

GERENCIAMENTO DOS RISCOS EM PROJETOS DE SOFTWARE: UMA APLICAÇÃO DA SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO NO CRONOGRAMA DE UM PROJETO

RISK MANAGEMENT IN SOFTWARE PROJECTS: AN APPLICATION OF MONTE CARLO SIMULATION IN THE SCHEDULE OF A PROJECT

Pedro Henrique Camargo de Abreu – phcamargo1997@gmail.com
Fernando Rodrigues Amorim – fernando.amorim@fatectq.edu.br
Faculdade de Tecnologia de Taquaritinga (FATEC) – São Paulo – Brasil

RESUMO

O cronograma representa um elemento crucial dentro dos projetos, portanto, a elaboração de estimativas e previsões a seu respeito proporciona informações valiosas, que auxiliam os tomadores de decisão na busca pelo sucesso e viabilidade do projeto. Referindo-se a projetos de software, deve-se considerar que o foco está em desenvolver um projeto de qualidade, capaz de satisfazer as necessidades do cliente, sem exceder o prazo e o custo previamente estabelecidos. Dentre os métodos capazes de proporcionar tais estimativas, é possível destacar a Simulação de Monte Carlo (SMC). O objetivo do presente trabalho é abordar e compreender o processo de gerenciamento de riscos em projetos, através da SMC em um projeto de software, com intenção de analisar o sucesso deste projeto. A metodologia adotada consiste em uma pesquisa exploratória, a fim de embasar o procedimento técnico tratado no estudo de caso, com análise quantitativa dos dados. Os resultados obtidos na simulação indicam que o projeto tem uma tendência (50,39%) a ser concluído em um prazo acima da duração realista, o que não comprometeria o sucesso do projeto, mas evidencia a necessidade de atenção e, até mesmo, a criação de planos de contingência.

Palavras-chave: Cronograma. Desenvolvimento de software. Estimativa. Simulação.

ABSTRACT

The schedule represents a crucial element within projects, so making estimates and predictions about it provides valuable information to assist decision makers in the pursuit of success and viability of the project. Concerning software projects, it needs to be stated that the focus is on developing a quality project, able to satisfy the customer's needs, without exceeding the deadline and cost previously established. Among the methods able to provide such estimates, it is reasonable to highlight the Monte Carlo Simulation (MCS). Thus, the goal of the present paper is to approach and understand the process of risk management in projects, through SMC in a software project, aiming to analyze the success of this project. The methodology adopted consists of an exploratory research, in order to support the technical procedure treated in the case study, with quantitative data analysis. The results obtained in the simulation indicate that the project has a tendency (50.39%) to be completed in a period above the realistic duration, which does not compromise the success of the project, but highlights the need for attention, and even the creation of contingency plans.

Keywords: Schedule. Software development. Estimate. Simulation.

1 INTRODUÇÃO

O desenvolvimento de softwares é uma atividade complexa que exige planejamento, decisão e estratégia para produzir um produto final com qualidade e que atenda às necessidades do cliente. Os projetos de software envolvem uma série de variáveis determinantes para o seu sucesso, que precisam ser gerenciadas e estimadas para não comprometer o que foi previamente estabelecido.

Sendo assim, um projeto deve ser considerado um esforço temporário empreendido para criar um produto, serviço ou resultado exclusivo (PMI, 2013). O gerenciamento dos riscos em projetos pode ser considerado fundamental para que o projeto atinja seus objetivos e satisfaça às necessidades (do cliente, da organização, do financiador, etc.) dentro do prazo estabelecido.

Neste cenário faz necessária estimativa relacionada ao prazo (cronograma) de um projeto, pois o ciclo de vida de um projeto é afetado por diversos fatores como custo, escopo, equipe de desenvolvimento, consultoria, *stakeholders*, dentre outros.

De acordo com o 2015 CHAOS Report do Standish Group, o percentual de projetos de software entregues dentro do tempo, custo e especificações previstos era de 29%, e o percentual de projetos que eram concluídos com extrapolação de orçamento, ou prazo (comprometendo os recursos e funções previamente especificados) era de 52%, ambas as estimativas são positivas com relação à pesquisa de 2014, que apontava 28% e 55%, respectivamente. O relatório também evidencia que o percentual de projetos cancelados ou falidos, antes de serem finalizados era de 19%, uma estiva negativa em relação à pesquisa de 2014, que consistia em 17% (HASTIE; WOJEWODA, 2015).

Várias pesquisas apontam fracassos em projetos de softwares decorrentes de falhas no gerenciamento, e por isso, a disciplina de gestão de projetos tem ganhado importância no meio empresarial por direcionar os recursos para o alcance das metas estratégicas (NORO; BRONZATTI, 2013).

O sucesso de projetos de software é um objetivo que deve ser priorizado, mas por outro lado, não é tão fácil de ser alcançado, pois o seu ciclo de vida, assim como o de qualquer projeto, é caracterizado por riscos e incertezas que estão diretamente relacionados ao sucesso do projeto.

Segundo Kelton et al. (2004), a simulação computacional consiste em um conjunto de métodos aplicados para a análise de uma ampla variedade de modelos de sistemas do mundo real, por meio de software projetado para imitar as operações, e/ou características do sistema.

Sendo assim, a Simulação de Monte Carlo (SMC) se apresenta como uma técnica de grande valor para diversas áreas do conhecimento, podendo ser aplicado na análise dos riscos em projetos, pois a sua aplicação proporciona valores e estimativas que representam informações cruciais para a equipe de projetos e ao tomador de decisão, visto que a eficiência no planejamento, só será atingida, se as melhores decisões forem tomadas e a melhor estratégia for adotada.

Deste modo, o presente trabalho tem como objetivo analisar os fatores de risco em um projeto de software, utilizando o método de Monte Carlo, para obter estimativas acerca do cronograma desse projeto.

2 CONCEITO E DEFINIÇÃO DE RISCO

Segundo o PMI (2013, p. 310), risco do projeto “é um evento ou condição incerta que, se ocorrer provocará um efeito positivo ou negativo em um ou mais objetivos do projeto tais como: escopo, cronograma, custo e qualidade”.

Baraldi (2010) define o risco como elementos incertos às expectativas, que atuam frequentemente sobre os objetivos, metas e meios estratégicos (pessoas, processos, informação e comunicação), exercendo influência sobre o ambiente e provocando prejuízos. No entanto, se forem gerenciados corretamente, são capazes de criar oportunidades de ganhos financeiros, de reputação e de relacionamento.

O risco representa o grau de incerteza no que se refere à possibilidade de ocorrência de um dado evento, que resultará em prejuízos se for concretizado. Dessa forma, o risco é a possibilidade de perda resultante de um determinado evento (SANTOS 2002).

De acordo com o PMI (2013), é necessário desenvolver uma abordagem aos riscos que seja apropriada para cada projeto, além disso, a comunicação a respeito dos riscos e sobre como contorná-los, devem ser abertas e honestas. As respostas aos riscos transmitem o equilíbrio entendido pela organização entre correr riscos e evitar riscos.

2.1 Gerenciamento de riscos

Segundo Kerzner (2009), é importante determinar uma estratégia de gerenciamento de riscos no início de um projeto, e que esse risco seja constantemente abordado ao longo do ciclo de vida do projeto. O gerenciamento de riscos compreende várias ações relacionadas aos riscos: planejamento, identificação, análise, resposta (tratamento), e por fim, monitoramento e controle.

Segundo o PMI (2013, p. 309), o gerenciamento dos riscos do projeto, tem o objetivo de “aumentar a probabilidade e o impacto dos eventos positivos e reduzir a probabilidade e o impacto dos eventos negativos no projeto”.

A seguir, o Quadro 1 especifica os processos do Gerenciamento de riscos.

Quadro 1 – Processos do Gerenciamento de riscos

Planejar o Gerenciamento de Riscos: O processo de desenvolvimento e documentação de uma estratégia eficiente e métodos para conduzir e lidar com o Gerenciamento de riscos.
Identificar os Riscos: O processo de análise das áreas do projeto e de cada processo técnico crítico, a fim de identificar e documentar os riscos associados.
Realizar Análise de Risco: O processo de análise dos riscos identificados, para estimar a probabilidade e o impacto no projeto. Inclui análise de risco qualitativa e análise de risco quantitativa.
Planejar Resposta ao Risco: O processo que identifica, avalia, seleciona e implementa uma ou mais estratégias para definir o risco em níveis aceitáveis, de acordo com as restrições e objetivos do projeto.
Monitorar e Controlar Riscos: O processo que rastreia e avalia constantemente o desempenho das ações de resposta a riscos e fornece <i>inputs</i> para atualizar as estratégias de respostas aos riscos.

Fonte: Elaborado pelos autores a partir de Kerzner (2009)

Analisando os processos do Gerenciamento de riscos descritos no Quadro 1, é possível concluir que cada um dos processos deve ser executado com eficiência e comprometimento por parte da equipe de projetos, pois se um processo contiver falhas ou apresentar conclusões inconsistentes, isso torna o sucesso do projeto cada vez mais difícil.

No entanto, para que um projeto de software seja bem gerenciado é preciso que alguns parâmetros sejam analisados corretamente, como por exemplo: o escopo do software, os riscos a serem considerados, os recursos necessários, as tarefas que precisam ser realizadas, os indicadores que necessitam de acompanhamento, os esforços e custos aplicados, além da sistemática a ser adotada (PRESSMAN, 2006).

Com base nesse cenário, a utilização de técnicas de previsão pode ser fundamental para a construção de estimativas e previsões acerca dos fatores relacionados ao gerenciamento dos riscos em projetos, pois a aplicação destas técnicas visa auxiliar a tomada de decisão por parte dos gerentes de projeto.

3 METODOLOGIA

A pesquisa está dividida em três etapas: a primeira etapa consiste em uma pesquisa exploratória para identificar os fatores, motivos e vantagens acerca da aplicação da SMC no gerenciamento de riscos em projetos, ressaltando a sua importância para analisar a viabilidade e obter estimativas válidas dentro do cenário simulado.

Segundo Gil (2002), as pesquisas exploratórias têm como objetivo “proporcionar maior familiaridade com o problema, com vistas a torná-lo mais explícito ou a constituir hipóteses”. O autor afirma que, mesmo que o planejamento da pesquisa exploratória seja altamente flexível, na maioria dos casos, ela assume a forma de pesquisa bibliográfica ou de estudo de caso.

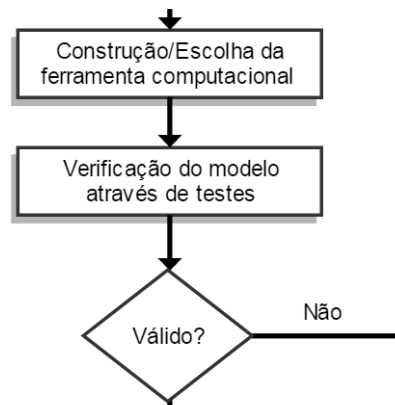
A segunda etapa baseia-se na elaboração de um Diagrama de Ishikawa (também conhecido como Diagrama de Causa e Efeito ou Diagrama de Espinha de Peixe), com base nos fatores levantados na pesquisa exploratória, a fim de proporcionar uma análise eficiente do conhecimento apresentado. Neste tipo de diagrama, as causas ou fatores são representados por setas que contribuem para o efeito (problema) a ser analisado. As causas ou fatores complexos podem ser decompostos em detalhes (causas primárias e causas secundárias), sem prejudicar a visão de conjunto (DAYCHOUM, 2007). Dessa forma, o gerenciamento será direcionado a um controle mais eficiente, em relação ao processo como um todo. Assim, ao fragmentar o processo em processos menores, torna-se mais fácil identificar um problema e atuar diretamente sobre sua causa (BARRETO; LOPES, 2005).

A terceira e última etapa, consiste na aplicação da SMC no cronograma de um projeto de software, a fim de propor uma análise dos resultados para avaliar as estimativas e chegar a uma conclusão acerca do modelo simulado. Para consolidar a aplicação da SMC, foram estabelecidos 3 cenários de duração para cada etapa do projeto: Realista, Otimista (10% maior que a Realista) e Pessimista (10% menor que a Realista). Esses cenários foram empregados, para sustentar as incertezas acerca do projeto, sendo determinantes para a viabilidade e o sucesso do mesmo.

A aplicação da simulação decorreu para proporcionar a análise quantitativa dos dados através de um estudo de caso, relacionado a um fenômeno passado ou atual, estruturada com base em múltiplas fontes. Os dados foram dispostos em planilhas do *Excel 2016* e, por meio de análise, os riscos foram identificados para a aplicação da Simulação Monte Carlo.

As fases para realização da simulação no presente trabalho seguiram o esquema representado na Figura 1 a seguir.

Figura 1 – Fases no estudo de uma simulação



Fonte: Elaborado pelos autores a partir de Law e Kelton (1991)

3.1 Método de Monte Carlo

Inserida no campo de conhecimento da pesquisa operacional, a simulação pode ser definida como a representação da operação de um processo ou sistema real, em um determinado período de tempo, envolvendo a geração de uma história artificial desse sistema e a observação do mesmo, a fim de possibilitar conclusões relativas às características do processo real (BANKS et al., 1996).

Segundo Lustosa et al. (2004, p. 251), a Simulação de Monte Carlo consiste em um método que “utiliza a geração de números aleatórios para atribuir valores às variáveis do sistema que se deseja investigar”.

No processo de modelagem, a busca por uma clara compreensão da estrutura e dinâmica do sistema real a ser simulado é essencial, pois somente após, será possível avançar para a derivação dos procedimentos experimentais que possibilitarão a análise do seu comportamento (SAKURADA; MIYAKE, 2009).

De acordo com Evans e Olson (1998), a Simulação de Monte Carlo é um experimento amostral que tem como objetivo proporcionar estimativas por meio de uma distribuição de

resultados possíveis da variável de interesse (variável de saída), a partir de uma ou mais variáveis de entrada. O resultado é analisado com base no comportamento probabilístico conforme a distribuição estipulada.

Lustosa et al. (2004) afirmam que a simulação deve ser efetuada mais de cem vezes para que se obtenha uma amostra representativa. Mas vale ressaltar, que não existe uma regra ou uma recomendação precisa a respeito do número máximo de simulações a serem realizadas, uma vez que este número está diretamente relacionado à capacidade de processamento do equipamento utilizado para executar as simulações. Por outro lado, como instrução básica, deve-se aplicar o maior número de simulações possíveis em relação ao poder de processamento do equipamento que será utilizado.

Os recursos computacionais disponíveis atualmente possibilitam uma fácil utilização do método de Monte Carlo, apresentando os seus resultados de diversas formas, inclusive graficamente. Vários softwares específicos ou mesmo as planilhas eletrônicas disponíveis no mercado permitem a aplicação da simulação (CORREIA NETO et al., 2002). Sendo assim, existem diversas formas e ferramentas que contribuem com a utilização da SMC nas mais diversas áreas do conhecimento.

Vale destacar que a SMC é uma ferramenta eficiente na geração de estimativas, sendo, portanto, muito recomendada para a avaliação de incertezas, por ser capaz de disponibilizar uma série de informações valiosas, geradas a partir de diversas combinações de eventos estabelecidos como variáveis de entrada na simulação, e os seus respectivos resultados dentro do projeto. Dessa forma, a simulação permite que os tomadores de decisão idealizem o cenário ideal a ser buscado no projeto, priorizando determinados riscos, e estabelecendo formas para que os objetivos do projeto não sejam comprometidos.

3.2 Utilização da SMC no gerenciamento de projetos

Van Slyke, no ano de 1963, propôs a utilização de técnicas de simulação no ambiente de gerenciamento de projetos. Seu método se resumia ao seguinte: (a) utilizar a técnica de Monte Carlo para gerar aleatoriamente uma duração da amostra para cada atividade baseado em sua distribuição de duração estimada; (b) efetuar uma análise do caminho crítico no modelo de rede usando essas durações de amostra e registrar os resultados; (c) repetir este procedimento até que sejam alcançadas estimativas aceitáveis para as variáveis de interesse relacionadas com o tempo (HERBERT, 1979).

Segundo Leal e Oliveira (2011), após a proposição de Van Slyke, começou-se a levar em consideração, fenômenos aleatórios que podem ocorrer durante a execução de um projeto, como por exemplo, a aleatoriedade presente no tempo de execução de uma atividade. Na metodologia de Monte Carlo, o tempo de execução de uma atividade age de acordo com uma função de distribuição de probabilidade, específica da atividade.

Através da aplicação da Simulação de Monte Carlo, obtêm-se dados estatísticos da função de distribuição que conduz a duração total do projeto, através de cada atividade executada. Dessa forma, é possível conhecer a influência que as atividades exercem nos riscos do projeto como um todo, por meio da análise de sensibilidade. Essas informações auxiliam a priorizar atividades (ACEBES et al., 2014).

Leal e Oliveira (2011) abordam a utilização da Simulação de Monte Carlo no gerenciamento do prazo de projetos, afirmando que o tempo total de execução do projeto pode ser obtido da seguinte maneira: devem ser gerados valores pseudoaleatórios relacionados aos tempos de execução das atividades, conforme a função de densidade de probabilidade característica de cada atividade; é necessário encontrar o caminho crítico; e somar os tempos das atividades presentes no caminho crítico, na replicação da simulação.

Posteriormente, a utilização da SMC no gerenciamento de projetos passou a assumir um pensamento direcionado a gestão de custos em projetos (LEAL; OLIVEIRA, 2011).

De acordo com Jorgensen (2014), o conhecimento disponível a respeito do esforço de software e estimativa de custo, não nos garante a resolução de todos os desafios encontrados na indústria de software. No entanto, indica várias ações capazes de melhorar a precisão das estimativas. O autor afirma que, apesar de um método se apresentar de maneira mais precisa do que outro em um dado contexto, a precisão da estimativa é substancialmente afetada pelos dados históricos dispostos e pelas opiniões técnicas especializadas, empregadas na estimação.

Dessa forma, a SMC é um método que proporciona uma grande contribuição ao gerenciamento de riscos em projetos, sejam eles relacionados ao prazo ou aos custos, disponibilizando estimativas valiosas para projetos que apresentam risco elevado.

Na SMC, a cada iteração, o resultado é armazenado e, ao término de todas as repetições, uma distribuição de frequência é gerada por meio da sequência de resultados obtidos, permitindo o cálculo de estatísticas descritivas, tais como: média (valor esperado), valor mínimo, valor máximo e desvio-padrão. Dessa forma, o executor das simulações, seria o responsável por idealizar cenários futuros de operação do sistema em análise (SARAIVA JÚNIOR et al., 2011).

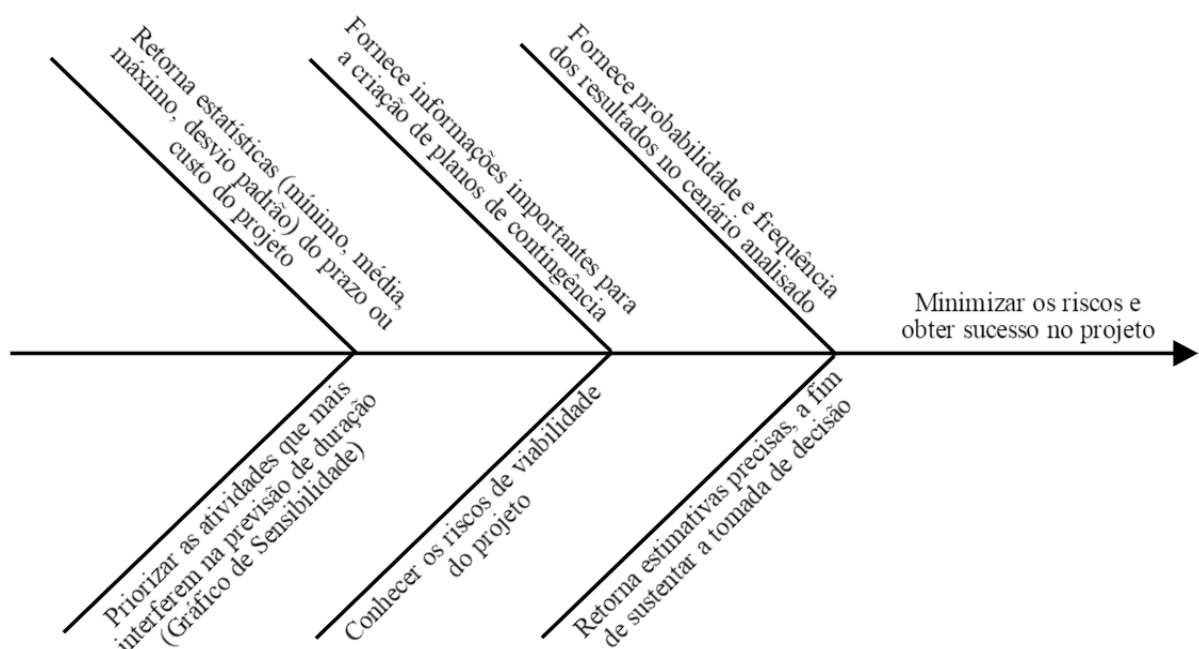
Segundo Evans e Olson (1998), a SMC apresenta algumas vantagens em relação a outras técnicas, tais como: permite a representação descritiva e análise do sistema estudado, através de um processo experimental, que não afeta o sistema em questão; melhor compreensão dos cálculos; possibilita a quantificação do risco do modelo, na forma de uma distribuição de probabilidade.

É importante destacar que as populações (variáveis) consideradas na análise devem ter certos parâmetros, como média e desvio padrão, e podem apresentar vários comportamentos como Normal, Exponencial e Uniforme. É necessário que as amostras obtidas sejam aleatórias. Para isso, é preciso obter uma sequência de números aleatórios (GARCIA et al., 2010).

Utilizando-se de recursos computacionais, esta sequência é facilmente obtida, por meio de um gerador de números aleatórios. Segundo Garcia et al. (2010), os números gerados são pseudoaleatórios, mas, normalmente, são capazes de proporcionar aproximações consideráveis de números aleatórios inteiros, podendo ser empregados na obtenção de amostras aleatórias de alguma população analisada.

A Figura 2 a seguir, aborda alguns fatores que a SMC proporciona aos tomadores de decisão no que diz respeito ao gerenciamento de riscos em projetos.

Figura 2 – Importância da aplicação da SMC no gerenciamento de riscos



Fonte: Elaborada pelos autores

Baseando-se na revisão bibliográfica apresentada, é evidente que a utilização da SMC representa uma grande contribuição ao gerenciamento de riscos em projetos, fornecendo informações importantes para que os tomadores de decisão possam analisar os riscos e incertezas que o cenário simulado apresenta, e dessa forma, analisar a viabilidade do projeto e criar planos de contingência para as situações que podem ser encontradas no ciclo de vida do projeto.

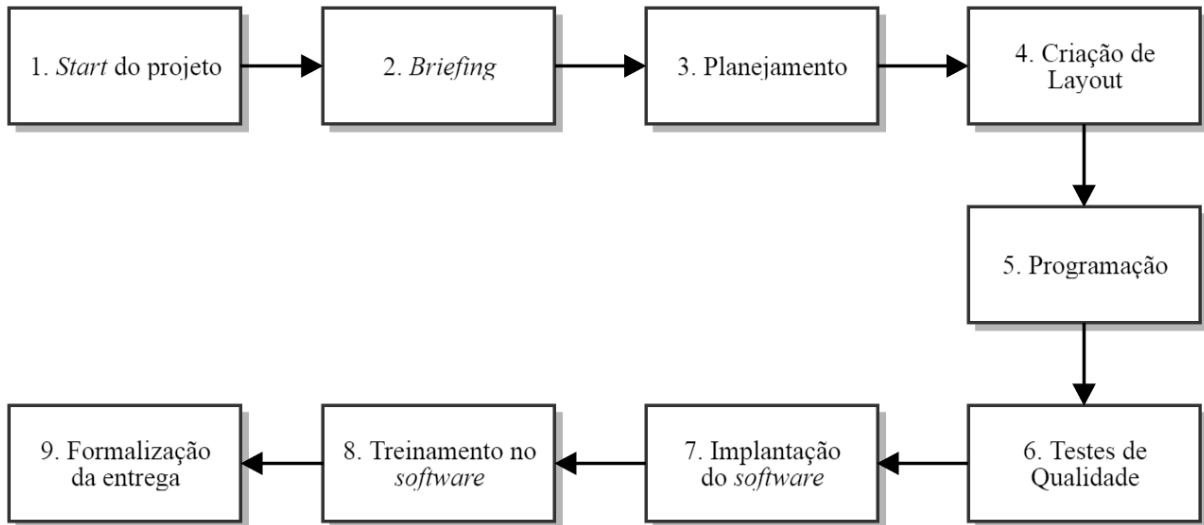
3.3 Aplicação da SMC para estimativa de cronograma de um projeto de software

Para a realização deste estudo, foi utilizado o software *Oracle Crystal Ball*, que possibilita a modelagem de previsões, simulações e otimizações, fornecendo um grande auxílio para a tomada de decisões, por meio do Microsoft Excel. Foi realizada uma simulação de um projeto hipotético, aonde os valores de duração das atividades foram estabelecidos pelos autores, a fim de promover a geração de um cenário consistente para a aplicação do método e análise da simulação.

Para gerar as estimativas a respeito do cronograma do projeto, é preciso identificar as etapas e suas respectivas durações. As etapas do desenvolvimento de software, tratadas no presente estudo, são as mesmas adotadas por Pacagnella Júnior et al. (2015), que realizaram o levantamento das etapas de uma empresa de software, para sustentar uma Simulação de Monte Carlo relacionada à estimação de custos dos seus projetos, utilizando o software @RISK 6.0 da empresa PALISADE® para a simulação.

A seguir, a Figura 3 exhibe as nove etapas do desenvolvimento de software, adotadas para o presente estudo.

Figura 3 – Etapas de um projeto de software consideradas no estudo



Fonte: Elaborada pelos autores a partir de Pacagnella Júnior et al. (2015)

Segundo Pacagnella Júnior et al. (2015), o ciclo de vida representado na Figura 3, apresenta um conjunto de etapas relativamente simples, porém estruturado, que evidencia maturidade suficiente em gerenciamento de projetos, por parte da empresa estudada.

Vale ressaltar que no estudo de Pacagnella Júnior et al. (2015), os autores identificaram as distribuições que seriam mais condizentes para cada etapa analisada, tendo em vista que eles utilizaram de um histórico dos projetos realizados na empresa analisada. Porém, no sistema modelado e simulado no presente trabalho, todas as etapas descritas, foram estabelecidas com distribuição Triangular, por esta ser a mais adequada, visto que os valores de duração foram divididos em três cenários: Realista, Otimista e Pessimista.

Também é necessário adicionar dois novos elementos ao sistema, sendo que estão serão representados em colunas, respeitando a disposição dos dados no sistema modelado. A coluna Simulação é composta pelas variáveis de entrada, necessárias para sustentar a simulação, sendo tratadas pelo *Crystal Ball* como “Pressupostos”. Como o projeto simulado é composto por nove etapas, foram estabelecidos nove pressupostos.

A coluna Distribuição evidencia o tipo de distribuição adotada, de acordo com os dados utilizados na simulação. Como já foi dito anteriormente, todas as distribuições adotadas são triangulares, tendo em vista que não se dispõe de dados históricos a fim de embasar outro tipo de distribuição.

A simulação tratada no presente estudo, contou com o mesmo intervalo de confiança (95%), por outro lado, optou-se pela realização de 30.000 avaliações, o que representa um

valor bem elevado, sendo capaz de fornecer parâmetros consideráveis, além de estimativas relativamente precisas.

Segundo Soares (2006), a distribuição triangular é usada frequentemente como descrição subjetiva de uma população da qual se dispõe de conhecimento limitado acerca da sua distribuição. Ela é estabelecida com base em valores máximo e mínimo para a variável e da decisão de um valor modal para a distribuição.

Após a definição do modelo, identificação e definição das variáveis de entrada e de saída (pressupostos e previsão, respectivamente), é possível iniciar a simulação, e após a sua conclusão, analisar os resultados proporcionados. Segundo Saraiva Júnior et al. (2011), a cada iteração, o resultado é armazenado, para que, ao término de todas as repetições, seja possível transformar a sequência de resultados gerados, em uma distribuição de frequência que permita o cálculo de estatísticas descritivas, tais como: média (valor esperado), valor mínimo, valor máximo e desvio-padrão, concedendo ainda ao executor das simulações, o benefício de projetar cenários futuros em razão do modelo analisado.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para que seja possível a aplicação da SMC, primeiramente, é preciso iniciar o desenvolvimento do modelo, identificando e destacando as incertezas, definindo as condições referentes ao projeto e registrando suas durações estimadas.

A seguir, a Figura 4 apresenta as estimativas de duração para cada um dos cenários, além das colunas de Simulação e Distribuição.

Figura 4 – Disposição das etapas do projeto e suas durações em cada cenário

Etapa	Duração Realista (horas)	Duração Otimista (horas)	Duração Pessimista (horas)	Simulação	Distribuição
<i>Start do projeto</i>	8	7,2	8,8	0	Triangular
<i>Briefing</i>	3	2,7	3,3	0	Triangular
Planejamento	26,3	23,67	28,93	0	Triangular
Criação de Layout	10,6	9,54	11,66	0	Triangular
Programação	98,72	88,848	108,592	0	Triangular
Testes de Qualidade	28,14	25,326	30,954	0	Triangular
Implantação do <i>software</i>	26,54	23,886	29,194	0	Triangular
Treinamento no <i>software</i>	62,1	55,89	68,31	0	Triangular
Formalização da entrega	12	10,8	13,2	0	Triangular
Total	275,4	247,86	302,94	0	

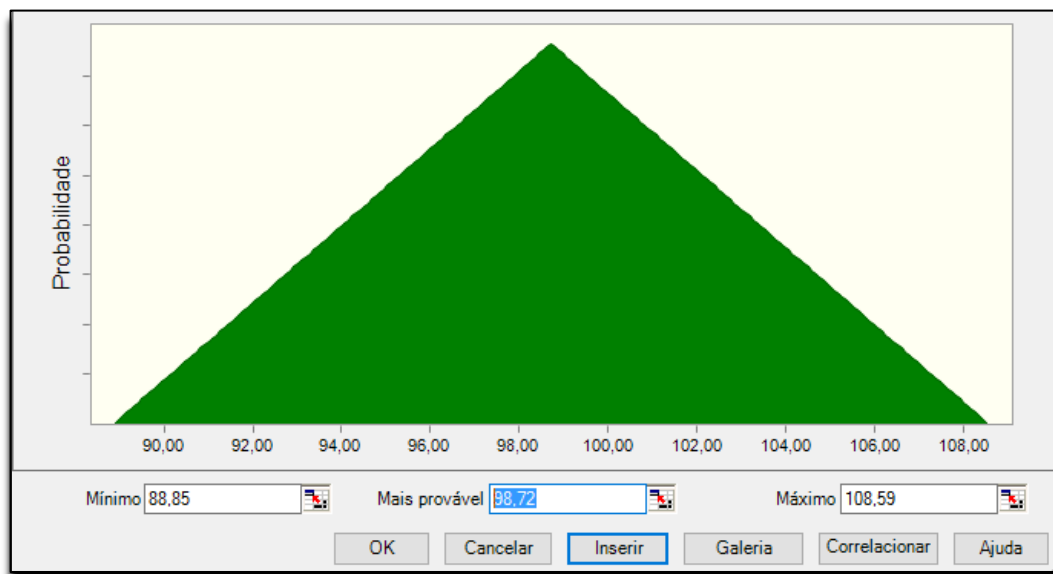
Fonte: Elaborada pelos autores

A Figura 4 mostra os valores estipulados para as etapas do projeto, onde cada etapa é representada por três valores relativos aos três cenários estabelecidos.

Dessa forma, é preciso definir a distribuição triangular para cada uma das etapas, estabelecendo as variáveis de entrada para a simulação.

A seguir, a Figura 5 evidencia a configuração de uma variável de entrada, nesse caso, referente à etapa Programação.

Figura 5 – Disposição triangular da etapa Programação



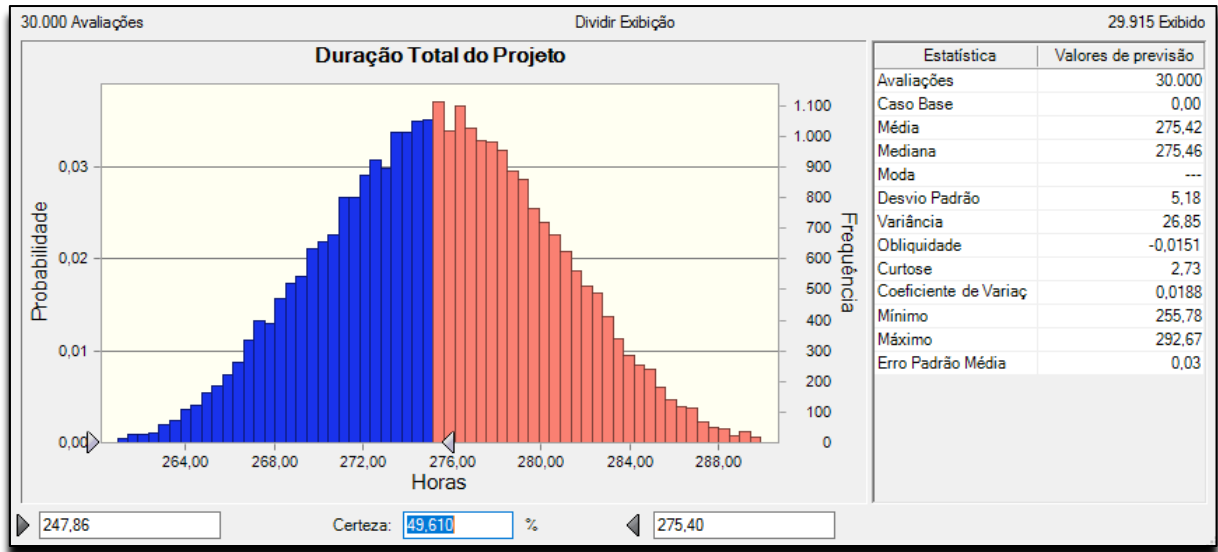
Fonte: Elaborada pelos autores

Além de definir as distribuições e as variáveis de entrada, é necessário definir a célula “Previsão”, para que o *Crystal Ball* possa fornecer uma estimativa relativa à duração total do projeto, através das simulações individuais de cada etapa. Previsões só podem ser definidas para células de fórmula ou de valor, sendo assim, foi utilizada a fórmula “SOMA” do Excel para somar os valores da simulação de cada atividade e estabelecer a previsão “Duração Total do Projeto”, sendo esta a única variável de saída analisada.

De acordo com Connor (2007), em cada avaliação, é tomada uma amostra para cada distribuição de entrada e a saída estabelecida. Os resultados podem ser observados por meio da ferramenta, após o término da simulação.

A execução da simulação proporciona representações (Gráfico de Frequência, Gráfico de Frequência Acumulativa, Gráfico de Sensibilidade, entre outros) e informações relativas ao sistema modelado, tais como: duração mínima, duração máxima, duração média, mediana, variância, desvio-padrão, dentre outras informações, conforme mostrado na Figura 6.

Figura 6 – Gráfico de Frequência e estatísticas da previsão



Fonte: Elaborada pelos autores

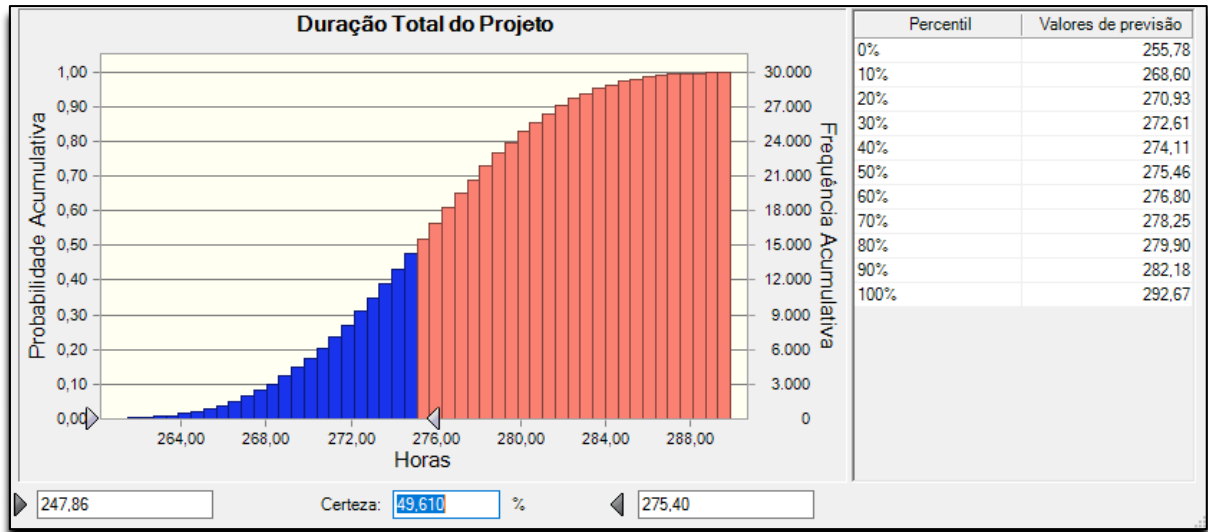
Ao realizar a simulação e analisar os resultados apresentados na Figura 6, pode-se observar que a duração mínima prevista foi de 255,78 horas, a duração máxima foi de 292,67, enquanto a média foi estimada em 275,42 horas. A simulação estimou um desvio padrão de 5,18 horas e uma mediana de 275,46 horas.

A simulação aponta que a probabilidade de o projeto ser finalizado entre os cenários otimista e realista seria de 49,61%, o que nos passa a ideia de que o projeto está um pouco mais propício a exceder o total realista, e finalizar no intervalo entre os cenários realista e pessimista, situado entre 275,40 e 302,94 horas. Nesse caso, o valor máximo obtido na simulação foi de 292,67 horas.

Ao comparar este estudo ao trabalho de Aguiar et al. (2010), onde os autores também realizaram a simulação do cronograma de um projeto de software, a simulação indicou que a probabilidade do projeto ser concluído em 28,8 horas ou menos, era de aproximadamente 8,3%. O valor de 28,8 horas representa o valor que foi tratado pelos autores de “Duração Estimada” (corresponde à Duração Realista no presente trabalho onde a probabilidade é de 49,61%).

O Gráfico de Frequência acumulativa e os percentis referentes aos valores da previsão são representados na Figura 7 a seguir.

Figura 7 – Gráfico de Frequência Acumulativa e percentis dos valores de previsão

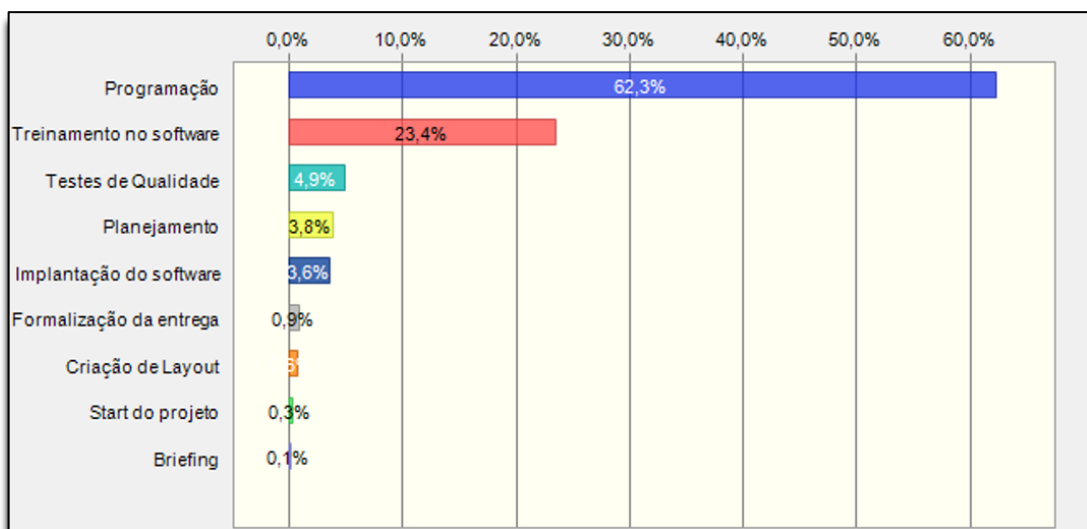


Fonte: Elaborado pelos autores

A análise do Gráfico de Frequência Acumulativa reforça as estimativas apresentadas no Gráfico de Frequência, proporcionando uma representação da previsão sob uma perspectiva diferente, retornando a soma das frequências simples dos valores anteriores. Para complementar a projeção e auxiliar o entendimento, são apresentados os percentis, que dividem a amostra da previsão em partes iguais.

O *Crystal Ball* proporciona o Gráfico de Sensibilidade, que apresenta grande valor para a tomada de decisão, pois possibilita a análise das variáveis de entrada que, de certa forma, possuem a maior capacidade de influenciar na previsão da duração do projeto, conforme mostrado na Figura 8.

Figura 8 – Gráfico de Sensibilidade da duração total do projeto



Fonte: Elaborado pelos autores

De acordo com Pacagnella Júnior et al. (2015), a análise de sensibilidade é utilizada na maioria das vezes, para observar a contribuição de cada variável no resultado obtido, o que proporciona subsídios para a tomada de decisão futura.

Por meio da análise do Gráfico de Sensibilidade da Figura 8, é evidente que a etapa Programação é o *input* que mais afeta a duração do projeto (62,3%). Isto pode ser justificado pelo fato desta etapa possuir a maior duração, e por isso, apresenta um grande intervalo entre os cenários pessimista e realista, exercendo grande influência na previsão.

A mesma justificativa é válida para as demais etapas, como no caso do *Briefing*, que, por possuir uma duração realista estimada em apenas 3 horas, possui pouca discrepância entre o cenário otimista (2,7 horas) e o cenário pessimista (3,3 horas), sendo quase desprezada no Gráfico de Sensibilidade (0,01%).

A análise do Gráfico de Sensibilidade permite que seja estabelecido um controle eficiente para as etapas do projeto, pois é possível conhecer as etapas cruciais e de certa forma, determinantes para a viabilidade do projeto, pelo fato de demandarem mais recursos, maior envolvimento de pessoal, planejamento intensivo, fatores esses, que se refletem na sua duração, e logicamente, na viabilidade do projeto.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Analisando a simulação, deve-se destacar que a SMC não é capaz de mostrar o que irá acontecer com 100% de certeza, por outro lado, ela disponibiliza uma série de informações que devem ser consideradas para a tomada de decisões a respeito do projeto.

Considerando a aplicação abordada, a SMC se mostrou capaz de estimar o cronograma do projeto de maneira eficiente, proporcionando estimativas e parâmetros, que são fundamentais aos tomadores de decisão. A simulação pode ser destacada pela sua rapidez, precisão, e principalmente, por apresentar as informações de diversas formas, que auxiliam a interpretação do sistema simulado, sem a necessidade de um vasto conhecimento gerencial, estatístico ou computacional.

Os resultados evidenciam que o projeto analisado apresenta relativa oportunidade de sucesso, se apresentando de maneira viável, apesar da estimativa ter maior probabilidade de exceder a duração realista. Isso não significa que o cronograma do projeto esteja comprometido, mas reforça a necessidade de planos de contingência, a fim de evitar que o projeto se aproxime da duração máxima estabelecida.

Como sugestão para trabalhos futuros, é possível indicar a necessidade de estudos empíricos, a fim de contribuir para a criação de práticas e métodos cada vez mais eficientes para a geração de estimativas relacionadas a custo, ou prazo em projetos de software, levando cada vez mais em consideração as dificuldades reais encontradas no ambiente de projetos dessas empresas.

REFERÊNCIAS

ACEBES, F.; PAJARES, J.; GALÁN, J. M.; LÓPEZ-PAREDES, A. Exploring the influence of Seasonal Uncertainty in Project Risk Management, **Procedia – Social and Behavioral Science**, v. 119, p. 329-338, 2014. Disponível em:

<http://riubu.ubu.es/bitstream/10259/4213/1/Acebes-PSBS_2014.pdf>. Acesso em: 12 dez. 2016.

AGUIAR, G.; ALVES, C. C.; HENNING, E. Gerenciamento de Projetos: Simulação de Monte Carlo via a Ferramenta SimulAr. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 30., 2010, São Carlos. **Anais...** São Carlos: ENEGEP, 2010. Disponível em: <http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2010_TN_STO_120_783_17492.pdf>. Acesso em: 05 jan. 2017.

BANKS, J.; CARSON, J. S.; NELSON, B. L. **Discrete-event System Simulation**. New Jersey: Prentice Hall, 1996.

BARALDI, P. **Gerenciamento de Riscos**. 3. ed. Rio de Janeiro: Campus, 2010.

BARRETO, J.; LOPES, L. F. Análise de falhas no processo logístico devido à falta de um controle de qualidade, **Revista Produção Online**, Florianópolis, v. 5, n. 2, 2005. Disponível em: <<https://producaoonline.org.br/rpo/article/view/331/427>>. Acesso em: 11 dez. 2016.

CONNOR, A. M. Probabilistic estimation of software project duration, **New Zealand Journal of Applied Computing & Information Technology**, 11(1), p. 11-22, 2007.

DAYCHOUM, M. **40 Ferramentas e Técnicas de Gerenciamento**. Rio de Janeiro: Brasport, 2007.

EVANS, J. R.; OLSON, D. L. **Introduction to Simulation and Risk Analysis**. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1998.

GARCIA, S.; LUSTOSA, P. R. B.; BARROS, N. R. Aplicabilidade do método de simulação de Monte Carlo na previsão dos custos de produção de companhias industriais: o caso da Companhia Vale do Rio Doce, **Revista de Contabilidade e Organizações**, v. 4, n. 10, p. 152-173, 2010. Disponível em: <<http://www.revistas.usp.br/rco/article/view/34781/37519>>. Acesso em: 13 dez. 2016.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

HASTIE, S.; WOJEWODA, S. **Standish Group 2015 Chaos Report - Q&A with Jennifer Lynch**. Disponível em: <<https://www.infoq.com/articles/standish-chaos-2015>>. Acesso em: 07 dez. 2016.

HERBERT, J. E. Applications of Simulation in Project Management. In: Winter Simulation Conference, 1979. **Proceedings of the 11th Conference on Winter Simulation**, Maryland, p. 211-219, 1979. Disponível em: <http://informs-sim.org/wsc79papers/1979_0027.pdf>. Acesso em: 07 dez. 2016.

JORGENSEN, M. What We Do and Don't Know about Software Development Effort Estimation, **IEEE Software**, v. 31, n. 2, p. 37-40, 2014. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=6774376>>. Acesso em: 13 dez. 2016.

KELTON, W. D.; SADOWSKI, R. P.; STURROCK, D. T. **Simulation with ARENA**. 3. ed. New York: McGraw-Hill, 2004.

KERZNER, H. R. **Project Management: A Systems Approach to Planning, Scheduling, and Controlling**. 10. ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons Inc., 2009.

LAW, A. M.; KELTON, W. D. **Simulation Modeling & Analysis**. 2. ed. New York: McGraw-Hill, 1991.

LEAL, L. R.; OLIVEIRA, M. J. F. Simulação aplicada ao gerenciamento de projetos: uma revisão, **Revista Produção Online**, Florianópolis, v. 11, n. 2, p. 503-525, 2011. Disponível em: <<https://producaoonline.org.br/rpo/article/view/737/795>>. Acesso em: 12 dez. 2016.

LUSTOSA, P. R. B.; PONTE, V. M. R.; DOMINAS, W. R. Simulação. In: CORRAR, L. J.; THEÓPHILO, C. R. (Org.). **Pesquisa Operacional para Decisão em Contabilidade e Administração**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2004.

CORREIA NETO, J. F.; MOURA, H. J.; FORTE, S. H. A. C. Modelo prático de previsão de fluxo de caixa operacional para empresas comerciais considerando os efeitos do risco, através do método de Monte Carlo, **Revista Eletrônica de Administração**, v. 8, n. 3, 2002. Disponível em: <<http://seer.ufrgs.br/index.php/read/article/view/44231/27782>>. Acesso em: 20 dez. 2016.

NORO, G. D. B.; BRONZATTI, B. A Influência das Características do Gestor no Sucesso da Gestão de Projetos, **Revista de Gestão e Projetos**, v. 4, n. 1, p. 77-115, 2013. Disponível em: <<http://www.revistagep.org/ojs/index.php/gep/article/view/73/319>>. Acesso em: 10 dez. 2016.

PACAGNELLA JÚNIOR, A. C.; PACÍFICO, O.; SALGADO JÚNIOR, A. P.; TERRA, L. A. A. Cost Estimation in Software Development Projects with Monte Carlo Simulation, **IEEE Latin America Transactions**, v. 13, n. 9, p. 3051-3058, 2015. Disponível em: <http://www.revistaieeela.pea.usp.br/issues/vol13issue9Sept.2015/13TLA9_35PacagnellaJunior.pdf>. Acesso em: 12 dez. 2016.

PMI. **Um guia do conhecimento em gerenciamento de projetos (Guia PMBOK®)**. 5. ed. Project Management Institute, 2013.

PRESSMAN, R. S. **Engenharia de Software**. 6. ed. Rio de Janeiro: McGraw-Hill, 2006.

SAKURADA, N.; MIYAKE, D. I. Aplicação de simuladores de eventos discretos no processo de modelagem de sistemas de operações de serviços, **Gestão & Produção**, v. 16, n. 1, p. 25-43, 2009. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/gp/v16n1/v16n1a04.pdf>>. Acesso em: 28 dez. 2016.

SANTOS, P. S. M. **Gestão de Riscos Empresariais: Um Guia Prático e Estratégico para Gerenciar os Riscos de sua Empresa**. São Paulo: Novo Século, 2002.

SARAIVA JÚNIOR, A. F.; TABOSA, C. M.; COSTA, R. P. Simulação de Monte Carlo aplicada à análise econômica de pedido. **Production Journal (Revista Produção)**, v. 21, n. 1, p. 149-164, 2011. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/prod/v21n1/aop_t6_0003_0208.pdf>. Acesso em: 05 jan. 2017.

SOARES, J. A. R. **A análise de risco, segundo o método de Monte Carlo, aplicada à modelagem financeira das empresas**. 2006. 95 f. Dissertação de Mestrado. UFRGS – Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Faculdade de Ciências Econômicas, Porto Alegre, 2006. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10183/10799>>. Acesso em: 12 jan. 2017.