

ESTIMATIVA DA PROBABILIDADE DE ERRO HUMANO: UMA ANÁLISE DA UTILIZAÇÃO E PESQUISA DOS MÉTODOS DE CONFIABILIDADE HUMANA, DADOS DISPONÍVEIS E TÉCNICAS PROBABILÍSTICAS

Caroline Morais^{1,2}, Raphael Moura^{1,2}, Michael Beer^{1,3,4}, Edoardo Patelli^{1,5}

¹ Institute for Risk and Uncertainty, University of Liverpool, Reino Unido

² Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis, Brasil

³ Institute for Risk and Reliability, Leibniz Universitat Hannover, Germany

⁴ School of Civil Engineering & Shanghai Institute of Disaster Prevention and Relief, Tongji

⁵ Department of Civil & Environmental Engineering, University of Strathclyde, Reino Unido.

SINOPSE:

Idealmente, uma análise de risco completa deve considerar as interações entre fatores organizacionais, tecnológicos e individuais. Se a análise de risco for quantitativa, é preciso conhecer as probabilidades de falha dos sistemas. Todavia, as probabilidades de falha dos componentes são avaliadas de maneira diferente das probabilidades de falhas humanas. Para estas, é recomendado o uso da Análise de Confiabilidade Humana, que deve ser realizada através da cooperação entre grupos profissionais de diferentes disciplinas, tais como técnicos, projetistas, operadores, psicólogos e sociólogos.

Para obter resultados de probabilidade de erro humano, é preciso escolher uma metodologia de Análise de Confiabilidade Humana, o tipo de dado e um método probabilístico. Inicialmente, este artigo descreve os principais métodos quantitativos de Análise de Confiabilidade Humana, em termos dos modelos de taxonomias utilizadas para descrever tanto os erros humanos quanto os fatores influenciadores de performance. Em seguida, são descritas a qualidade e a forma de coleta dos diferentes tipos de dados utilizados na análise de confiabilidade humana: opinião de especialistas, observação direta das operações, simuladores de cenários, bancos de dados de quase-acidentes, além do método de coleta desenvolvido por parte dos autores deste artigo, a partir de relatórios de investigação de grandes acidentes. Finalmente, são descritos os métodos mais utilizados para quantificar as falhas humanas: árvore de eventos, árvore de falhas e redes Bayesianas, destacando os pontos positivos e negativos de cada abordagem. A pesquisa dos autores na utilização de Credal networks, uma extensão da metodologia de redes Bayesianas, é brevemente discutida.

Para manter os dados e resultados atualizados, mesmo com a evolução da tecnologia ao longo do tempo, os autores também descrevem uma abordagem ainda experimental, utilizando *machine learning*. O método foi desenvolvido com o intuito de automatizar a extração de dados relevantes de relatórios de acidente, como alternativa mais dinâmica em comparação com a coleta de dados por meio de leitura dos relatórios por um especialista.

1. INTRODUÇÃO:

1.1. Necessidade

Os resultados de investigações de grandes acidentes em diversos sistemas industriais de alta tecnologia indicam a contribuição de erros humanos para o desencadeamento desses eventos indesejáveis. Também é largamente demonstrado que os erros humanos são, em sua grande maioria, provocados por outros fatores, sejam eles organizacionais, tecnológicos ou inerentes a um indivíduo. Moura et al. identificaram, baseado na

análise de diversos relatórios de grandes acidentes industriais, que apenas 0,84% de tais eventos tiveram origem em erros humanos associados somente a fatores cognitivos ou individuais [1]. Muito se é discutido sobre a relação dos erros dos operadores, e do que poderia tê-los gerado, em relatórios de grandes acidentes. Todavia, é muito mais simples apontar um erro humano e suas causas-raízes depois que do acidente ocorrido, do que prevê-los ainda na fase de projeto ou preveni-los no decorrer da operação.

Para tal previsão, a ferramenta mais reconhecida é a Análise de Confiabilidade Humana, que pode ser utilizada dentro do escopo das análises de riscos conduzidas na fase de projeto e, potencialmente, durante a fase de operação. Pode-se dizer que a Análise de Confiabilidade Humana é uma forma estruturada para analisar fatores humanos. Há dúvidas sobre a possibilidade da inclusão de determinada válvula automática diminuir de fato a probabilidade de acidente, ou se seria melhor manter uma válvula manual? Ou se determinada operação seria mais ou menos segura com dois ou três operadores? A sugestão é que se faça uma Análise de Confiabilidade Humana, integrada às análises de risco do equipamento, sistema ou planta de processo, o que se configuraria em boa prática de engenharia.

Sobre requisitos regulatórios na área de óleo e gás consta desde 2007, no regulamento de segurança operacional brasileiro para plataformas de exploração e produção *offshore* SGSO [2], a necessidade de se desenvolver práticas de gestão de fatores humanos (Prática de Gestão 4), além de considerar tais fatores na escolha da metodologia de identificação de análise de risco (item 12.3.e). Todavia, ainda há pouca evidência da avaliação de tais aspectos de maneira sistematizada, ou seja, com aplicação de metodologias validadas de Análise de Confiabilidade Humana.

Para definir do que se trata uma Análise de Confiabilidade Humana validada, precisamos definir antes as variáveis que ela abrange: erro humano e fatores humanos (ou fatores que influenciam o desempenho humano).

1.2. Conceitos básicos

Há vasta literatura sobre erros humanos, fatores humanos e Análise de Confiabilidade Humana, que este artigo não tem a pretensão de cobrir na integralidade. De forma a facilitar a presente discussão, os termos serão brevemente descritos, no intuito de harmonizar o entendimento dos conceitos para as aplicações descritas no artigo.

Erros humanos (*Human Error*): existem várias classificações de erros humanos, mas as mais conhecidas para análise estruturada de riscos são: (a) erros de omissão (ausência de qualquer ação) e execução (falha na realização de uma ação); (b) erros de habilidade, procedimento e conhecimento (*Skill-Rule-Knowledge*); (c) esquecimento (*slips and lapses*) e falhas de execução (*rule-based mistakes and knowledge-based mistakes*) [1, 3 -5]. A técnica de Análise de Confiabilidade Humana selecionada geralmente dita que tipo de erro humano escolher, e qual tipo de medida mitigadora está correlacionado a cada um desses erros (por exemplo, um erro de esquecimento da velocidade máxima em uma estrada pode não ser resolvido facilmente com treinamento, mas sim com sinalizações de velocidade mais perceptíveis ao motorista). O termo performance ou desempenho humano também costumam ser usados em discussões teóricas, com o fim de retirar a culpabilidade no processo. Todavia o termo ‘erros humanos’ ainda predomina no uso em análises de perigo e riscos, para reforçar o desvio do processo ideal. Outras classificações de erros humanos são utilizadas nos diferentes métodos de análise de confiabilidade humana. Por exemplo, na Tabela 1, pode-se verificar exemplos adicionais

de erros humanos usados na taxonomia utilizada pelo Hollnagel [6], em sua metodologia de confiabilidade humana CREAM.

Tabela 1. Exemplos de erros humanos de execução utilizados na metodologia CREAM

Erros de execução
Tempo errado
Tipo errado
Objeto errado
Lugar errado

Fatores influenciadores do desempenho humano (*Performance shaping factors*): todos os fatores organizacionais, tecnológicos e inerentes a um indivíduo que podem melhorar ou degradar o desempenho do trabalhador. O termo Fatores Humanos também é frequentemente utilizado com o mesmo significado. Exemplos de fatores organizacionais: erros de projeto, tarefas mal distribuídas, falha na comunicação, erro de manutenção, luminosidade etc. Exemplos de fatores tecnológicos: falhas em software e hardware (equipamentos), problemas de acesso, informação ambígua, etc. Exemplos de fatores inerentes ao indivíduo: stress psicológico, stress fisiológico, problemas de audição ou visão, etc.

Tabela 2. Exemplos de fatores modeladores de desempenho propostos na metodologia CREAM

Fatores Organizacionais	Fatores Tecnológicos	Fatores inerentes ao indivíduo
Falha na comunicação	Falha de equipamento	<i>Permanentes</i>
Ausência de informação	Falha de software	Deficiência funcional
Falha na manutenção	Procedimento inadequado	Estilo cognitivo
Controle de qualidade inadequado	Limitações de acesso	Tendência cognitiva
Problema de gerenciamento	Informação ambígua	<i>Temporárias</i>
Erro de projeto	Informação incompleta	Falha de memória
Alocação inadequada de tarefa	Problemas de acesso	Medo
Pressão social	Identificação incorreta	Distração
Habilidade insuficiente		Fatiga
Conhecimento insuficiente		Variabilidade de Performance
Condições ambientais adversas		Falta de atenção
Demanda excessiva		Stress psicológico
Disposição inadequada do ambiente de trabalho		Stress fisiológico
Horas irregulares de trabalho		

Análise de Confiabilidade Humana (*Human Reliability Analysis*): O modelo de como os fatores modeladores de desempenho desencadeiam os erros humanos. A Figura 1 representa a interação entre os principais conceitos necessários para entender este artigo. A interação entre os fatores e os erros humanos variam conforme o método utilizado – tais métodos serão brevemente apresentados no item 1.3.

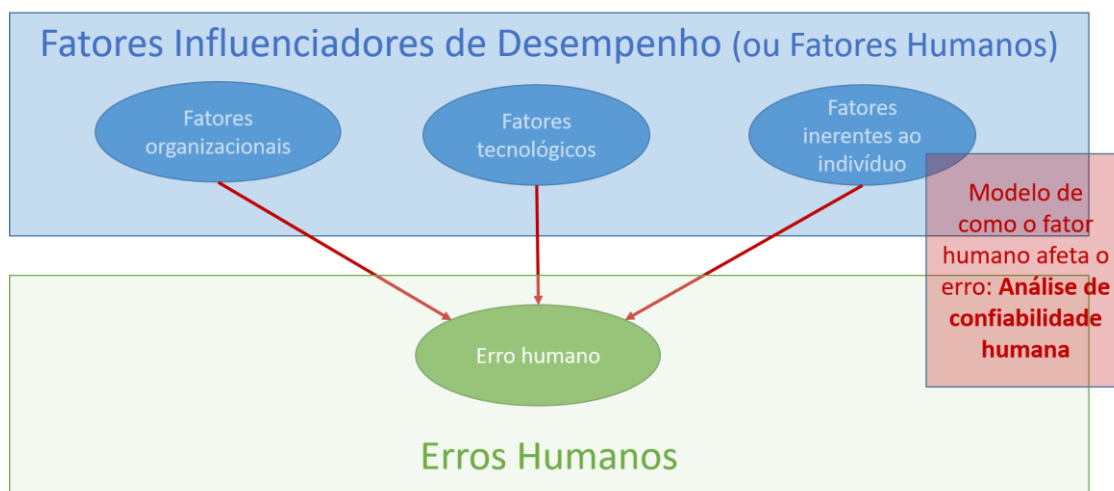


Figura 1 - Relação entre os conceitos necessários para análise de confiabilidade humana

Por fim, são necessários alguns comentários sobre os conceitos de Incertezas, Riscos e Probabilidade. Em termos científicos, quando se fala em ‘previsão’ ou ‘risco’ de algo que não temos certeza que irá ocorrer, estamos falando em determinar uma ‘probabilidade’. Portanto, ‘métodos probabilísticos’ são aqueles capazes de quantificar incertezas e remetem a dados incertos do passado ou a previsões para o futuro. Como o comportamento humano é muito variável diante de diferentes contextos organizacionais e tecnológicos, a escolha do método probabilístico pode ter um grande peso no resultado final. Obviamente, esta discussão se aplica a riscos que precisam ser quantificados para gerar uma informação de nível de risco passível de comparação com o nível de risco suportado por uma empresa ou sociedade. Entende-se que análises quantitativas de risco proveriam suporte adequado aos tomadores de decisão (ex. gerentes ou órgãos reguladores) quanto a viabilidade de um projeto.

1.3. Métodos quantitativos de Análise de Confiabilidade Humana

A Análise de Confiabilidade Humana (Human Reliability Analysis) define um conjunto de métodos qualitativos e quantitativos usados para analisar, de maneira sistemática, os fatores humanos nas indústrias. Seus principais objetivos são [7]:

- identificar os possíveis erros humanos em uma tarefa (através de uma análise de tarefas críticas) e os fatores que podem desencadeá-los;
- quantificá-los (quando necessário)
- propor soluções para prevenir ou mitigar erros humanos.

A análise parte do pressuposto de que erros humanos são desencadeados pela interação entre fatores individuais, tecnológicos e organizacionais, os chamados fatores influenciadores do desempenho humano. Os métodos qualitativos de confiabilidade humana fornecem a identificação de erros, possíveis soluções preventivas ou de mitigação e uma classificação (ou ranqueamento) de riscos, cenários ou atividades críticas. Os métodos quantitativos de confiabilidade humana fornecem as mesmas funções que os métodos qualitativos, com a adição de uma estimativa das probabilidades de erro humano, de acordo com os fatores de modelagem de desempenho definidos em um cenário específico. Existem diferentes métodos quantitativos de confiabilidade humana, incluindo THERP (*Technique for Human error Prediction*) [8], SPARH (*Standardized Plant Analysis Risk-Human Reliability Analysis*) [9], HEART (*Human error assessment and*

reduction technique) [10] e CREAM (*Cognitive Reliability and Error Analysis Method*) [6]. O Petro-HRA, um método desenvolvido para atender especificamente ao setor de óleo e gás, é uma extensão do SPAR-H [11].

Os métodos quantitativos permitem estimar (ou ajustar estimativas iniciais) de probabilidades de erro humano de acordo com os fatores de modelagem de desempenho no contexto industrial específico em avaliação (fatores organizacionais, tecnológicos e individuais). Contudo, as probabilidades de erro humano obtidas com métodos quantitativos são frequentemente afetadas por dados de erro humano imprecisos, esparsos e / ou incompletos, levando a probabilidades subestimadas ou superestimadas.

Existem estudos que buscam validar tais métodos, comparando resultados das estimativas com bancos de dados [12]. Alguns reguladores de segurança, a exemplo do HSE (Health and Safety Executive UK), se utilizam de resultados de tais estudos para estabelecer os critérios mínimos para aceitação das metodologias de Análise de Confiabilidade Humana [13].

1.4 Dados de erros e fatores humanos

A fonte de dados ideal para quantificação de erro humano deveria ser capaz de fornecer o numerador e denominador da Equação 1, que pode ser comparada à confiabilidade de sistemas em que a probabilidade de falha é avaliada por demanda e não por tempo [7].

$$\text{Probabilidade de erro humano} = \frac{\text{quantidade de erros humanos}}{\text{quantidade de oportunidades para erro}} \quad (\text{Eq.1})$$

Existem quatro principais formas de coleta de dados utilizados na análise de confiabilidade humana, no qual a coleta é a maior influenciadora da credibilidade.

Opinião de especialistas: é considerada a opção com menor credibilidade, todavia ainda é a mais utilizada. É o método que usa uma forma estruturada para transformar a opinião de especialistas em números (probabilidades). Especialistas são indivíduos com conhecimento ou habilidade reconhecidos em um sistema ou setor específico (por exemplo, engenheiros e operadores de planta de processo). Às vezes, a opinião de especialistas é a única fonte de dados disponível, portanto, suas estimativas, baseadas na experiência, são agregadas, adotando métodos para reduzir a variabilidade das opiniões emitidas [14]. A baixa credibilidade desta fonte de dados ocorre porque os especialistas podem ser tendenciosos e refletir preconceitos em suas estimativas, além de se mostrarem sistematicamente confiantes da precisão de seus julgamentos. Além disso, pesquisas demonstram que a maioria das pessoas têm problemas em entender e emitir julgamentos em forma de probabilidade [15]. Por fim, mesmo que se evite a estimativa da probabilidade por especialistas para reduzir a fonte de incertezas, é improvável ter uma análise de confiabilidade humana que não dependa em certo grau do julgamento de especialistas, pois todos os métodos começam com uma modelagem do cenário avaliado. O filme ‘Moneyball’ (O homem que mudou o jogo), em uma cena entre o minuto 25 termina no minuto 29, ilustra o porquê deste método ser considerado o de menor credibilidade.

Simuladores de cenários operacionais: tais dados são coletados de salas de controle fictícias, muitas vezes em consoles de treinamento, ou em outros espaços de trabalho em que operadores reais realizam tarefas específicas em cenários de operação normal ou de emergência. Os dados coletados dos simuladores, geralmente, são restritos às interfaces homem-máquina nas salas de controle. Os dados coletados precisam frequentemente ser calibrados por julgamento de especialistas, como as abordagens adotadas pelos projetos de coleta se

simuladores conhecidos como SACADA [16], HAMMLab [17], HuREX [18], OPERA [19]. Um dos pontos mais positivos deste tipo de coleta é o controle da quantidade de erros versus a quantidade de tentativas. Todavia, a credibilidade desta fonte é reduzida, por tratar, raramente, de eventos ligados à operação manual ou à manutenção de equipamentos, sendo focado em operações regulares e resposta à emergência, executadas da sala de controle. A baixa correlação com o contexto real da operação também é alvo de críticas, uma vez que os operadores sabem que as tarefas realizadas em ambiente simulado não iniciarão nenhum acidente real e que suas ações estão sendo observadas por um avaliador. Esta crítica é ilustrada no filme 'Sully' (O herói do Rio Hudson), em uma cena que se inicia no tempo 1:08:54 e termina em 1:18:35.

Dados de monitoramento direto das tarefas: é o método em que uma tarefa operacional real é observada no momento em que é executada por um avaliador, que pode ser um colega de trabalho ou o próprio trabalhador, registrada e analisada após o evento. Em teoria, é considerada uma das melhores fontes de dados, pois além de acontecer num contexto real de operação, contém a possibilidade de comparar com a quantidade de vezes que a tarefa foi realizada com sucesso. Um exemplo deste método de coleta são os registros dos quase incidentes que são vivenciados diariamente numa planta de processo mas que não necessariamente são passíveis de serem comunicados ao órgão regulador. Sabe-se que a base de dados CORE-DATA (uma mistura de dados de diversas fontes) foi parcialmente gerada com dados deste tipo [20], mas não se há registro de bases de dados exclusivas deste tipo. Os principais pontos fracos deste tipo de método são a ausência de registros para tarefas raramente executadas e a baixa aderência do reporte de erros praticados pela equipe operacional (devido a diversos motivos, entre eles o temor de medidas punitivas).

Derivados de comunicação de quase-acidentes: são dados considerados derivados de operações reais, especificamente de eventos de quase-acidentes (eventos com potencial de causar danos consideráveis a ativos e pessoas, mas que não tiveram consequências relevantes). Esse tipo de dado tem o benefício de descrever melhor os erros relacionados ao equipamentos operados manualmente e de relacionar erros humanos a fatores de modelagem de desempenho. No entanto, os relatórios de quase-acidentes são genéricos e rasos, sendo geralmente restritos ao que precisa ser comunicado ao órgão regulador. Portanto, fatores relevantes deixam de ser capturados ou investigados com profundidade que determine os fatores que contribuíram para a falha reportada. Um dos trabalhos mais emblemáticos deste tipo de dados foi gerado com base em acidentes comunicados ao órgão regulador nuclear da Alemanha [21].

Derivados de relatórios de grandes acidentes: gerados a partir de evidências de relatórios de investigação de acidentes ampliados de relatos sobre erros humanos e fatores de modelagem de desempenho. Tais dados têm o potencial de fornecer uma relação ainda mais forte entre fatores de desempenho e erros humanos, uma vez que são realizadas investigações mais detalhadas das causas raízes que levaram aos acidentes. Outro ponto forte deste método é o potencial de serem dados de fácil compartilhamento e acesso, uma vez que os relatórios de grandes acidentes geralmente são públicos. Apesar dos benefícios potenciais, os grandes acidentes são eventos raros, e não é trivial obter um número de eventos estatisticamente significantes. Ademais, é necessário que se utilize um método probabilístico adequado, uma vez que a relação entre a quantidade de atividades bem-sucedidas e a malsucedida que levou ao acidente é também uma grande fonte de incerteza. Um dos bancos de dados mais emblemáticos deste tipo foi gerado por parte dos autores deste artigo [1].

A boa prática comum a todas as formas de coletas de dados é sempre descrever e registrar as incertezas envolvidas no processo de coleta, para que sejam corretamente avaliadas pelo método probabilístico utilizado.

1.5 – Métodos para modelar os dados

A discussão quanto à seleção do método probabilístico tem se tornado cada vez mais relevante em Análise de Confiabilidade Humana, uma vez que os dados de erros humanos estão sujeitos a incertezas.

O método probabilístico deve ser capaz de representar (ou modelar) as tarefas críticas de um procedimento operacional, além de quantificar o quanto cada tarefa contribui para o nível de risco final. De acordo com o método selecionado, ainda são incorporados à representação os fatores que influenciam a performance de cada tarefa. O método de confiabilidade humana selecionado e/ou os dados anteriormente coletados ditam quais fatores influenciam cada etapa do processo, chegando-se assim a modelagem completa da operação.

Os métodos mais utilizados para modelar e quantificar os erros humano são: árvore de eventos, árvore de falhas e redes Bayesianas (Bayesian networks). Os dois primeiros são majoritariamente utilizados pela indústria, não só porque são tradicionais mas também porque necessitam de menor quantidade de dados. Já as redes Bayesianas são cada vez mais dominadas no âmbito acadêmico, mas ainda tem sido pouco aplicada na indústria, provavelmente porque, para aproveitar todo o seu potencial, necessita-se de uma quantidade de dados maior que as árvores de falhas e de eventos.

Basicamente, redes Bayesianas podem ser representadas por gráficos acíclicos, onde os nós são conectados entre si por arcos que expressam dependências entre variáveis. As direções dos arcos devem ser coerentes com a relação (que pode ser causal) das variáveis conectadas. Na rede bayesiana representada na Figura 2, os nós PSF₁, PSF₂ e PSF₃ (*performance shaping factors*) são chamados “nós-pais” de EH (erro humano), que por sua vez é chamado de “nó-filho”. PSF₁ e PSF₃ também são chamados de “nós-raiz”, por não possuírem “pais” [22].

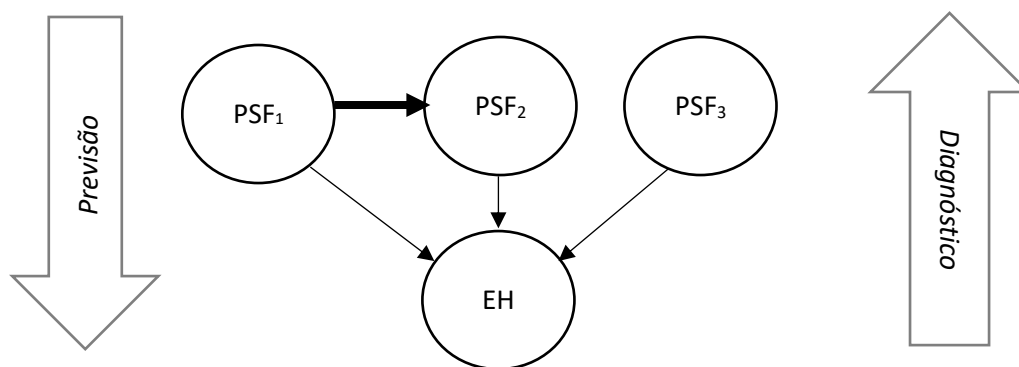


Figura 2 – Exemplo de rede Bayesiana

A Figura 2 também é a representação gráfica da probabilidade condicional entre as variáveis A, B e C. Se for necessário fazer uma operação de previsão da variável C, não basta ter os dados de entrada das variáveis A e B (como ocorre no método de árvore de falhas e de eventos), mas também os dados de como estes se correlacionam com a variável C. Essa relação é chamada de “distribuição da probabilidade conjunta” (*joint probability distribution*) e pode ser representada pela Equação 2.

$$P(HE_i) = \prod_{i=1}^n P(HE_i | PSF_i) \quad (\text{Eq.2})$$

O modelo da Figura 3 também demonstra uma possibilidade deste método probabilístico de poder haver dependência entre os fatores modeladores de desempenho. Repare que o PSF1 possui influência em PSF2 e

ambos possuem influência no erro humano final. Esta possibilidade não é direta quando se usa métodos de árvore de falha ou de eventos. Este modelo permite descrever interações como o fator organizacional “manutenção” impacta o fator tecnológico “falha de equipamentos”

O teorema de Bayes expresso na Equação 3 fornece o contexto matemático da operação realizada no sentido inverso, uma operação de diagnóstico. Esta possibilidade é muito útil para a análise de Confiabilidade Humana. Com redes Bayesianas, esta operação de diagnóstico pode ser usada ao fixar um valor aceitável de erro humano e verificar qual fator, PSF1, 2 ou 3, influencia mais a probabilidade de erro humano, podendo utilizar mais recursos para mitigá-lo.

$$P(PSF|HE) = \frac{P(HE|PSF) \times P(PSF)}{P(HE)} \quad (\text{Eq.3})$$

Se todos os nós tiverem um estado binário, o número de combinações a serem consideradas para gerar um a probabilidade condicional do nó do “filho” é de dois (um par de combinações) elevados à potência do número de estados dos nós-pais.. Portanto, quanto maior a quantidade de nós-pais interligados a um só nó-filho, ou a quantidade de estados de cada variável, maior a quantidade de dados necessários. Essas combinações possíveis são geralmente organizados em tabelas de probabilidade condicional. Para uma descrição passo-a-passo de como criar tabelas de probabilidade condicional a partir de banco de dados de fatores humanos, para uso em redes Bayesianas, veja o artigo [23].

Apesar da maior disponibilidade de dados de erros humanos, a utilização de métodos probabilísticos que lidam melhor com a incerteza e permitem uma modelagem mais fiel à realidade é dependente de dois fatores. O primeiro, seria a necessidade do aumento dos esforços na coleta de dados. O segundo, seria a aplicação de esforços para a adaptação de tais técnicas à possibilidade de escassez de dados. No item a seguir, são discutidas duas linhas de pesquisa para atender a essas demandas.

2 – NOVAS METODOLOGIAS PARA SOLUCIONAR A ESCASSEZ DE DADOS DE ERROS HUMANOS

2.1 – Problema de falta de dados

Dados de combinação de muitas variáveis são geralmente mais difíceis de obter do que dados entre apenas duas variáveis. Por isso, ao utilizar redes Bayesianas, mesmo com a maior quantidade de bancos dados disponíveis, as tabelas de probabilidade condicional ficam com diversos “buracos”. Para isso, são utilizados alguns métodos para preencher tais lacunas de informação, onde diversos métodos têm sido testados, entre eles prover igual probabilidade para ambos os estados ou opinião de especialistas. Todavia, tais métodos carregam fortes premissas que podem levar a resultados distorcidos. Por este motivo, passou-se a investigar novas metodologias que pudessem acomodar esta escassez de dados (item 2.2) ou aumentar o banco de dados (item 2.3).

2.2 – Redes Credal – uma generalização de redes Bayesianas com probabilidades imprecisas

A utilização da teoria de “probabilidade imprecisa” em Confiabilidade Humana começou a ser testada com êxito, via a utilização de redes Credal (“Credal networks”) [24]. O objetivo principal da pesquisa é o de não utilizar nenhuma premissa para “tapar os buracos” da falta de dados e ser totalmente transparente quanto a falta de dados no resultado final. Em outras palavras, o resultado deve refletir a ausência de dados.

Credal networks é um método probabilístico que é uma generalização das redes Bayesianas [26, 27]. Para ir de redes Bayesianas para Credal é necessário implementar variáveis aleatórias imprecisas (“credal sets”) na forma de intervalos de probabilidade. No estudo de Morais et al., a aplicação de tal método gerou resultados expressos em intervalos, para as combinações que não possuíam todos os dados, e resultados pontuais, para as combinações com dados completos [24].

2.3 – Coleta de dados com uso de inteligência artificial

No caso específico de dados de erros e fatores humanos de relatórios de investigação de grandes acidentes, um dos pontos negativos é o longo tempo que se demora para ler, avaliar e classificar cada relatório em uma taxonomia específica. Isto ocorre porque os relatórios de investigação costumam ter mais de cem páginas e, de acordo com a metodologia adotada por [1] para coleta dos dados, quando havia mais de um relatório oficial, todos foram avaliados. Os autores deste banco de dados avaliaram mais de duzentos relatórios, e classificaram de acordo com a taxonomia de erros humanos e fatores influenciadores do desempenho humano proposta por Hollnagel, para o seu método de confiabilidade humana conhecido como CREAM, parcialmente apresentados nas Tabelas 1 e 2.

Aumentar o banco de dados significa uma demanda por mais tempo dos especialistas, sendo que cada relatório, ou conjunto de relatórios, podem levar semanas para serem lidos e classificados. Por isso, decidiu-se testar a possibilidade de treinar uma máquina para realizar o mesmo serviço em alguns segundos. Foi feita uma programação em Matlab para comparar 90% dos relatórios já utilizados com os respectivos resultados do banco de dados de [1], etapa a que chamamos de treinamento da máquina. Uma segunda etapa da programação foi feita para avaliar novos relatórios com base no treinamento. Os 10% restantes dos relatórios foram utilizados para esta etapa de avaliação e os resultados foram comparados com o banco de dados, atingindo uma acurácia ligeiramente superior a 80%.

Ainda estão sendo realizados testes para aprimoramento da técnica, mas o leitor pode verificar detalhes sobre o método em [25], onde o método foi testado para avaliar o relatório preliminar de um dos acidentes fatais do avião Boeing 737 Max-8.

3 - CONCLUSÃO:

Este artigo tem como objetivo apresentar uma breve revisão da necessidade da Análise de Confiabilidade Humana, bancos de dados existentes de erros e fatores humanos e métodos probabilísticos mais utilizados.

A Análise de Confiabilidade Humana é uma forma estruturada e sistemática de analisar como cada fator humano de fato contribui para a diminuição do risco de um acidente. Portanto idealmente, a mesma metodologia usada na fase de projeto, poderia ser reutilizada para avaliar o nível de risco na fase de operação em casos de mudança de pessoal, organizacional, procedimental e projeto.

Mesmo em sistemas com alto nível de automação, é necessária uma avaliação sistemática, pois o erro humano pode se deslocar para outras atividades que não são a operação direta (ex: inspeção, manutenção) ou no qual o operador precisar retomar o controle num estado de emergência (ex. recentes acidentes com o modelo de avião Boeing 737 Max-8).

Ainda com a necessidade comprovada, a técnica ainda é pouco utilizada no Brasil, o que se deve a diversos fatores. Um deles, é crítica de que muitas vezes as equipes de análise de confiabilidade humana tendem a

adotar uma postura mais conservadora do que as equipes de análise de confiabilidade de equipamentos, para ter certeza de que o sistema absorva a variabilidade do comportamento humano. Porém, as consequências podem ser perigosas: estimativas longe da realidade podem fazer com que um sistema seja priorizado em relação a um outro mais impactante. Portanto, ter métodos probabilísticos precisos e dados mais realísticos são importantes para qualquer tipo de análise de risco.

Sobre dados mais realísticos, é importante frisar que mesmo os métodos quantitativos de Análise de Confiabilidade Humana ainda se utilizam fortemente da opinião subjetiva de especialistas para gerar estimativas do erro humano em determinados cenários. Todavia, existe uma forte tendência a migrar para uma maior utilização de dados empíricos para tais análises.

Para que os bancos de dados de erros humanos não caiam em descrédito, devido ao entendimento de que a variabilidade do comportamento humano não pode ser prevista [7], é desejável que métodos probabilísticos mais avançados sejam utilizados. Bayesian network e Credal network são bons candidatos para descrever a relação entre erros humanos e os fatores organizacionais e tecnológicos que os desencadeiam. Credal network consegue ainda aliar a teoria de probabilidade imprecisa (que descrevem intervalos de probabilidade ao invés de pontos), possibilitando não só a quantificação das incertezas mas também de representá-las nos resultados finais.

A representação de incertezas nos resultados de análises de risco é um fator que os autores consideram decisivo para melhorar a comunicação de riscos entre analistas técnicos e tomadores de decisão (sejam eles gerentes de projetos nas organizações ou agentes de órgãos reguladores), aumentando a possibilidade da tomada de decisões informadas sobre a priorização de recursos.

4. REFERÊNCIAS

- [1] Moura, Raphael, Michael Beer, Edoardo Patelli, John Lewis, and Franz Knoll. "Learning from major accidents to improve system design." *Safety science* 84 (2016): 37-45.
- [2] Brasil. Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. Resolução de Diretoria Nº 43, de 6 de dezembro de 2007. Institui o Regime de Segurança Operacional para as Instalações de Perfuração e Produção de Petróleo e Gás Natural. Disponível em <http://www.anp.gov.br/images/Legislacao/Resolucoes/2007/res_anp_43_2007_anexoI.pdf>. Acessado em 30 de outubro de 2019.
- [3] Swain, A. 1982. Modeling of response to nuclear power plant transients for probabilistic risk assessment. In: *Proceedings of the 8th Congress of the International Ergonomics Association*, August, Tokyo.
- [4] Rasmussen, J., 1983. Skills, rules, and knowledge; signals, signs, and symbols, and other distinctions in human performance models. *IEEE Trans. Syst., Man Cybernetics* SMC-13 (3).
- [5] Reason, J., 1990. *Human Error*. Cambridge University Press, Cambridge.
- [6] Hollnagel, Erik. *Cognitive reliability and error analysis method (CREAM)*. Elsevier, 1998.
- [7] Kirwan, B., 2017. *A guide to practical human reliability assessment*. CRC press.
- [8] Swain, Alan D., and Henry E. Guttmann. *Handbook of human-reliability analysis with emphasis on nuclear power plant applications*. Final report. No. NUREG/CR--1278. Sandia National Labs. 1983.
- [9] Gertman, D. I., H. S. Blackman, J. Byers, L. Haney, C. Smith, and J. Marble. "NUREG/CR-6883-The SPAR-H method." Washington, DC: US Nuclear Regulatory Commission (2005).

- [10] Williams, J. C. "A proposed method for assessing and reducing human error." In Proc. 9th Advances in Reliability Technology Symp. Univ. of Bradford, 1986.
- [11] Bye, A., Laumann, K., Taylor, C., Rasmussen, M., Øie, S., van de Merwe, K., Øien, K., Boring, R., Paltrinieri, N., Wærø, I. and Massaiu, S., 2017. The Petro-HRA Guideline.
- [12] Kirwan, Barry. "Validation of human reliability assessment techniques: part 1—validation issues." *Safety Science* 27, no. 1 (1997): 25-41.
- [13] Bell, Julie, and Justin Holroyd. "Review of human reliability assessment methods." *Health & Safety Laboratory* 78 (2009).
- [14] Mkrtchyan, Lusine, Luca Podofillini, and Vinh N. Dang. "Methods for building conditional probability tables of Bayesian belief networks from limited judgment: An evaluation for human reliability application." *Reliability Engineering & System Safety* 151 (2016): 93-112.
- [15] Tucker, W.T. and Ferson, S., Why people don't get risk analyses: The fault is in ourselves. (2004)
- [16] Chang, Y. James, Dennis Bley, Lawrence Criscione, Barry Kirwan, Ali Mosleh, Todd Madary, Rodney Nowell et al. "The SACADA database for human reliability and human performance." *Reliability Engineering & System Safety* 125 (2014): 117-133.
- [17] Lois, Erasmia. International HRA Empirical Study--phase 1 Report: Description of Overall Approach and Pilot Phase Results from Comparing HRA Methods to Similar Performance Data. Office of Nuclear Regulatory Research, US Nuclear Regulatory Commission, 2009.
- [18] Kim, Yochan, Jinkyun Park, and Wondea Jung. "A classification scheme of erroneous behaviors for human error probability estimations based on simulator data." *Reliability Engineering & System Safety* 163 (2017): 1-13.
- [19] Park, Jinkyun, and Wondea Jung. "OPERA—a human performance database under simulated emergencies of nuclear power plants." *Reliability Engineering & System Safety* 92, no. 4 (2007): 503-519.
- [20] Kirwan, B., Basra, G. and Taylor-Adams, S.E., 1997, June. CORE-DATA: a computerised human error database for human reliability support. In *Proceedings of the 1997 IEEE Sixth Conference on Human Factors and Power Plants, 1997. 'Global Perspectives of Human Factors in Power Generation'* (pp. 9-7). IEEE.
- [21] Preischl, Wolfgang, and Mario Hellmich. "Human error probabilities from operational experience of German nuclear power plants." *Reliability Engineering & System Safety* 109 (2013): 150-159.
- [22] Tolo, Silvia, Edoardo Patelli, and Michael Beer. "Risk assessment of spent nuclear fuel facilities considering climate change." *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part A: Civil Engineering* 3, no. 2 (2016): G4016003.
- [23] Morais, C., Moura, R., Beer, M. and Patelli, E., 2019. Analysis and estimation of human errors from major accident investigation reports. *ASCE-ASME J Risk and Uncert in Engrg Sys Part B Mech Engrg*.
- [24] Morais, C., Tolo, S., Moura, R., Beer, M. and Patelli, E., 2019. Tackling the lack of data for human error probability with Credal network.
- [25] Morais, C., Yung, K. and Patelli, E., Machine-learning tool for human factors evaluation—application to lion air Boeing 737-8 Max accident.
- [26] Estrada-Lugo, S. Tolo, M. de Angelis, and E. Patelli (in press), "Pseudo credal networks for inference with probability intervals," *J. Risk Uncertain. Eng. Syst.*, (in press, 2019).
- [27] Cozman, Fabio Gagliardi. "Graphical models for imprecise probabilities." *International Journal of Approximate Reasoning* 39, no. 2-3 (2005): 167-184.