

## ESTUDO DE CONFIABILIDADE DA PROPOSTA DE REORGANIZAÇÃO DAS VOTAÇÕES DE DETECTORES DE GÁS DOS FPSOS DA CESSÃO ONEROSA

Marcello Dantas Gomes Júnior<sup>1</sup>  
Laércio Bezerra da Rocha Filho<sup>2</sup>

### RESUMO

O objetivo do estudo de confiabilidade dos detectores de CH<sub>4</sub> (gás metano), H<sub>2</sub>S (gás sulfídrico ou sulfeto de hidrogênio) e CO<sub>2</sub> (dióxido de carbono) dos FPSOs da cessão onerosa é simular o impacto do novo arranjo de votações proposto para redução de eventos de *shutdown* indevidos (onde não há o vazamento real de gás), provenientes da falha de dois ou mais detectores na lógica de votação. Foi utilizada modelagem estatística para representar o comportamento de falha dos detectores e diagramas de blocos de confiabilidade para representar os arranjos de votações. As simulações de confiabilidade apontaram uma redução substancial na quantidade de eventos de *shutdown* indevidos e perdas de produção associadas a esses eventos.

### 1. Introdução

Nas atividades de produção *offshore* de óleo e gás é possível haver a presença accidental de gases inflamáveis ou tóxicos nos ambientes da planta de processo de uma plataforma de petróleo. Os sistemas de produção são concebidos e mantidos de forma a evitar a presença desses gases. Mas, se esta presença ocorrer, os gases devem ser detectados por dispositivos de detecção de fogo e gás projetados para tal. Tais detectores são organizados em grupos de votação, nos diversos módulos que compõem a planta industrial das plataformas. Pela filosofia de segurança de processo, caso dois detectores dentro de uma mesma votação acusem, simultaneamente, a presença de gás no ambiente, a votação daquele grupo é completada e é dado sinal para *shutdown* no sistema de produção, garantindo a segurança e integridade das pessoas, meio-ambiente e instalações. Por outro lado, os detectores estão sujeitos a falhas. Neste caso, é possível enviar um sinal de falha ao controlador lógico programável (PLC). Se dois ou mais detectores, dentro de uma mesma votação, falharem simultaneamente, é enviado um sinal para *shutdown* no sistema de produção. Este é o caso indesejável, pois o *shutdown* é ocasionado por falha em detectores de gás e não pela presença de gás confirmado na planta. Porém, como detectores em falha degradam a lógica de votação, já que há menos detectores disponíveis para detectar a eventual presença de gás confirmado, a filosofia de segurança define que deve ocorrer o *shutdown* da produção.

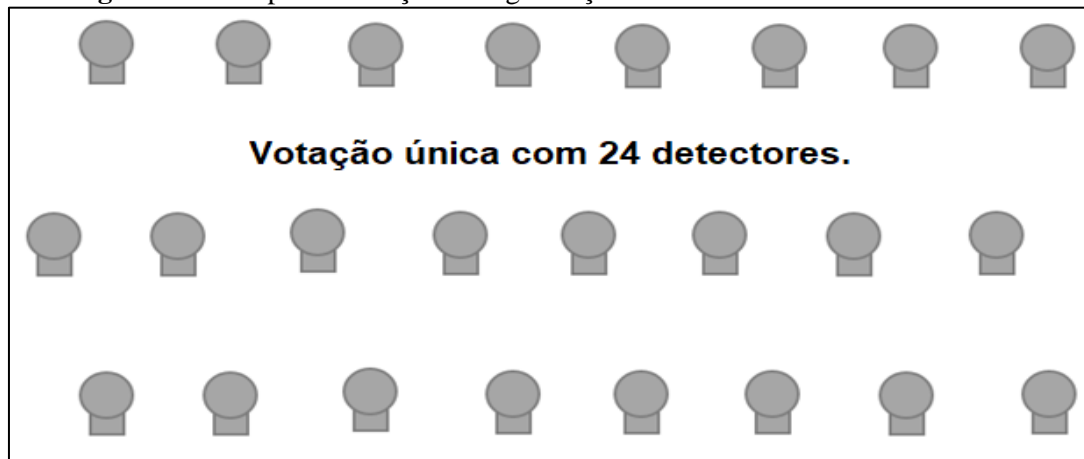
Ocorre que, no cenário atual, todos os detectores de fogo e gás presentes de cada módulo de uma plataforma votam entre si, ou seja, contribuem simultaneamente para a confirmação de sinal de *shutdown* devido a falha simultânea de dois ou mais detectores. Um estudo de dispersão de gases (EDG) avaliou que nuvens de gás atingem determinadas zonas da planta de processo, não provocando a atuação de todos os detectores ao mesmo tempo. Desta forma, a lógica de votação de detectores de fogo e gás pode ser reorganizada por zonas de nuvens de dispersão de gases, de forma que somente os detectores presentes em cada zona contribuam na votação para envio de sinal de *shutdown* devido a falha de dois ou mais detectores.

Para fins didáticos e de entendimento, a Figura I mostra um exemplo de votação no cenário atual, não representando arranjo ou posicionamento físico dos detectores. Esta configuração possui um número grande de detectores votando entre si, o que aumenta a probabilidade de perda de produção por falha de detectores. Esta votação única cobre um módulo inteiro da plataforma para um determinado tipo de gás. A Figura II mostra este mesmo módulo e os mesmos detectores, desta vez com a lógica de votação reorganizada. Percebe-se que cada votação cobre uma zona do módulo e possui menos detectores, o que reduz a probabilidade de perda de produção por falha simultânea de dois ou mais detectores de uma mesma votação. Nota-se que ao quebrar uma votação grande em várias votações pequenas, há a necessidade de alguns detectores participarem de duas ou mais votações.

1 Engenheiro Eletricista – Petrobras

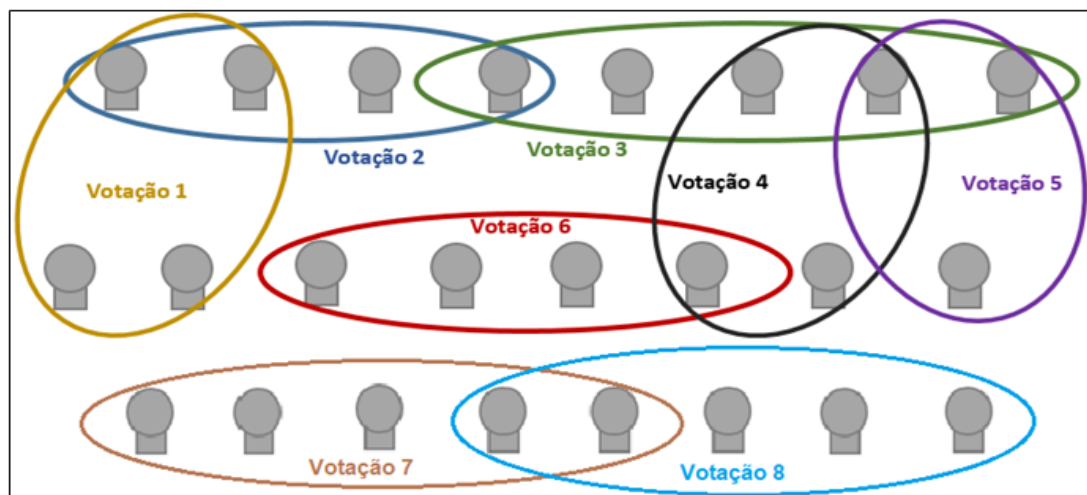
2 Engenheiro Mecânico - Petrobras

**Figura I** - Exemplo de votação na organização atual cobrindo um módulo inteiro.



**Fonte:** Produzido pelos autores.

**Figura II** - Exemplo de cenário proposto com votações decompostas em menos detectores.



**Fonte:** Produzido pelos autores.

Os detectores passam por manutenção preventiva e detectiva, no entanto estão sujeitos também a modos de falha aleatórios, seja por se tratar de equipamento eletrônico ou por estar sujeito a fatores externos, como verificado em Moubray (1997). Então, uma maneira mais efetiva de mitigar as perdas de produção decorrentes de falhas nos detectores é reorganizar a lógica das votações. O cenário atual consiste em votações compostas por um número elevado de detectores, cobrindo uma área grande ou mesmo um módulo inteiro da plataforma. Assim, a probabilidade de ocorrência de *shutdown* por falha simultânea de dois ou mais detectores de uma mesma votação é alta. A proposta de reorganização das votações consiste em se trabalhar com votações menores, isto é, com menos detectores, sem perder área de cobertura, conforme definido no estudo de dispersão de gases. Trata-se de uma mudança de lógica, não arranjo físico. Com votações menores, a probabilidade de *shutdown* acarretado por falha simultânea de dois ou mais detectores diminui. Para garantir a cobertura de todas as zonas de cada módulo da plataforma, alguns detectores participarão de mais de uma votação, tornando-se *bad actors*, pois tais detectores introduzirão probabilidade de sinal de *shutdown* por falha em mais de uma votação. Dessa forma, faz-se necessário quantificar o ganho da reorganização das votações de detectores de gás, estimando-se os *shutdowns* acarretados por falha de detectores e, por consequência, as perdas de produção. De um lado tem-se um cenário com poucas votações, porém compostas por um número grande de detectores. De outro, tem-se um cenário com muitas votações, com detectores participando de várias votações, porém elas possuem tamanho consideravelmente menor.

## 2. Modelagem de confiabilidade dos detectores

Conforme mencionado anteriormente, os modos de falha predominantes para os detectores possuem comportamento aleatório. Tendo como premissa básica o comportamento aleatório de falhas, assume-se uma distribuição exponencial para modelar a confiabilidade de cada detector. Esta distribuição possui apenas um parâmetro a ser estimado e sua descrição matemática pode ser vista na Equação I. Deve-se lembrar que confiabilidade  $R(t)$  é a probabilidade de um item executar satisfatoriamente sua função durante um tempo  $t$ , dentro dos parâmetros de desempenho e sob determinado contexto operacional.

$$R(t) = e^{-\lambda t} \quad \text{Equação I}$$

O parâmetro a ser estimado na distribuição exponencial é a taxa de falhas  $\lambda$  de cada tipo de detector, calculada em número de falhas por unidade de tempo. Conforme Lafraia (2014), Fogliatto e Ribeiro (2009) e CTS Compass (2019), a taxa de falhas  $\lambda$  é calculada dividindo a quantidade de falhas observadas  $n_f$  pelo produto do número total  $N$  de detectores e o tempo  $T$  de observação. A taxa de falhas  $\lambda$  para modos de falhas aleatórios é constante, conforme Equação II.

$$\lambda = \frac{n_f}{NT} \quad \text{Equação II}$$

Uma característica intrínseca à distribuição exponencial na confiabilidade é que o tempo médio entre falha ( $MTBF$ ) é o inverso da taxa de falhas, como evidenciado na Equação III, e conforme Lafraia (2014), Fogliatto e Ribeiro (2009) e CTS Compass (2019).

$$MTBF = \frac{1}{\lambda} \quad \text{Equação III}$$

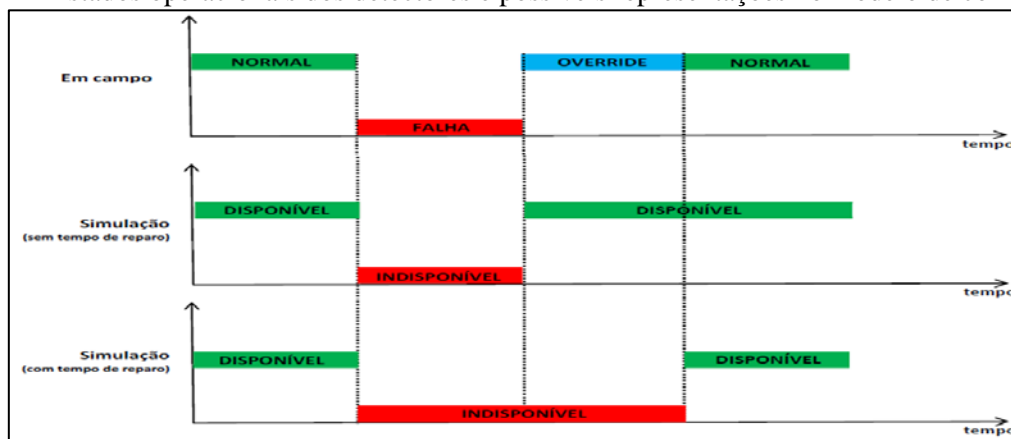
A taxa de falhas foi calculada para cada tipo de detector ( $\text{CH}_4$ ,  $\text{H}_2\text{S}$  e  $\text{CO}_2$ ), baseando-se em dados de falhas dos meses que antecederam a conclusão do presente estudo de confiabilidade. Naturalmente, estes dados de falhas foram devidamente tratados para estimativa das taxas de falhas. Todos os dados são completos, não possuem censura, isto é, informam o tempo exato de ocorrência da falha. A Tabela I mostra a taxa de falhas e o  $MTBF$  para cada tipo de detector. Os dados não foram expostos abertamente, pois os autores do presente trabalho julgaram de tratar de informações sensíveis.

<b>Tabela I – MTBF e taxa de falhas de cada tipo de detector</b>		
<b>Tipo de detector</b>	<b>MTBF (horas)</b>	<b>Taxa de falha (<math>\lambda</math>) (falhas/hora)</b>
<b><math>\text{CH}_4</math></b>	$T_{\text{CH}_4}$	$\lambda_{\text{CH}_4}$
<b><math>\text{H}_2\text{S}</math></b>	$T_{\text{H}_2\text{S}}$	$\lambda_{\text{H}_2\text{S}}$
<b><math>\text{CO}_2</math></b>	$T_{\text{CO}_2}$	$\lambda_{\text{CO}_2}$

**Fonte:** Produzido pelos autores.

Na realidade operacional, o detector de gás pode assumir quatro estados: normal, atuado, *override* e falha. Em estado normal, o detector está operacional e pronto para detectar gás e votar para confirmação de presença de gás. Em estado atuado, o detector está acusando presença de gás. Este é o funcionamento esperado do detector e não será tratado como evento de falha no presente trabalho. Quando o detector entra em estado de falha, seja por causas internas ou externas, ele envia um sinal de falha, isto é, o detector vota para lógica de votação de falha. O detector permanece neste estado até que o mantenedor o coloque em *override*, estado no qual o detector não participa da votação para falha. O detector em *override* é retirado da lógica de votação, sofrendo manutenção durante este período. No gráfico “*Em campo*” da Figura III é possível ver a representação dos quatro estados possíveis para um detector. No entanto, do ponto de vista da estatística frequentista, a variável aleatória pode assumir apenas dois estados, marcando o tempo de ocorrência de um determinado evento. Na modelagem de confiabilidade este evento é a falha do item analisado. Desta forma, a princípio, há duas representações possíveis na modelagem estatística dos estados dos detectores, como pode ser visto na Figura III:

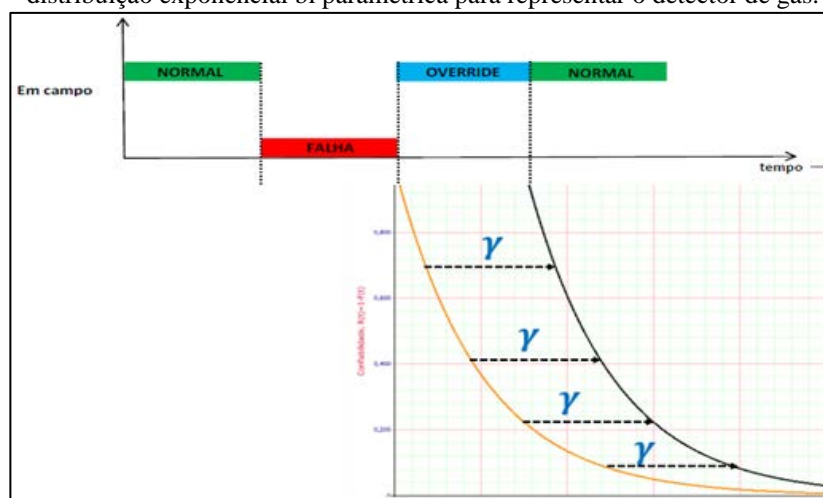
**Figura III** – Estados operacionais dos detectores e possíveis representações no modelo de confiabilidade.



**Fonte:** Produzido pelos autores.

Analisando a Figura III, o primeiro gráfico (denominado de “*Em campo*”) mostra os estados possíveis que um detector pode assumir. Em verde tem-se o detector operacional, pronto para detectar gás ou já com detecção confirmada de gás. Em vermelho está a representação do tempo em que o detector permanece em estado de falha. Em azul (*override*) é representado o tempo desde a intervenção do mantenedor para tirar o detector do estado de falha e da lógica de votação, até o detector voltar ao seu estado operacional normal. É necessário salientar que a manutenção no detector é executada dentro do tempo de *override*. Os estados normal e de falha do detector são representados facilmente em termos de modelagem de confiabilidade. No entanto, o estado de *override* precisa ser considerado de alguma forma no modelo. Uma opção pode ser vista no segundo gráfico da Figura III, onde o tempo de *override* do detector é representado no modelo de confiabilidade como tempo disponível. A desvantagem desta representação é que, diferentemente do que ocorre realmente em campo, este tempo introduz probabilidade de falha adicional no modelo, perdendo aderência com a realidade operacional, uma vez que, no estado de *override* real, a falha do detector não contribui para a lógica de votação de falha. Outra opção para modelar seria considerar o tempo de *override* do detector como tempo de permanência em falha do ponto de vista de confiabilidade. Esta opção aumenta ainda a probabilidade de falha estimada pelo modelo, pois considera o detector em estado de falha, já votando na lógica de falha, o que não ocorre na realidade. Pelos motivos citados, ambas as opções foram descartadas da modelagem. Vislumbrou-se, então, uma terceira opção para a modelagem de confiabilidade dos detectores. Conforme mencionado anteriormente, quando um detector é colocado em estado de *override*, ele não vota para a lógica de falha, ou seja, após sair do estado de falha e entrar em *override*, a probabilidade de ocorrência de um *shutdown* por falha de detector diminui. Uma distribuição estatística que pode considerar este tempo de *override* e o comportamento aleatório de falhas é a exponencial bi paramétrica. Ela pode ser vista na Figura IV e na Equação IV.

**Figura IV** – Gráfico da confiabilidade em função do tempo obtida através da distribuição exponencial bi paramétrica para representar o detector de gás.



**Fonte:** Produzido pelos autores.

$$R(t) = e^{-\lambda(t-\gamma)}$$

Equação IV

O complemento da função de densidade acumulada baseada na distribuição estatística exponencial bi paramétrica modela a confiabilidade do detector. O comportamento aleatório dos dados é considerado no modelo e representado pela taxa de falhas  $\lambda$ , como pode ser visto na Equação IV. O tempo de *override* do detector, do ponto de vista da modelagem de confiabilidade, é o período em que o detector não contribui com votação para falha. Este período é matematicamente representado pelo valor de 100% de confiabilidade. Após o período  $\gamma$  do *override*, o detector passa a ter probabilidade de falha. O parâmetro  $\gamma$  é conhecido como tempo de vida mínima, caracterizado em confiabilidade como o tempo onde não ocorre falha de um item, provocando um deslocamento da curva ao longo do eixo da variável aleatória, neste caso, o tempo de falha do detector.

Outra premissa necessária para a modelagem foi estimar o tempo em que o detector permanece em falha antes de ser colocado em estado de *override*. Como mencionado anteriormente, se dois ou mais detectores, dentro de uma mesma votação, estiverem simultaneamente em estado de falha, ocorrerá o *shutdown* indevido na plataforma. Este tempo foi representado no *modelo* como atraso logístico para o tempo de reparo (ou seja, antes de ser colocado em estado de *override*).

Para fechar a dinâmica das simulações e representar a realidade operacional da forma mais aderente possível, a última premissa foi considerar que os detectores passam por ações de manutenção que os levam ao nível de confiabilidade do tempo inicial, isto é, o fator de restauração da manutenção corretiva é de 100%. Desta forma o detector fica “as good as new”, tão bom quanto novo no vocabulário da engenharia de confiabilidade. Esta premissa é necessária para o tempo de *override* ( $\gamma$ ) ser considerado nas simulações.

A Tabela II resume as premissas e a parametrização para os detectores de gás. O escopo é composto por detectores de CH<sub>4</sub> (gás metano), H<sub>2</sub>S (gás sulfídrico ou sulfeto de hidrogênio) e CO<sub>2</sub> (dióxido de carbono). Cada tipo de detector possui uma taxa de falhas diferente e, desta forma, um tempo médio entre falhas (*MTBF*) diferente, conforme evidenciado anteriormente na Tabela I. Os parâmetros de vida mínima  $\gamma$  (tempo em *override*) e o atraso logístico para ação de manutenção (tempo de permanência em estado de falha) são os mesmos para os três tipos de detectores.

**Tabela II** – Premissas e parâmetros do modelo de confiabilidade dos detectores

Modelagem de confiabilidade dos detectores de gás	
Variável de campo	Premissa
Confiabilidade do detector	Exponencial bi paramétrica (ver Equação IV)
Taxa de falhas	$\lambda$ (constante)
Tempo em estado de <i>override</i>	$\gamma$ (vida mínima)
Tempo em estado de falha	Atraso logístico para manutenção

**Fonte:** Produzido pelos autores.

### 3. Modelagem de confiabilidade de sistemas para a organização das votações

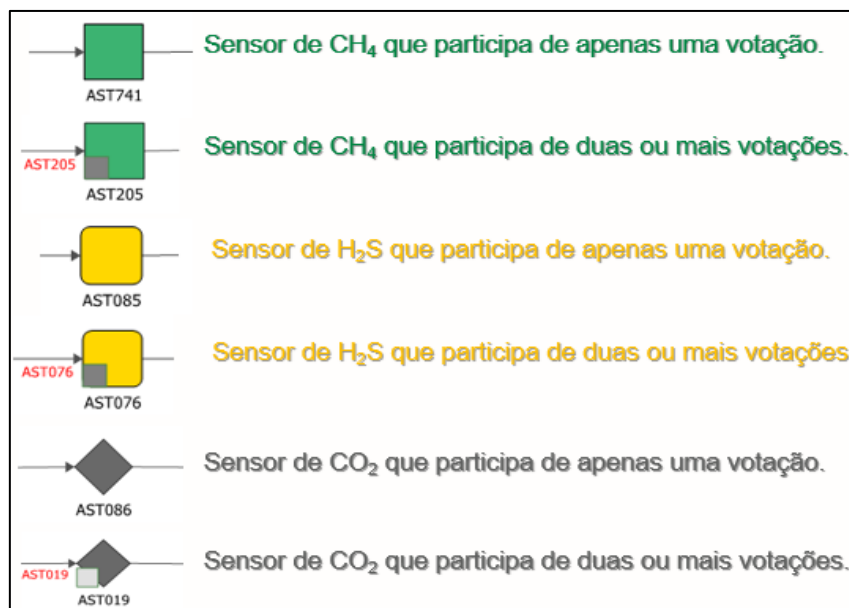
O modelo com as premissas e parametrizações para os detectores, inseridas em cada bloco do software, vale para ambos os cenários em campo: antes e depois da reorganização das votações. A diferenciação dos dois cenários de organização das votações dar-se-á na modelagem e arranjo dos blocos de confiabilidade nos diagramas.

As votações são agrupamentos lógicos de detectores, com o objetivo de monitorar a presença de gás nos ambientes da plataforma. Cada votação cobre uma zona específica e é capaz de enviar um sinal de *shutdown* e derrubar a planta de processo, seja por detecção real de gás ou por falhas simultâneas de detectores.

A primeira premissa da modelagem de confiabilidade de sistemas foi considerar que o bloco de confiabilidade disponível representa o detector normal ou atuado, enquanto o bloco indisponível representa o detector em falha. O tempo em que o detector permanece em *override* é modelado pelo parâmetro  $\gamma$  de vida mínima da distribuição exponencial bi paramétrica. Todas as informações da Tabela II foram carregadas para dentro de cada bloco de confiabilidade do modelo. A Figura V ilustra estes blocos. Nota-se que alguns detectores participam de mais de uma votação. Mais à frente será explicada a modelagem para simular esta condição.

**Figura V** – Representação dos detectores em blocos de confiabilidade.

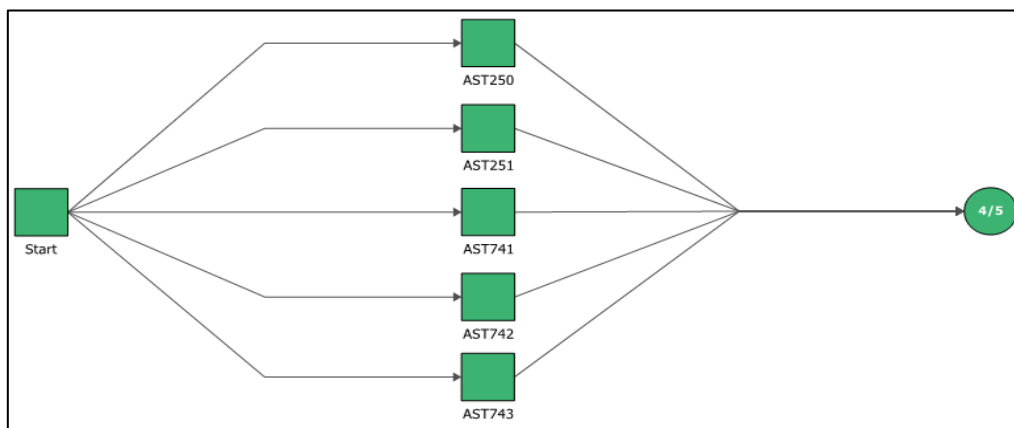




**Fonte:** Produzido pelos autores no software BlockSim, da HBM Prensia.

O próximo passo é representar o arranjo de votações em *RBDs* (Diagramas de Blocos de Confiabilidade). Cada diagrama de blocos de confiabilidade representa uma votação de detectores. O primeiro cenário é delineado por votações grandes, onde cada uma cobre todas as zonas de um módulo da plataforma e todos os detectores participam de apenas uma lógica de votação. Para estimar a probabilidade de falhas em cada diagrama de blocos foi utilizada a configuração  $k$  de  $n$ , onde é necessário que  $k$  blocos, em meio a  $n$  blocos paralelos, estejam disponíveis para que o sistema esteja disponível. Se menos de  $k$  blocos estiverem disponíveis, o sistema falha. A Figura VI ilustra uma votação hipotética composta por cinco detectores.

**Figura VI** – Representação de uma votação em diagrama de blocos de confiabilidade.



**Fonte:** Produzido pelos autores no software BlockSim, da HBM Prensia.

Analisando o diagrama de blocos de confiabilidade da Figura VI, pode-se perceber que na falha simultânea de dois ou mais blocos, o sistema irá falhar. Isto reflete exatamente a realidade operacional. Ou seja, se dois ou mais detectores falharem simultaneamente dentro de uma mesma votação, será dado o sinal para *shutdown* na planta de processo da plataforma. Caso apenas um detector falhe, o *shutdown* não ocorrerá. Desta forma, faz-se necessário calcular a probabilidade de falha do diagrama. Para tal é utilizada a distribuição binomial, conforme Equação V, onde  $k$  é o número de detectores que precisam estar operacionais e  $n$  é o número total de detectores dentro de uma votação, de forma que o sistema não falhe. Esta formulação é válida considerando que a confiabilidade é igual para um mesmo tipo de detector. Esta premissa está coerente com a modelagem. Além disso, é necessário assumir independência estatística entre os blocos, de acordo com Fogliatto e Rubens (2009). Esta premissa também se confirma em campo e na modelagem, pois a falha de um detector não influencia a probabilidade de falha dos outros detectores.

$$R_S(t) = \sum_{i=k}^n \binom{n}{i} (R(t))^i (1 - R(t))^{n-i} \quad \text{Equação V}$$

No entanto, o objetivo é calcular a probabilidade de falha. Ela é obtida calculando o complemento da confiabilidade, conforme Equação VI.

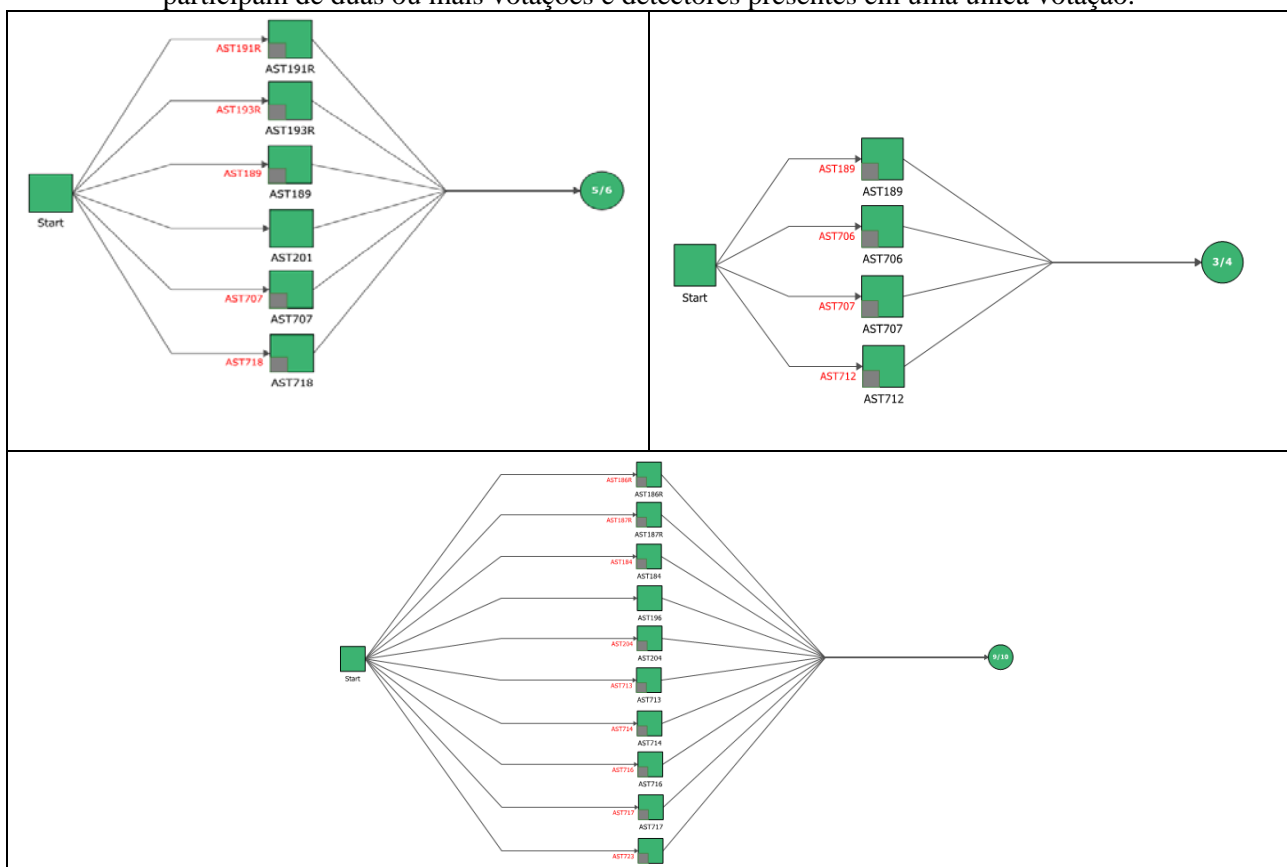
$$F_S(t) = 1 - R_S(t) \quad \text{Equação VI}$$

No segundo cenário, o qual retrata as votações reorganizadas e com o tamanho bastante reduzido, vários detectores passaram a participar de duas ou mais votações. Para representar esta condição na modelagem de confiabilidade, foi usado o recurso de “bloco espelho”, ou seja, um mesmo bloco está presente em vários diagramas de confiabilidade, porém sem que o bloco seja duplicado, isto é, sem duplicação de detectores. Este tipo de recurso torna o equacionamento da modelagem bastante complexo. Existem diversos métodos para solução de sistemas complexos na literatura, tais como Método da Decomposição, Métodos do *Tie Set* e *Cut Set*, Método da Tabela Booleana, Método da Tabela de Redução, Método do Teorema de Bayes, entre outros. O detalhamento destes métodos de solução de sistemas complexos pode ser encontrado em Fogliatto e Rubens (2009), CTS Compass (2019) e HBM Prensia (2019).

Tanto na modelagem do primeiro cenário quanto na modelagem do segundo cenário trabalha-se com sistemas reparáveis, isto é, o detector tem probabilidade de entrar em estado de falha, porém pode sofrer manutenção corretiva e voltar a operar. Este tipo de problema possui solução apenas numérica e via simulação. O método utilizado é o de Monte Carlo. Os detalhes do equacionamento matemático podem ser vistos em HBM Prensia (2019).

A Figura VII mostra algumas votações hipotéticas, onde detectores participam de mais de uma delas.

**Figura VII** – Diagramas de Blocos de Confiabilidade modelando votações onde há detectores que participam de duas ou mais votações e detectores presentes em uma única votação.



**Fonte:** Produzido pelos autores no software BlockSim, da HBM Prensia.

No primeiro cenário analisado, que corresponde à situação atual, as votações são grandes e nenhum detector está presente em mais de uma votação. Desta forma cada votação tem probabilidade de enviar o





Fazendo-se o desdobramento supracitado, obtém-se as Equações X à XIII, as quais calculam a estimativa de probabilidade de *shutdown* acarretado por falha simultânea de detectores, considerando as taxas de falha específicas de cada tipo de detector. Nas equações abaixo,  $n$  é o número de detectores em cada votação e  $N$  é o número de votações.

Para os detectores de  $\text{CH}_4$ :

$$F_{\text{plat\_CH}_4}(t) = 1 - \prod_{j=1}^{N_{\text{CH}_4}} \left( \sum_{i=k}^n \binom{n}{i} (e^{-\lambda_{\text{CH}_4}(t-\gamma)})^i (1 - e^{-\lambda_{\text{CH}_4}(t-\gamma)})^{n-i} \right)_j \quad \text{Equação X}$$

Para os detectores de  $\text{H}_2\text{S}$ :

$$F_{\text{plat\_H}_2\text{S}}(t) = 1 - \prod_{j=1}^{N_{\text{H}_2\text{S}}} \left( \sum_{i=k}^n \binom{n}{i} (e^{-\lambda_{\text{H}_2\text{S}}(t-\gamma)})^i (1 - e^{-\lambda_{\text{H}_2\text{S}}(t-\gamma)})^{n-i} \right)_j \quad \text{Equação XI}$$

Para os detectores de  $\text{CO}_2$ :

$$F_{\text{plat\_CO}_2}(t) = 1 - \prod_{j=1}^{N_{\text{CO}_2}} \left( \sum_{i=k}^n \binom{n}{i} (e^{-\lambda_{\text{CO}_2}(t-\gamma)})^i (1 - e^{-\lambda_{\text{CO}_2}(t-\gamma)})^{n-i} \right)_j \quad \text{Equação XII}$$

Para todo o conjunto de detectores da plataforma que fazem parte do escopo deste trabalho, considerando-se o primeiro cenário de organização das votações:

$$F_{\text{plat}}(t) = 1 - \left( 1 - F_{\text{plat\_CH}_4}(t) \right) \times \left( 1 - F_{\text{plat\_H}_2\text{S}}(t) \right) \times \left( 1 - F_{\text{plat\_CO}_2}(t) \right) \quad \text{Equação XIII}$$

É importante reforçar que, como qualquer uma das votações de todos os três tipos de detectores é capaz de enviar sinal de *shutdown* na planta de processo, do ponto de vista da modelagem de confiabilidade de sistemas, todas as votações estão em série. Desta forma, a probabilidade de falha da plataforma, que significa a probabilidade de *shutdown* indevido, é calculada pelo complemento do produto do complemento da probabilidade de falha de cada uma das votações de todos os tipos de detectores, conforme a Equação XIII. Isto para o primeiro cenário de organização das votações. Conforme mencionado anteriormente, o equacionamento para o segundo cenário, no qual as votações estão reorganizadas, é sobremaneira mais complexo.

#### 4. Simulações e análise dos resultados

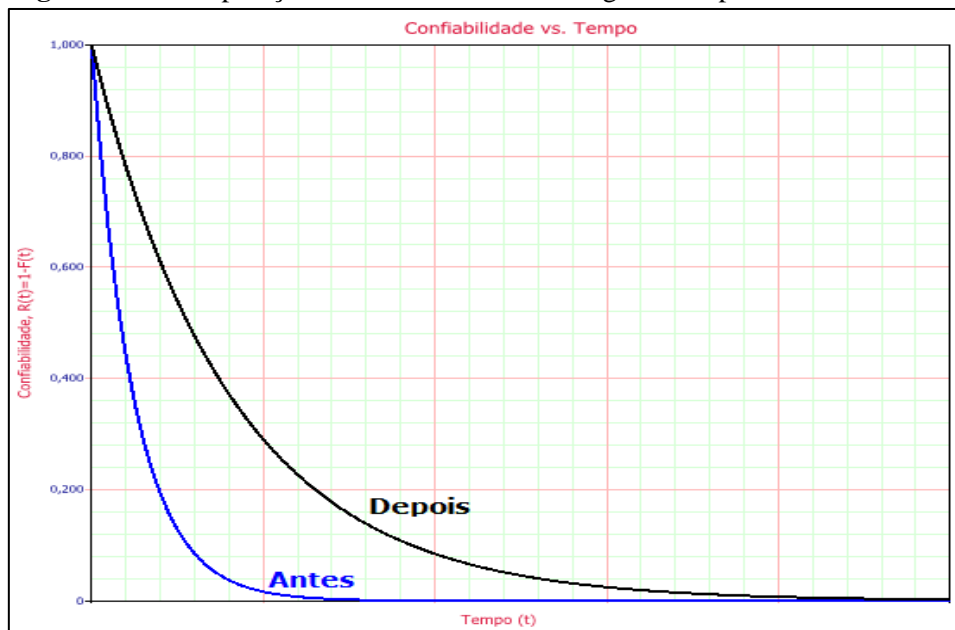
Com todas as premissas incluídas no modelo de confiabilidade de ambos os cenários, foram feitas as simulações para o arranjo atual de votações e o novo arranjo de votações proposto. De forma a alcançar uma maior convergência nos resultados, para cada cenário, foram feitas vinte mil iterações nas simulações de Monte Carlo. A lista seguinte resume os recursos consumidos para completude da modelagem e execução das simulações:

- Vinte mil simulações de Monte Carlo para o primeiro cenário;
- Vinte mil simulações de Monte Carlo para o segundo cenário;
- Tempo de total das simulações: 15 horas;
- Modelo com:
  - 1838 blocos;
  - 271 nós;
  - 336 diagramas e sub diagramas.

O gráfico da Figura IX mostra a confiabilidade do arranjo das votações em ambos os cenários. É importante lembrar que a confiabilidade, no contexto do presente trabalho, informa a probabilidade de a planta de processo da plataforma operar por um certo tempo ( $t$ ), sem que haja *shutdowns* acarretados por falhas de

detectores. Nota-se que a confiabilidade ao longo do tempo para o cenário com as votações reorganizadas é substancialmente maior.

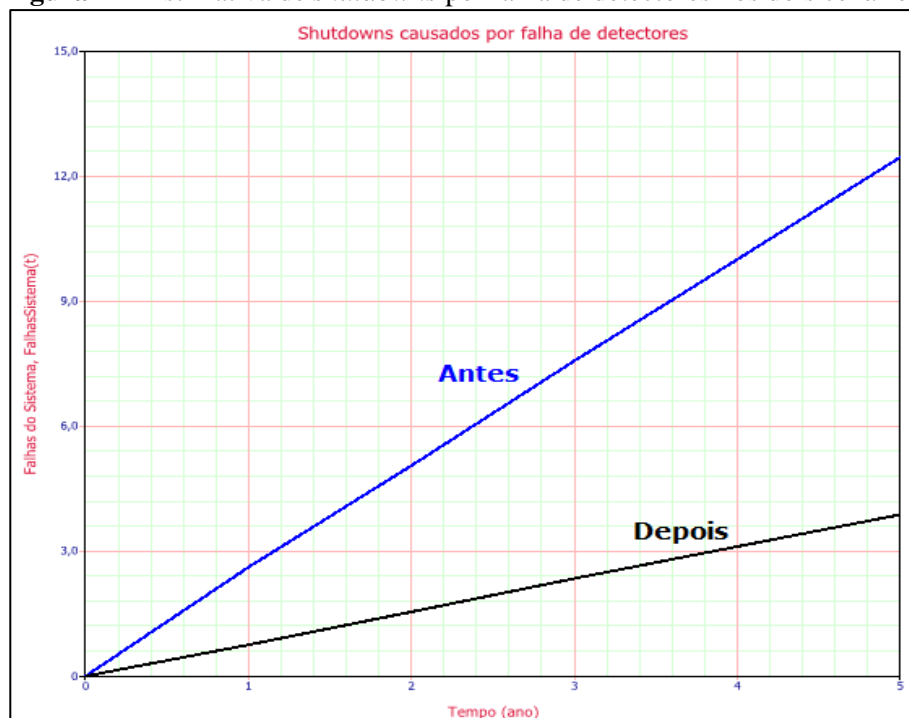
**Figura IX** – Comparação da confiabilidade ao longo de tempo nos dois cenários.



**Fonte:** Produzido pelos autores.

O gráfico da Figura X mostra a estimativa de *shutdowns* causados por falha em detectores ao longo do tempo, em ambos os cenários de organização das votações.

**Figura X** – Estimativa de *shutdowns* por falha de detectores nos dois cenários.



**Fonte:** Produzido pelos autores.

A Tabela III apresenta o número de falhas simultâneas de dois ou mais detectores em cada votação (que representam sinal de *shutdown* indevido na planta de processo) em cada arranjo de votação (atual e proposto) ao longo do tempo e o percentual de redução de *shutdowns indevidos* considerando a reorganização das votações proposta.

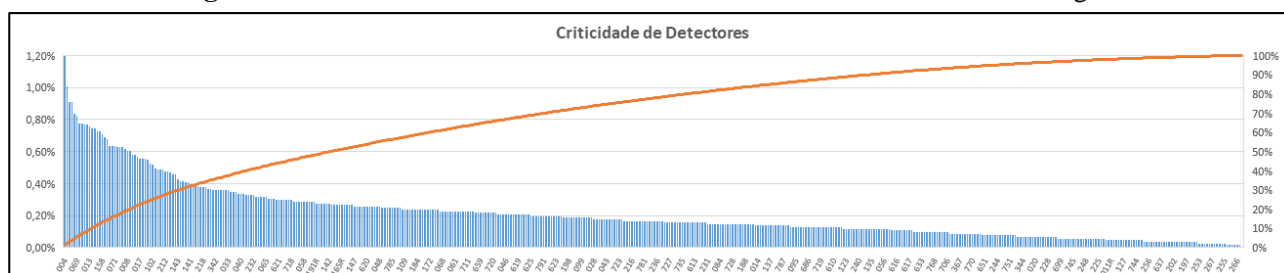
**Tabela III** – Estimativas de redução de *shutdowns* indevidos.

Tempo (anos)	<i>Shutdowns</i> indevidos ANTES	<i>Shutdowns</i> indevidos DEPOIS	Percentual de Redução de <i>shutdowns</i> indevidos
1	2,64	0,77	70,8%
2	5,25	1,55	70,4%
3	7,88	2,33	70,5%
4	10,51	3,11	70,4%
5	13,12	3,90	70,3%

**Fonte:** Produzido pelos autores.

Pela Tabela III é possível ver uma estimativa de redução de 70% no número de *shutdowns* acarretados por falhas simultâneas de detectores de gás. Esta proporção de redução é devida exclusivamente à proposta de reorganização das votações. Foram feitas análises de sensibilidade do modelo variando-se parâmetros como o tempo em que o detector permanece em falha até a chegada do mantenedor e o tempo em que o detector permanece em *override*. Verificou-se que a proporção de redução dos *shutdowns* indevidos se manteve muito próxima de 70%.

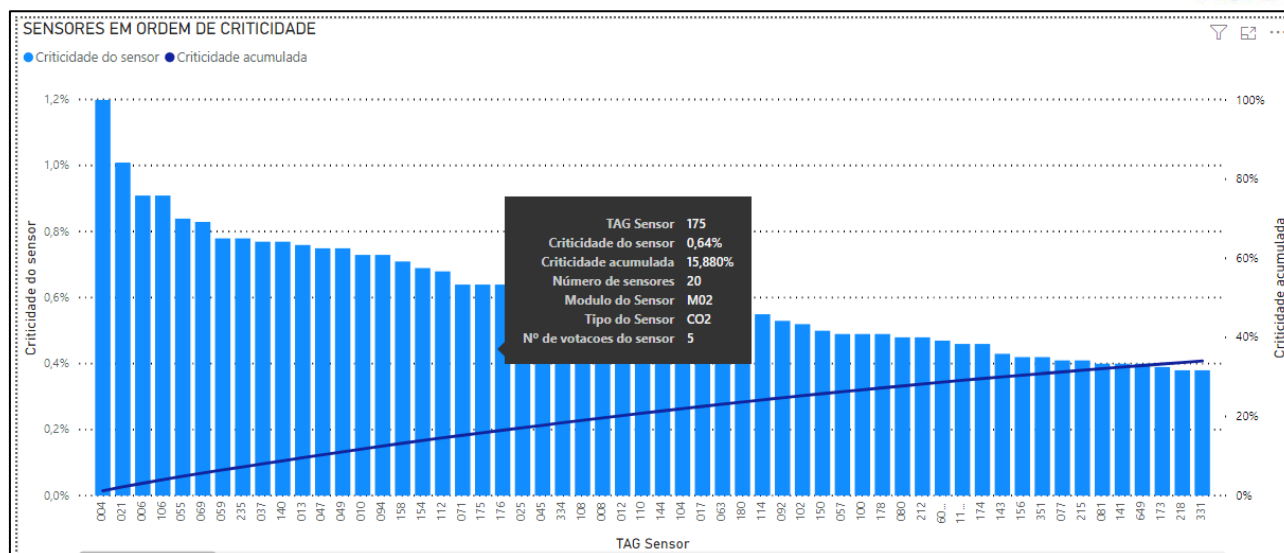
Aprofundando a análise dos resultados das simulações do segundo cenário, é possível encontrar algumas oportunidades de melhoria e ajuste fino. Na proposta de reorganização das votações, sabe-se que alguns detectores participarão de mais de uma votação juntamente com outros detectores que também participam de várias votações. Isto faz com que os detectores tenham pesos ou criticidade diferentes no número de *shutdowns* indevidos. O gráfico da Figura XI mostra, em forma de Pareto, todos os detectores alvos do estudo em ordem decrescente de criticidade.

**Figura XI** – Gráfico de criticidade em ordem decrescente dos detectores de gás.

**Fonte:** Produzido pelos autores.

Já o gráfico da Figura XII destaca os detectores que atuam como *bad actors* na proposta de reorganização, isto é, os mais influentes para ocorrência de *shutdowns* indevidos na planta de processo. Como exemplo, é possível ver que os vinte detectores mais críticos, do total de 468, respondem por 16% dos *shutdowns* estimados na proposta de reorganização. Desta forma, oportuniza-se a possibilidade de priorizar um número reduzido de detectores em termos de aquisição de item mais confiável, estratégias de manutenção e resposta às falhas. Na forma que a visão deste gráfico foi gerada, é possível identificar, de forma instantânea, a criticidade individual dos detectores, a ordem de criticidade de cada detector, o tipo do detector, em qual módulo ele está instalado e a quantidade de votações nas quais ele participa.

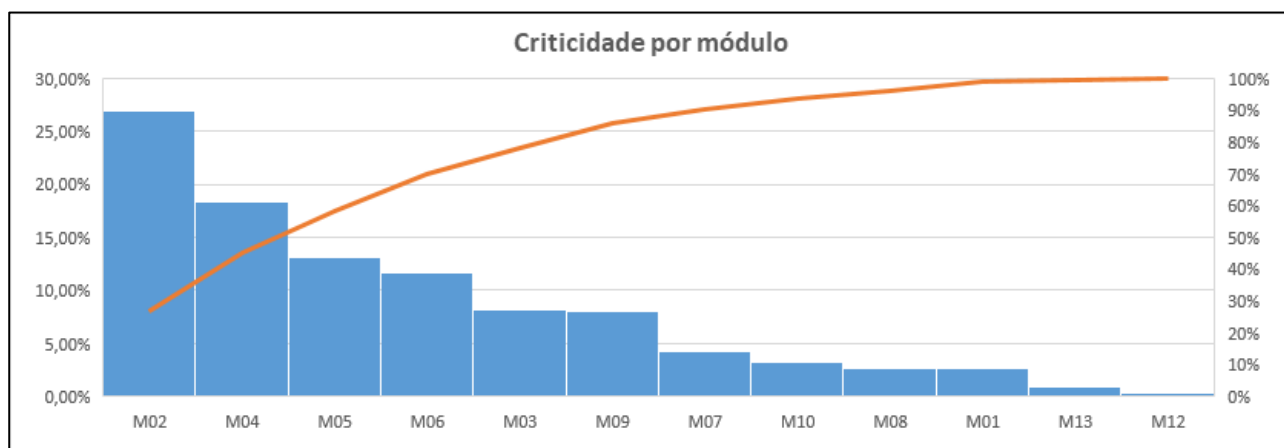
**Figura XII** – Gráfico da visão detalhada dos detectores *bad actors* na proposta de reorganização das votações.



Fonte: Produzido pelos autores.

O gráfico da Figura XIII mostra, em forma de Pareto, os módulos da plataforma em ordem decrescente de criticidade. Os resultados confirmam as expectativas, uma vez que os módulos mais críticos são aqueles que possuem maior número de votações e cujos detectores participam de um número maior de votações. Com isso, é possível adotar estratégias de manutenção que deem maior atenção aos módulos mais críticos. Uma análise parecida pode ser feita em termos de tipo de detector.

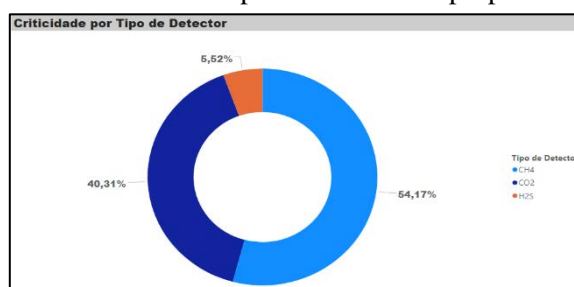
**Figura XIII** – Módulos colocados em ordem de criticidade.



Fonte: Produzido pelos autores.

O gráfico da Figura XIV mostra a criticidade de cada tipo de detector na proposta de reorganização das votações. Neste caso, o fator mais influente na criticidade é a quantidade de detectores por tipo.

**Figura XIV** – Criticidade de cada tipo de detector na proposta de reorganização das votações.



Fonte: Produzido pelos autores.

## 5. Estimativa da redução de perdas de produção.

Como mencionado anteriormente, a falha simultânea de dois detectores dentro de uma mesma votação provoca, pela filosofia de segurança, o *shutdown* da planta de processo, o que culmina em perda de produção. Com a estimativa de número de *shutdowns* para ambos os cenários de organização das votações ao longo do tempo, é possível calcular a redução das perdas de produção.

Aparentemente, a proporção de redução do volume total de perdas de produção ao longo do tempo seguirá a mesma proporção da redução do número de *shutdowns* indevidos. No entanto, o volume de perda de produção não depende apenas do tipo de *shutdown* e nem do tempo que a planta de processo leva para voltar a operar. Há vários fatores e condições operacionais que afetam o volume de uma perda de produção. Portanto, o cálculo do volume de perda não é determinístico, trata-se de um fenômeno probabilístico, onde a variável aleatória é justamente o volume de perda para cada *shutdown*.

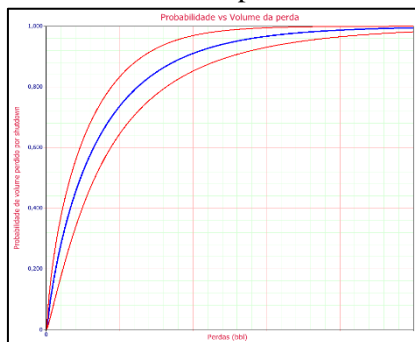
Desta forma, é necessário entender o comportamento estatístico dos volumes de perdas de produção decorrentes de *shutdowns* causados por falha de detectores. Foram coletados dados de perdas com estas características para a modelagem. Ao realizar os testes de aderência de Kolmogorov-Smirnov, Coeficiente de Correlação e Valor da Verossimilhança, cuja matemática está detalhada em HBM Prensia (2019) e também em Meyer (1983), concluiu-se que a distribuição mais aderente aos dados de perdas de produção é a Weibull tri paramétrica. Sua formulação pode ser vista na Equação XIV, onde a variável aleatória é o volume ( $v$ ) da perda. Esta equação informa a probabilidade  $P$  de deixar de produzir um volume  $v$  de barris de petróleo na ocorrência de um *shutdown* na planta de processo. Os parâmetros  $\beta$ ,  $\eta$  e  $\gamma$  são estimados com base nos dados históricos de perdas levantados anteriormente. Eles foram estimados num intervalo de confiança de 95%.

$$P(v) = 1 - e^{-\left(\frac{v-\gamma}{\eta}\right)^\beta} \quad \text{Equação XIV}$$

Por se tratar de uma informação sensível, os valores estimados dos parâmetros não serão explicitados no presente trabalho. No entanto, alguns comentários podem ser feitos a respeito deles. O parâmetro  $\gamma$  é conhecido como parâmetro de vida mínima na engenharia de confiabilidade. No contexto da modelagem das perdas de produção neste trabalho, o parâmetro  $\gamma$  indicará o volume mínimo de perda, isto é, por menor que seja o tempo de parada da planta de processo por *shutdown* decorrente de falha de detectores de gás, estatisticamente, a perda de produção não será inferior a  $\gamma$ . Em outras palavras, não existe probabilidade de perda zero decorrente de *shutdown* na planta de processo. O  $\gamma$  estimado corresponde a um valor pequeno, baseado nos dados levantados. O parâmetro  $\beta$  foi estimado em um valor inferior a 1 (um), o que indica, estatisticamente, que os volumes das perdas são predominantemente baixos. O parâmetro  $\eta$ , no contexto da modelagem das perdas de produção, indica o volume característico de perda. Isto é, na ocorrência de um *shutdown* acarretado por falha de detectores, a probabilidade da perda ser de  $\eta + \gamma$  barris de petróleo é de 63,2%, aproximadamente.

A Figura XV mostra o gráfico da probabilidade de se perder certo volume na ocorrência de um *shutdown* na planta de processo causado por falha de detectores. A linha em azul mostra esta probabilidade, a qual tem 95% de confiança de estar localizada nos limites das curvas vermelhas. Os parâmetros foram estimados pelo método da Regressão do Ranque Não Linear, devido o parâmetro de perda mínima. Os limites de confiança foram calculados com base no método da Razão da Verossimilhança. O detalhamento matemático de ambos os métodos pode ser verificado em HBM Prensia (2019).

**Figura XV** – Probabilidade de volume perdido na ocorrência de *shutdown*.



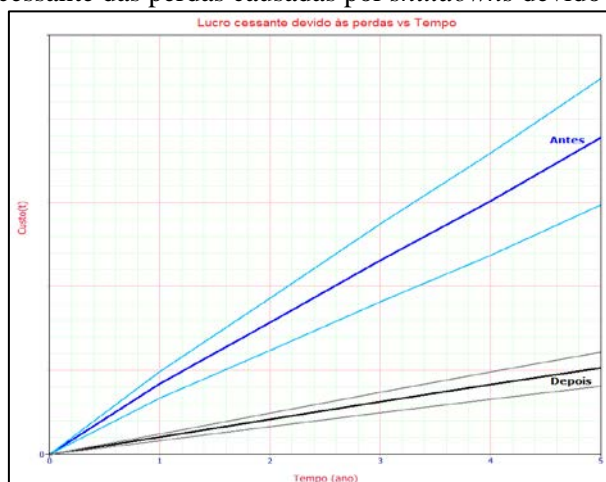
**Fonte:** Produzido pelos autores.

A distribuição estatística, cujo gráfico está representado na Figura XV, foi incorporada ao modelo das votações em ambos os cenários, participando das simulações mencionadas anteriormente, uma vez que o



cálculo da perda por *shutdown* também é probabilístico. O gráfico da Figura XVI mostra o lucro cessante acumulado, ao longo do tempo, causado pelas perdas oriundas de *shutdowns* por falha de detectores. No presente trabalho não foram evidenciados os valores absolutos financeiros por se tratar de informações mais sensíveis, no julgamento dos autores, além de que há variações ao longo do tempo do câmbio, do barril do petróleo e da taxa mínima de atratividade (TMA). Vale ressaltar que, o montante estimado da economia com a redução das perdas pode chegar à casa de dezenas de milhões de dólares. No entanto, a informação mais importante pode ser extraída do gráfico da Figura XVI e da Tabela IV. Trata-se da redução percentual do lucro cessante ao longo do tempo, comparando-se os cenários antes e depois da reorganização das votações. As linhas mais claras delimitam a confiança de 95% da estimativa do lucro cessante. Isto é, o lucro cessante, em cada um dos cenários, estará contido neste intervalo, com uma confiança de 95%.

**Figura XVI** – Lucro cessante das perdas causadas por *shutdowns* devido às falhas de detectores.



**Fonte:** Produzido pelos autores.

A Tabela IV mostra a redução percentual das perdas causadas pelos *shutdowns* decorrentes de falhas em detectores. Por se tratar de um cálculo probabilístico baseado em histórico de dados, é necessário informar a incerteza. No presente trabalho, esta incerteza estatística é de 5%. Verifica-se, numa visão geral, que a mediana da redução das perdas é de 73%, podendo variar de 60 a 82% de redução, com uma confiança de 95%. Um resultado bastante expressivo.

**Tabela IV** – Redução proporcional das perdas de produção por *shutdowns* devidos a falhas de detectores.

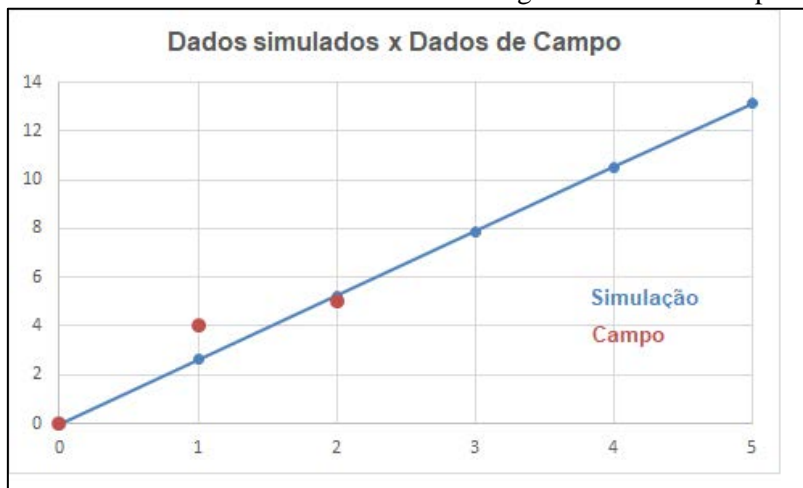
Tempo (anos)	Redução das perdas acarretadas por <i>shutdowns</i> devido falha de detectores (confiança de 95%)		
	Redução de perdas (limite inferior)	Redução de perdas (mediana)	Redução de perdas (limite superior)
1	64%	76%	83%
2	60%	73%	82%
3	59%	73%	82%
4	59%	72%	82%
5	59%	73%	82%

**Fonte:** Produzido pelos autores.

## 6. Validação do modelo

De forma a comparar a estimativa de falhas calculada pelo modelo e os dados de quantidade de *shutdowns*, foram coletadas informações de dois períodos de tempo, cujos dados estavam mais confiáveis. O gráfico da Figura XVII compara, em dois períodos de tempo, a quantidade estimada acumulada de *shutdowns* acarretados por falha de detectores (pontos azuis) e a quantidade acumulada de *shutdowns* verificados em campo. O gráfico mostra que o modelo se aproxima bastante da realidade. Deve-se ressaltar ainda que os estudos de confiabilidade são modelos vivos, isto é, vão sendo calibrados e melhorados com a entrada de novas informações e dados ao longo do tempo.

**Figura XVII** – Número acumulado de *shutdowns* ao longo dos anos em campo e na simulação.



**Fonte:** Produzido pelos autores.

## 7. Conclusões e considerações finais

O objetivo deste trabalho é estimar a redução de *shutdowns* decorrentes de falhas de detectores e quantificar os ganhos estimados com a reorganização das votações. Como conclusão principal, a redução deste número de *shutdowns* é de aproximadamente 70%. Como consequência, haverá redução de perdas de produção e redução de lucro cessante ao longo do tempo. Esta redução é estimada entre 60 e 82%, com uma confiança de 95% para este resultado. As estimativas de redução de eventos de *shutdowns* indevidos e redução de perdas de produção mostra que é viável o trabalho de reorganização das votações.

A modelagem e os resultados das simulações abrem caminho para outras ações de melhoria após a reorganização das votações. Uma vez que foram estabelecidas as criticidades dos detectores que estão dentro do escopo deste trabalho, é possível adotar estratégias de manutenção diferenciadas a eles. Também é possível se ter maior embasamento para compra de detectores de maior confiabilidade.

## 8. Referências bibliográficas

MOUBRAY, John. Reliability Centered Maintenance – RCM II. United Kingdom: Aladon Ltd, 1997. Second edition.

CTS COMPASS. Apostila do Curso de Engenharia de Confiabilidade. São Paulo: ReliaSoft Brasil, 2019.

CTS COMPASS. Apostila do Curso de Confiabilidade de Sistemas. São Paulo: ReliaSoft Brasil, 2019.

FOGLIATTO, Flávio Sanson & RIBEIRO, José Luis Duarte. Confiabilidade e Manutenção Industrial. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009. 7ª impressão.

LAFRAIA, João Ricardo Barusso. Manual de Confiabilidade, Manutenibilidade e Disponibilidade. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2014.

HBM PRENSCIA. ReliaWiki. Tucson, Arizona, USA: HBM Prensncia. Retrieved from [http://HBM Prensncia.org/index.php/Main\\_Page](http://HBM Prensncia.org/index.php/Main_Page) (acessado em julho de 2019).

MEYER, Paul L. Probabilidade: Aplicações à Estatística (2nd ed.). Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos Editora, 1983.