



ARTIGO ORIGINAL

Reduzindo incertezas e imprecisões na análise quantitativa de riscos de projetos utilizando a lógica fuzzy

Reducing uncertainties and inaccuracies in quantitative project risk analysis using fuzzy logic

Viviane Viana Sofiste ¹ and Julio Cesar Duarte ¹

¹Instituto Militar de Engenharia (IME)

*vsofiste@ime.eb.br; duarte@ime.eb.br

Recebido: 30/09/2021. Revisado: 10/03/2022. Aceito: 31/03/2022.

Resumo

O gerenciamento de riscos é um dos principais fatores atribuídos ao sucesso dos projetos porém, muitos não auferem os resultados esperados por falhas na etapa de planejamento. A utilização de ferramentas de quantificação de riscos usualmente é baixa e, devido à natureza singular dos projetos, torna-se difícil a utilização de dados históricos. Portanto, a consulta de um especialista é essencial para o planejamento de risco, embora tal opinião possa conter um alto grau de incerteza. Esse trabalho propõe uma metodologia que utiliza a Lógica Fuzzy e permite a estimação da probabilidade de ocorrência de riscos na análise quantitativa pelo levantamento de seus atributos, com base na opinião especializada, reduzindo a subjetividade. Por intermédio da sua aplicação em um estudo de caso, verifica-se que, em média, a probabilidade informada pelo especialista com base na sua experiência difere em 9,58% daquela encontrada pelo cálculo do valor através da extração dos atributos. O método mostra-se eficaz, portanto, na redução da subjetividade pois extrai e calcula fatores que pesam na escolha da probabilidade, melhorando a avaliação dos riscos.

Palavras-Chave: Análise Quantitativa; Gestão de Riscos; Lógica Fuzzy.

Abstract

Risk management is one of the main factors attributed to a project's success, however, many do not achieve their expected results due to failures in the planning stage. The use of risk quantification tools is usually low and, due to the unique nature of projects, it is difficult to use historical data. Therefore, consultation with an expert is essential for risk planning, even though such opinion may contain a high degree of uncertainty. This work proposes a methodology using Fuzzy Logic that allows the estimation of the risk occurrence's probability in the quantitative analysis by inspecting its attributes, based on the expert's opinion, thus, reducing subjectivity. Through its application in a case study, it is verified that, on average, the probability informed by the expert based on his experience differs by 9.58% from the one found by calculating it while extracting the attributes. The method proves to be effective, therefore, in reducing subjectivity as it extracts and evaluates factors that influence the probabilities's choice, improving the risks' evaluation.

Keywords: Quantitative Analysis; Risk Management; Fuzzy Logic.

1 Introdução

Projetos são aplicados em praticamente todas as áreas do conhecimento humano, incluindo os trabalhos administrativos, estratégicos e operacionais, bem como na vida pessoal de cada um (Vargas, 2014), e o seu sucesso é medido em relação ao atendimento aos seus objetivos. Porém, muitos projetos não alcançam os resultados esperados por falhas na etapa de planejamento. Uma causa comum para o não atingimento dessas metas são as eventualidades (riscos) não esperadas que acometem o projeto durante sua fase de execução em razão destas, em muitas vezes, não serem previstas durante o planejamento. A ausência de um bom plano de gerenciamento pode desestruturar qualquer projeto. Neste sentido, Hugo et al. (2018) destaca que o ponto central do gerenciamento de projetos é o gerenciamento de riscos e a necessidade de desenvolver ferramentas melhores e mais específicas para gerenciá-los. Kerzner (2021) descreve a dificuldade encontrada pelos gerentes em planejar o escopo de projetos com durações de 3 ou 4 anos sem levar em consideração a velocidade das mudanças e as incertezas que elas carregam. Ainda para o autor, os projetos forçam o estado da arte na previsão de tecnologia, principalmente naqueles que possuem durações superiores há um ano, dada a velocidade da evolução tecnológica e da engenharia. Com a engenharia, a tecnologia e os ambientes de produção incertos e em mudanças, torna-se necessário sempre definir quais são os riscos.

Por definição, os riscos são circunstâncias ou acontecimentos inesperados, ou incertos que, quando ocorrem, afetam o projeto de alguma forma. Camargo (2018) explica que os riscos que exigem maior atenção são aqueles que tendem a afetar as linhas de base do projeto, pois impactam o atingimento dos seus objetivos. Já para Kerzner (2021), o risco possui dois componentes principais para um determinado evento: a probabilidade de ocorrência desse evento e o impacto (ou consequência) da ocorrência do evento. Kerzner (2021) esclarece que o processo de gerenciamento de riscos deve identificar uma atividade formal de planejamento, uma análise para estimar a probabilidade e prever o impacto dos riscos identificados, uma estratégia de resposta aos riscos para aqueles selecionados, e a capacidade de monitorar e controlar o progresso de redução desses riscos.

Nesse sentido, é notória a importância da realização do gerenciamento de projetos. O PMBOK (2017) é um guia de gerenciamento de projetos internacionalmente reconhecido, desenvolvido pelo *Project Management Institute* (PMI), que tem o objetivo de disseminar as melhores práticas de gerenciamento de projetos em todo o mundo e que fornece os conceitos fundamentais de gerenciamento de projetos. Ele define projeto como sendo um esforço temporário empreendido para criar um produto, serviço ou resultado único, e divide o gerenciamento de projetos em grupos de processos e áreas de conhecimento. Área de conhecimento é uma área identificada do gerenciamento de projetos definida por seus requisitos de conhecimento. Atualmente existem 10 áreas de conhecimento, sendo uma delas a de **gerenciamento dos riscos**.

Os objetivos do gerenciamento dos riscos do projeto são aumentar a probabilidade e o impacto dos eventos positivos e reduzir a probabilidade e o impacto dos eventos

negativos no projeto (PMBOK, 2017). Além disso, os processos de gerenciamento de riscos são os seguintes, em sequência: **Planejar o Gerenciamento dos Riscos; Identificar os Riscos; Realizar a Análise Qualitativa dos Riscos; Realizar a análise quantitativa dos riscos; Planejar as Respostas aos Riscos; Implementar Respostas a Riscos; e Monitorar os Riscos**.

Nieto-Morote and Ruz-Vila (2011) aborda sobre a crescente complexidade e o dinamismo dos projetos, pois agregam incertezas e subjetividades significativas no processo de análise de risco. Por outro lado, Hugo et al. (2018) afirma que a incerteza e o risco são centrais em todos os projetos ao tempo em que verificam que os níveis de uso das ferramentas qualitativas e quantitativas de gerenciamento de riscos são baixos em comparação com as ferramentas gerais de gerenciamento de projetos. Eles verificaram que o gerenciamento quantitativo de riscos com o uso correspondente de uma ferramenta é baixo, na ordem de 37%, enquanto o uso geral da ferramenta de gerenciamento de projetos é da ordem de 68%, medidos na mesma escala. Nesse sentido, Shukri et al. (2021) enfatiza sobre essa lacuna de análise quantitativa na literatura de avaliação de riscos que sejam aceitáveis para projetos, principalmente os de construção.

O PMBOK (2017) ressalta que a análise quantitativa de riscos é o único método confiável para avaliar o risco geral do projeto. Porém, a dificuldade em se quantificar o risco se agrava ainda mais quando o projeto ocorre em um cenário onde dados históricos não estão disponíveis. Para Fateminia et al. (2020), os métodos clássicos de determinação da reserva de contingência de projetos dependem significativamente de dados históricos e falham em incorporar certos tipos de incertezas, como imprecisão, ambiguidade e subjetividade. Conforme abordam Iranmanesh et al. (2009) apud Fateminia et al. (2020) e também Salah and Moselhi (2015) apud Fateminia et al. (2020), as abordagens determinísticas têm dificuldade em calcular a exposição de eventos de risco e determinar a contingência adequada para um único valor *crisp* e, nas abordagens probabilísticas, o valor da contingência pode ser afetado pela falta de qualidade e quantidade nos dados históricos, uma vez que essas técnicas dependem significativamente deles.

Neste ambiente, conforme corrobora Shukri et al. (2021), a consulta ao especialista é indispensável para o planejamento de riscos, e normalmente provida por vários especialistas na área. O problema é que a opinião especializada pode conter um alto grau de incerteza devido aos vieses atrelados a ela e, para Shukri et al. (2021), as informações conflitantes em fontes de diferentes especialistas tornam-se uma questão em aberto que tem atraído a atenção dos pesquisadores.

Abd El Khalek et al. (2016) apud Shukri et al. (2021) reforça a ideia de que as decisões humanas são tomadas durante atividades cognitivas e comportamentais envolvendo ambiguidade e atributos subjetivos. Já Conrow (2003) afirma que estimativas subjetivas nada mais são que suposições, que parecem representar valores de probabilidade que podem ser usadas em uma análise de risco. Essas suposições são conhecidas como escalas de probabilidades estimadas e geralmente não são derivadas de dados de probabilidades reais. Além disso, devido às definições subjetivas usadas, geralmente existe uma incerteza con-

siderável entre os analistas quanto à probabilidade que corresponde um determinado nível na escala. Isso pode levar a resultados errados quando a definição para o nível de probabilidade não corresponde à pontuação numérica prevista pelo especialista. Conrow (2003) apresenta por intermédio de pesquisa realizada para quantificar os valores de probabilidade associados a diferentes declarações de probabilidade subjetivas que ocorreram variações nas opiniões entre os especialistas maiores ou iguais a 0,70 (entre os valores máximos e mínimos) para uma mesma declaração de probabilidade, o que demonstrou a subjetividade das opiniões fornecidas pelos especialistas entrevistados. Segundo Shukri et al. (2021), como vários especialistas têm diversas formações, suas avaliações de um mesmo evento são frequentemente subjetivas e ambíguas. Desta forma, Conrow (2003) afirma que as opiniões dos especialistas são subjetivas, e expressas de maneira qualitativa, com termos verbais linguísticos e não com valores pontuais de probabilidade.

Shukri et al. (2021) afirma ainda que a utilização da lógica fuzzy na tomada de decisão tem aumentado significativamente nos últimos anos e é vista como uma nova e eficiente ferramenta na avaliação de riscos. Para Zeng et al. (2005) apud Shukri et al. (2021), com a presença de informações e de dados imprecisos e parciais, um sistema de inferência fuzzy frequentemente é desenvolvido para trabalhar neste contexto, e é comumente obtido através do uso da opinião de especialistas. Fateminia et al. (2020) também concorda com essa afirmação e defende que a teoria dos conjuntos fuzzy preenche a lacuna das técnicas clássica ao lidar com incertezas, tornando capaz que os especialistas avaliem a probabilidade e o impacto dos eventos de riscos com termos linguísticos que podem ser representados por números fuzzy.

Shukri et al. (2021) alerta ainda sobre a necessidade de investimento por parte das empresas (de construção) na gestão de riscos, pois os riscos e as incertezas do projeto tornam-se intoleráveis ao longo do tempo. Para Fateminia et al. (2020), alocar pouco ou muito para as reservas de contingência do projeto pode resultar em perdas significativas e gestão ineficiente de recursos. Por isso, muitos esforços têm sido feitos para introduzir sistemas especialistas e conjuntos para tomada de decisão eficaz em qualquer processo (Shukri et al., 2021).

Este trabalho levanta a hipótese de que, se os atributos inerentes aos riscos de projetos forem levantados, seus graus de importância forem mensurados, e, em seguida, for aplicada a estes a lógica fuzzy vinculada ao processo de FLNCS (Salah, 2015), então a subjetividade da opinião dos especialistas será reduzida e a precisão dos resultados de probabilidade de ocorrência dos riscos na análise quantitativa de projetos será aumentada. Além disso, avalia também a hipótese de que, se o processo de análise quantitativa por intermédio da extração dos atributos dos riscos de projeto for sistematizado, então a organização retém conhecimento e aprende com os projetos que realiza, reduzindo assim a dependência exclusiva da opinião especializada, ao mesmo tempo que melhora continuamente sua assertividade. O objetivo desse estudo é então apresentar uma metodologia sistemática que permita estimar a probabilidade de ocorrência de riscos na análise quantitativa de projetos pelo grau de importância de seus

atributos, com base na opinião de especialistas, reduzindo a subjetividade por meio da utilização da Lógica Fuzzy, minimizando assim a necessidade futura de intervenções humanas.

Além da introdução, este artigo está dividido em mais quatro seções. A Seção 2 levanta os principais conceitos relevantes para a compreensão da proposta deste artigo. A Seção 3 explica a solução proposta, que é um método reduzir a subjetividade da opinião especializada na análise quantitativa de riscos de projeto. A Seção 4 apresenta o estudo de caso que utiliza o método proposto. Finalmente, na ?? são apresentadas a conclusão e trabalhos futuros.

2 Revisão da Literatura

2.1 Gerenciamento de Projetos

O PMBOK (2017) fornece os conceitos fundamentais de gerenciamento de projetos e, nesse sentido, Kerzner (2021) afirma que é mais provável que se consiga alcançar excelência ou maturidade em gerenciamento de projetos utilizando-se um processo repetitivo que possa ser aplicado em cada um dos projetos. Esse processo é chamado de metodologia de gerenciamento de projetos. O PMI (2019) divide o gerenciamento de projetos em grupos de processos e áreas de conhecimento. Os grupos de processo são: 1) Iniciação; 2) Planejamento; 3) Execução; 4) Monitoramento e Controle; 5) Encerramento. Tais processos podem ser organizados em dez áreas de conhecimento, conforme segue: 1) Integração; 2) Escopo; 3) Tempo; 4) Custo; 5) Qualidade; 6) Recursos Humanos; 7) Comunicações; 8) Riscos; 9) Aquisições; e 10) Partes Interessadas. A área de gerenciamento de Riscos utiliza processos de Planejamento, Execução e de Monitoramento e Controle. Este estudo se aprofunda mais especificamente na área de gerenciamento dos riscos no grupo de processos de planejamento.

2.2 Gerenciamento de Riscos do Projeto

O PMI (2019), por meio de sua publicação “The standard for risk management in portfolios, programs, and projects” (SRMPPP), trata o risco como um evento que, se ocorrer, gera impactos que podem ser negativos (denominados riscos) ou positivos (denominados oportunidades) e conceitua risco como um evento ou condição incerta que, se ocorrer, provocará um efeito positivo ou negativo em um ou mais objetivos do projeto. As normas ISO:31010 (2012) e ISO:31000 (2018) tratam o processo de gerenciamento de riscos de formas semelhantes. O processo de avaliação de riscos de ambas segue as seguintes etapas: 1) Identificação dos riscos; 2) Análise dos riscos; e 3) Avaliação dos riscos. Os processos de gerenciamento de riscos, como preconizados pelo PMBOK (2017), são apresentados como processos discretos com interfaces definidas embora, na prática, eles se sobreponham. São eles: 1) Planejamento do gerenciamento de riscos; 2) Identificação dos riscos; 3) Análise qualitativa; 4) Análise quantitativa; 5) Planejar respostas aos riscos; e 6) Monitorar os riscos. O PMBOK (2017) considera a abordagem onde, primeiramente, é realizada a análise qualitativa dos riscos identificados, e posterior-

mente, os riscos selecionados passam então pelo processo da análise quantitativa. Clements and Gido (2013) reitera que avaliar cada risco envolve determinar a sua probabilidade de ocorrência. Sendo assim, a seção Seção 2.2.1 define e conceitua essas etapas.

2.2.1 Análises Qualitativa e Quantitativa dos riscos do projeto

Análise qualitativa dos riscos é o processo de priorização de riscos individuais do projeto para análise ou ação posterior, por intermédio da avaliação de sua probabilidade e do impacto de ocorrência (PMBOK, 2017). Keeling (2014) explica que este tipo de análise faz uma priorização nos riscos identificados, e que para isso, utiliza como base julgamentos, intuição e a experiência pessoal de especialistas nos assuntos relacionados ao projeto, avaliando as probabilidades e os impactos dos riscos com relação aos objetivos do projeto. Esse tipo de análise se vale de uma escala qualitativa para as probabilidades e impactos dos respectivos riscos. O SRMPPP (PMI, 2019) sugere a utilização de uma matriz de probabilidade e impacto para auxiliar o usuário a priorizar os riscos para análises ou respostas posteriores, e distinguir os riscos que terão um impacto mínimo nas atividades de negócios daqueles que terão um impacto maior.

Salah and Moselhi (2016) apresenta um método para realizar a avaliação qualitativa dos riscos onde recomendam o uso da teoria fuzzy em função da sua capacidade de modelar a imprecisão e a ambiguidade associada aos dados de entrada, e por ser aplicável independentemente da disponibilidade de dados históricos. Assim, após o procedimento de identificação dos riscos, é proposta uma abordagem para avaliação qualitativa e quantitativa dos riscos utilizando a teoria do conjunto fuzzy, onde uma das etapas consiste na geração de escalas de avaliação de probabilidades e impactos do risco por intermédio de um processo denominado Fuzzy Linguistic Numeric Conversion Scheme (FLNCS). Esse processo permite que as escalas de avaliação de probabilidade sejam construídas com a participação de vários especialistas e utiliza a matemática da lógica fuzzy em seus cálculos.

A análise quantitativa é definida pelo PMBOK (2017) como sendo o “processo de analisar numericamente o efeito combinado dos riscos individuais identificados e outras fontes de incerteza nos objetivos gerais do projeto”. Mulcahy (2009) afirma que o processo de realizar a análise quantitativa dos riscos pode incluir muitos cálculos e análises, onde as probabilidades e os impactos quantitativos podem ser determinados através da utilização de várias técnicas. O SRMPPP (PMI, 2019) explica que tais técnicas têm várias características, dentre elas, modelos probabilísticos, recursos de coleta de dados e a apresentação eficaz de resultados da análise quantitativa que permitem a representação de oportunidades e ameaças aos objetivos do projeto.

2.3 Inteligência Artificial

Goldschmidt (2010) explica que a Inteligência Computacional (IC), denominada originalmente de Inteligência Artificial (IA), é uma das ciências mais recentes, tendo sur-

tido logo após a Segunda Guerra Mundial. A IA vai além da perspectiva de compreensão do pensamento humano, pois também procura construir entidades artificiais inteligentes. As definições de Inteligência Artificial variam ao longo de duas dimensões principais (Russell and Norvig, 2004, Goldschmidt, 2010):

- i. A que se baseia em pensamento e raciocínio, onde o objetivo é desenvolver sistemas que pensam como seres humanos ou que pensam racionalmente; e
- ii. A que se baseia em comportamento onde o objetivo é desenvolver sistemas que atuam como seres humanos ou que atuam racionalmente.

Conforme Rezende (2003), o objetivo das pesquisas em IA é o de capacitar o computador a executar funções que são desempenhadas pelo ser humano usando o conhecimento e o raciocínio. As pesquisas são relacionadas com áreas de aplicação que envolvem o raciocínio humano, tentando imitá-lo, como é o caso, por exemplo, dos Sistemas Especialistas ou Sistemas Baseados em Conhecimento.

2.3.1 Sistemas Especialistas

De acordo com Giarizi and Oliveira (2014), os sistemas especialistas “são programas planejados para adquirir e disponibilizar o conhecimento operacional de um especialista humano em uma determinada área ou campo de atuação”. Em suma, são definidos como uma aplicação da Inteligência Artificial que atua em uma determinada área de conhecimento (Westphal, 2003, Schirru, 2016), ou ainda, como um sistema especialista como um programa de computador que tem uma base de conhecimento sobre um domínio e utiliza o raciocínio para executar tarefas que especialistas humanos poderiam executar (Santos and de Carvalho, 2008). Ainda segundo os autores, uma característica comum nos sistemas especialistas é a existência de um mecanismo de raciocínio incerto que permite representar a incerteza a respeito do conhecimento do domínio. Devido à necessidade de expressar essa incerteza, foram desenvolvidos diversos métodos de representação do conhecimento, como por exemplo a lógica, as redes semânticas, e quadros ou frames.

2.4 Lógica Fuzzy

A Lógica Fuzzy é uma teoria matemática que tem como principal objetivo permitir a modelagem do modo aproximado de raciocínio, imitando a habilidade humana de tomar decisões em ambientes de incerteza e imprecisão. Conforme Goldschmidt (2010), se considerarmos que em muitas vezes o raciocínio dos especialistas envolve conceitos que podem ser subjetivos, abstratos e imprecisos, que os sistemas especialistas têm dificuldade de expressar, vemos que a lógica fuzzy possibilita construir sistemas inteligentes de controle capazes de lidar com tais imprecisões e subjetividades.

Gomide et al. (1995) destaca que, ao contrário dos sistemas lógicos binários, onde o valor verdade só pode assumir valores verdadeiro (1) ou falso (0) e dos sistemas lógicos multi-valorados, onde o valor verdade de uma proposição pode ser ou um elemento de um conjunto finito, num intervalo, ou uma álgebra booleana, na lógica Fuzzy

os valores verdade são expressos linguisticamente, (ex: verdade, muito verdade, não verdade, falso, muito falso, ...), onde cada termo linguístico é interpretado como um subconjunto *Fuzzy* do intervalo unitário.

do Nascimento (2016) explica que a origem da teoria dos conjuntos *Fuzzy* se dá a partir do artigo de **Zadeh**, onde este tipo de álgebra foi desenvolvida e nomeada. Na teoria de conjuntos clássica, um elemento pertence ou não a um dado conjunto. Já um conjunto *Fuzzy* pode ser interpretado como a ponte que liga o conceito impreciso à sua modelagem numérica, atribuindo a cada indivíduo no universo um valor entre 0 e 1, que representa o grau de pertinência deste indivíduo ao conjunto *Fuzzy*. A Lógica *Fuzzy*, assim como a teoria dos conjuntos *Fuzzy*, busca introduzir mecanismos que tornem mais suave a transição entre conceitos.

Goldschmidt (2010) explica que um dos mecanismos que busca essa suavização é a função de pertinência $\mu_A : x \rightarrow [0, 1]$ que expressa o quanto um elemento “x” pertence ao conjunto “A”. $\mu_A(x_0)$ é o grau de pertinência do elemento x_0 no conjunto A, indicando quanto o valor (x_0) é compatível com o conceito representado pelo conjunto A. Quanto mais próximo $\mu_A(x_0)$ for de 1, maior é a compatibilidade de (x_0) com o conceito representado pelo conjunto A. Por outro lado, quanto menos compatível x_0 for em relação ao conceito A, menor será $\mu_A(x_0)$, sendo A um conjunto nebuloso.

Uma variável linguística é uma variável cujos valores são nomes de conjuntos *fuzzy* e é utilizada para representar de modo impreciso um conceito ou uma variável de um dado problema. Nesse sentido, **Rezende (2003)** explica que a forma de utilização das variáveis linguísticas depende basicamente da definição das propriedades sintáticas e semânticas que vão reger o comportamento do sistemas de conhecimento *fuzzy*.

A união de dois conjuntos *fuzzy* A e B é um conjunto *fuzzy* $A \cup B$. Assim como na Lógica Clássica, a operação de união corresponde ao operador lógico de disjunção “OU”. Já a interseção de dois conjuntos *fuzzy* A e B é um conjunto *fuzzy* $A \cap B$, que corresponde ao operador lógico de conjunção “E”. O complemento de um conjunto *fuzzy* A do universo de discurso U pode ser denotado por $\neg A$, com uma função de pertinência definida por $\mu_{\neg A}(x_i) = 1 - \mu_A(x_i)$. A operação de complemento corresponde ao operador lógico de negação “Não”.

Uma das formas de representação nebulosa do conhecimento mais comum é a representação por meio de regras de produção nebulosas, ou simplesmente, regras nebulosas. A estrutura geral de uma regra nebulosa é expressa por uma implicação do tipo:

SE <antecedente nebuloso> **ENTÃO** <consequente nebuloso>.

O antecedente nebuloso é formado por condições que, quando satisfeitas, determinam o processamento do consequente por um mecanismo de inferência. O consequente é composto por um conjunto de ações que são geradas a partir do disparo da regra. Uma condição, assim como uma ação, é um predicado que envolve uma variável linguística e um conjunto nebuloso.

Conforme **Rezende (2003)**, a semântica da linguagem é a responsável por definir, para o mecanismo de inferência,

como são processados os antecedentes, quais são os indicadores de disparo das regras e quais são os operadores utilizados sobre os conjuntos *fuzzy* existentes para executar o processamento. Nesse caso, utilizam-se modelos de inferência *fuzzy* específicos de acordo com as propriedades sintáticas definidas. Entre os modelos mais conhecidos, **Pires (2004)**, **Maruo (2006)**, **Ferreira (2008)** destacam o modelo **Linguístico** ou de **Mandani**; o **Interpolativo** ou de **Takagi-Sugeno-Kang** e o de **Tsukamoto**.

A *fuzzificação* toma os valores das variáveis de entrada, faz um escalonamento para condicionar os valores a universos de discurso normalizados e *fuzzifica* os valores, transformando números em conjuntos *fuzzy*, de modo que possam se tornar instâncias de variáveis linguísticas. O procedimento de inferência processa os dados *fuzzy* de entrada, junto com as regras, de modo a inferir as ações de controle *fuzzy*, aplicando o operador de implicação *fuzzy* e as regras de inferência da lógica *fuzzy*. A interface de *defuzzificação* transforma as ações de controle *fuzzy* inferidas em ações de controle não-*fuzzy*, ou seja, representa um conjunto difuso com um número *crisp*. Conforme abordado em **Gomide et al. (1995)**, mesmo não havendo nenhum procedimento sistemático para a escolha da estratégia de *defuzzificação*, as mais comuns são o **critério do máximo (MAX)**, a **média dos máximos (MDM)** e o **método do centro de área (CDA)**.

Conforme **Ross (2004)**, a saída de um processo *fuzzy* pode ser a união lógica de duas ou mais funções de pertinência *fuzzy* definidas no universo de discurso da variável de saída. Um processo geral de saída difusa pode envolver muitas partes de saída (mais de duas), e a função de pertinência que representa cada parte da saída pode ter formas diferentes de triângulos e trapézios. A união dessas duas funções de pertinência, ou seja,

$$\underline{C} = \{C_1 \cup C_2\} \quad (1)$$

que envolve o operador “max”, que graficamente é o delineamento externo de duas formas gráficas. Além disso, as funções de pertinência podem nem sempre ser normais. Generalizando, podemos ter

$$\underline{C}_k = \bigcup_{i=1}^k \underline{C}_i = \underline{C}. \quad (2)$$

Para **Takagi and Sugeno (1985)**, **Ross (2004)**, o procedimento de *defuzzificação* conhecido como método do centroide, ou ainda “método do centro de área” ou “método do centro de gravidade” é o mais prevalente e fisicamente atraente de todos os métodos de *defuzzificação* e é dado pela expressão

$$Z^* = \left\{ \frac{\int \mu_{\underline{C}}(z) \cdot z \, dz}{\int \mu_{\underline{C}}(z) \, dz} \right\}. \quad (3)$$

Tal método determina o centro da área do conjunto *fuzzy* e retorna o valor *crisp* correspondente. O controlador lógico difuso então usa a **Eq. (3)** para calcular o centro geométrico desta área, onde CoA é o centro da área, z é o valor da variável linguística e \int compreende o intervalo da variável

linguística.

Tal método, então, fornece um valor *crisp* com base no centro de gravidade do conjunto *fuzzy*. A área total da distribuição da função de pertinência usada para representar a ação de controle combinada é dividida em várias subáreas. A área e o centro de gravidade ou centroide de cada subárea são calculados e, em seguida, a soma de todas essas subáreas é realizada para encontrar o valor defuzzificado para um conjunto *fuzzy* discreto.

3 Metodologia Proposta

O método proposto procura reduzir a subjetividade nos valores de probabilidade da análise quantitativa dos riscos do projeto. Para isso, utiliza uma combinação de 4 diferentes técnicas: **Avaliação de Probabilidade x Impactos; Opinião Especializada; Lógica Fuzzy e Coleta de dados - Entrevistas**. Com isto, espera-se reduzir a imprecisão inerente ao processo de quantificação, melhorando e refinando os valores de probabilidade de ocorrência dos riscos de projeto.

No intuito de desenvolver uma metodologia que atenda ao objetivo desta pesquisa, o método proposto toma como base o processo de gerenciamento de riscos do PMI, mais especificamente nas etapas da avaliação qualitativa e da avaliação quantitativa.

Para as etapas **Planejar o Gerenciamento dos Riscos, Identificar os Riscos, Planejar as Respostas aos Riscos, Implementar Respostas a Riscos e Monitorar os Riscos** são seguidas as ferramentas e técnicas sugeridas no **PM-BOK (2017)**. Para a etapa **Realizar a Análise Qualitativa dos Riscos**, este trabalho se apoia na sistemática desenvolvida em **Salah (2015)**, utilizando seus processos de *fuzzificação* e de conversão linguística. Já para a etapa **Realizar a análise quantitativa dos riscos**, esta pesquisa propõe um novo método que permite realizar a transição sistemática do processo **Realizar a Análise Qualitativa dos Riscos** (suas saídas) para o processo **Realizar a análise quantitativa dos riscos**, ao mesmo tempo que procura reduzir a subjetividade inerente à opinião especializada, o que vem de encontro às lacunas dos métodos identificados na literatura que, conforme **Salah (2015)**, não consideram a incerteza e a probabilidade de ocorrência associada à imprecisão de cada item de risco, fornecendo perspectivas qualitativas ou quantitativas sem fornecer um procedimento de correlação sistemático para permitir que os usuários mudem de avaliações qualitativas para quantitativas. Igualmente, a grande maioria dos trabalhos são baseados em simulação e dependem da disponibilidade de dados históricos.

3.1 Método proposto

Após a etapa **Realizar a análise qualitativa** (referida, a partir daqui, apenas como **Qualitativa**), os riscos classificados como relevantes para o projeto seguem para a etapa **Realizar a análise quantitativa** (referida, a partir daqui, apenas como **Quantitativa**).

Os itens importantes para a realização da quantitativa advindos da qualitativa (**Salah, 2015**) são a descrição do risco, seu valor defuzzificado, seu valor de Probabilidade qualitativa, sua classificação e as faixas de escala de pro-

Tabela 1: Escala de probabilidade dos riscos de processo de FLNCS – Análise Qualitativa. Adaptado de **Salah (2015)**

FLNCS (P) Análise Qualitativa					
Variável Linguística	Escala	Número Fuzzy			
Baixo	0-4	0	0	3	4
Médio	3-7	3	4	5	7
Alto	5-9	5	7	7	9
Muito Alto	7-10	7	9	10	10

babilidade que foram definidas no processo de FLNCS. A informação da escala é importante pois as variáveis linguísticas das probabilidades dos riscos são herdadas da qualitativa. Isto porém não implica que os limites para a quantitativa necessariamente sejam os mesmos, ou seja, a faixa de valores de cada variável linguística pode diferir daquela da qualitativa. Para isto, basta apenas que um novo FLNCS seja construído.

Na quantitativa, os riscos recebem os atributos que estão correlacionados com as suas probabilidades de ocorrência. Novas escalas são, então, construídas para verificar qual a influência de cada atributo na ocorrência do risco que está sendo analisado. Essas escalas precisam obedecer às faixas advindas da escala de probabilidade, afinal, os atributos de um risco que possui uma probabilidade alta de ocorrência devem estar delimitados dentro de uma escala compatível com a escala de probabilidade já pré-definida, como por exemplo em:

SE um risco A possui probabilidade ALTA denotada no FLNCS_{qualitativa} pelos números fuzzy (5, 7, 7, 9), ENTÃO a escala dos atributos relacionados a este risco deve variar dentro da faixa de (5 - 9).

Essa premissa é válida para todos os atributos em todas as escalas de probabilidade. Logo, é possível construir as escalas de atributos que são utilizadas para classificar os atributos relacionado a cada risco.

Para exemplificar, considere 3 variáveis linguísticas para a construção de uma escala de atributos, denominadas: 1 - Pouco relevante; 2 - Relevante; 3 - Muito relevante. Um atributo que não possui relevância não deve constar como um atributo correlacionado a um risco.

Considere agora uma escala qualitativa de probabilidade de ocorrência do risco que possui 4 variáveis linguísticas: 1 - Baixo; 2 - Médio; 3 - Alto; 4 - Muito Alto, com seus respectivos intervalos numa escala que varia de 0 - 10, seguido de seus números *fuzzy*, conforme apresentado na **Tabela 1**.

Cada variável de probabilidade possuirá 3 atributos correlacionados a ela, de forma que teremos o total de 12 funções de pertinência *fuzzy* para classificar os atributos. Os conjuntos *fuzzy* formados pela definição destas funções podem ser vistos nas **Figs. 1 e 2** onde μ denota o grau de pertinência da função e Z denota o intervalo da escala de probabilidade. É interessante que o centro de gravidade da variável linguística “Pouco relevante” se aproxime mais do menor número do intervalo de sua escala, por isso é escolhida uma função do tipo Trapezoidal, pois seu centro de área tenderá mais à esquerda. No caso da variável linguística “Relevante”, é interessante que seu centro de área seja um ponto central, por isso foi escolhida uma função do tipo triangular. O mesmo raciocínio se aplica à variável “Muito

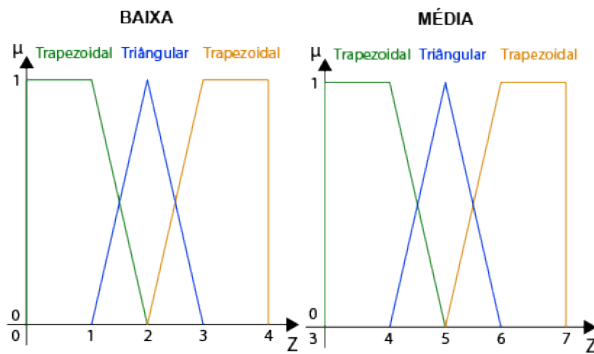


Figura 1: Conjuntos Fuzzy para os atributos dos riscos de probabilidade Baixa e Média respectivamente.

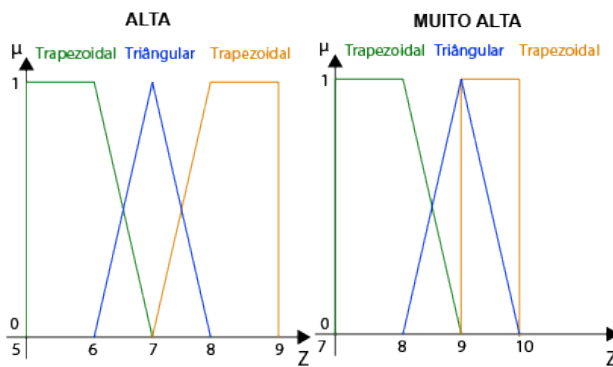


Figura 2: Conjuntos Fuzzy para os atributos dos riscos de probabilidade Alta e Muito Alta respectivamente

relevante”, que terá seu centro de área tendendo mais à direita. Tal *modus operandi* se aplica também à escolha de todas as outras funções.

Para a escala de riscos “Baixa”, onde a faixa varia de (0 – 4) (Tabela 1), as funções para os atributos são:

- Pouco Relevante: (0, 0, 1, 2)
- Relevante: (1, 2, 2, 3)
- Muito Relevante: (2, 3, 4, 4)

As demais escalas podem ser definidas, similarmente. É importante ressaltar que os riscos que passam para a análise quantitativa são aqueles que recebem ao final do processo de análise qualitativa uma graduação considerada relevante para o projeto (Ex.: Crítico; Alto; Médio).

Logo, um risco pode seguir para a análise quantitativa com classificação *Crítico*, mas pode ter tido uma classificação de probabilidade *Baixa*. Isso ocorre pois, mesmo tendo uma baixa probabilidade de ocorrência, seu impacto pode ser muito alto, o que pesa mais em sua classificação final. A classificação final é o resultado do produto entre duas variáveis: Probabilidade (P) × Impacto (I). Para a análise quantitativa, entretanto, utilizamos apenas a variável de probabilidade (P) advinda da qualitativa. O impacto, nesta

etapa, é estimado em valores monetários e resultará no valor estimado do risco conhecido também como *Expected Monetary Value*, ou simplesmente, EMV.

Os atributos devem ser extraídos através de uma consulta ao especialista por meio de entrevista, com o seguinte questionamento:

Quais foram os atributos que o levaram a classificar o risco (R_n) com uma probabilidade P de ocorrência?

onde P denota a probabilidade linguística informada pelo especialista na qualitativa (Ex.: Baixa, Média ou Alta).

Após os atributos terem sido elencados, um segundo questionamento deve ser feito ao especialista:

Utilizando uma avaliação qualitativa, quanto você considera que este atributo é relevante para que a ocorrência deste risco seja P ? Pouco relevante, Relevante ou Muito relevante?

Dessa forma, após as “n” iterações, todos os riscos terão seus atributos e respectivos pesos correlacionados.

Até aqui, são identificados todos os atributos que corroboram para que os riscos se tornem importantes e impactantes para o projeto. Porém, ainda é necessário descobrir qual a probabilidade de ocorrência deste riscos em função dos atributos e de seus graus de relevância. Esta saída, que será a probabilidade do risco, em valores percentuais, será então multiplicada pelo valor do impacto do risco, de forma a determinar-se o EMV de cada risco. Para que isso seja possível, é preciso defuzzificar os números fuzzy de cada atributo (saídas do FLNCS dos atributos). Isso pode ser feito pelo método de defuzzificação de centro de área (CoA). Para isso, utilizamos inicialmente a expressão da Eq. (4), que tem por objetivo encontrar as equações das retas de cada função.

$$\left\{ \frac{\mu - \mu_1}{z - z_1} \right\} = \left\{ \frac{\mu_2 - \mu_1}{z_2 - z_1} \right\} \quad (4)$$

O intuito aqui é possibilitar o cálculo do centro de área de cada figura (ou seja, de cada função de pertinência) constante no conjuntos fuzzy dos atributos apresentados na Figs. 1 e 2.

Diferentemente do método exposto na Seção 2.4, que faz a união entre todas as funções (Eqs. (1) e (2)) e, em seguida, calcula o centro de área da figura resultante (Eq. (3)), aqui é sugerida uma adequação para o método proposto.

Visto que um único risco pode receber vários atributos correlacionados a ele, e que cada um desses atributos trará consigo um grau de relevância, é possível que mais de um atributo receba o mesmo grau de relevância, ou seja, é possível que haja repetições nas classificações dos atributos. Para considerar essas repetições, é então proposto que cada função tenha seu CoA calculado isoladamente. Após todos os CoA’s terem sido devidamente relacionados a cada atributo, uma média ponderada é aplicada para encontrar o valor da probabilidade resultante do risco.

Assim, se tomarmos como exemplo os conjuntos dos atributos dos riscos de probabilidade *Alta* (Fig. 2), devemos calcular os CoA’s para cada uma das 3 funções: Pouco relevante (Trapezoidal), Relevante (Triangular) e Muito relevante (Trapezoidal). O desenvolvimento matemático de defuzzificação através da substituição dos valores de μ e Z na Eq. (4) para a função de pertinência “Muito relevante”

é:

⇒ Para o 1º segmento de reta da função trapezoidal.

$$\left\{ \frac{\mu - 0}{z - 7} \right\} = \left\{ \frac{1 - 0}{8 - 7} \right\} \Rightarrow \left\{ \frac{\mu - 0}{z - 7} \right\} = \left\{ \frac{1}{1} \right\}$$

$$\left\{ \frac{\mu}{z - 7} \right\} = 1 \Rightarrow \boxed{\mu = z - 7} \quad (5)$$

⇒ Já para o 2º segmento de reta da função trapezoidal.

$$\left\{ \frac{\mu - 1}{z - 8} \right\} = \left\{ \frac{1 - 1}{9 - 8} \right\} \Rightarrow \left\{ \frac{\mu - 1}{z - 8} \right\} = \left\{ \frac{0}{1} \right\}$$

$$\left\{ \mu - 1 = 0 * (z - 8) \right\} \Rightarrow \boxed{\mu = 1} \quad (6)$$

O 3º segmento de reta (CD) não é uma função, por isso não é calculado. f não é função se existir um elemento de A do qual partam duas ou mais flechas. Neste caso, x pode possuir diversos valores de y relacionados a ele, logo não configurando uma função.

Com os valores de μ conhecidos, podemos calcular o valor de Z a partir da Eq. (7).

$$Z^* = \left\{ \frac{\int \mu_z * Z dz}{\int \mu_z dz} \right\} \quad (7)$$

$$Z^* = \left\{ \frac{\int_7^8 (z - 7)Z dz + \int_8^9 Z dz}{\int_7^8 (z - 7)dz + \int_8^9 dz} \right\}$$

e resolvendo, temos que:

$$Z^* = \{8, 2\}$$

Sendo assim, o resultado obtido com a defuzzificação da variável “Muito relevante” no conjunto dos riscos de probabilidade Alta é de 8, 2. O mesmo procedimento aplicado às funções das variáveis “Relevante” e “Pouco relevante” gera os resultados de 7, 0 e 5, 8, respectivamente. Conforme exposto anteriormente, como mais de um atributo pode estar relacionado à mesma função, ou seja dois ou mais atributos podem ter atribuídos a si o grau “Relevante”, por exemplo, ao final, é realizada a média ponderada para cada CoA relacionado a cada atributo de cada risco, obedecendo à Eq. (8).

$$Pr = \left(\sum_n^{a=1} (Z_a^*) \right) * \frac{1}{n} * \frac{1}{10} \quad (8)$$

onde:

Pr : Probabilidade de ocorrência do risco em decimal, ou seja,

$\mathbb{P} \ 0 < x < 1$;

Z_a^* : N° defuzzificado do atributo;

n : Número de atributos correlacionados ao risco;

Para o propósito da quantitativa, é interessante que a saída seja um número decimal para que possa ser diretamente multiplicado pelo valor do impacto. Por este motivo, a equação apresentada divide o valor final do CoA por 10. O resultado, ou seja, a saída desse processo, é o valor da probabilidade de ocorrência do risco em função dos atributos que foram relacionados a ele, e não apenas a opinião especializada baseada numa escala pré-definida de gradação da probabilidade de ocorrência do risco. Podemos então deduzir as expressões das Eqs. (9) e (10), de forma a sintetizar a aplicação do método proposto:

$$Pr = \left[\sum_n^{a=1} \left(\frac{\int \mu_{Za} * Z_a dz}{\int \mu_{Za} dz} \right) \right] * \frac{1}{n} * \frac{1}{10} \quad (9)$$

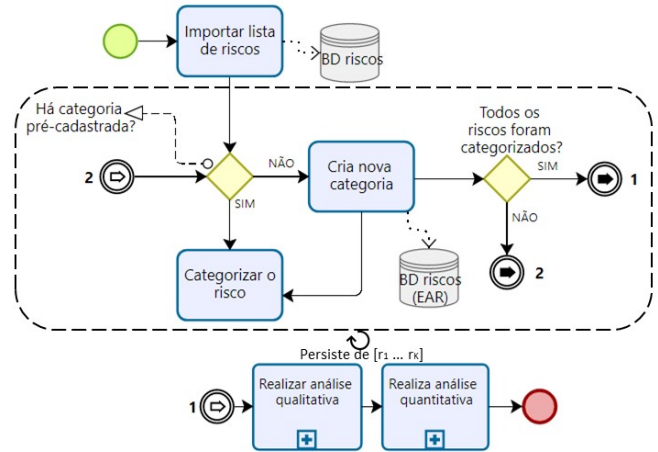


Figura 3: Fluxograma do Processo de gerenciamento de riscos proposto na Seção 3.1

$$EMV_r = \left[\sum_n^{a=1} \left(\frac{\int \mu_{Za} * Z_a dz}{\int \mu_{Za} dz} \right) \right] * \frac{1}{n} * \frac{1}{10} * I(\$) \quad (10)$$

onde:

Pr : Probabilidade de ocorrência do risco;

n : Número de atributos correlacionados ao risco r ; e

I : Impacto do risco em valor monetário.

E, aplicando-se aos riscos do projeto, teremos os EMV's para cada risco. A soma de todos os EMV's dos riscos resultará no EMV total do projeto.

Nos casos em que vários especialistas atuem na avaliação dos riscos de um mesmo projeto, é recomendável a aplicação do Controle Estatístico de Processos (CEP) a fim de minimizar possíveis distorções.

3.2 Modelagem

Para melhor compreensão do método e de suas interações, são apresentados aqui, em detalhes, os fluxogramas que exemplificam o funcionamento de todo o processo, suas entradas e saídas.

A Fig. 3 apresenta uma visão geral do método de gestão de risco apresentado na Seção 3.1, utilizando um diagrama com a notação BPMN¹ (Business Process Model and Notation).

Inicia-se o processo com a atividade **Importar Lista de Riscos**, que advém da etapa **Identificação de riscos**, mencionada na Seção 2.1. Esta lista é a entrada para o processo da **análise qualitativa** e por isso precisa estar categorizada em uma Estrutura Analítica de Riscos (EAR). Caso a categoria escolhida para o risco não exista, esta deve ser cadastrada e atribuída a ele. O fluxo segue em loop “n” vezes, até que o intervalo de $[r_1(...r_n)]$ riscos tenha sido categorizado. A lógica descrita no algoritmo da Fig. 4 implementa a etapa **Importar Lista de Riscos** e todas as atividades contidas no sub-grupo do fluxograma da Fig. 3, incluindo a lógica utilizada para categorizar e cadastrar os riscos importados.

O fluxo segue para a tarefa **Realizar Análise Qualitativa** que, devido a sua complexidade, é apresentada no diagrama como

¹<http://www.bpmn.org/>

um sub-processo que segue a rotina proposta por Salah (2015). Uma vez que todos os riscos tenham sido qualificados, caso existam riscos com uma gradação considerada **não relevante**, estes seguem para uma lista de observações. Caso contrário, se existirem riscos classificados como **relevantes**, estes seguem para a próxima etapa do fluxo principal detalhado na Fig. 3, que é a **Análise Quantitativa**, cujo processo está detalhado no fluxograma da Fig. 5.

O processo do fluxo da Fig. 5 inicia-se verificando se a escala de probabilidade que será utilizada na análise quantitativa será a mesma da qualitativa. Se for o caso, basta que sejam importadas as faixas da escala de probabilidade pré-definidas no esquema de FLNCS de probabilidade qualitativa. Caso contrário, será necessário gerar um novo esquema de FLNCS com novas variáveis linguísticas e novas faixas de probabilidade. O processo para gerar esta nova escala é o mesmo utilizado na **Análise Qualitativa** e segue o mesmo *modus operandi* proposto por Salah (2015) no processo de FLNCS. Seguindo o fluxo, é necessário agora definir as escalas para analisar os atributos dos riscos. Caso as escalas não estejam pré-definidas (o que será sempre o caso na 1ª iteração), o fluxo segue pela atividade **Definir escalas dos atributos** que, devido a sua complexidade, é apresentada como um sub-processo. As atividades deste sub-processo seguem o exposto na Seção 3.1 no que tange a definição dos conjuntos fuzzy para os atributos. Desta forma, ele verifica se existem variáveis linguísticas pré-definidas. Em caso negativo, as variáveis são definidas, bem como seus limites superiores e inferiores. Já em caso positivo, os conjuntos fuzzy são definidos para cada uma das variáveis, bem como seus respectivos números fuzzy.

Prosseguindo na análise da do fluxograma da Fig. 5, caso as escalas já estejam definidas, o fluxo segue para uma nova verificação, sendo que, se as funções de pertinência dos atributos não estiverem pré-definidas, o fluxo segue para a atividade **Definir funções de pertinência dos atributos**. Caso contrário, como na sequência da atividade anterior, o fluxo se encaminha para a atividade **defuzzificar os conjuntos fuzzy dos atributos**, onde um *script* se encarrega de apresentar os resultados, em números *crisp*, desses conjuntos. Em seguida, outro *script* importa da etapa de análise qualitativa os “n” riscos classificados como **relevantes**, bem como suas variáveis de *probabilidade* e *grau*.

A partir desta etapa, o especialista deve atribuir um % de probabilidade de ocorrência do risco analisado com base em sua experiência. Na sequência, ele deve atribuir também, ao risco “ R_1 ”, os atributos inerentes a ele, que de alguma forma colaboraram para esta probabilidade, obedecendo o seguinte critério:

$$R_1 \rightarrow [a_1(\dots)a_n]; a \geq 2;$$

onde:

- R_1 corresponde ao risco n^o 1;
- $[a_1(\dots)a_n]$ correspondem aos atributos que variam de 1 a n;

Entrada
Base de Riscos (R)
Base de Categorias (EAR)
Saída
Riscos Categorizados (RC)
1 ParaCada $\{r_i \in R\}$ {
2 Se $\{!consultarEAR(r_i, EAR)\}$ {
3 $RC \leftarrow RC + categorizarRisco\{r_i, R\}$
4 }
5 }
6 Retorna{RC}

Figura 4: Código para categorizar lista de riscos

para todo o intervalo de $[r_1(\dots)r_n]$.

Na sequência, um *script* associa ao atributo a mesma categoria do risco ao qual ele pertence, de forma que a Estrutura Analítica de atributos (EAA) seja construída obedecendo as mesmas categorizações dos riscos. Seguindo o fluxo, o especialista deve atribuir o grau de relevância para cada atributo, obedecendo as variáveis linguísticas pré-definidas para gradação dos atributos, até que o intervalo de $[a_1(\dots)a_n]$ para todo o intervalo de $[r_1(\dots)r_n]$ tenha sido concluído.

Continuando, um *script* calcula o n^o fuzzy para cada atributo de cada risco, e em seguida, com base nesses valores, calcula a probabilidade em % para cada risco em função dos pesos dos atributos. Além disso, o *script* entrega também a variação entre as probabilidades: (1) estimada com base na experiência e (2) calculada com base nos pesos dos atributos.

Já seguindo para a finalização do fluxo da Fig. 5, devem ser atribuídos valores monetários de impacto para cada risco do intervalo $[r_1(\dots)r_n]$. Após esta atividade, um *script* entrega o valor estimado (VE) de cada risco, tomando como base para o cálculo, a probabilidade resultante após o levantamento dos atributos.

O algoritmo da Fig. 6 implementa parte da etapa de **Realizar a Análise Quantitativa** do fluxograma da Fig. 3. Mais especificamente, este algoritmo implementa todas as etapas desde o início do fluxo até a atividade de **Calcular a probabilidade do risco em função dos atributos**.

O trecho final do fluxograma da Fig. 5 é implementado pelo algoritmo da Fig. 7, que recebe como entrada a saída do algoritmo da Fig. 6 e finaliza o processo. A saída deste algoritmo é formada pelo conjunto de riscos e seus valores esperados monetários calculados (conforme Eq. (10) da Seção 3.1).

3.3 Implementação

Para implementação do método optou-se pela utilização do Visual Basic for Applications (VBA) dentro do ambiente de software “Microsoft Excel”. Tal escolha foi realizada, principalmente, devido à facilidade de aplicação junto aos especialistas selecionados para participação no estudo de caso. Para tal, foi elaborada uma aplicação denominada “FLORIM”, acrônimo para Fuzzy Logic Risk Management. O código completo da aplicação encontra-se disponível no GitHub².

4 Aplicação em um Estudo de Caso

O projeto escolhido para aplicação do estudo de caso foi a construção de um edifício residencial unifamiliar de padrão alto, localizado no bairro da Lagoa, na cidade do Rio de Janeiro. As reais identidades do financiador, da empresa construtora e do projeto foram suprimidas a fim de preservar o sigilo das mesmas e das informações aqui tratadas. Todos os dados aqui apresentados são reais e foram elaborados pela equipe que atuou na fase de planejamento do projeto.

Para colaborar com este estudo, foram convidados 5 especialistas atuantes na área da construção civil, tendo-se a preocupação em convergir os especialistas convidados para uma amostra controlada, a fim de potencializar as informações qualificadas. Os mesmos receberam a formalização do convite via e-mail, e a aceitação se deu através de termo de concordância disponível no formulário³ aplicado. O perfil dos especialistas participan-

²<https://github.com/vsofiste/Florim>

³Material suplementar disponível em docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLSe7j9rn962P_u4tQkAkxcpwBAIwGtcJn57fRkmurmNMwvicRg/viewanalytics

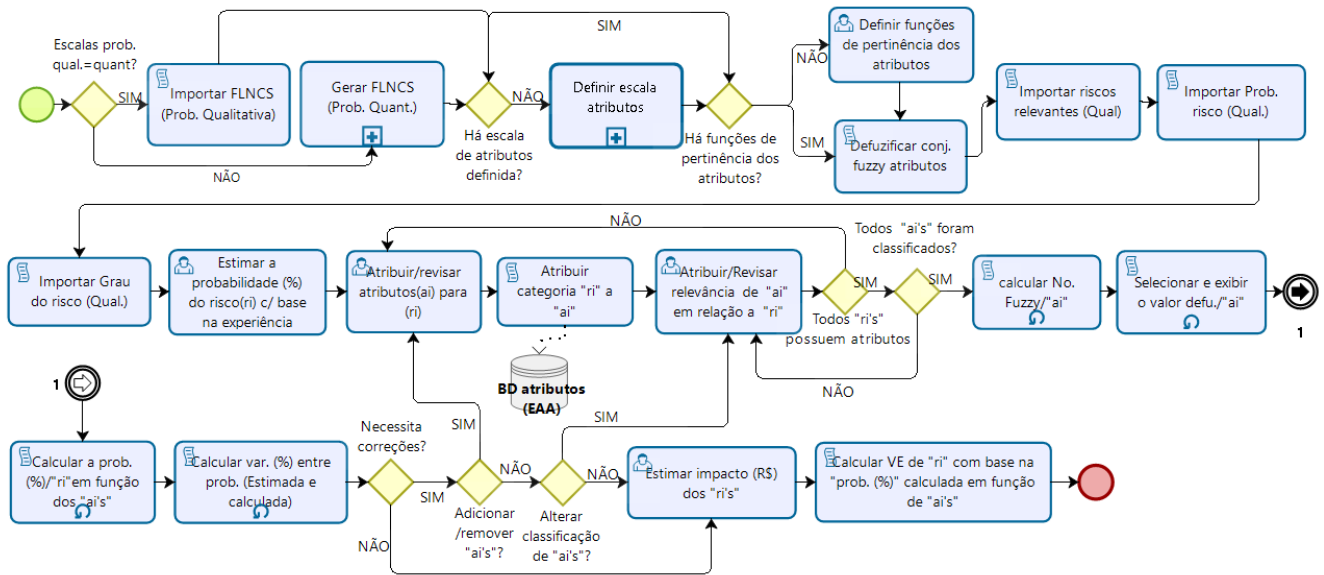


Figura 5: Fluxograma da Análise quantitativa do Processo de gerenciamento de riscos, proposto na Seção 3.1

```

Entrada
  Base de Riscos Relevantes (RR)
  Escala FNCS de Probabilidade (FLNCSquant)
  Escala de Atributos (EscalaAtributos)
  Funcoes de Pertinência de Atributos (FuncoesPertinencia)
  Variável Linguística (probLinguistica)

Saída
  Risco com Probabilidade Calculada (RP)

1 Se {!existeEscalaFnCSProbabilidade(FLNCSquant)} {
2   FLNCSquant ← gerarEsquemaFLNCSquant()
3 }
4 Se {!existeEscalaAtributos(EscalaAtributos)} {
5   EscalaAtributos ← gerarEscalaAtributos()
6 }
7 Se {!existeFuncoesPertinenciaAtributos(FuncoesPertinencia)} {
8   funcoesPertinencia ← definirFuncoesPertinencia()
9 }
10 ParaCada{fpi ∈ FuncoesPertinencia} {
11   fuzzy4n ← fuzzyQuatroN + calcularFuzzyQuatroN(fpi);
12   FuncoesPertinencia[defuzzyi] = defuzzificarFuncoesPertinencia(fpi)
13 }
14 ParaCada{rri ∈ RR} {
15   rri(prob) = especialistaEstimaProbNumerica(FLNCSquant);
16   Se {qtdAtributos(rri) < 2} {
17     Se {especialistaPossuiAtributos(rri)} {
18       RR ← especialistaInformaAtributos(rri)
19     }
20   } Senão Se {qtdAtributos(rri) == 2} {
21     \Se {!especialistaDesejaInformaAtributos(rri)} {
22       RR ← especialistaInformaAtributo(rri)
23     }
24   }
25   ParaCada{aj ∈ rri} {
26     aj = especialistaAtribuiRelevancia(EscalaAtributos)
27     RR[numFuzzyj] = calcularNoFuzzyAtributo(rri, aj,
28       ↪ FuncoesPertinencia[defuzzyj])
29     defuzzij ← defuzzij + defuzzificarAtributo(aj, RR[numFuzzyj]
30       ↪ , probLinguistica)
31   }
32   probResultante = calcularMedia(defuzzij, j);
33   RP ← RP + calcularProbResultante(RR, probResultante)
34 }
35 Retorna{RP}

```

Figura 6: Código para realizar a análise quantitativa dos riscos

tes foi mapeado e pode ser verificado no mesmo formulário. A consulta aos especialistas foi dividida em duas etapas. Na primeira etapa, o especialista realiza a análise qualitativa dos riscos previamente identificados. Já na segunda etapa, é realizada a análise quantitativa da probabilidade destes riscos. Por se tratar de um projeto já executado, os riscos identificados serviram de entrada para este trabalho, tendo sido trazidos da documentação do projeto, resultantes de seções de *brainstorming* realizadas pela equipe de projeto. A identificação consiste em uma lista de 29 riscos, identificados de acordo com a seguinte estrutura: **causa** → **evento** → **consequência**.

A Norma ISO:31000 (2018) explica que uma fonte de risco é um elemento que tem potencial para dar origem ao risco. Nesta estrutura, a **causa** está ligada à fonte do risco, o **evento** está ligado ao fato e o **efeito** está ligado à consequência. Oportunidades, ameaças e perigos estão relacionados às **causas** e o risco está relacionado à ocorrência (incerta) do **evento**.

Sendo assim, na primeira etapa, os especialistas receberam o formulário para realizar a análise qualitativa. Sua participação consistia em informar, com base em variáveis linguísticas pré-definidas, a probabilidade e o impacto para cada risco do projeto.

Com base nos dados coletados, os mesmos foram transpostos para o modelo proposto por Salah (2015) para realização da análise qualitativa (mencionado na Seção 3), com a opinião de cada especialista. Cada especialista representa uma iteração do

```

Entrada
  Risco com Probabilidade Calculada (RP)
  Valor do Impacto do Risco (VR)

Saída
  Riscos Valorados (RV)

1 ParaCada{rpi ∈ RP}{
2   vi = valorImpacto(rpi)
3   rvi = vi * rpi
4   RV ← RV + rvi
5 }
6 Retorna{RV}

```

Figura 7: Código para calcular os valores monetários dos riscos

Tabela 2: Escala de probabilidade e impacto advindos do processo de FLNCS para Análise Qualitativa. Adaptado de Salah (2015)

Variável linguística para a probabilidade do risco na análise qualitativa	Conjunto Fuzzy			
Muito Baixo	0	0	1	3
Baixo	1	3	3	5
Médio	3	5	6	8
Alto	6	8	8	10
Muito Alto	8	9	10	10

modelo. Os conjuntos fuzzy que representam as variáveis linguísticas de probabilidade e de impacto adotados neste trabalho são os mesmos sugerido no Anexo A do trabalho de Salah (2015) e podem ser vistos na Tabela 2.

Uma das principais funções da análise qualitativa é ordenar os riscos pelo seu grau de importância, permitindo priorizar apenas aqueles que são mais relevantes. Sendo assim, migram para a Etapa 2 (Análise quantitativa) apenas os riscos com gradação \geq "Médio". Na etapa 2, são convertidas as variáveis linguísticas de probabilidade da qualitativa em um % numérico de duas formas. Primeiramente, pelo questionamento direto ao especialista, e, em seguida, pelo cálculo da probabilidade resultante dos pesos atribuídos para cada atributo de cada risco informado pelo especialista, conforme detalhado na Seção 3.1. Assim, é possível extrair os percentuais de probabilidade de cada risco, os atributos inerentes a eles bem como seus pesos, correlacionando-os sempre com a probabilidade apontada pelo especialista.

4.1 Primeira Iteração do modelo – Resultados do Especialista 1

Os resultados da coleta de dados das Etapas 1 e 2 feita junto ao Especialista 1 são apresentadas na sequência desta seção. Nesta 1ª iteração, dos 29 riscos analisados na qualitativa, 76% seguiram para a etapa 2 pois tiveram o grau do risco classificado \geq "Médio". A descrição de cada risco é apresentada na Tabela 3.

A análise quantitativa (etapa 2) considerou como relevantes os riscos graduados na etapa 1 como \geq "Médio". Assim, foram convertidas as variáveis qualitativas da probabilidade em um % numérico pela opinião do especialista (Coluna 4 da Tabela 4). Para isto, o especialista utilizou como referência a seguinte escala pré determinada:

- Muito Baixo: 0–20
- Baixo: 10–40
- Médio: 30–70
- Alto: 60–80
- Muito Alto: 80–100

Para a construção dos conjuntos fuzzy desta escala, foi utilizado o processo de FLNCS proposto por Salah (2015). Além da probabilidade pela opinião do especialista, a Tabela 4, traz também o cálculo da probabilidade resultante dos pesos atribuídos para cada atributo em cada risco (Coluna 11 da Tabela 4).

A Tabela 4 apresenta um estrato dos resultados obtidos com a aplicação do método para o especialista 1. Os resultados completos dos resultados da quantitativa para este e os demais podem ser vistos no repositório do projeto⁴. Considerando os dados completos de probabilidades da Tabela 4, é possível verificar que em 95% dos riscos, a probabilidade coletada pela opinião

Tabela 3: Lista de identificação dos riscos do projeto

ID	Descrição do Risco
1	Paralisação nos trabalhos.
2	Queda de nível por falta de EPC e de sinalização.
3	Aumento na tarifa de energia elétrica.
4	Aumento na tarifa de água potável.
5	Choques elétricos, quedas de nível, ferimentos diversos.
6	Queda de nível por falta de EPC e de sinalização.
7	Falta de definição de escopo.
8	Trabalhador conectado ao próprio andaime.
9	Queda do material depositado no andaime.
10	Choque elétrico.
11	Paralisação nos trabalhos.
12	Atraso na entrega de materiais.
13	Multa ambiental.
14	Multa trabalhista.
15	Retrabalho em decorrência de produtos não conformes.
16	Desvios nos indicadores de desempenho custo, prazo, qualidade.
17	Paralisação nos trabalhos.
18	Paralisação nos trabalhos.
19	Execução errada por falha de projeto.
20	Baixa produtividade da mão de obra.
21	Redução no efetivo diário.
22	Dificuldade de acesso à obra pelos colaboradores
23	Embargos na obra promovido pela vizinhança
24	Embargos na obra promovido pela vizinhança
25	Atraso na entrega de materiais.
26	Erros/dificuldade durante a execução
27	Interrupção nos serviços de escavação
28	Aumento no custo orçado devido a serviços não previstos (Desmorte de rocha)
29	Atraso na chegada dos colaboradores no local de trabalho

do especialista e aquela apurada pelo cálculo dos pesos dos atributos varia de 0% a 12%, sendo que a variação média é de 7%. Tais variações nos percentuais de probabilidade podem ocasionar impactos significativos na viabilidade do projeto em uma organização. Para verificar esses desvios, é necessário estimar o impacto financeiro de cada risco, ou seja, o custo adicional ao projeto, caso ele ocorra. Os valores do impacto que servem de entrada para este trabalho foram trazidos da documentação do projeto. Com isto, é possível calcular os VEs de cada risco constante na Etapa 2. A Tabela 5 apresenta os VEs, para cada risco, calculados em duas situações: (1) utilizando a probabilidade da opinião do especialista (Coluna 2) e (2) utilizando a probabilidade resultante do cálculo dos atributos (coluna 4). Além disso, apresenta também a variação (\$) (em módulo) entre os valores esperados dos riscos que, para este caso, é R\$ 291.839,02.

O mesmo processo demonstrado nesta seção é, em seguida, aplicado para a opinião de mais 4 especialistas. Sendo assim, é possível comparar e analisar os resultados dos dados dos 5 experimentos. São, então, utilizadas técnicas de estatística descritiva para tratar e processar os dados dos experimentos e permitir que as análises sejam realizadas com maior precisão. As variações entre as probabilidades pela opinião do especialista e a calculada utilizando os pesos dos atributos são comparadas entre os especialistas e podem ser vistas no gráfico da Fig. 8.

O gráfico na Fig. 8 mostra que a variação média encontrada entre as probabilidades dos especialistas é de 11,85% (em valores absolutos). Isso significa que, em média, a probabilidade

⁴Material suplementar disponível em github.com/vsofiste/Florim/blob/main/Tabelas_Quantitativa_Especialistas_2.pdf

Tabela 4: Resultados da Análise Quantitativa do Especialista

ID_R (1)	ID_A (2)	Atributo (3)	$Prob_R$ (%) (Est.) (4)	$Prob$ $R(Qual)$ (5)	$Peso_{Atrib}$ (6)	Valor $R(Qual)$ (7)	Grau $R(Qual)$ (8)	$N^o_{Fuzzy(A)}$ (9)	Valor $R(A)$ (10)	$Prob_A$ (%) (Calc) (11)	$Var(\%)$ (4)-(11) (12)
3	1	Alterações climáticas (devido a variação das bandeiras tarifárias)	80	Alto	Muito Relevante	0,27	Médio	(8;9;10;10)	92,22	86	6
	2	Gestão ineficientes das concessionárias e do governo			Relevante		Médio	(7;8;8;9)	80,00		
6	1	Priorização dos serviços ligados a produção em detrimento da segurança	40	Médio	Relevante	0,47	Alto	(4;5;5;6)	50,00	42	2
	2	Falta de cultura de segurança			Pouco Relevante		Alto	(3;3;4;5)	37,78		
	3	Falta de conhecimento dos gestores sobre normas de segurança			Pouco Relevante		Alto	(3;3;4;5)	37,78		

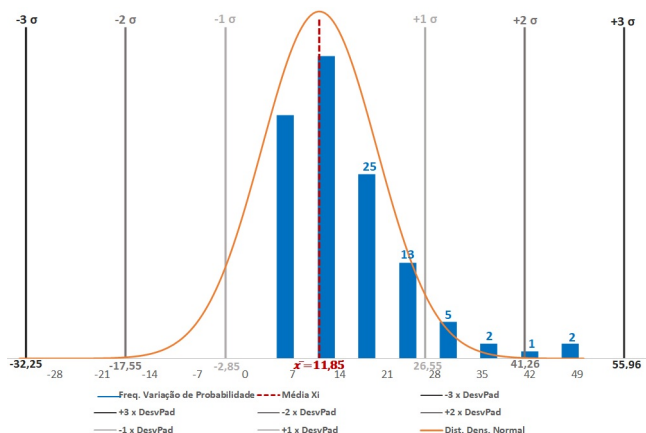


Figura 8: Estatística das variações de probabilidade entre os especialistas

informada pelo especialista com base na sua experiência difere em 11,85% daquela encontrada quando se calcula o valor através da extração dos atributos. O desvio padrão encontrado é de $\sigma = 14,70\%$. Analisando-se tais estatísticas, o desvio padrão parece ser alto, o que pode ser um indicativo de que existe algum problema nas estimativas. Para investigar se este possível problema está no estimador (ou seja, no especialista), são analisadas as médias e os desvios-padrão das amostras de cada um deles.

As médias encontradas na análise dos especialistas 1, 2, 3, 4 e 5 foram, respectivamente, 7,23; 9,59; 12,21; 6,95 e 18,54. Já os desvios-padrão foram, respectivamente, 3,37; 6,75; 5,21; 4,60 e 10,90. As variações entre as probabilidades são, em ordem decrescente, 6,68%, 4,90%, 4,63%, 2,27% e 0,35%, sendo a maior delas a do **especialista 5**, pois é a que está mais distante da média. O mesmo ocorre com o desvio padrão do **especialista 5**, que é o maior entre os demais, com um valor de 10,90%. Isso é um indicativo de que seus dados estão mais dispersos, ou seja, que existe uma diferença maior entre a probabilidade que ele estima e a que é calculada através dos atributos, se comparada aos demais.

Aparentemente, algumas amostras deste especialista podem estar inconsistentes. Isto pode ocorrer por várias causas, como por exemplo, pouca experiência ou pouco conhecimento do es-

timador em assunto particular analisado. O que se percebe pela análise do desvio padrão é que provavelmente este estimador está fora do contexto normal em relação aos demais. Uma naturalidade no processo demonstra a uniformidade da experiência dos estimadores. Porém, isto não significa que a amostra do especialista 5 deva ser descartada. O que precisa ser removido da amostra são apenas os pontos que possuem uma grande dispersão, preservando os demais. Para implementar isto, é aplicada então a técnica de controle estatístico de processo (CEP). O **gráfico de controle** é o tipo mais simples de procedimento de CEP. Os gráficos de controle de *Shewart* \bar{x} (gráfico da média) e R (gráfico da amplitude) são utilizados conjuntamente nesse monitoramento. O gráfico \bar{x} tem o objetivo de controlar a média do processo enquanto o gráfico R é utilizado para controlar a variabilidade do processo.

Para realizar esta análise, todas as variações entre as probabilidades de todos os especialistas são tratados conjuntamente, ou seja, utilizando os gráficos de controle de *Shewart* para medidas individuais.

Isto nos deu uma amostra $n = 1$ de tamanho $N = 122$, ou seja, 122 pontos.

Sendo assim, foram elaborados os gráficos \bar{x} e R das variações entre as probabilidades dos especialistas, ou seja, os **gráficos de Controle Estatístico do Processo**, conforme Figs. 9 e 10.

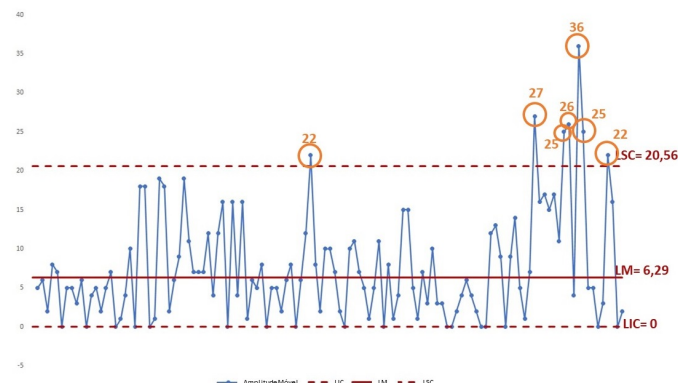
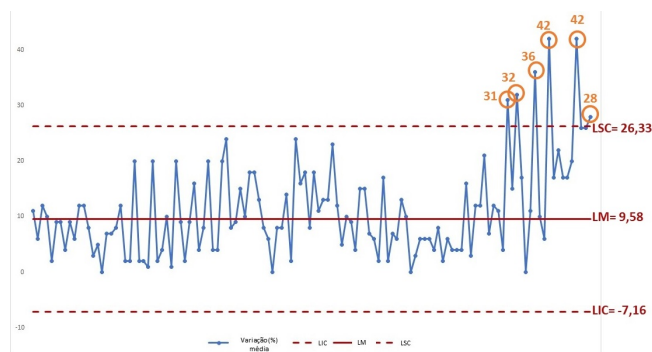
Figura 9: Gráfico R das amplitudes do processo

Tabela 5: Resultados dos VE's dos riscos do Especialista 1

Nº Risco	Prob.(%) estimada	Prob. Risco (Qualit.)	Prob. (%) (Resultado dos atributos)	Varição entre % probabilidade	Impacto (I) (R\$)	VE Risco (R\$) pela prob. Estimada p/ especialista (2)x(6)	VE Risco (R\$) pelos atributos elencados p/ especialista (4)x(6)	Varição (R\$) entre VE's (7) - (8)
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
2	50	Médio	61	11	448.166,40	224.083,20	273.381,50	49.298,30
3	80	Alto	86	6	75194,41	60.155,53	64.667,19	4.511,66
4	80	Alto	92	12	18906,4	15.125,12	17.393,89	2.268,77
5	60	Médio	50	10	448166,4	268.899,84	224.083,20	44.816,64
6	40	Médio	42	2	448166,4	179.266,56	188.229,89	8.963,33
7	85	Alto	89	9	693104,74	589.139,03	616.863,22	27.724,19
8	70	Médio	61	9	448166,4	313.716,48	273.381,50	40.334,98
9	80	Alto	84	4	676051,2	540.840,96	567.883,01	27.042,05
10	70	Médio	61	9	448166,4	313.716,48	273.381,50	40.334,98
11	80	Alto	86	6	240085,23	192.068,18	206.473,30	14.405,11
13	80	Muito Alto	92	12	15211,03	12.168,82	13.994,15	1.825,32
15	90	Alto	92	12	51966,49	46.769,84	47.809,17	1.039,33
16	90	Alto	88	8	28581,58	25.723,42	25.151,79	571,63
19	60	Médio	57	3	28581,58	17.148,95	16.291,50	857,45
20	70	Médio	65	5	28581,58	20.007,11	18.578,03	1.429,08
22	50	Médio	50	0	240085,23	120.042,62	120.042,62	0
23	65	Médio	72	7	114326,3	74.312,10	82.314,94	8.002,84
24	65	Médio	72	7	114326,3	74.312,10	82.314,94	8.002,84
25	90	Alto	88	8	436518,6	392.866,74	384.136,37	8.730,37
26	90	Alto	92	12	28581,58	25.723,42	26.295,05	571,63
27	70	Médio	72	2	28581,58	20.007,11	20.578,74	571,63
28	70	Médio	72	2	26844,42	18.791,09	19.327,98	536,89

Analisando o gráfico \mathcal{R} (Fig. 9), observa-se que o LSC e o LIC calculados foram, respectivamente, 20,56 e 0. Isso significa que ao calcular a amplitude entre os 122 pontos analisados e plotá-las graficamente, os pontos que se mantiverem dentro dos limites são considerados aceitáveis, enquanto os que permanecerem fora desses limites devem ser rejeitados.

Nesta análise, 7 pontos ficaram acima do LSC. São os pontos com amplitudes de valores 22, 27, 25, 26, 36, 25 e 22. Ao identificar tais pontos, verifica-se que 6 pertence ao especialista 5, o que confirma inconsistências em seus dados, conforme verificado pelo cálculo do desvio padrão ($\sigma=10,90\%$).

Figura 10: Gráfico \bar{x} das médias do processo

Analisando o gráfico da Fig. 10, vemos que o LSC e o LIC calculados foram, respectivamente, 20,33 e -7,16. De forma análoga à análise do gráfico das amplitudes, os pontos que se mantiverem

dentro dos limites são considerados aceitáveis, enquanto os que permanecerem fora desses limites devem ser rejeitados. Nesta análise, 6 pontos ficaram acima do LSC, os pontos de valores 31, 32, 36, 42, 42, e 28. Ao identificar tais pontos, verifica-se que todos pertenciam ao especialista 5, novamente confirmando inconsistências em seus dados. Ao total, 13 pontos são eliminados, sendo 12 do especialista 5 e 1 do especialista 3. Da amostra de pontos do especialista 5, são mantidos 15 pontos.

Com a aplicação do CEP, a nova média do processo, antes calculada em 11,85%, passa a ser de 9,58%, o que mostra que, em média, a probabilidade informada pelo especialista com base na sua experiência difere em 9,58% daquela encontrada quando se calcula o valor através da extração dos atributos.

Isso indica uma redução de 2,27% após a aplicação do CEP.

5 Conclusão

O PMBOK (2017) defende que o único método confiável para avaliar o risco geral do projeto é através da análise quantitativa. Mesmo assim, Hugo et al. (2018) verifica que o uso de ferramentas de análise quantitativa de riscos é baixa se comparada ao uso geral da ferramenta de gerenciamento de projetos. A dificuldade em quantificar riscos aumenta quando o projeto ocorre num cenário onde não existe a disponibilidade de dados históricos, o que acentua ainda mais a complexidade considerando a natureza singular de cada projeto. Nesse ambiente, a consulta ao especialista é, então, indispensável para realizar esta tarefa. Para Kerzner (2021), o risco possui dois principais componentes: a probabilidade e o impacto e é nesta etapa que os especialistas atuam para mensuração das probabilidades de ocorrência dos riscos e de seus impactos. O SRMPPP (PMI, 2019) esclarece que a forma mais comum de especificar a probabilidade de ocorrên-

cia é atribuir níveis de probabilidade a intervalos pré-definidos, gerando uma escala. Já Conrow (2003) levanta que existe subjetividade na geração das escalas (conhecidas como escalas de probabilidades estimadas) e também uma incerteza considerável entre os analistas com relação à probabilidade correspondente a um determinado risco numa escala, apresentando que as variações entre as opiniões dos especialistas chegam, normalmente, a valores maiores ou iguais a 0,70.

Para atuar na redução de subjetividade, este trabalho propõe um método de mensuração da probabilidade de ocorrência do risco pelo levantamento de seus atributos e graus de relevância e não puramente pelo risco. Ao mesmo tempo, se apoia no processo de FLNCS para geração das escalas de probabilidade que por contar com a participação de vários especialistas e, com atuação da lógica *fuzzy*, torna a escala menos subjetiva do que a simples atribuição de níveis de probabilidade a intervalos pré-definidos.

A viabilidade do método pela aplicação FLORIM foi verificada após as 5 iterações do processo de análise qualitativa e quantitativa de riscos com a participação de 5 especialistas na área de atuação do projeto escolhido. Após a coleta de dados, teve-se conhecimento dos valores de probabilidade pela estimação direta do especialista com base em sua experiência e, um segundo valor de probabilidade, este calculado, que só foi conhecido após o mesmo especialista ter elencado os atributos que considerava importante para a ocorrência do risco e seus graus de relevância. Com estes valores, foi possível comparar a variação entre ambas as probabilidades. Em todas as iterações, a variação ocorreu, e, analisando a amostra de dados coletados entre todos os especialistas (ou seja, as 5 iterações do FLORIM) foi possível concluir que a variação média encontrada entre as probabilidades foi de 11,85%, ou seja, em média as opiniões dos especialistas diferiram em 11,85% daquela encontrada quando se calculou os valores através da extração dos atributos. Com a aplicação do CEP, foi possível refinar o valor da variação uma vez que retirou-se do conjunto amostral aquelas que estavam fora do comportamento padrão do processo, chegando-se então a uma variação média de 9,58% entre a opinião dos especialistas e a encontrada pelo cálculo por intermédio dos atributos.

De forma geral, variações não são interessantes para o projeto. Uma análise de risco pouco criteriosa na etapa de planejamento pode levar o empreendedor a um entendimento equivocado sobre a viabilidade de determinado projeto. Caso os VEs dos riscos tenham sido subestimados, isso pode conduzir a uma decisão equivocada no sentido de aprovar a viabilidade de um projeto que na verdade não é. De forma análoga, caso os VEs dos riscos sejam superestimados pode-se um projeto ser considerado não viável, quando na verdade seria.

Dada a análise exposta, conclui-se que a hipótese levantada foi verificada uma vez que, pela aplicação do método proposto, foi possível calcular valores de probabilidade com base em indicadores de seus atributos. Também verificou-se que, através da sistematização do processo, é possível conhecer os fatores que contribuíram para a ocorrência do risco, o que gera um conhecimento maior sobre o próprio risco e sua atuação no tipo específico de empreendimento analisado.

Como trabalhos futuros sugere-se a realização de mais estudos de caso para testar a hipótese de que, utilizando-se um banco de conhecimento robusto de riscos e seus respectivos atributos categorizados, é possível que o FLORIM sugira, ao planejador, os riscos que costumam atuar em tipos específicos de projetos, inclusive apresentando uma estatística dos riscos e atributos que ocorrem mais vezes. Também sugere-se a ampliação do FLORIM com o desenvolvimento de um método para atuar na fase de controle, a fim de melhorar a assertividade dos riscos para os próximos planejamentos.

Referências

- Abd El Khalek, H., Aziz, R. F. and Kamel, H. M. (2016). Risk and uncertainty assessment model in construction projects using fuzzy logic, *American Journal of Civil Engineering* 4(1): 24–39. <https://doi.org/10.11648/j.ajce.20160401.13>.
- Camargo, M. (2018). *Gerenciamento de projetos: fundamentos e prática integrada*, 2 edn, GEN Atlas.
- Clements, J. P. and Gido, J. (2013). *Gestão de projetos*, 1 edn, Cengage Learning, São Paulo, Brasil.
- Conrow, E. H. (2003). *Effective Risk Management (Library of Flight Series)*, 2nd edn, AIAA.
- do Nascimento, W. J. D. (2016). *Avaliação de portfólio em geração termelétrica sob incerteza: Uma metodologia híbrida utilizando números fuzzy, opções reais e otimização por algoritmos genéticos*, Doctor in Science, Graduate Program in Electrical Engineering at Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Disponível em https://www2.dbd.puc-rio.br/pergamum/tesesabertas/0921466_2016_completo.pdf.
- Fateminia, S. H., Sumati, V. and Fayek, A. R. (2020). An interval type-2 fuzzy risk analysis model (it2fram) for determining construction project contingency reserve, *Algorithms* 13(7): 163. <https://doi.org/10.3390/a13070163>.
- Ferreira, B. B. (2008). *Aplicação de ferramentas de lógica nebulosa à predição de séries temporais*, Master in Mechanical Engineering, Graduate Program in Mechanical Engineering at Instituto Militar de Engenharia. Disponível em <http://www.ime.eb.mil.br/arquivos/teses/se4/mec2008/2008Bianca.pdf>.
- Giarizi, D. D. and Oliveira, E. V. (2014). Estudo da inteligência artificial aplicada na área da saúde, *Colloquium Exactarum* 6: 26–37. <https://doi.org/10.5747/ce.2014.v6.nesp.000080>.
- Goldschmidt, R. R. (2010). *Uma Introdução à Inteligência Computacional: fundamentos, ferramentas e aplicações*, 1 edn, IST-Rio, Rio de Janeiro, Brasil.
- Gomide, F., Gudwin, R. R. and Tanscheit, R. (1995). Conceitos fundamentais da teoria de conjuntos fuzzy, lógica fuzzy e aplicações, in I. F. S. A. W. Congress, I. F. S. Association and I. de Pesquisas Espaciais (Brasil) (eds), *Proceedings of the Sixth International Fuzzy Systems Association World Congress-Tutorials*, International Fuzzy Systems Association, São Paulo, Brasil. Disponível em <http://www.inf.ufsc.br/-mauro.roisenberg/ine5377/Cursos-ICA/LN-Sistemas%20Fuzzy.pdf>.
- Hugo, F. D., Pretorius, L. and Benade, S. J. (2018). Some aspects of the use and usefulness of quantitative risk analysis tools in project management, *South African Journal of Industrial Engineering* 29(4): 116–128. <https://doi.org/10.7166/29-4-1821>.
- Iranmanesh, S. H., Khodadadi, S. B. and Taheri, S. (2009). Risk assessment of software projects using fuzzy inference system, in IEEE (ed.), *2009 International Conference on Computers & Industrial Engineering*, IEEE, Troyes, France. <https://doi.org/10.1109/ICCIE.2009.5223859>.
- ISO:31000 (2018). *Iso/iec 31000: Gestão de riscos: Diretrizes, Standard, ISO 31000:2018(E)*, International Organization for Standardization, Rio de Janeiro, Brasil. Disponível em <https://www.iso.org/iso-31000-risk-management.html>.

- ISO:31010 (2012). Iso/iec 31010: Gestão de riscos técnicas para processo de avaliação de riscos, *Standard, ISO 31010:2012(E)*, International Organization for Standardization, Rio de Janeiro, Brasil. Disponível em <https://www.iso.org/standard/72140.html>.
- Keeling, R. (2014). *Gestão de projetos*, 3 edn, Saraiva.
- Kerzner, H. (2021). *Gerenciamento de projetos: uma abordagem sistêmica para planejamento, programação e controle*, 1 edn, Blucher.
- Maruo, M. H. (2006). *Projeto automático de sistemas nebulosos utilizando algoritmos genéticos auto-adaptativos.*, Master in Science, Graduate Program in Electrical Engineering and Industrial Computing at Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Disponível em <http://livros01.livrosgratis.com.br/cp011807.pdf>.
- Mulcahy, R. (2009). *Preparatório Para O Exame de Pmp: Aprendizado Rápido Para Passar No Exame de Pmp Do Pmi-Na Primeira tentativa*, 6 edn, Rmc Publications Incorporated.
- Nieto-Morote, A. and Ruz-Vila, F. (2011). A fuzzy approach to construction project risk assessment, *International Journal of Project Management* 29(2): 230–231. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2010.02.002>.
- Pires, M. G. (2004). *Aprendizado genético de funções de pertinência na modelagem nebulosa.*, Master in Computing Science, Graduate Program in Computing science at Federal University of São Carlos. Disponível em <https://repositorio.ufscar.br/bitstream/handle/ufscar/607/DissMGP.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- PMBOK (2017). *Um Guia do Conhecimento em Gerenciamento de Projetos (Guia PMBOK)/Project Management Institute*, 6 edn, Project Management Institute, Newtown Square, PA.
- PMI (2019). *The standard for risk management in portfolios, programs, and projects*, 1 edn, Project Management Institute.
- Rezende, S. O. (2003). *Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações*, 1 edn, Manole, São Paulo, Brasil.
- Ross, T. J. (2004). *Fuzzy logic with engineering applications*, 2 edn, John Wiley & Sons, Ltd, England.
- Russell, S. J. and Norvig, P. (2004). *Inteligência Artificial: um enfoque moderno*, 02 edn, Prentice Hall.
- Salah, A. (2015). *Fuzzy set-based risk management for construction projects – spectrum: Concordia university research repository*, Doctor of philosophy, Graduate Program in Building, Civil, and Environmental Engineering at Concordia University, Montreal, Quebec, Canada. Disponível em <https://spectrum.library.concordia.ca/id/eprint/980339/>.
- Salah, A. and Moselhi, O. (2015). Contingency modelling for construction projects using fuzzy-set theory, *Engineering, Construction and Architectural Management* 22(2): 214–241. <https://doi.org/10.1108/ECAM-03-2014-0039>.
- Salah, A. and Moselhi, O. (2016). Risk identification and assessment for epcm projects using fuzzy set theory, *Canadian Journal of Civil Engineering* 43(5): 429–442. <https://doi.org/10.1139/cjce-2015-0154>.
- Santos, F. C. and de Carvalho, C. L. (2008). Aplicação da inteligência artificial em sistemas de gerenciamento de conteúdo, *Technical report, RT-INF_001-08*, Instituto de Informática da Universidade Federal de Goiás, Goiás, Brasil. Disponível em https://ww2.inf.ufg.br/sites/default/files/uploads/relatorios-tecnicos/RT-INF_001-08.pdf.
- Schirru, L. (2016). A inteligência artificial e o big data no setor da saúde: Os sistemas especialistas e o direito., *Revista de propriedade intelectual – Direito Constitucional e Contemporâneo* 10(3): 081–099. <http://doi.org/10.16928/pidcc>.
- Shukri, A., Amirah, F. and Isa, Z. (2021). Experts' judgment-based mamdani-type decision system for risk assessment, *Mathematical problems in engineering* 2021: 13. <https://doi.org/10.1155/2021/66524192>.
- Takagi, T. and Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics SMC-15*(1): 116–132. <http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>.
- Vargas, R. V. (2014). *Manual prático do plano de projeto utilizando o PMBOK*, 5 edn, Brasport.
- Westphal, J. T. (2003). *Modelagem difusa de um sistema especialista médico: avaliação dos fatores de internação em crianças queimadas*, Master in Computing Science, Graduate Program in Computing science at Federal University of Santa Catarina. Disponível em <https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/85850/226214.pdf?sequence=1>.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets, *Information and Control* 8(3): 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).
- Zeng, J., An, M. and Chan, A. H. C. (2005). A fuzzy reasoning decision making approach based multi-expert judgement for construction project risk analysis, in D. Ames, N. Quinn and A. Rizzoli (eds), *Proceedings of the twenty-first annual conference. Association of Researchers in Construction Management (ARCOM) Conference*, University of London, London, UK. Disponível em https://www.arcom.ac.uk/-docs/proceedings/ar2005-0841-0852_Zeng_An_and_Chan.pdf.