

Recebido em 15/02/2018. Aprovado em 08/07/2018. Avaliado pelo sistema *double blind peer review*. Publicado conforme normas da ABNT.
<http://dx.doi.org/10.22279/navus.2018.v8n4.p69-89.717>

Modelo de sistema de inferência Fuzzy baseado em matrizes de probabilidade e impacto para classificar riscos em projetos

Domingos Márcio Rodrigues Napolitano Mestre em Administração. Universidade Nove de Julho (UNINOVE) – Brasil.
domingos.napolitano@gmail.com

Renato José Sassi Doutor em Engenharia Elétrica. Universidade Nove de Julho (UNINOVE) – Brasil.
sassi@uninove.pro.br

RESUMO

Projetos são essenciais para que as organizações implementem suas estratégias e seu sucesso é crucial para as organizações. Porém, em um contexto de incertezas é necessário tratar riscos que ameaçam esse sucesso, alocando recursos para sua prevenção. Para decidir como priorizá-los e alocar recursos usam-se Matrizes de Probabilidade e Impacto (MPIs). As MPIs são construídas com emprego do conhecimento de um especialista humano, em geral é o gerente de projetos. Embora populares, as MPIs podem apresentar deficiências, por exemplo, analisar informações imprecisas oriundas do conhecimento do especialista humano e a impossibilidade de ranqueamento dos riscos classificados característica quando se usam classes discretas. Assim, o emprego de Sistemas de Inferência Fuzzy (SIF) em uma MPI permitiria tratar estas deficiências modelando o conhecimento humano reduzindo sua incerteza. Objetivo geral deste trabalho foi desenvolver um modelo de Sistema de Inferência Fuzzy baseado em MPIs para classificar riscos em projetos. Para atingir esse objetivo conduziu-se experimentos em cinco etapas: (i) Geração da base de dados contendo valores de probabilidade, impacto e risco, variando a correlação entre probabilidade-impacto, (ii) Classificação dos conforme MPI Convencional e a MPI proposta por Cox (2008), (iii) Implementação do SIF com base de regras das MPIs da Fase II, (iv) Aplicação do SIF e (v) Análise dos resultados. Verificou-se que o modelo SIF é vantajoso, comparado às MPIs convencionais possibilitando a classificação dos riscos em uma escala contínua, o que facilita a priorização e alocação de recursos e a redução da incerteza, permitindo classificar riscos em projetos.

Palavras-chave: Matrizes de Probabilidade e Impacto. Matriz de Risco. Sistemas de Inferência Fuzzy. Gestão de Riscos em Projetos. Tomada de Decisão.

Fuzzy inference system model based on probability and impact matrices to classify risks in projects

ABSTRACT

Projects are essential for organizations to implement their strategies and the success of the projects is crucial for organizations. However, in a context of uncertainties, it is necessary to address risks that threaten this success, allocating resources for its prevention. To decide how to prioritize them and allocate resources, Probability and Impact Matrices (MPIs) are used. MPIs are built with the employment of a human expert, usually the project manager. Although popular, MPIs may have shortcomings, for example, analyzing inaccurate information from the human expert's knowledge and the inability to rank characteristic risks when using discrete classes. Thus, the use of Fuzzy Inference Systems (SIF) in an MPI would allow to address these deficiencies by modeling human knowledge reducing its uncertainty. A general objective of this work was to develop a Fuzzy Inference System based on MPIs to classify risks in projects. In order to reach this objective, we conducted experiments in five stages: (I) Generation of the database containing probability, impact and risk values, varying the correlation between probability-impact, (II) Classification of MPI Conventional and MPI proposed by Cox (2008), (III) Implementation of SIF based on Phase II MPIs rules, (IV) Application of SIF and (V) Analysis of results. It was verified that the SIF model is advantageous, compared to the conventional MPI, allowing the classification of the risks in a continuous scale, which facilitates the prioritization and allocation of resources and the reduction of uncertainty allowing to classify risks in projects.

Keywords: Probability Impact Matrices. Risk Matrices. Fuzzy Inference Systems. Project Risk Management. Decision-making.

1 INTRODUÇÃO

Na pesquisa *Pulse of Profession* (PMI, 2017a) cerca de 40% dos gerentes de projeto alegam empregar técnicas de gestão de riscos algumas vezes ou menos, a ausência de uma gestão de riscos adequada é vista como a causa raiz de 27% do fracasso em projetos. Portanto, a gestão de riscos em projetos pode ser vista como um processo essencial para o sucesso dos projetos.

Projetos são definidos como conjuntos de atividades temporárias, realizadas em grupo, destinadas a produzir um produto, serviço ou resultado únicos e são empreendimentos essenciais para implantação das estratégias organizacionais e fundamentais para o crescimento das empresas (KERZNER, 2011).

Riscos são eventos incertos cuja ocorrência pode afetar o sucesso de um projeto e na sua avaliação deve-se ter em conta duas dimensões: o grau de incerteza e seu impacto nos objetivos e no sucesso dos projetos (HILLSON, 2009).

Se por um lado, projetos se caracterizam por estarem sujeitos a riscos, por outro lado também são fundamentais para o crescimento das empresas. Assim, a decisão sobre como tratar os riscos dos projetos é essencial para o sucesso dos projetos e conseqüentemente das empresas que os promovem (KERZNER, 2011).

A gestão de riscos se caracteriza por uma sequência de atividades que se iniciam no seu planejamento, seguido da identificação dos riscos, das análises qualitativas e quantitativas, pelo planejamento e implementação das respostas aos riscos e pelo seu monitoramento e controle (PMI, 2017b). A gestão de riscos em projetos é frequentemente relacionada ao sucesso de projetos, mas, paradoxalmente pouco adotada (RABECHINI JR; CARVALHO, 2013).

Uma vez que o risco é identificado, o próximo passo é analisá-lo de forma a decidir sobre a forma de tratá-lo, o que pode envolver recursos do projeto sendo necessária sua classificação para estabelecer prioridades e definir um plano de resposta aos riscos. Assim, é preciso considerar duas dimensões do risco, a probabilidade de sua ocorrência e o termo impacto é mais frequentemente utilizado para descrever o efeito nos objetivos caso o risco ocorra (PMI, 2017b).

A combinação dos diferentes graus de intensidade dessas duas componentes permite classificar cada risco em uma escala qualitativa do tipo alto, médio e baixo, de modo que quanto mais alto é considerado o risco, maior a urgência com que se deve tratá-lo, tal urgência é empregada para decidir sobre a alocação de recursos para o tratamento dos riscos (HILLSON, 2009).

Matrizes de Probabilidade e Impacto (MPIs) ou simplesmente Matrizes de Risco, são ferramentas empregadas para classificar e priorizar o risco e para decidir quais deles podem ser tratados, monitorados ou tolerados, correspondendo a uma definição global da organização ou a um padrão pré-definido para um projeto (PMI, 2017b).

As MPIs, são ferramentas amplamente empregadas em diversos setores como governança corporativa, construção de estradas, segurança nacional, segurança aeroportuária e outros. Sua popularidade se deve a sua simplicidade e clareza com que se pode visualizar e tratar riscos em um dado campo de aplicação (COX, 2008).

Cox (2008) empregou ferramentas matemáticas, como lógica e probabilidade, para analisar as MPIs e seus resultados. Suas conclusões foram que as MPIs apresentam deficiências como por exemplo atribuir classificações qualitativas mais altas a riscos quantitativamente menores, levando a erros na alocação de recursos para seu tratamento. Por outro lado, o autor argumenta que MPIs são populares e de extensa aplicação em análise de riscos, que é mais útil propor formas de aperfeiçoá-las, do que evitar seu uso. Deste modo, Cox (2008), apresenta formas mais eficientes de estruturar MPIs, além de sugerir novas abordagens, dentre elas o uso da Inteligência Computacional.

Seguindo a argumentação de Cox (2008), diversos trabalhos foram apresentados no sentido de discutir formas de aprimorar os resultados das MPIs, dentre os quais pode-se destacar Duijim (2015), que revisa todo o processo de concepção das MPIs removendo algumas questões apontadas por Cox (2008), Ale, Burnap e Slater (2015) que argumentam que as MPIs são simplificações de diagramas de probabilidade e consequência e que na sua construção deve-se empregar métodos de coletas de dados que possibilitem elencar os critérios para tomada de decisão sobre os riscos, Ruan, Yin e Frangopol (2015) demonstram como empregar métodos

baseados na Teoria da Utilidade para estabelecer uma MPI em projetos de construção. Goerlandt e Reniers (2016) discutem formas de mensurar a incerteza em MPIs e, na continuidade desta abordagem, Aven (2017) discute métodos para mensurar as relações entre incerteza e o conhecimento contidos em uma MPI.

Em outra linha de pesquisa, situada dentro de uma abordagem de Inteligência Computacional, destaca-se o trabalho de Markowski e Mannan (2008) que avaliaram o emprego da Teoria dos Conjuntos Fuzzy na elaboração de uma MPI, propondo sua aplicação na gestão de riscos em processos químicos, denominada Matrizes de Risco Fuzzy (MRF). Esta mesma abordagem vem sendo aprimorada por autores como Atalay; Can; Eraslan (2017), por Sa'idi et al. (2014) e Samantra, Datta e Mahapatra (2017) que propõem novos algoritmos para análise de riscos com o uso da Teoria dos Conjuntos Fuzzy.

De acordo com Zadeh (1965), a Teoria dos Conjuntos Fuzzy permite trabalhar com dados incertos e resolver problemas em que não há limites definidos e valores precisos. Tal conceito possibilita formulações matemáticas que podem caracterizar os parâmetros incertos envolvidos no método de análise de risco.

Assim, os Sistemas de Inferência Fuzzy se fundamentam na Teoria dos Conjuntos Fuzzy, nas regras fuzzy SE-ENTÃO e no processo de raciocínio fuzzy. Eles têm sido usados em várias áreas como classificação de dados, automação, reconhecimento de padrões, robótica, séries temporais, tomada de decisão e em matrizes de risco fuzzy (MARKOWSKI; MANNAN, 2008).

Tendo em vista que as limitações das MPIs apontadas por Cox (2008) e sua versão fuzzy propostas por Markowski e Mannan (2008) são inspirações para diversas referências estudadas, justifica-se avaliar as matrizes de risco fuzzy (MRFs), propostas por Markowski e Mannan (2008), sob a ótica das limitações e proposições de Cox (2008), uma vez que em nenhuma das referências consultadas foi realizada tal análise, a qual teria como justificativa estender o conhecimento sobre MRFs por meio da análise de seu comportamento diante das proposições feitas por Cox (2008).

O presente trabalho foi dividido em um referencial teórico onde são apresentadas as principais referências pesquisadas que suportam a realização dos experimentos, no capítulo de procedimentos metodológicos são apresentados os processos experimentais e o método de análise empregados, os resultados experimentais obtidos são apresentados e discutidos e, por fim, as conclusões.

1.1 Objetivo geral

O objetivo geral deste trabalho foi desenvolver um modelo de Sistema de Inferência Fuzzy baseado em Matrizes de Probabilidade e Impacto para classificar riscos em projetos.

1.2 Objetivos específicos

Verificar o efeito da correlação entre probabilidade e impacto de uma base de riscos em sua classificação, empregando MPIs convencionais e sistemas de inferência fuzzy, conforme proposto por Cox (2008) e Markowski e Mannan (2008).

Verificar o efeito da violação do teorema de Cox (2008) nos resultados de uma MPI e sistemas de inferência fuzzy, no processo de classificação de riscos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

O referencial teórico foi dividido em três partes, na primeira parte discute-se a área de aplicação do modelo estudado que é a Gestão de Riscos em Projetos, na segunda parte faz-se uma revisão sobre Matrizes de Probabilidade e Impacto (MPI) e, por fim, são discutidos os Sistemas de Inferência Fuzzy.

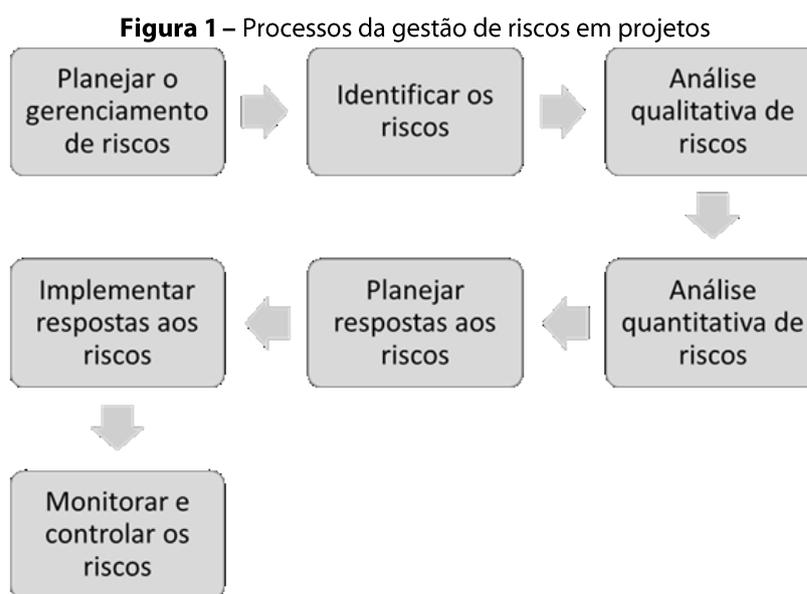
2.1 Gestão de Riscos em Projetos

De acordo com PMI (2017a), muitos projetos falham em atingir seus objetivos devido à ocorrência de eventos imprevistos. Para Sharma e Gupta (2012), a gestão de riscos pode ser negligente se aspectos da tomada de decisão em incertezas não forem levados em conta, situação similar foi observada por Del Cano e De La Cruz (2002).

Por um lado, há uma correlação entre o uso de ferramentas de gestão de riscos e o atingimento das metas de sucesso de um projeto, mas por outro lado a adoção de ferramentas de gerenciamento de riscos em projetos não é tão frequente, contribuindo para um grande número de projetos que fracassam (RAZ; SHENHAR; DVIR, 2002; RABECHINI JR; CARVALHO, 2013).

A gestão de riscos em projetos consiste em decidir sobre como tratar os riscos (KERZNER, 2011), portanto pode-se inferir que o cenário de baixa efetividade pode ser atribuído a falta de prontidão e ao excesso de otimismo em relação aos resultados, que são manifestações dos vieses cognitivos reportados por Kahneman e Tversky (1979) e que podem influenciar na análise de riscos (MONTIBELLER; WINTERFELDT, 2015).

Um mapa básico das práticas envolvidas na gestão de riscos pode ser observado no Project Management Book of Knowledge - PMBOK (PMI, 2017b) que pode ser entendido como o processo básico para gestão do risco e cujas seis etapas básicas são apresentadas na Figura 1.



Fonte: Adaptada de PMI (2017b)

A primeira etapa envolve o planejamento dos processos que serão empregados na gestão de riscos, a seguir os riscos devem ser identificados, mapeados e caracterizados. Esse conjunto de riscos será posteriormente analisado qualitativa e quantitativamente, seguindo uma escala de prioridades. Após as análises, um plano de respostas aos riscos deve conter a alocação de recursos para viabilizar medidas para o devido tratamento dos riscos, e a seguir deve-se fazer sua implementação. Por fim, os riscos são continuamente monitorados durante a realização do projeto, no sentido de monitorar resultados de ações, impactos do ambiente externos, novos riscos e outros (PMI, 2017b).

Zwikael e Ahn (2011) identificaram cinco barreiras para a adoção de práticas de gestão de riscos que são: a) uma limitada variedade de ferramentas, b) mau uso dos instrumentos por parte das equipes, c) complexidade das ferramentas existentes, d) pouca autoridade dos gerentes de projetos e e) uma percepção da baixa efetividade das ferramentas.

Por fim, pode-se entender que o processo de gestão de riscos envolve a tomada de decisão sobre quais riscos devem ser tratados e também quais recursos serão empregados nesse tratamento (KERZNER, 2011). Para tratar riscos existem diversas estratégias, como aceitação, monitoramento, administração ou

potencial de inconsistências devido a forma como eles são feitos por diferentes pessoas, implicam que não há maneira objetivamente correta de preencher uma MPI.

Assim, a informação de uma MPI representa uma combinação de informações factuais sobre o risco e a interpretação dessas informações com base na percepção de risco da pessoa ou pessoas que realizam a categorização do risco. Também na forma como as classes alto, médio e baixo há uma declaração de como os riscos são aceitos significando que as MPIs também podem variar conforme o apetite para riscos do tomador de decisão (ALE; BURNAP; SLATER. 2015, RUAN; YIN; FRANGOPOL, 2015), ou seja, a propensão aos riscos significa mais áreas verdes e aversão a riscos mais áreas vermelhas.

Com o objetivo de melhorar o desempenho das MPIs, Cox (2008) propôs três axiomas: consistência fraca, inter-relação e coloração consistente, que podem ser sumarizados em um teorema cujo enunciado é:

Em uma matriz de risco que satisfaça consistência fraca, inter-relação e coloração consistente: (a) todas as células na coluna mais à esquerda e na linha inferior são verdes (prioridade mais baixa); (b) todas as células na segunda coluna a partir da esquerda e na segunda linha a partir do fundo não são vermelhas" (COX, 2008, p. 504).

Seguindo o referido teorema, MPIs do tipo 3 x 3 e 5 x 5, teriam necessariamente as representações mostradas na Figura 3.

Figura 3 - MR 5 x 5 e MR 3 x 3.

		IMPACTO					IMPACTO				
		BAIXO	MÉDIO	ALTO			MUITO BAIXO	BAIXO	MÉDIO	ALTO	MUITO ALTO
PROBABILIDADE	ALTO	BA	MA	AA	PROBABILIDADE	MUITO ALTO	MBMA	BMA	MMA	AMA	MAMA
	MÉDIO	BM	MM	AM		ALTO	MBA	BA	MA	AA	MAA
	BAIXO	BB	MB	AB		MÉDIA	MBM	BM	MM	AM	MAM
				BAIXO		MBB	BB	MB	AB	MAB	
				MUITO BAIXO		MBMB	BMB	MMB	AMB	MAMB	

Fonte: Adaptada de Cox (2008)

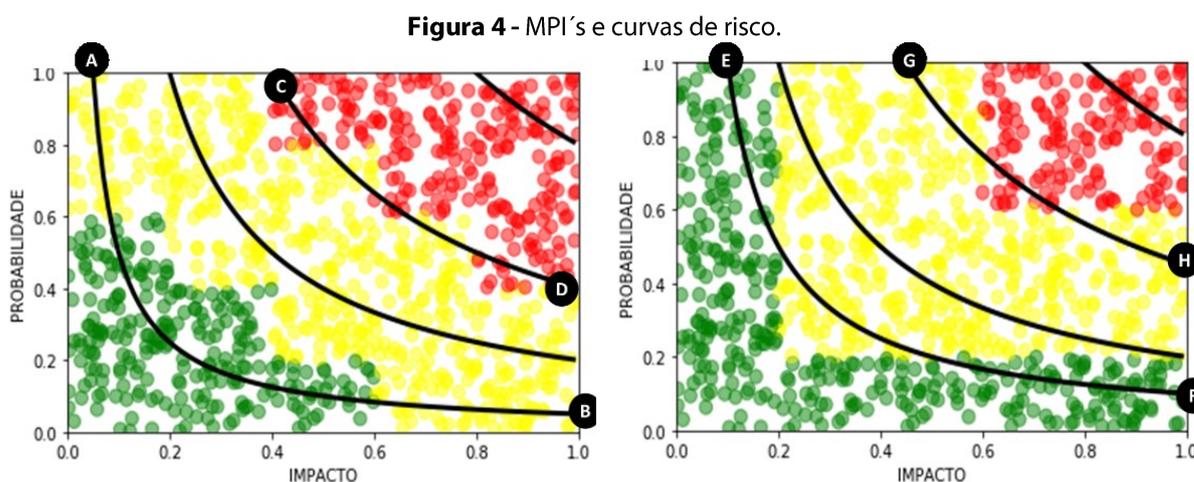
As MPIs são uma abordagem que foi originada de diagramas fN (frequência-Número de Fatalidades), que são diagramas que têm em um eixo a frequência de um evento de riscos e o número de fatalidades. Diagramas fN são usados, por exemplo, para comparar riscos sociais, ou seja, uma curva de probabilidade em função do número de vítimas entre catástrofes naturais e acidentes em usinas nucleares. Mas as MPIs, tornaram-se mais populares, pois são percebidas como uma maneira conveniente e compreensível de apresentar risco e exibir limites de aceitabilidade (ALE; BURNAP; SLATER. 2015).

Porém, essa conveniência apresenta um custo, pois ao se organizar as MPIs com poucas células e estados discretos de classificação dos riscos, pode-se incorrer em resultados inconsistentes, levando a decisões equivocadas e priorizações inconsistentes.

Essa inconsistência é detalhada a seguir e ilustrada na Figura 4. Nas MPIs da Figura 4 são apresentados os resultados de 1000 riscos classificados de acordo com uma matriz convencional, no caso a matriz 5 x 5 apresentada na Figura 1 e com uma matriz que segue o teorema de Cox, neste caso a matriz 5 x 5 apresentada na Figura 3, sendo que cada instância foi posicionada de acordo com um sistema cartesiano onde no eixo X estão os valores de impacto, normalizados em uma escala de 0 a 1 e no eixo Y estão os valores das probabilidades.

Adicionalmente cada ponto recebeu a cor de acordo com a respectiva MPI. Ao se atentar para o ponto A, observa-se um par com impacto igual a 0,1 e probabilidade igual a 1,0 cujo valor calculado para o risco é 0,1. Assim, pode-se traçar uma curva entre os pontos A e B, onde todos os pontos possuem um valor de risco de 0,1. Observa-se que ao longo da curva a classificação não é igual, assim instâncias com o mesmo valor de risco recebem classificações diferentes. O mesmo problema ocorre nas curvas, CD, EF e GH, destacadas na Figura 4.

Além disso, diferentes curvas de risco podem ser classificadas de forma equivocada, como, por exemplo, se ao invés de se considerar cores, cada classe de risco for considerada como um número entre 1 e 3, um risco com probabilidade 0,48 e impacto 0,18 cujo risco calculado é 0,086 recebe uma classificação 1, enquanto um risco com probabilidade 0,3 e impacto 0,2 cujo risco calculado é 0,060 e recebe uma classificação 2.



Fonte: Autores (2018)

O problema de classificação apresentado na Figura 4, foi considerado por Baybutt (2016) como o maior problema em uma MPI, pelo fato de provocar a classificação reversa e gerando um ranqueamento de riscos inconsistentes com os valores calculados dos mesmos.

Para além da questão da classificação reversa, pode-se também questionar o ponto de que valores de riscos muito próximos podem receber classificações e tratamento diferentes, uma vez que existem somente três classes e suas fronteiras são definidas de forma discreta, o que pode demandar por processos adicionais para ranqueamento dos riscos.

Justamente neste tipo de problema nas fronteiras a Teoria dos Conjuntos Fuzzy proposta por Zadeh (1965) mostra-se uma solução plausível, por meio da implementação de Sistemas de Inferência Fuzzy, baseados nas regras definidas em cada uma das MPIs apresentadas.

2.3 Sistemas de Inferência Fuzzy

Em um conjunto fuzzy a inclusão de um elemento em um conjunto é associada a uma função de pertinência (MF) que atribui a cada objeto um grau de pertinência que varia entre 0 e 1 (ZADEH, 1965).

Segundo Jang, Sun e Mizutani (1997), a definição formal de um conjunto fuzzy é uma extensão da definição de um conjunto clássico: se X é uma coleção de objetos denotados genericamente por x , então um conjunto fuzzy A em X é definido como um conjunto de pares ordenados, conforme a equação (1):

$$A = \{[x, \mu_A(x)] \mid x \in X\}, \quad (1)$$

No qual $\mu_A(x)$ é chamada função de pertinência (MF) para o conjunto fuzzy A .

A MF mapeia cada elemento de X com um grau de pertinência entre 0 e 1. Deste modo, X é chamado de universo de discurso e pode consistir de objetos discretos ordenados ou não.

Uma regra fuzzy SE-ENTÃO assume a forma “Se x é A , então y é B ”, onde A e B são valores linguísticos definidos por conjuntos fuzzy nos universos de discurso X e Y . Os valores linguísticos x e y pertencem respectivamente às variáveis linguísticas X e Y . Comumente a proposição “ x é A ” é chamada de antecedente, enquanto a proposição “ y é B ” é chamada de consequente. Muitas vezes a regra condicional “Se x é A , então y é B ” é denotada, de forma abreviada, por $A \rightarrow B$. Essencialmente, essa expressão descreve a relação entre x e y . Essa relação sugere que uma regra fuzzy SE-ENTÃO é definida como uma relação fuzzy binária R no espaço $X \times Y$, conforme (ZADEH, 1965).

Segundo Jang, Sun e Mizutani (1997), a expressão $A \rightarrow B$, na primeira, se a interpretação for “ A mapeia B ”, conforme a equação (2):

$$R = A \rightarrow B = A \times B = \int \mu_A(x) * \mu_B(y) (x,y) / X \times Y, \quad (2)$$

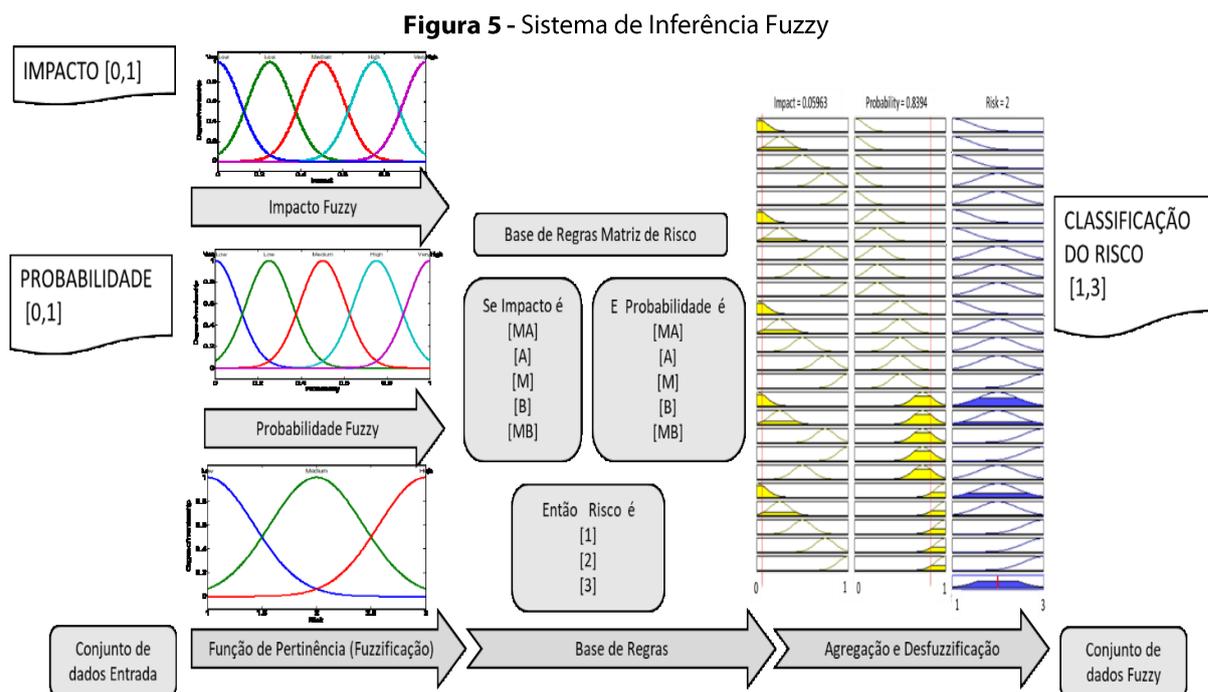
Da expressão $A \rightarrow B$, se pode formar vários operadores fuzzy para calcular a relação fuzzy binária $R = A \rightarrow B$. Desse modo, R pode ser visto como um conjunto fuzzy definido por uma MF bidimensional, conforme a equação (3):

$$\mu_R(x,y) = f(\mu_A(x), \mu_B(y)) = f(a,b) \quad (3)$$

com $\mu_A(x) = a, \mu_B(y) = b$, onde a função f é chamada de função de implicação fuzzy. Essa função transforma os graus de pertinência de x em A e y em B nos de (x, y) em $A \rightarrow B$. As regras fuzzy SE-ENTÃO, e suas relações, junto com a regra composicional de inferência de Zadeh (1973), constituem a base da estrutura do raciocínio fuzzy, que são a base dos Sistemas de Inferência Fuzzy (SIF).

A estrutura básica de um SIF é composta um conjunto de funções de pertinência para cada uma das variáveis de entrada e saída, por um banco de regras que contenha as regras fuzzy SE-ENTÃO. Os valores de entrada são inicialmente ‘fuzzificados’ pela aplicação das funções de pertinência e um mecanismo de raciocínio fuzzy que aplica seus resultados em cada uma das regras, obtendo como resultado uma saída fuzzy. Da agregação e ‘defuzzificação’ desta saída obtém-se um valor que é o resultado do sistema de inferência no universo dos números reais. A Figura 5 mostra um diagrama de um SIF.

Na Figura 5, a entrada do sistema é formada por dois números reais, um que representa a probabilidade e outro que representa o impacto. Esses números passarão por uma operação de fuzzificação, que é o mapeamento do domínio não-fuzzy para o domínio fuzzy, por meio de funções de pertinência. As regras de inferência, extraídas do conhecimento humano, neste caso uma MPI, estabelecem o tratamento das variáveis em termos linguísticos. A seguir para cada uma das regras os valores fuzzy dos antecedentes definirá o valor de seus consequentes, cuja agregação definirá a saída fuzzy que passará pelo processo de defuzzificação resultando em uma saída (SIMÕES; SHAW, 2007).



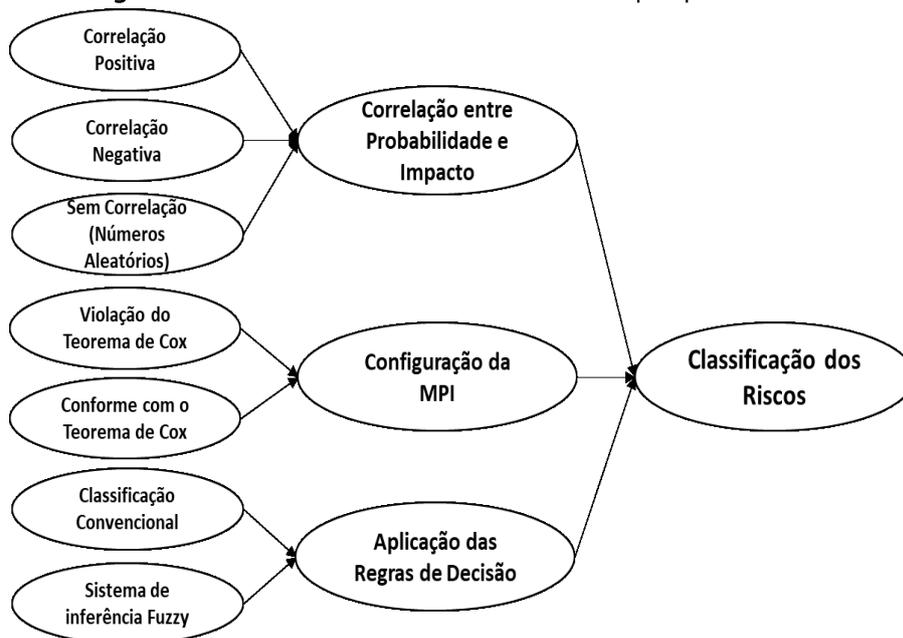
Fonte: Adaptação dos autores de Jang, Sun e Mizutani (1997)

Para dar exemplos numéricos, suponha quatro riscos com os seguintes valores de impacto e probabilidade, $R_1 = (0,6;0,5)$, $R_2 = (0,6;0,6)$, $R_3 = (0,6;0,7)$ e $R_4 = (0,6;0,8)$ os riscos calculados para R_1 e R_2 seriam respectivamente 0,30, 0,36, 0,42 e 0,48, porém sua classificação empregando uma matriz de riscos com 5 linhas e 5 colunas apresentada na Figura 2, R_1 seria um risco médio seriam considerados riscos altos. Porém, empregando um SIF o resultado seria $R_1 = 2,00$, $R_2 = 2,01$ e $R_3 = 2,05$ e $R_4 = 2,06$. Pode-se então verificar que o resultado do SIF é uma saída não linear onde a variação entre R_2 e R_3 é maior, como resultado da ponderação decorrente do uso de regras de inferência. No capítulo de metodologia explica-se como foram desenvolvidos e aplicados SIFs ao problema de classificação de riscos em projetos, tendo em vista a influência de dois fatores apontados por Cox (2008), o tipo de correlação entre os dados de entrada e as regras estabelecidas pelo Teorema de Cox.

3 METODOLOGIA DE PESQUISA

Para determinar procedimentos metodológicos adequados ao seguinte objetivo, desenvolver um modelo de Sistema de Inferência Fuzzy baseado em Matrizes de Probabilidade e Impacto para classificar riscos em projetos, definiu-se um modelo conceitual que apresenta as relações entre os construtos da pesquisa, conforme apresentado na Figura 6.

Figura 6 - Modelo conceitual com construtos da pesquisa.



Fonte: Autores (2018)

Para trabalhar neste modelo conceitual, foi necessário estabelecer as seguintes premissas:

- a. Os dados de entrada não pressupõem qualquer erro oriundo da subjetividade do processo de estimativa, uma vez que se deseja medir o erro do instrumento e não da estimativa de probabilidade e impacto. O erro de estimativa é inerente ao processo (COX, 2008)
- b. Os dados de entrada de probabilidade e impacto são considerados no intervalo 0 – 1, considerando que o impacto pode ser normalizado por um número entre 0 e 1, procedimento adotado por COX (2008). Os dados foram gerados em uma planilha eletrônica e a classificação dos riscos foi feita com o emprego de fórmula do tipo SE_ENTÃO.
- c. Para definir o sistema de inferência fuzzy, foi adotado um sistema para cada padrão de matriz de risco estudada e seguiram-se os procedimentos de Markowski e Mannan (2008) usando sistema Mandani e funções de pertinência gaussianas. Para tanto foi empregado o módulo Fuzzy Designer do *software* Matlab 2017 A.

No Quadro 1 são apresentadas as proposições a serem verificadas que estabelecem as relações causais do modelo conceitual.

Quadro 1 - Proposições as serem verificadas

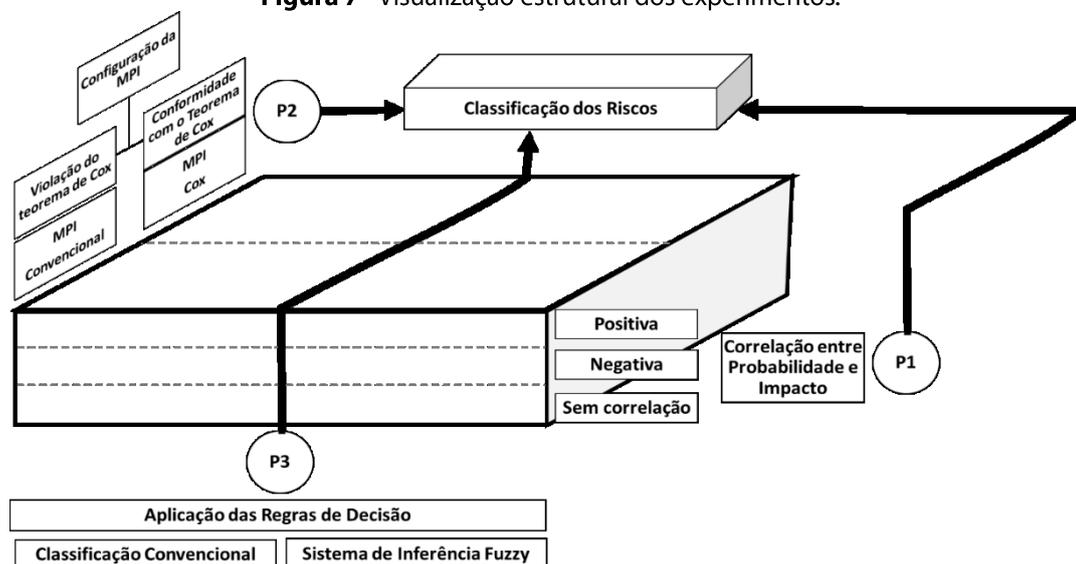
ID	Proposição	Autor de referência
P1	A Correlação entre probabilidade e impacto afeta a classificação e riscos	Cox (2008) Ni, Chen e Chen (2010)
P2	Quantidade de células e sua coloração afetam a classificação dos riscos	Cox (2008) Ni, Chen e Chen (2010)
P3	O uso do SIF baseado em matriz de probabilidade e impacto afetam a classificação dos riscos	Cox (2008) Ni, Chen e Chen (2010), Markowski e Mannan (2008)

Fonte: Autores (2018)

Tendo em vista as proposições a serem verificadas é necessário que sejam realizados experimentos variando as correlações entre as variáveis de entrada que podem ser positivas, negativas ou sem correlação. Também é necessário variar o tipo de MPI empregada, que podem ou não violar o Teorema de Cox e, por fim é necessário variar o método de aplicação de regras de decisão, ou seja, aplicação de regras diretamente como

é feito convencionalmente e aplicação de regras por meio de um SIF. Estas variações na estrutura dos experimentos estão mapeadas na Figura 7.

Figura 7 - Visualização estrutural dos experimentos.



Fonte: Autores (2018)

Baseado na estrutura propostas na Figura 7 foram definidas as variáveis de entrada, apresentadas com sua respectiva descrição no Quadro 2.

Quadro 2 - Variáveis de entrada

Variável	Descrição
POS_IMP	IMPACTO Correlacionada Positivamente com a PROBABILIDADE
POS_PROB	PROBABILIDADE Correlacionada Positivamente com o IMPACTO
POS_RISCO	$POS_RISCO = POS_PROB * POS_IMP$
NEG_IMP	IMPACTO Correlacionado Negativamente com a PROBABILIDADE
NEG_PROB	PROBABILIDADE Correlacionado Negativamente com o IMPACTO
NEG_RISCO	$NEG_RISCO = NEG_PROB * NEG_IMP$
ALE_IMP	IMPACTO Sem Correlação com a PROBABILIDADE
ALE_PROB	PROBABILIDADE Sem Correlação com o IMPACTO
ALE_RISCO	$ALE_RISCO = ALE_PROB * ALE_IMP$

Fonte: Autores (2018)

No Quadro 3 são listadas e descritas as variáveis resultantes que geraram a avaliação do modelo de classificação utilizando a MPI tradicional.

Quadro 3 - Lista de variáveis resultantes da classificação dos riscos por meio de MPI tradicional

Variável	Descrição
POS_CR55	Classificação de POS_RISCO, matriz 5 x 5 com cores violando o teorema de COX
POS_CRX55	Classificação de POS_RISCO, matriz 5 x 5 com cores de acordo com o teorema de COX
NEG_CR55	Classificação de NEG_RISCO, matriz 5 x 5 com cores violando o teorema de COX
NEG_CRX55	Classificação de NEG_RISCO, matriz 5 x 5 com cores de acordo com o teorema de COX
ALE_CR55	Classificação de NEG_RISCO, matriz 5 x 5 com cores violando o teorema de COX
ALE_CRX55	Classificação de NEG_RISCO, matriz 5 x 5 com cores de acordo com o teorema de COX

Fonte: Autores (2018)

Por fim, no Quadro 4 são listadas e descritas as variáveis resultantes que geraram a avaliação do modelo de classificação utilizando o SIF baseado em MPI.

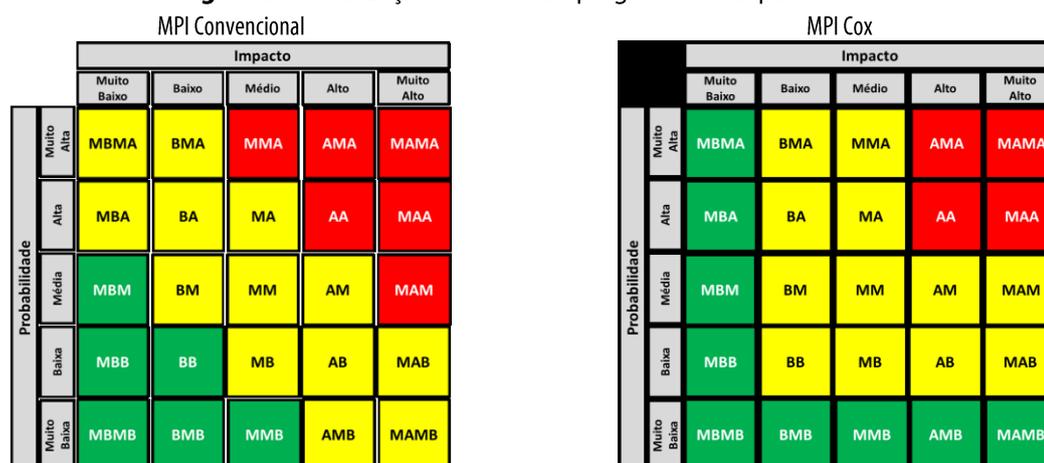
Quadro 4 - Lista de variáveis resultantes da classificação dos riscos por meio de SIF

Variável	Descrição
POS_FR55	Classificação de POS_RISCO, por um SIF com regras de em uma matriz 5 x 5
POS_FRX55	Classificação de POS_RISCO, por um SIF com regras de em uma matriz 5 x 5 com coloração de acordo com o teorema de COX
NEG_FR55	Classificação de NEG_RISCO, por um SIF com regras de em uma matriz 5 x 5
NEG_FRX55	Classificação de NEG_RISCO, por um SIF com regras de em uma matriz 5 x 5 com coloração de acordo com o teorema de COX
ALE_FR55	Classificação de ALE_RISCO, por um SIF com regras de em uma matriz 5 x 5
ALE_FRX55	Classificação de ALE_RISCO, por um SIF com regras de em uma matriz 5 x 5 com coloração de acordo com o teorema de COX

Fonte: Autores (2018)

Na Figura 8 são apresentadas as duas MPIs empregadas na realização dos experimentos para a classificação dos riscos pela MPI e por meio do SIF, sendo a fonte da base de regras de inferência.

Figura 8 - Visualização das MPIs empregadas nos experimentos.



Fonte: Autores (2018)

Para cada um dos experimentos foi utilizada uma combinação de dados de entradas, regras de decisão gerando diferentes dados de saída que são apresentados no Quadro 5.

Quadro 5 - Mapeamento de entradas e saídas de cada um dos experimentos realizados

Dados de Entrada	Tipo de MPI	Aplicação de Regras	Dados de Saída
POS_IMP POS_PROB POS_RISCO	MPI_CONV	Convencional	POS_CR55
POS_IMP POS_PROB POS_RISCO	MPI_COX	Convencional	POS_CRX55
NEG_IMP NEG_PROB NEG_RISCO	MPI_CONV	Convencional	NEG_CR55
NEG_IMP	MPI_COX	Convencional	NEG_CRX55

Dados de Entrada	Tipo de MPI	Aplicação de Regras	Dados de Saída
NEG_PROB NEG_RISCO			
ALE_IMP ALE_PROB ALE_RISCO	MPI_CONV	Convencional	ALE_CR55
ALE_IMP ALE_PROB ALE_RISCO	MPI_COX	Convencional	ALE_CRX55
POS_IMP POS_PROB POS_RISCO	MPI_CONV	Sistema de Inferência <i>Fuzzy</i>	POS_FR55
POS_IMP POS_PROB POS_RISCO	MPI_COX	Sistema de Inferência <i>Fuzzy</i>	POS_FRX55
NEG_IMP NEG_PROB NEG_RISCO	MPI_CONV	Sistema de Inferência <i>Fuzzy</i>	NEG_FR55
NEG_IMP NEG_PROB NEG_RISCO	MPI_COX	Sistema de Inferência <i>Fuzzy</i>	NEG_FRX55
ALE_IMP ALE_PROB ALE_RISCO	MPI_CONV	Sistema de Inferência <i>Fuzzy</i>	ALE_FR55
ALE_IMP ALE_PROB ALE_RISCO	MPI_COX	Sistema de Inferência <i>Fuzzy</i>	ALE_FRX55

Fonte: Autores (2018)

A realização dos experimentos foi dividida em cinco etapas, descritas a seguir:

Etapa 1 - Geração de uma base de dados contendo valores de probabilidade, impacto e risco, variando a correlação entre probabilidade e impacto. Os dados nesta fase foram obtidos por meio de uma planilha Excel, usando sua função geradora de números randômicos. Para dados positivamente correlacionados probabilidade e impacto foram considerados iguais, para os negativamente correlacionados o impacto foi considerado como o valor 1 – NEG_PROB e para os valores sem correlação ambos foram gerados com a função randômica. O valor de risco, foi obtido pelo produto de probabilidade e impacto;

Etapa 2 - Classificação dos riscos da base de dados conforme a MPI convencional e a MPI proposta por Cox (2008), apresentadas na Figura 8;

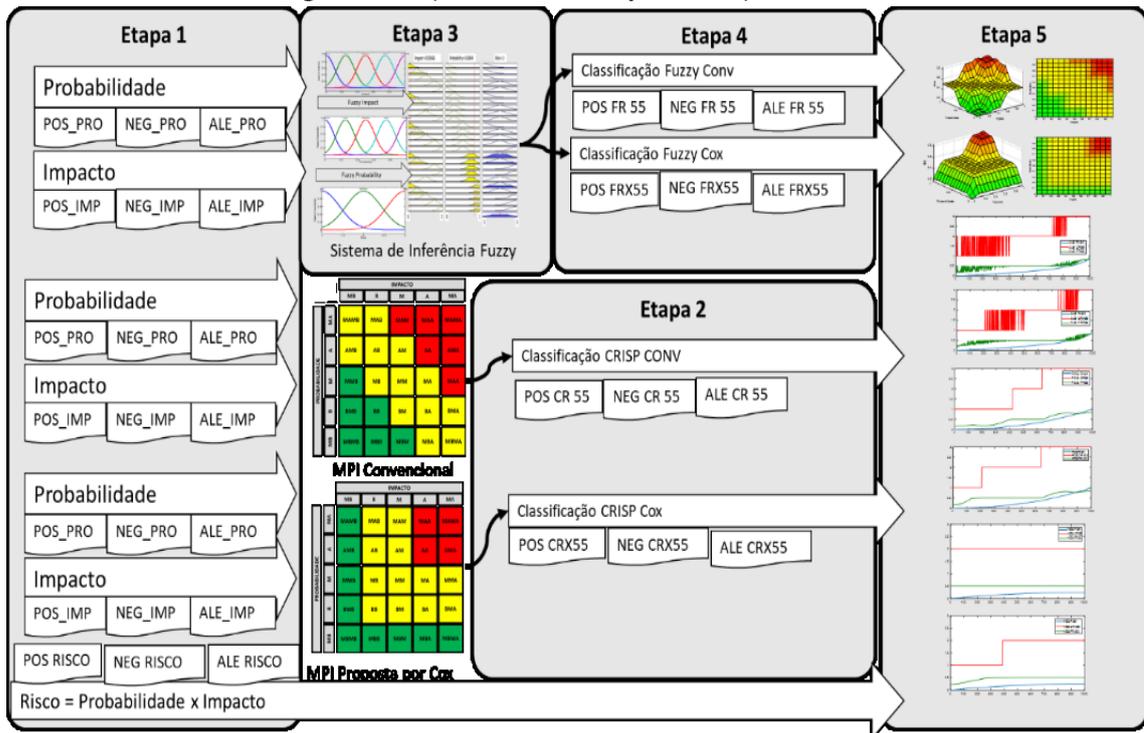
Etapa 3 – Implementação do SIF tendo como base de regras as MPIs usadas na Fase II. Na implementação do SIF foram geradas funções de pertinência do tipo gaussiana para cada um dos valores linguísticos de probabilidade, impacto e risco;

Etapa 4 – Aplicação do SIF elaborado na Fase III aos pares probabilidade e impacto de cada uma um dos grupos da base de dados;

Etapa 5 – Comparação e análise dos resultados.

Apresenta-se na Figura 9 a sequência de realização dos experimentos.

Figura 9 - Sequência de realização dos experimentos.

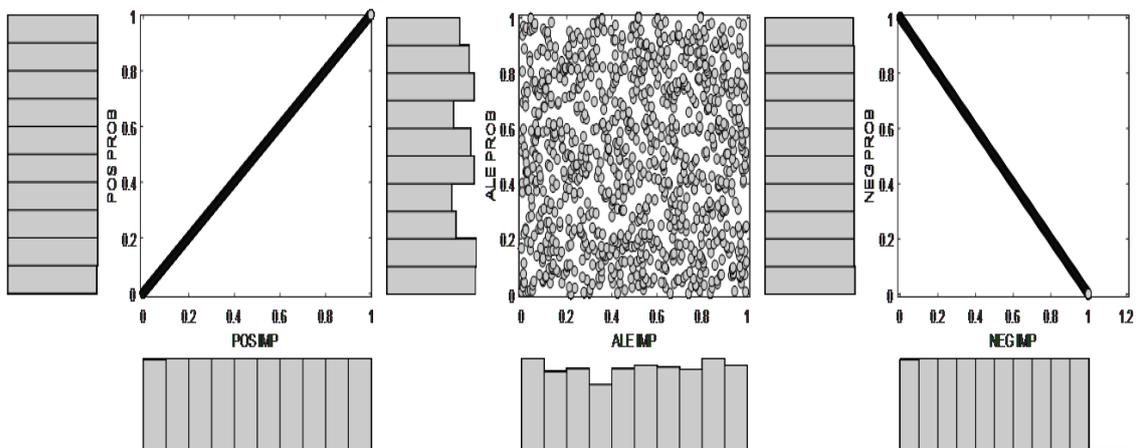


Fonte: Autores (2018).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na geração de dados aleatórios foram produzidos mil pares de valores para impacto e probabilidade em três grupos, conforme correlação, positiva, negativa ou sem correlação. Os grupos de dados são apresentados na Figura 10.

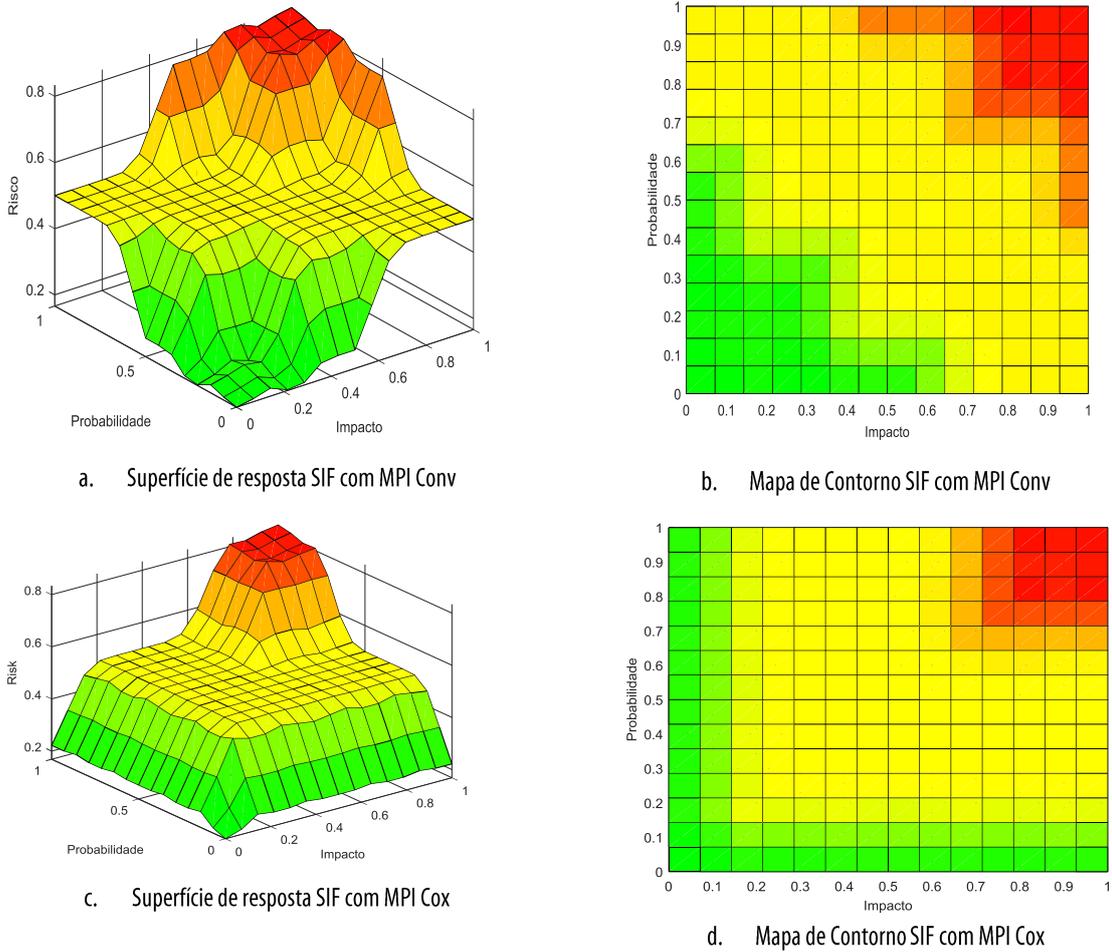
Figura 10 - Grupos de dados aleatórios gerados para o experimento.



Fonte: Autores (2018).

O SIF gerado a partir de uma MPI 5x5 tradicional, sem levar em conta o teorema de Cox é apresentado na Figura 11 na forma de uma superfície de resposta e do respectivo mapa de contorno. Ainda na Figura 11 apresenta-se os gráficos correspondentes a uma MPI 5x5 que segue o teorema de Cox.

Figura 11 - Superfície de resposta e mapa de contorno dos dois SIFs gerados para o experimento.

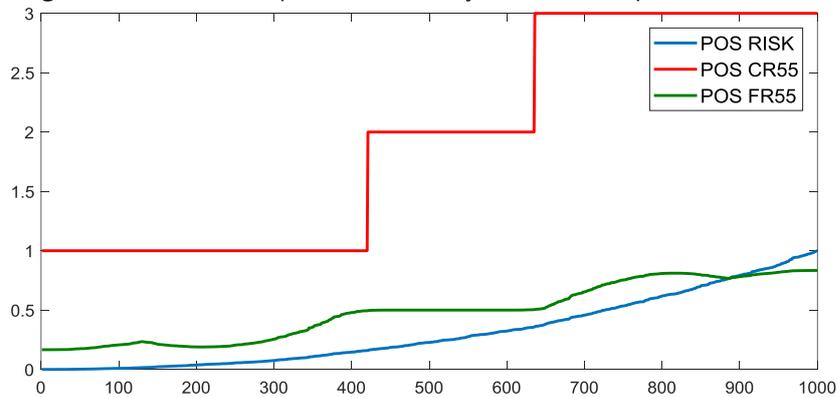


Fonte: Autores (2018).

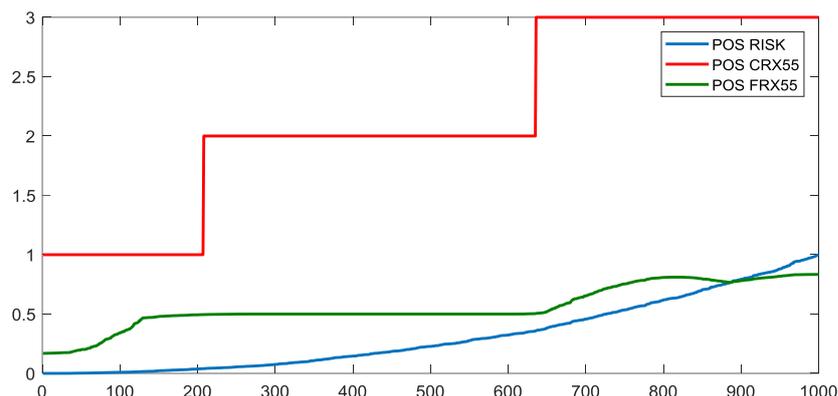
Com base na Figura 11, percebe-se a capacidade do SIF de se adaptar às bases de regras características de cada MPI.

Na Figura 12 são apresentados para o grupo de dados POS a respectiva classificação com as duas MPIs e os resultados do SIF, bem como o valor POS_RISCO, que é o produto do par probabilidade e impacto, de modo a comparar os resultados entre cada um. Para melhor entendimento os dados foram plotados ordenados pelo valor da variável POS_RISCO.

Figura 12 - Resultados para as classificações com o Grupo de dados POS.



a. Dados POS_RISCO, POS_CR55 e POS_FR55 empregando a MPI convencional e o SIF baseado na mesma.



b. Dados POS_RISCO, POS_CRX55 e POS_FRX55 classificados empregando a MPI de Cox e o SIF baseado na mesma.

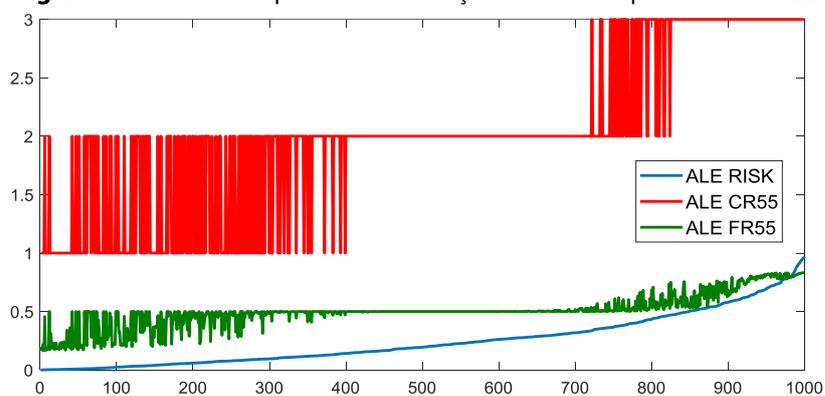
Fonte: Autores (2018).

Verifica-se na Figura 12 que há um efeito no formato da MPI, o que suporta a proposição P2. No item a da Figura 12, estão os resultados obtidos com a MPI Conv e no item b os dados obtidos com a MPI Cox. A mudança na configuração da MPI, provoca mudanças na classificação dos riscos, quer seja aplicando as regras de modo convencional, quer seja aplicando um SIF.

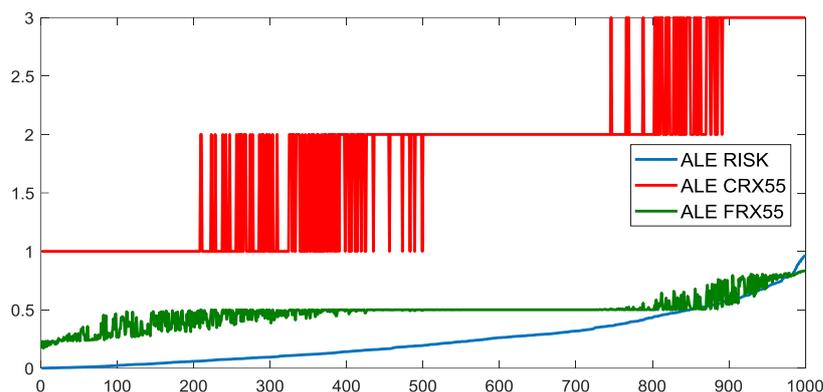
Em uma perspectiva diferente, é possível observar em cada nas Figuras 12 a e b que os resultados com a aplicação do SIF tornam-se híbridos entre os valores de POS_RISCO e POS_CR55 e POS_CRX55, respectivamente. Esse formato das sequências dos valores POS_FR55 e POS_FRX55 respeitam as condições expressas nas regras de inferência, o que não ocorre com a variável POS_RISCO. Por outro lado, POS_CR55 e POS_CRX55 são valores discretos, o que dificulta a classificação e ranqueamento dos riscos, sobretudo aqueles classificados em uma mesma categoria.

Na Figura 13 são apresentados os dados para base ALE.

Figura 13 - Resultados para as classificações com o Grupo de dados ALE.



a. Dados ALE_RISK, ALE_CR55 e ALE_FR55 classificados empregando a MPI convencional e o SIF baseado na mesma.



b. Dados ALE_RISK, ALE_CRX55 e ALE_FRX55 classificados empregando a MPI de Cox e o SIF baseado na mesma.

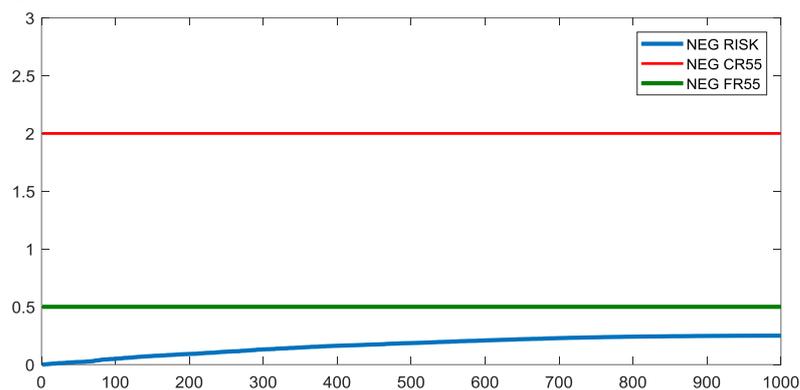
Fonte: Autores (2018).

Os gráficos apresentados na Figura 13 também demonstram que o formato da MPI, sobretudo em sua coloração afetam a classificação dos riscos. Neste grupo de dados em não há correlação negativa ou positiva entre probabilidade e impacto, há uma inconsistência, pois, em parte os dados são classificados de forma instável, ou seja, variam entre 1 e 2 ou entre 2 e 3, quando o esperado seria que crescessem de forma similar ao valor de ALE_RISCO.

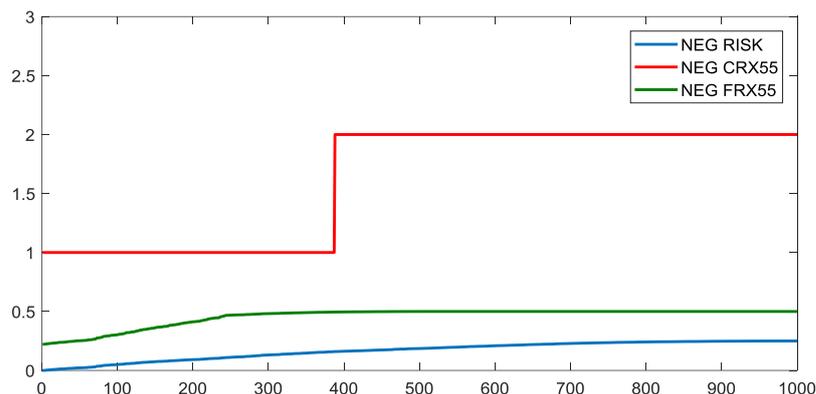
Os gráficos da Figura 13 a e b demonstram com clareza o problema da classificação reversa apontado por Cox (2008) e Baybutt (2016), bem como as recomendações dadas por Cox (2008) podem atenuar, mas não eliminar este problema. Tal assertiva pode ser verificada comparando a Figura 13a com a Figura 13b, sendo que a classificação reversa ocorre de forma mais frequente que na segunda, tanto no modelo convencional como na modelagem fuzzy. Porém verifica-se na modelagem fuzzy uma menor distância e uma aderência às regras de decisão, configurando uma solução que segue as diretrizes do conhecimento humano extraído das respectivas MPIs, mas que também oferece um indicador contínuo com menores distâncias, o que torna o ranqueamento dos riscos de uma mesma classe mais acurado.

Na Figura 14 a e b são apresentados os resultados para o conjunto de dados NEG.

Figura 14 - Resultados para as classificações com o Grupo de dados NEG.



a. Dados NEG_RISK, NEG_CR55 e NEG_FR55 classificados empregando a MPI convencional e o SIF baseado na mesma.



b. Dados NEG_RISK, NEG_CRX55 e NEG_FRX55 classificados empregando a MPI de Cox e o sistema de inferência fuzzy baseado na mesma.
 Fonte: Autores (2018).

Na Figura 14 pode-se constatar que dados com correlação negativa, quando classificados com uma MPI convencional, não possuem diferença entre si, ainda que o valor de NEG_RISK variem.

Com base nos resultados apresentados nas Figuras 12, 13 e 14 é possível suportar à proposição P1, ou seja, a correlação entre probabilidade e impacto pode afetar a classificação dos riscos.

Do mesmo modo tais resultados confirmam a proposição P2, ou seja, a forma da MPI influencia na classificação dos riscos e mais do que isso, dependendo da combinação da correlação com a forma da MPIs ocorrem ruídos que podem levar a classificações inconsistentes, onde valores de riscos maiores são classificados com menor prioridade do que outros.

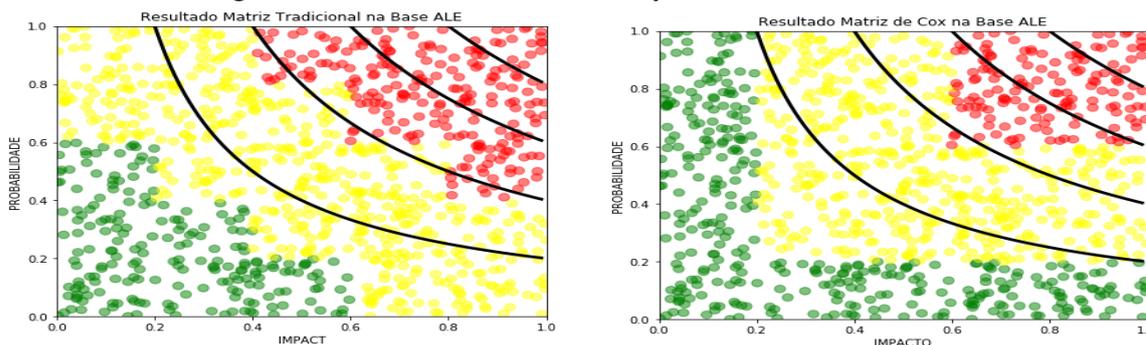
Também se verifica que é possível elaborar um SIF baseado em MPIs e que as mesmas refletem nos resultados da classificação, confirmando a proposição P3. Por outro lado, os resultados obtidos com os SIFs, são mais aderentes à escala de prioridades definida pela MPI, o que diferencia sua classificação do resultado obtido com o uso da MPI, e também do produto.

Assim, se obtém um resultado contínuo, o que torna o processo de classificação mais preciso. Porém, para além da continuidade do resultado é importante observar que o mesmo não é somente contínuo, como seria o caso da aplicação da fórmula de risco (probabilidade*impacto), mas sim na forma de uma curva que é capaz de diferenciar de forma substancial não só riscos entre as classes 1, 2 ou 3, mas também valores dentro de uma mesma classe, tarefa que com uma classificação discreta não é possível.

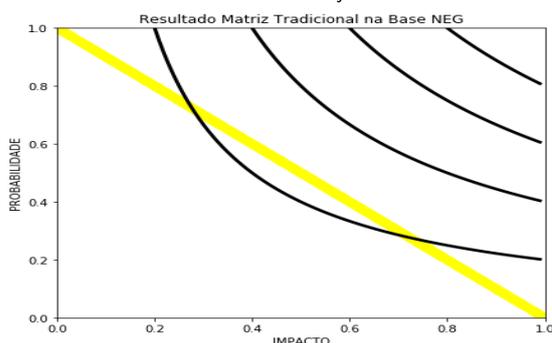
Por fim, observa-se que a classificação discreta intensifica o problema da classificação reversa. Alguns riscos com valores muito próximos recebem valores discrepantes de classificação em relação ao valor de RISCO. Nas Figuras 15 a, b, c, d, e f demonstra a classificação com as MPIs e os valores de risco alinhados em curvas de contorno para os valores 0,2, 0,4, 0,6 e 0,8.

Pode-se argumentar que mesmo na ausência de erros na determinação dos riscos ocorrem erros de classificação configurando uma fragilidade das MPIs, evidenciados nos dados apresentados, mostrando quando probabilidade e impacto não apresentam correlação entre si. Nesta situação, a aplicação de uma MPI, seguindo as recomendações de Cox (2008), demonstrou resultados mais robustos.

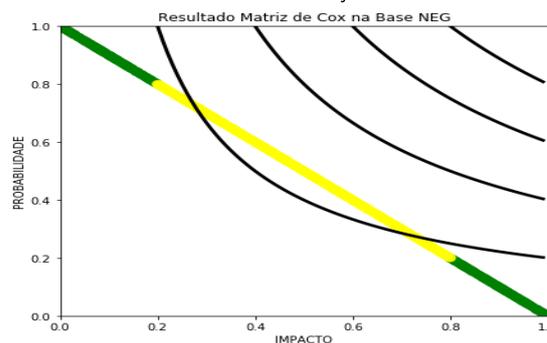
Figura 15 - Inconsistências na classificação com MPIs Convencionais.



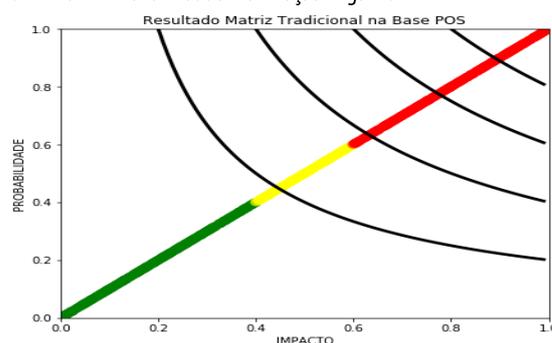
a. MPI convencional e dados sem correlação



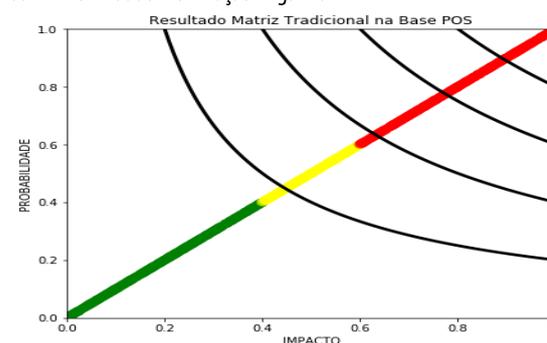
c. MPI Cox e dados sem correlação



b. MPI convencional e dados correlação negativa



d. MPI Cox e dados correlação negativa



e. MPI convencional e dados correlação positiva

f. MPI Cox e dados correlação positiva

Fonte: Autores (2018).

Os gráficos apresentados na Figura 15, reforçam a questão da classificação reversa como uma fonte de erros originada na forma como uma MPI é estruturada e na correlação dos riscos, fato que pode originar um processo de priorização de riscos deficiente, que como resultado gera um plano de resposta a riscos com alocações de recursos equivocadas, mesmo que a determinação de probabilidades e impactos tenha sido feita de forma acurada.

Por fim, é importante observar que, mesmo com a presença do ruído em bases sem correlação, o SIF com base nas MPIs, possibilita uma aproximação com retorno de resultados em uma escala contínua possibilitando decidir entre dois riscos pertencentes a uma mesma categoria, o que sem dúvida é uma vantagem em relação ao método convencional.

Os resultados obtidos permitem afirmar que as hipóteses P1, P2 e P3 foram suportadas e, portanto, pode-se afirmar que os resultados de uma classificação de riscos por meio de MPIs são influenciados pela correlação entre probabilidade e impacto (P1), os mesmos resultados também são influenciados pela forma que as MPIs são estruturadas (P2) e que o emprego de SIFs permite encontrar valores em uma escala contínua que permite a classificação de riscos em uma mesma categoria, ainda que exista algum efeito de classificação reversa, o uso de SIFs para classificar riscos permite decisões de forma mais acurada que com os procedimentos convencionais.

Destacam-se que os resultados tanto na forma convencional, empregando diretamente as MPIs, como com o emprego dos SIFs mostram que as recomendações decorrentes do Teorema de Cox (COX, 2008) impactam nos resultados da classificação dos riscos, minimizando os erros da classificação reversa, do mesmo modo as SIFs também permitem decisões em melhores condições pelo fato de gerarem resultados contínuos, sobretudo em situações limites entre duas categorias de risco.

Assim o modelo SIF baseado em MPIs desenvolvido neste trabalho mostra-se como uma alternativa viável e vantajosa para ser aplicado no problema de classificação de riscos em projetos, tal assertiva fundamenta-se no fato de que o modelo emprega conhecimento humano disponível e de fácil extração em qualquer organização que empregue MPIs em seus projetos e retorna resultados, que são fiéis às diretivas estabelecidas para as MPIs, mas que também permitem decidir entre riscos com a mesma classificação, quando se emprega uma MPI e também apresentam resultados com uma menor frequência de classificação reversa,

principalmente quando a base de regras não viola o teorema de Cox, possibilitando ao gerente de projetos elaborar planos de resposta aos riscos que otimizem a alocação de recursos, contribuindo para que se alcance o sucesso do projeto.

5 CONCLUSÃO

Matrizes de Probabilidade e Impacto são ferramentas para a análise e visualização de riscos que utilizam classes discretas de consequência, probabilidade e risco. Apresentam deficiências como, por exemplo, a necessidade de analisar informações imprecisas oriundas do conhecimento do especialista humano e o ranqueamento dos riscos classificados, o que é impossível quando se usam classes discretas.

Neste contexto, o emprego de Sistemas de Inferência Fuzzy (SIF) em uma MPI permite o tratamento destas deficiências por meio da modelagem do conhecimento humano e a consequente redução da incerteza. O fato do SIF estabelecer riscos de forma contínuo e de modo aderente às regras de classificação oriundas das MPIs permitiu maior acurácia, uma vez que dois riscos que recebem a classificação 3 devem ser mitigados.

Os resultados permitiram observar que a classificação de riscos em projetos pode ser realizada empregando um SIF baseado em MPI. Assim, o objetivo geral desse trabalho que foi desenvolver um modelo de Sistema de Inferência Fuzzy baseado em Matrizes de Probabilidade e Impacto para classificar riscos em projetos foi atingido.

Outro ponto importante é o fato de que ao se transpor dados para uma MPI, ruído é gerado, que se faz notar quando os dados não estão totalmente correlacionados. Com o SIF o ruído foi atenuado, porém não totalmente eliminado, o que ainda leva a certa imprecisão na classificação dos riscos. Assim, recomendam-se como trabalhos subsequentes abordar esse problema com a possível inclusão de novas técnicas ao modelo de SIF proposto.

Desenvolver um modelo que possibilite classificar riscos de forma rápida e acurada empregando técnica de Inteligência Computacional, como considerado por Cox (2008) e implementado computacionalmente pode ser considerada como importante contribuição do trabalho.

REFERÊNCIAS

- ALE, B.; BURNAP, P.; SLATER, D. On the origin of PCDS–(Probability consequence diagrams). **Safety science**, v. 72, p. 229-239, 2015.
- ATALAY, K. D.; CAN, G. F.; ERASLAN, E. Evaluation of effect of different membership functions on risk assessment. **International Journal of Occupational Safety and Ergonomics**, v. 24, n. 3, p. 1-12, 2017.
- AVEN, T. Improving risk characterisations in practical situations by highlighting knowledge aspects, with applications to risk matrices. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 167, p. 42-48, 2017.
- BAYBUTT, P. Designing risk matrices to avoid risk ranking reversal errors. **Process Safety Progress**, v. 35, n. 1, p. 41-46, 2016.
- CARVALHO, M. M; RABECHINI JÚNIOR., R. **Fundamentos em gestão de projetos**. 3. ed. São Paulo, SP: Atlas, 2011.
- COX, L. What's wrong with risk matrices? **Risk analysis**, v. 28, n. 2, p. 497-512, 2008.
- DEL CANO, A.; LA CRUZ, M. Integrated methodology for project risk management. **Journal of Construction Engineering and Management**, v. 128, n. 6, p. 473-485, 2002.
- DUIJIM, N. Recommendations on the use and design of risk matrices. **Safety science**, v. 76, p. 21-31, 2015.

- GOERLANDT, F.; RENIERS, G. On the assessment of uncertainty in risk diagrams. **Safety Science**, v. 84, p. 67-77, 2016.
- HILLSON, D. **Managing risk in projects**. Farhan, Surrey (UK): Gower Publishing, Ltd, 2009.
- JANG, J.; SUN, C.; MIZUTANI, E. **Neuro-fuzzy and soft computing, a computational approach to learning and machine intelligence**. Upper Sidle River, New Jersey, USA: Prentice Hall, 1997.
- KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Prospect theory: An analysis of decision under risk. **Econometrica: Journal of the econometric Society**, v. 47, n. 2, p. 263-292, 1979.
- KERZNER, H. **Gerenciamento de projetos - Uma abordagem sistêmica para planejamento, programação e controle**. 10. ed. São Paulo: Edgard Blucher Ltda., 2011.
- NI, H; CHEN, A.; CHEN, N. Some extensions on risk matrix approach. **Safety Science**, v. 48, n 10, p 1269-1278 , 2010.
- MONTIBELLER, G.; WINTERFELDT, D. Cognitive and motivational biases in decision and risk analysis. **Risk Analysis**, v. 35, n. 7, p. 1230-1251, 2015.
- PROJECT MANAGEMENT INSTITUTE (PMI). **Pulse o Profession – Sucess Rates Rises**. 9th Project Management Global Survey. Newton Square, PA: Project Management Institute, Inc., 2017a.
- PROJECT MANAGEMENT INSTITUTE (PMI). **Um Guia do Conhecimento no Gerenciamento de Projetos (PMBok) Sexta Edição em Português**. Newton Square, PA: Project Management Institute, Inc., 2017b.
- MARKOWSKI, A.; MANNAN, S. Fuzzy risk matrix. **Journal of hazardous materials**, v. 159, n. 1, p. 152-157, 2008.
- RAZ, T.; SHENHAR, A.; DVIR, D. Risk management, project success, and technological uncertainty. **R&D Management**, v. 32, n. 2, p. 101-109, 2002.
- RABECHINI JUNIOR, R.; CARVALHO, M. M. Relacionamento entre gerenciamento de risco e sucesso de projetos. **Prod.**, São Paulo, v. 23, n. 3, p. 570-581, set. 2013.
- RUAN, X.; YIN, Z.; FRANGOPOL, D. M., Risk Matrix Integrating Risk Attitudes Based on Utility Theory. **Risk Analysis**, v. 35, n. 8, p. 1437-1447.
- SA'IDI, E. et al. Fuzzy risk modeling of process operations in the oil and gas refineries. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 30, p. 63-73, 2014.
- SAMANTRA, C.; DATTA, S.; MAHAPATRA, S. S. Fuzzy Risk assessment module in cosmopolitan construction: An empirical study. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 65, oct. , 2017.
- SHARMA, A.; GUPTA, A. Impact of organizational climate and demographics on project specific risks in context to Indian software industry. **International Journal of Project Management**, v. 30, n. 2, p. 176-187, 2012.
- SIMÕES, I.; SHAW, M. **Controle e modelagem fuzzy**. Blucher: FAPESP, São Paulo. 2007.
- ZADEH, L. Fuzzy sets. **Information and control**, v. 8, n. 3, p. 338-353, 1965.
- ZADEH, L. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. **IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics**, v. 3, p. 28-44, 1973.
- ZWIKAEEL, O.; AHN, M. The effectiveness of risk management: an analysis of project risk planning across industries and countries. **Risk analysis**, v. 31, n. 1, p. 25-37, 2011.