanto as relacionadas às variáveis básicas são reduzidas, o que torna a distribuição de probabilidade menos difusa [Ramírez e Utne 2015].

Em alguns casos, há uma escassez de dados de falha ou de seus parâmetros influenciadores do sistema. Para essas situações, alguns métodos são utilizados para estimar o parâmetro de interesse quando há falta de dados sobre os componentes e o sistema. Por essa razão, considerando o objetivo da pesquisa, a próxima seção apresenta a abordagem hierárquica bayesiana na análise da confiabilidade.

2.3 Modelagem Bayesiana Hierárquica

Os equipamentos de alta tecnologia dos dias atuais possui em sua característica uma alta confiabilidade, e por isso, são gerados de poucos dados de falha. Por essa questão, tornando-se assim difícil a obtenção da probabilidade de falha através do cálculo da estatística clássica, que presume que os dados são independentes e igualmente distribuídos (iid). Como forma de suprir essa deficiência de dados de falha homogêneos para estimar o parâmetro de interesse é utilizar do conceito e prática de inferência bayesiana. O uso dessa técnica permite incorporar informações não empíricas para estimativa de interesse [Kelly e Smith 2011]. Esses dados podem ser de vários tipos, como a opinião de especialistas, dados de campo específicos ou oriundos de sistemas similares, em um mesmo processo de estimação [Siu e Kelly 1998].

A inferência bayesiana é um método de inferência estatística que tem por finalidade estimar um parâmetro através da derivação da distribuição a posteriori, composta pela combinação da distribuição a priori e das funções de verossimilhança. Essa abordagem permite a integração das informações a priori dos parâmetros e dos dados contidos em diferentes fontes, produzindo assim a estimativa [Yontaye Pan 2016] e [Yu et al. 2017]. De acordo com [Hamada et al. 2008] esse método é aglomerar informações disponíveis sobre um parâmetro desconhecido que é definido por um modelo estatístico através de funções de densidade de probabilidade específicas

O modelo de variabilidade entre fontes distintas é uma das práticas mais comuns de aplicação de inferência bayesiana, também conhecida como o termo *source-to-source variability*. Esse modelo segue a perspectiva do modelo de dois níveis de Bayes comumente utilizada para tratamento de análise de risco. A caracterização desse modelo de dois níveis de Bayes está na

separação da análise em dois estágios. O primeiro estágio consiste em estabelecer uma estrutura particular para o parâmetro de interesse. E o segundo estágio, conhecido como hiperpriori, é uma especificação da distribuição a priori dos hiperparâmetros que definem o parâmetro de interesse. O resultado da distribuição a posteriori não apenas contabiliza a incerteza dos dados mais também reflete com precisão sua natureza [Yontay e Pan 2016],[Yu et al 2017]. Utilizando dados D para formar uma posteriori informativa de um parâmetro de interesse, a posteriori é derivada por três passos. O primeiro é estabelecida a função de verossimilhança do hiperparâmetro ao computar a expectativa da função de verossimilhança l(D| θ) com respeito ao parâmetro de interesse θ. Após estabelecer a função de verossimilhança dos hiperparâmetros α e β, a distribuição a posteriori do hiperparâmetro é determinado através do teorema de Bayes. Esse passo pode ser endereçada pela primeira aplicação de Monte Carlo via Cadeia de Markov (MCMC) para amostragem de α e β de sua distribuição conjunta p (α, β). No terceiro passo, a distribuição a posteriori de θ é dada por p (θ| D), é computado através da marginalização sobre α e β. Assim como pode ser feita em um caminho similar pelo cálculo da média amostral de p(θ |α, β). A distribuição a posteriori é também referida como a posteriori informativa de θ. Esse processo descrito anteriormente é apresentado no trabalho do [Yu et al. 2017]

3. Metodologia da Pesquisa

A indústria de óleo e gás é um setor que tem em suas funções operacionais atividades de alto risco, com elevados custos associados a produtividade diária, por isso, ela será utilizada para aplicação dessa pesquisa. O objetivo da pesquisa é realizar uma análise de confiabilidade do evento *kick* utilizando a técnica de rede bayesiana associado a modelagem bayesiana hierárquica. A partir dessa proposta será calculada a probabilidade de ocorrência das consequências quando o evento principal acontece e também a atualização das probabilidades de falha das causas raízes relacionadas aos elementos geradores do evento *kick.*

A abordagem metodológica proposta inicia-se com as informações coletadas por meio de uma pesquisa bibliográfica sobre o evento *kick,* identificando as suas causas, barreiras de segurança e consequências, presentes nos estudos de [Khakzad et al. 2013], [Abimbola et al. 2013], [Yu et al. 2017] e [Liu et al. 2021]. Com essas identificações é possível construir a árvore de falha referente ao evento *kick,* estruturar a árvore de evento para as barreiras e suas consequências. Para cada barreira de segurança presente na árvore de evento há uma árvore de falha associada a ocorrência de falha/sucesso das mesmas. A segunda etapa é a conversão das árvores de falha e de evento em uma rede bayesiana. Esse processo seguiu os estudos de [Bobbio et al. 2001] na transformação das árvores de falha e o de [Chang et al. 2019] para a árvore de evento, em rede bayesiana. A partir dessa estruturação é possível construir a modelagem estatística na terceira fase da metodologia usando modelagem bayesiana hierárquica. Com a rede bayesiana definida é utilizada a abordagem hierárquica como alternativa matemática para estimar as probabilidades do evento *kick,* assim como das consequências e das causas raízes. Para isso, foi utilizada uma programação em Winbugs em que por meio da simulação de Monte Carlo fossem gerados valores para a atualização dos dados incialmente atribuídos às causas raízes e os valores das probabilidades das consequências por meio da definição de uma função de verossimilhança considerando o número de ocorrências existentes.

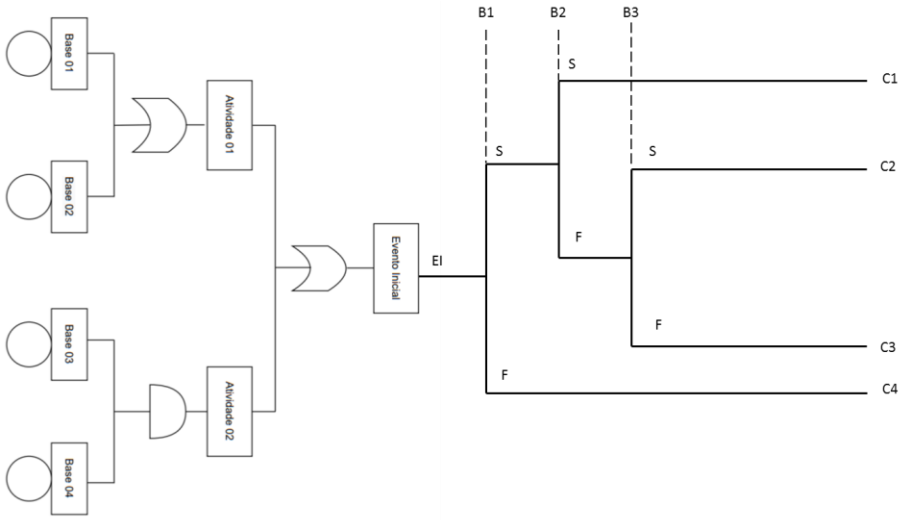
Para melhor compreensão do que será realizado na proposta da pesquisa é considerado um sistema hipotético que contém as etapas metodológicas que serão aplicadas no caso de estudo. A figura 3 contém um exemplo de um sistema contendo um evento principal que foi construído a partir de uma árvore de falha, atrelado a ele estão as suas consequências. As consequências são nomeadas de Cj, para j = 1,2,3,4, as barreiras são representadas pelo índice Bi, para i = 1,2,3.

Para cada nó intermediário da árvore de falha há uma tabela de probabilidade condicional (TBC) associada de acordo com os nós correspondentes, seguindo a lógica dos portões lógicos de cada ligação. Os portões lógicos das barreiras de segurança são AND para as

atividades 3,4,6 e para as atividades 5 e 8 são OR. Assim como, as barreiras B_2 e B_3 formam um portão OR com as suas causas intermediárias, atividade 4 e 5, e atividade 6 e 8, respectivamente; e a B_1 um portão AND com as atividade 3 e a base 07.

Com a análise qualitativa estruturada, a parte quantitativa seguirá uma modelagem bayesiana hierárquica, onde as probabilidades dos eventos básicos para o cálculo do evento inicial seguirá uma distribuição lognormal em que seus parâmetros serão estabelecidos pelos valores hipotéticos, contidos na tabela 01, enquanto que as consequências de cada um dos eventos serão calculadas de acordo com o número de ocorrências existentes durante um intervalo de tempo, que para esse caso, serão também hipotéticos, ou seja, utilizando dados de alto nível. Os resultados da probabilidade de falha serão medidos para 97,5% percentil e por isso, consideramos que as probabilidades de falha encontradas alcancem no máximo esses valores. Portanto, o processo metodológico quantitativo busca calcular as probabilidades das consequências por meio da combinação considerando apenas as probabilidades de falha dos componentes como distribuições lognormais e os dados de alto nível.

Figura 3 – Caso hipotético de um sistema



Fonte: autora (2021)

O fator de erro representa a largura da distribuição lognormal, portanto, fornece a incerteza, ou seja, um fator de erro alto implica maior incerteza associada ao resultado (Haviaras, 2005). Para o caso de estudo, foi definido um fator de erro de valor igual a 5, já que as probabilidades utilizadas são provenientes da base de dados OREDA que compõem as taxas de falha dos componentes a partir de estudos em equipamentos similares. A incerteza dos dados está contida nessa distinção entre os equipamentos, entretanto, suas informações são provenientes de demandas e falhas ocorridas. Por esse motivo, o fator de erro escolhido para esse caso foi baixo, e permaneceu para o exemplo hipotético.

As probabilidades a priori dos componentes são compostas por hiperparametros que serão estimados por dados aleatórios apenas para compreensão da metodologia. Para o exemplo, esses valores para as distribuições estão contidos na tabela 01. Esses hiperparâmetros, como exemplificação, serão “mean.Base_01” e EF. Base_01 para a variável básica “Base_01”. Esse exemplo está contido no código abaixo:

```
p. Base_01 ~ dlnorm(mu. Base_01, tau. Base_01)I(0,1)
mu. Base_01 <- log(mean. Base_01)-pow(log(EF. Base_01)/1.645, 2)/2
tau. Base_01 <- pow(log(EF. Base_01)/1.645, -2)
```

Para a aplicação dos dados de alto nível é considerado uma distribuição binomial como função de verossimilhança para representar as consequências. Esses dados têm por finalidade a atualização *top-down* das probabilidades de falha existentes dos componentes básicos. Como exemplo da consequência, o código utilizado localiza-se abaixo, sendo x.C1 o número de falhas e n.C1 a demanda existente será : C1 ~ dbin(p.C1, n.C1)

Para o caso da aplicação dos dados de alto nível, a função de verossimilhança é modelada seguindo uma distribuição binomial com parâmetros N = 40 e n = 6, ou seja, são observadas 40 demandas e dentre elas ocorreram 6 falhas, para a ocorrência da consequência C_1, por exemplo. A mesma ideia será seguida para as outras consequências, com os seguintes valores: N = (40, 40, 40, 40) e n = (8, 7, 5, 4). E aos valores referentes às todas as suas probabilidades das consequências C_1 =0,3849; C_1 = 0,2851; C_3 = 0,0572 e C_4 = 0,0034; as barreiras B_1= 0,0078; B_2 = 0,6294; B_3 = 0,2798 e probabilidade do *kick* é de 0,6060.

Tabela 1 – Probabilidades de ocorrência dos eventos básicos do caso

Item	Probabilidade	Item	Probabilidade	Item	Probabilidade
Base_01	2,20E-03	Base_06	2,50E-03	Base_11	1,30E-03
Base_02	4,30E-04	Base_07	1,40E-03	Base_12	6,00E-04
Base_03	2,00E-03	Base_08	1,00E-03	Base_13	3,00E-03
Base_04	7,25E-03	Base_09	2,00E-03	Base_14	1,70E-03
Base_05	5,00E-03	Base_10	1,50E-03	Base_15	2,40E-03

Fonte: Autores (2021)

A partir desse método é possível atualizar os valores dos eventos básicos, assim como estimar as probabilidades das consequências considerando a incerteza dos dados, onde se obteve resultados mais próximos a observação de falhas por demanda.

4. Estudo de Caso

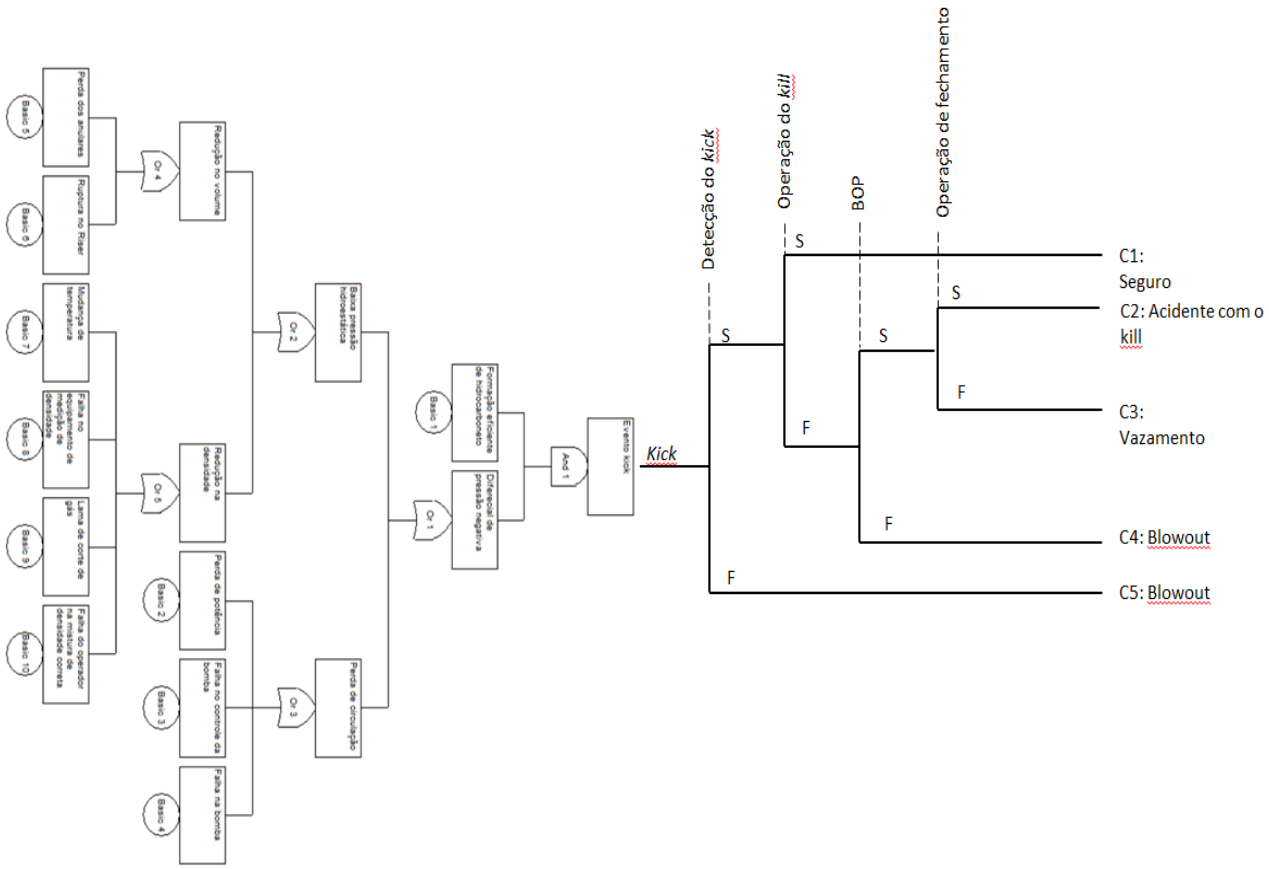
4.1 Evento *Kick* nas Operações de Perfuração

A alta complexidade das atividades em uma área compactadas de equipamentos perigosos, como as plataformas de petróleo, torna-se um local com um potencial elevado de ocorrência de incidentes/acidentes. As explosões, mesmo que menos frequentes, são as mais severas consequências que ameaçam significativamente a plataforma [Cai et al. 2013]. Uma ação continua durante o processo de perfuração é o controle do fluxo mantido pelas variações de pressão dentro da coluna de perfuração, onde o fluido de perfuração exerce uma pressão sobre o poço superior a pressão contida nos poros das formações. Entretanto, em meio a certas condições, se a pressão do poço tornar-se inferior a pressão de formação (pressão de poros) e houver condições de permeabilidade suficiente, o fluído de formação caminhará para o interior do poço, dando-se o nome a esse evento de *kick*. A retirada do fluído invasor gera riscos operacionais, perda de tempo produtivo e até possibilidade de perda do poço [Rocha e Azevedo 2009]**.** Quando não há o controle desse fluido para o meio externo há a ocorrência o evento *blowout*.

Dentre os fatores que causam o evento kick estão a perda de pressão hidrostática, lama de corte de gás (*gas cut mud*), perda do anular, perda de circulação entre outros. Essas causas e suas relações para a ocorrência do evento estão apresentadas na árvore de evento presente na figura 1. Essa árvore foi coletada da pesquisa de [Khakzad et al. 2013], assim como os valores de suas probabilidades, que estão contidas na tabela 2. Seguindo as normas de segurança existem barreiras planejadas para prevenir eventos indesejados e/ou acidente. Dentre as suas funções

estão o impedimento, ao remover as potenciais causas de acidentes pela mudança do design; a prevenção, para a redução da probabilidade de eventos acontecerem ou suas consequências; controle, a fim de limitar os desvios de uma operação normal e delimitar situações de emergência; e a proteção, indicada para resguardo de ativos de consequências de eventos perigosos [Desvosalle et al. 2006].

Figura 1 – Árvore de evento e de falha da ocorrência do evento *kick*



Fonte: Adaptado de [Khakzad et al. 2013][Yu et al. 2017]

Para o setor *offshore*, essas barreiras existem em algumas atividades operacionais. Quando o evento *kick* inicia existem alguns elementos que colaboram para que esse evento seja controlado. Caso um deles venham a falhar há outros na sequência que possuem o mesmo objetivo. Entretanto, existe uma possibilidade de todos esses elementos virem a falhar. Esses elementos estão estruturados na forma de árvore de evento, como apresentado na figura 1. Para esse estudo, as barreiras consideradas são: detecção do *kick*, operação do *kill*, BOP e operação de fechamento. Para cada um desses elementos de barreira será apresentado o detalhamento das causas com as árvores de falha correspondentes.

Tabela 2 – Probabilidades de ocorrência dos eventos básicos do *kick* e da barreira de fechamento

Item	Probabilidade	Item	Probabilidade	Item	Probabilidade
Base_01	1,25 E-01	Base_06	1,00E-02	Base_11	2,00E-04
Base_02	4,00 E-02	Base_07	2,50E-03	Base_12	1,65E-04
Base_03	2,70 E-04	Base_08	7,00 E-03	Base_13	1,40 E-04
Base_04	1,00 E-03	Base_09	2,00 E-04	Base_14	2,50 E-03
Base_05	1,00E-02	Base_10	3,00 E-03	Base_15	2,00 E-04

Fonte: Autores (2021)

A rapidez na detecção e adequação das medidas mitigadoras são fatores essenciais para a prevenção da ocorrência de um *blowout.* Alguns parâmetros são continuamente monitorados e registrados por meio da perfilagem de lama e perfilagem cabo de aço (*wire-line*), são eles as características da lama como a temperatura e o conteúdo de gás; as informações de perfuração como a taxa de penetração e torque da coluna de perfuração, e parâmetros operacionais como o volume dos tanques de lama. Portanto, uma das barreiras relacionadas ao evento inicial é a detecção do *kick*, que possui como árvore de falha o esquema apresentado no trabalho de [Khakzad et al. 2013], assim como as suas probabilidades relacionadas ao banco [Oreda 2002].

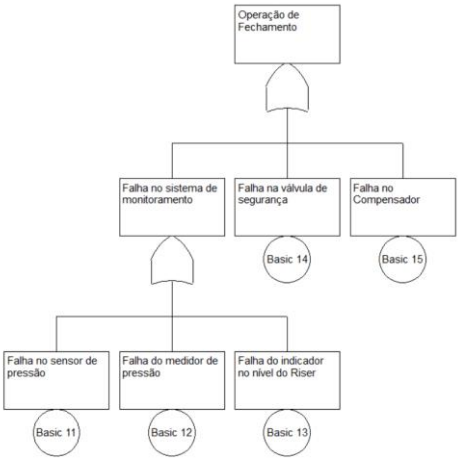
A segunda barreira analisada é a operação de *kill* que tem por finalidade equilibrar a pressão do fundo do poço causado pela ocorrência do *kick* ou se houve algum *overflow* no poço. Existem alguns métodos para esse fim, como o método de compressão, sondador e o de espera de peso. Por conseguinte, essa operação permite que o desequilíbrio de pressão seja controlado e consequência severas não venham a acontecer. O trabalho de [Liu et al. 2021] apresenta a árvore de falha relacionada a operação de *kill*, indicando as suas causas raiz, sua relações lógicas e suas probabilidades.

Um dos equipamentos de segurança existente no processo de construção do poço, nos momentos de perfuração e completação de poços exploratórios é o *Blowout Preventer* (BOP). Ele tem como função principal controlar o influxo de hidrocarbonetos e sobrepressões através da vedação e monitoramento do poço. A falha em sua funcionalidade impede que haja o controle do fluxo e gere o extravasamento do mesmo para o meio externo, o *blowout* [Liu et al. 2015]. Sendo assim, o BOP será considerado como uma barreira é de segurança, e sua árvore de falha e probabilidade estão apresentadas no trabalho de [Abimbola et al. 2014] com seus eventos causais relacionados. E a sua rede bayesiana contida no trabalho de [Duim 2020].

E finalmente a última barreira são as operações de fechamento. Em alguns estudos o BOP está inserido nessa parte de análise, entretanto nesse caso de aplicação apenas as considerações sobre monitoramento de falhas dos sistemas como falha do sensor de pressão, do medidor de pressão e do indicador do nível do *riser*, assim como a falha na válvula de segurança e do compressor. Portanto, á árvore de falha para esse elemento está representada pela figura 2 e as probabilidades no trabalho do [Liu et al. 2021], presente na tabela 2, na base do OREDA.

Com essas informações sobre o evento *kick*, suas causas, suas consequências e barreiras de segurança, são possíveis desenvolver e aplicar as técnicas de análise de risco para o cálculo das probabilidades. Com o fim de se obter melhor compreensão sobre os métodos aplicados nessa pesquisa elas serão apresentadas na seção seguinte.

Figura 2 – Árvore de falha da operação de fechamento da barreira de segurança do evento *kick*



Fonte: Adaptado de [Liu et al. 2021]

4.2 Aplicação do Caso

A referente pesquisa propõe realizar um estudo sobre o evento *kick*, a fim de calcular a probabilidade de sua ocorrência, assim como das suas consequências considerando as incertezas atreladas aos dados e por meio de informações de alto nível. O evento *kick* é relevante para o setor de óleo e gás devido o controle de poço ser um grande desafio operacional no processo de exploração offshore e o seu descontrole causar graves danos ambientais, humanos e financeiros para toda a sociedade. Após uma varredura bibliográfica em pesquisa offshore, foram encontradas as árvores de falha referente ao evento *kick*, assim que estão contidas no referencial teórico anteriormente abordado. As probabilidades dos eventos básicos estão na pesquisa de [Khakzad et al. 2013]. Com o intuito de modelar a probabilidade de ocorrência do evento *kick* e suas consequências foi utilizado o método de rede bayesiana a partir da conversão das árvores de falha e da de evento. Posteriormente a construção da lógica qualitativa do esquema, a modelagem da análise quantitativa seguirá o processo metodológico proposto pelo sistema hipotético abordado anteriormente. Esse tipo de análise utilizando a modelagem bayesiana hierárquica será aplicado em toda a estrutura referente ao evento *kick.*

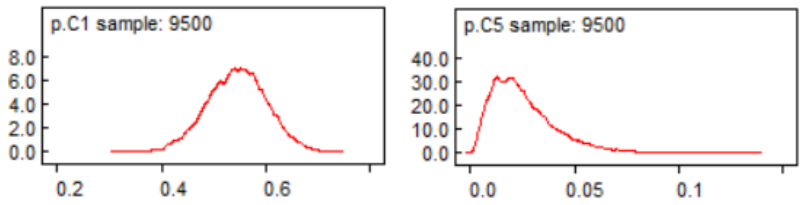
O uso da inferência a partir da adição de incerteza presente nos dados coletados foi aplicado com a finalidade de buscar valores fidedignos a realidade do setor de óleo e gás. No primeiro momento, as probabilidades dos nós causais serão representadas pela distribuição lognormal em que os parâmetros são as probabilidades de falha de cada um desses eventos contidos nos estudos de [Khakzad et al. 2013], [Liu et al. 2021] e no banco de dados [Oreda 2002]. Na segunda etapa, haverá o uso de dados de alto nível para as consequências do evento *kick* coletadas no trabalho de [Yu et al. 2017]. Sendo assim, esses dados de alto nível serão representados por uma distribuição binomial com os seguintes parâmetros N = 35 e n = (30, 16, 10, 6, 6). A partir dessas informações e utilizando o software WINBUGS para realizar essas ações, será possível estimar as probabilidades requeridas. Por meio desse procedimento, além de se obter as estimativas é possível também atualizar as informações a priori para que haja uma melhor compreensão das probabilidades considerando os dados existentes. No próximo capítulo estarão contidos os resultados encontrados dessa pesquisa.

5. Análise e Discussão de Resultados

O procedimento aplicado ao evento *kick* combina a rede bayesiana com a modelagem bayesiana hierárquica considerando dados incertos onde foram atribuídas distribuições de probabilidades para os eventos básicos e dados de alto nível para as consequências. O evento *kick* possui como probabilidade de ocorrência para 97,5% o valor de 3,0E-2, e as barreiras de

segurança sendo B1= 6,6 E-2, B2 = 5,319 E-1, B3= 2,289E-1, B4 = 3,926 E-1. Enquanto que as probabilidades a posteriori das consequências possui os seguintes valores C_1 = 6,547 E-1, C_2 = 3,693E-1, C_3 =1,474 E-1, C_4 = 9,29 E-2, C_5 =6,34 E-2. Os gráficos referentes as variabilidade das probabilidades de ocorrência das consequências e do evento principal estão representados na figura 03, sendo 3(a) e 3(b) referente as consequências C_1 e C_5, respectivamente.

Figura 3 – Gráfico da variabilidade das probabilidades de falha das consequências 1 e 5 do evento *kick*



(a) (b)

Fonte: Autores (2021)

Portanto, com esses valores obtidos é possível atualizar as informações atualmente existentes nos bancos de dados. Acredita-se que ao adicionar os dados de alto nível os valores das confiabilidades foram reduzidos devido a incerteza atrelada aos dados, possuindo valores bem acessíveis a realidade.

6. Conclusão

A proposta dessa pesquisa teve como objetivo apresentar um procedimento metodológico combinando modelagem bayesiana com rede bayesiana a fim de calcular as probabilidade de ocorrência das consequências quando um evento conhecido como *kick* se inicia. Para essa estimativa foi usado o modelo bayesiano hierárquico, onde com o uso de distribuições foi estabelecido a probabilidade a priori dos eventos básicos utilizando como dados os valores contidos no banco OREDA(2002). E junto a isso, foi incorporado informações de alto nível sobre ocorrências de cada consequência a partir de um histórico existente. A estrutura do modelo foi definida por uma rede bayesiana. Para os dados de alto nível foi estabelecido uma distribuição binomial para a função de verossimilhança e para as distribuições foi selecionada a lognormal, tendo os seus parâmetros, mu e tau, que foram calculadas considerando as variabilidades populacionais modeladas por equações matemáticas.

O uso de incerteza nos dados para estimar a probabilidade de falha 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 dos valores da probabilidade de falha a priori dos componentes com base nas abordagens tradicionais.

Referências

Abimbola, M., Khan, F.,Khakzad, N.(2014). Dynamic safety risk analysis of offshore drilling. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 30:74-85.

Andrews, J., Fecarotti, C. (2017).System design and maintenance modelling for safety in extended life operation. *Reliability Engineering and System Safety,*163:95-108.

Bobbio, A., Portinale, L., Minichino, M., et al.(2001) Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks. *Reliability Engineering & System Safety*,71: 249–260.

Barua, S.,Gao, X.,Pasman, H.,Mannan, M. S.(2016). Bayesian network based dynamic operational risk assessment. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries.*41: 399-410.

Cai, B., Liu, Y., Fan, Q. (2016). A multiphase dynamic Bayesian networks methodology for the determination of safety integrity levels. *Reliability Engineering and System Safety*. 150:105–115.

Cai, B., Liu, Y., Zhang, Y.(2013). Dynamic Bayesian networks based performance evaluation of subsea blowout preventers in presence of imperfect repair. *Expert Systems with Applications.* 40:7544–7554.

Cai, B., Liu, Y., Zhang, Y., Fan, Q., Yu, S., Dong, X.(2013).Dynamic Bayesian Network based Performance Evaluation of Subsea Blowout Preventers in Presence of Imperfect Repair and Preventive Maintenance. *Expert Systems with Applications*. 26:2661-2672.

Chang, Y., Zhang, C., Wu, X. (2019). A Bayesian Network model for risk analysis of deepwater drilling riser fracture failure. *Ocean Engineering*. 181:1–12.

Desvosalle, C., Fievez, C., Pipart, A. (2006). ARAMIS project: A comprehensive methodology for the identification of reference accident scenarios in process industries. *Journal of Hazardous Materials*. 130: 200–219.

Droguett, E. L., Santos, W.B., Jacinto, C. M., (2006). Reliability assessment of offshore oil multilateral wells in Brazil. *Anais IEEE*. 2006:499–505.

Duim, F.A, Garcia, P.G, Lima, G. B. (2020). Análise da Confiabilidade do Equipamento BOP Submarino Utilizando Inferência Bayesiana. In Anais do Rio Oil & Gas, Rio de Janeiro. IBP.

Fan, L. M., Jia, L. L., Ren, Y. (2019). Risk Analysis of Discrete Dynamic Event Tree Based on Dynamic Bayesian Network. Proceedings of 2019 International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering, QR2MSE 2019. p. 141–147, 2019.

Graham, B., Reilly, W. K., Beinecke, F. (2011). The national commission on the bp deepwater horizon oil spill and offshore drilling. *Deep Water. The Gulf Oil Disaster and the Future of Offshore Drilling*.

Hamada, M.S. ; Wilson, A.G.; Reese, C. S., Martz, H.F.(2008). *Bayesian Reliability*. Springer Science. US.

Jiang, Q., Gao, D., Zhong, L.(2020). Quantitative sensitivity and reliability analysis of sensor networks for well kick detection based on dynamic Bayesian networks and Markov chain. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*. 66.

Khakzad, N., Khan, F., Amyotte, P.(2013).Quantitative risk analysis of offshore drilling operations: A Bayesian approach. *Safety Science*. 57:108–117.

Kelly, D., Smith, C.(2011). *Inference for Probabilistic Risk Assessment:* A Practitioner's Guidebook. Springer.

Liu, Z., Liu, Y., Cai, B., Zhang, D. (2015). 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.

Liu, Z., Liu, Y., Cai, B., Zheng, C. (2015). Expert Systems with Applications An approach for developing diagnostic Bayesian network based on operation procedures. *Expert Systems with Applications.* 42:1917–1926, 2015.

Liu, Z., Ma, Q., Cai, B.(2021). Risk assessment on deepwater drilling well control based on dynamic Bayesian network. *Process Safety and Environmental Protection*. 149:643–654, 2021.

Mcdonald, P.(2008) A Probabilistic Approach to Risk Assessment of Managed Pressure Drilling in Offshore Applications. Contract, v. 106, p. 31.

Nuclear Regulatory Commission (NRC)(1981). *Fault Tree Handbook*. Springfield, VA, p. 209.

Nýlt, O., Rausand, M.(2012). Dependencies in event trees analyzed by Petri nets. *Reliability Engineering e System Safety*. 104:45–50.

Siu, N., Kelly, D.L.(1998). Bayesian Parameter Estimation in Probabilistic Risk Assessment. *Reliability Engineering and System Safety.* 62:89–116.

Ramírez, P.P.; Utne, I. B. (2015). Use of Dynamic Bayesian Networks for Life Extension Assessment of Ageing Systems. *Reliability Engineering and System Safety*. 133:119–136.

Rausand, M. (2004). System Reliability Theory: Models, Statistical Methods and Applications. Second Edition, Canadá.

Ramzali, N., Lavasani, M. R. M., Ghodousi, J. (2015). Safety barriers analysis of offshore drilling system by employing fuzzy event tree analysis. *Safety science*. 78:49–59, 2015.

Rocha, L. A. S., Azevedo, C. T. (2009). Projetos de poços de petróleo: geopressões e assentamento de colunas de revestimentos. *Interciência, Rio de Janeiro*, v. 511.

Sule, I., Imtiaz, S., Khan, F. (2019). Risk analysis of well blowout scenarios during managed pressure drilling operation. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 182.

Torres, T., Sucar, L.(1998). Bayesian Networks for Reliability Analysis of Complex Systems. *Lecture notes in computer science*.1484:195–206.

Xing, J., Zeng, Z., Zio, E. A framework for dynamic risk assessment with condition monitoring data and inspection data. *Reliability Engineering and System Safety*. 191:52 - 62, 2019.

WINBUGS SOFTWARE. The BUGS project, 2007. Version 1.4.3.

Yontay, P., Pan, R. (2016). A computational Bayesian approach to dependency assessment in system reliability. *Reliability Engineering and System Safety*. 152: 104-114.

Yu, H., Khan, F., Veitch, B.(2017). A flexible hierarchical Bayesian modeling technique for risk analysis of major accidents. *Risk analysis*. 37:1668–1682.