GERENCIAMENTO DE RISCOS EM PROJETOS: COMO USAR O MICROSOFT EXCEL PARA REALIZAR A SIMULAÇÃO MONTE CARLO

Eng. César Augusto Fernandes
cesar_a_fernandes@yahoo.com

RESUMO

Este artigo mostra passo-a-passo uma maneira direta, útil e eficaz de como empregar a planilha de cálculo Microsoft Excel para realizar o método de Monte Carlo como parte do processo de análise quantitativa do gerenciamento de riscos em Projetos. Igualmente são mostrados os conceitos, critérios e cuidados que se deve ter para um melhor uso do método de Monte Carlo.

1. HISTÓRICO

O método de Monte Carlo surgiu oficialmente no ano de 1949 com o artigo *The Monte Carlo Method* de autoria dos matemáticos John von Neumann e Stanislaw Ulam. Segundo Ulam, o nome do método foi dado em homenagem a seu tio, que era freqüentador do cassino de Monte Carlo, ao contrário do que poder-se-ia pensar em função da associação direta à natureza repetitiva e aleatória da roleta no cassino, por exemplo. Embora o método já fosse conhecido anteriormente, seu emprego de fato deu-se com o advento das calculadoras e computadores, uma vez que se trata de um método numérico.

2. CONCEITOS BÁSICOS

2.1. Projetos

Por definição, Projetos são basicamente processos únicos com limitação de escopo, tempo e recursos. O fato de os Projetos serem únicos e de possuírem limitações exige do Gerenciamento de Projetos um planejamento consistente em um ambiente de incertezas, ou seja, em um ambiente probabilístico.

2.2. Gerenciamento de riscos

Vem daí a importância do Gerenciamento de Riscos em Projetos, que em linhas gerais procura dar ares mais determinísticos ao mundo de incertezas e aleatoriedade dos Projetos. Para isso pode-se lançar mão dos seguintes processos principais, segundo o *Project Management Body of Knowledge* (PMBoK):

- Planejamento do gerenciamento de riscos.
- Identificação de riscos.
- Análise qualitativa de riscos.
- Análise quantitativa de riscos.
- Planejamento de respostas a riscos.
- Monitoração e controle de riscos.

2.3. Análise quantitativa e simulações

É na análise quantitativa em particular que se tenta traduzir em termos efetivamente numéricos – e assim melhor avaliar – os riscos relacionados a um Projeto. Para tal são usadas técnicas de simulação, ou seja, são geradas amostras aleatórias segundo um modelo da probabilidade de um risco para o Projeto em termos de tempo ou custo. É justamente isso que faz a simulação Monte Carlo, pelo mesmo motivo também conhecida como Método das Provas/Testes Estatísticas/os.

3. CONCEITOS ESPECÍFICOS

3.1. Emprego do método de Monte Carlo

O método de Monte Carlo permite simular qualquer processo cujo andamento dependa de fatores aleatórios. Também em problemas matemáticos que não tenham a menor relação com questões aleatórias pode-se inventar um modelo probabilístico artificial que permita resolver estes problemas. Por exemplo, usando o método de Monte Carlo pode-se calcular a área de uma figura plana qualquer ou estimar quanto dura uma máquina conhecendo-se o tempo de duração de suas peças. Sendo assim, pode-se falar do método de Monte Carlo como um método universal para a solução de problemas matemáticos.

3.2. O método de Monte Carlo em si

O método, para o que cobre este artigo, consiste basicamente em gerar aleatoriamente N sucessivas amostras em termos de custo ou tempo (variável aleatória) que serão então "testadas" contra um modelo estatístico, que vem a ser na verdade uma distribuição de probabilidade para um determinado risco no Projeto. Cada amostra corresponde a uma iteração do método. Desse modo, o método de Monte Carlo fornece uma estimativa do valor de um tempo ou custo esperados assim como um erro para esta estimativa, o qual é inversamente proporcional ao número de iterações. O erro total é dado por: $\varepsilon = \frac{3\sigma}{\sqrt{N}}$, onde $\boldsymbol{\sigma}$ é o desvio padrão da variável aleatória e $\boldsymbol{N}$ é o número de iterações. Ou seja, quanto maior o número de iterações, menor será o erro.

Em outras palavras, a essência da simulação Monte Carlo é:

- Estabelecer uma distribuição de probabilidade (modelo) à qual responde uma variável aleatória (tempo ou custo) para o risco analisado.
- Amostrar esta variável aleatória um número suficientemente grande de vezes (realizar iterações).

4. CONCEITOS ADICIONAIS E ARMADILHAS

4.1. Independência de variáveis aleatórias

O que acontece na realidade é que na simulação Monte Carlo as variáveis aleatórias são múltiplas porque afinal de contas são vários os riscos identificados no Projeto. Como então contabilizar o resultado da simulação de diversas variáveis aleatórias? Basta fazer o seu somatório, ou seja, a cada iteração ter-se-á o somatório dessas variáveis. De fato isso é verdadeiro, mas para que a simulação esteja correta é necessário satisfazer uma condição importante: as variáveis aleatórias devem ser independentes. Isto significa que os eventos de risco simulados também devem ser independentes, ou seja, um não pode influenciar no resultado do outro ou que pelo menos esta influência seja absolutamente mínima. Curiosamente esta condição sine-qua-non para a simulação Monte Carlo é raramente mencionada em artigos afins.

4.2. O Teorema do Limite Central

O somatório das variáveis aleatórias também só é possível devido ao Teorema do Limite Central, que diz: sob condições gerais, a função de distribuição acumulada (*cdf*) de uma soma de variáveis aleatórias independentes aproxima-se à *cdf* de uma variável aleatória gaussiana apesar da *cdf* das variáveis aleatórias individuais poderem estar longe de serem gaussianas. Ou seja, pouco importa a distribuição de probabilidade de cada variável aleatória independente correspondente a cada risco analisado, o somatório das mesmas resulta sempre em uma distribuição normal (isso para um número considerável de variáveis aleatórias). Isto explica porque as distribuições normais aparecem com freqüência na prática. Por exemplo, o desvio de um míssil balístico de seu alvo quase sempre pode ser representado por uma variável aleatória de distribuição de probabilidade normal, uma vez que depende das condições meteorológicas nas diferentes partes da trajetória e de outros muitos fatores. A lição do Teorema do Limite Central é, portanto, que o resultado da simulação Monte Carlo responde à uma curva normal de distribuição de probabilidade (*pdf*) e *cdf*, sob pena de tornar a simulação sem efeito caso contrário.

4.3. A escolha do modelo

Outro importante detalhe a ser levado em conta para a qualidade dos resultados obtidos com a simulação é a escolha do modelo, ou seja, da melhor distribuição de probabilidade para cada risco analisado. O ideal é se ter uma base histórica de riscos e Projetos de uma maneira geral. A partir dela é possível usar métodos estatísticos como testes de aderência por exemplo ou *softwares* de ajuste de curvas para encontrar a distribuição de probabilidade que melhor representa um determinado histórico.

Se não houver dados históricos ou se eles forem insuficientes, tem-se dois caminhos. O primeiro deles é investigar se modelagens tradicionais podem ser empregadas. Por exemplo:

- A distribuição Exponencial é usada freqüentemente na teoria de filas para modelar lapsos temporais aleatórios, tais como a chegada de clientes em uma oficina de manutenção.
- Distribuições Lognormal e Gama são freqüentemente utilizadas para modelar a duração de alguma atividade física (a qual não pode ser negativa). São empregadas largamente na análise de confiabilidade tal como na modelagem dos tempos entre falhas de uma máquina.
- A distribuição Beta é empregada para modelar proporções aleatórias. Nas redes PERT também é usada para os tempos aleatórios das atividades.

O segundo caminho para o caso da ausência de dados históricos é usar a distribuição triangular, para a qual são necessários 3 parâmetros: um valor de tempo/custo para o qual o risco é mínimo, outro para o qual o risco é máximo e um terceiro para o qual o risco é o mais provável. A figura abaixo mostra o emprego da distribuição triangular para a simulação de um risco ou conjunto de riscos em um Projeto.

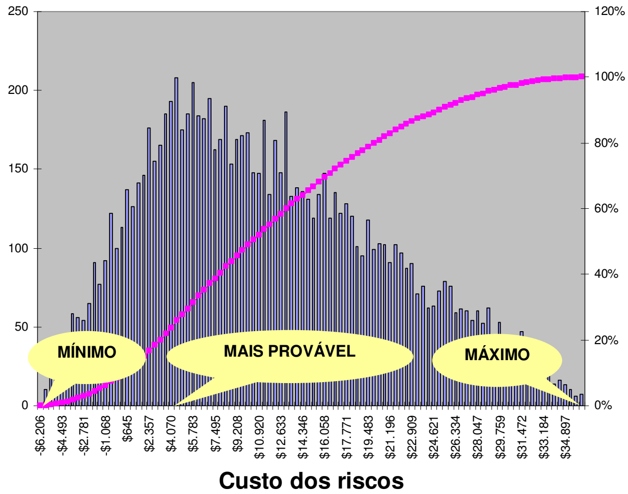

Fig. 1: Distribuição triangular usada na simulação Monte Carlo.

É importante mencionar que para a obtenção dos parâmetros da modelagem, sobretudo a de distribuição triangular, deve-se ter cuidado e critério não só no processo de análise quantitativa, mas nos processos que o antecedem, sob pena de desnortear as conclusões da simulação ou mesmo deixá-las errôneas caso contrário.

5. MONTE CARLO NO MICROSOFT EXCEL

O que foi exposto até o momento são conceitos e observações válidos para o método de Monte Carlo como um todo, pouco importando a ferramenta de *software* utilizada. A partir de agora a ênfase é para a simulação utilizando o Microsoft Excel, sem o demérito das outras ferramentas existentes. Antes de partir daqui, contudo, é extremamente recomendável que o leitor absorva as idéias essenciais das seções anteriores.

5.1. Ferramentas comerciais

Existem excelentes ferramentas comerciais para realizar o método de Monte Carlo como por exemplo:

- Portfolio/Credit/Scoring/OperationalRisk Browser (www.numtech.com),
- @Risk 4.5 for Excel (www.palisade.com),
- Crystal Ball 7 (www.decisioneering.com) e
- XLSim/Insight 2.01 (www.analycorp.com).

Infelizmente essas ferramentas estão muitas vezes distantes do ambiente acadêmico e dos pequenos Projetos, não só pelo custo mas pela falta da cultura e hábito do gerenciamento de riscos. O presente artigo mostra uma técnica direta, útil e não menos eficaz para a simulação Monte Carlo multivariada sem o uso de ferramentas comerciais, que não o Microsoft Excel.

5.2. Gerador de números pseudo-aleatórios

5.2.1. A idéia inicial

Já foi mencionado que o método de Monte Carlo é um método numérico estocástico e consiste da simulação de variáveis aleatórias que correspondem aos riscos do Projeto. A cada iteração é gerado um valor para essas variáveis. Ora, já que essas variáveis são puramente aleatórias por definição, nada mais sensato que seus valores sejam obtidos através de adivinhação, por exemplo. Entretanto há dois inconvenientes para essa abordagem. O primeiro é que não é prático ficar fazendo adivinhações em centenas ou milhares de iterações para múltiplas variáveis. O segundo é que o resultado dificilmente satisfaria o modelo de distribuição de probabilidades escolhido. O que se faz então é usar um gerador de números aleatórios, que na verdade não existe, uma vez que esses geradores seguem algoritmos, que por definição nada têm de aleatórios. Na verdade tais são geradores de números pseudo-aleatórios, que para este artigo em particular também serão referidos como geradores de números randômicos pela simples banalidade do termo e não pelo vício do anglicismo.
Bem, o MS Excel já possui um gerador de números randômicos através da função ALEATÓRIO(), a qual gera um número pseudo-aleatório entre 0 e 1. Atenção, pois a distribuição de probabilidade dada por ALEATÓRIO () é do tipo uniforme. Se se quiser outros tipos de distribuições, adaptações são necessárias como por exemplo:

- Distribuição uniforme contínua (de *a* a *b*): =*a*+(*b*-*a*)*ALEATÓRIO( ).
- Distribuição triangular simétrica (de *a* a *b*): =*a*+(*b*-*a*)*(ALEATÓRIO( )+ALEATÓRIO( ))/2.
- Distribuição normal (ou de Gauss): =INV.NORM(ALEATÓRIO( );μ;σ).
- Distribuição exponencial: =(-1/λ)*LN(ALEATÓRIO( )).

5.2.2. Uma melhor abordagem: Mersenne Twister (MT)

Uma vez escolhida a distribuição de probabilidade para um determinado risco, determinar a equação correspondente no MS Excel em função de ALEATÓRIO() pode ser bem enfadonho, para não dizer contra-producente. Além do mais, o algoritmo usado em ALEATÓRIO(), não é tido como confiável segundo L'Ecuyer (2001) e Apigian e Gambille (2004) sendo assim não recomendado para a simulação Monte Carlo.
Entretanto, graças à pesquisa e iniciativa de dois matemáticos japoneses (os professores Makoto Matsumoto e Takuji Nishimura), existe uma solução à altura das melhores ferramentas comerciais para o método de Monte Carlo, senão superior. Eles desenvolveram o Mersenne Twister (MT) em 1996/1997 e o aperfeiçoaram em 2002, que é um gerador de números randômicos (pseudo-aleatórios), o qual, além de ser referenciado e elogiado, tem licença gratuita disponibilizada por seus autores para todo uso, inclusive comercial. Por ser um gerador linear de números randômicos, seu uso é ideal para simulações Monte Carlo. Mais detalhes podem ser obtidos em www.math.sci.hiroshima-u.ac.jp/~m-mat/MT/emt.html. Eles também disponibilizaram através da Numerical Technologies Inc. o NtRand (*Numerical Technologies Random Generator for Excel*) que é um suplemento (*add-in*) para o MS Excel. Criado por Hideyuki Torii, o NtRand é um software de distribuição gratuita, sem custo de licença, desde que seja usado para fins não-lucrativos. Mais detalhes do NtRand podem ser obtidos em www.numtech.com/NtRand/index.htm.

5.2.3. A escolha da semente

Tomando por base a condição de independência das variáveis aleatórias vista na seção 4.1, pode-se concluir que a semente utilizada no gerador de números randômicos para cada risco (ou conjunto de riscos) simulado deve ser diferente, preferencialmente arbitrada por quem está fazendo a simulação. Ou seja, a geração randômica para cada variável aleatória deve partir de chutes iniciais puramente aleatórios. Isso é possível com o NtRand.

5.3. Determinação do número de iterações

Já foi visto que para o método de Monte Carlo quanto maior o número de iterações tanto melhor. Mesmo assim seria interessante estimar um mínimo necessário de iterações para um erro estipulado.
Seja um Projeto de custo total mínimo *Cmin* e custo total máximo *Cmax*. Da fórmula do erro total vista na seção 3.2 vem que o número de iterações é dado por $N = \left(\dfrac{3.\sigma}{\varepsilon}\right)^2$.

A faixa superior de σ pode ser estimada calculando-se o desvio padrão entre *Cmin*, *Cmax* e o valor médio. No MS Excel isso se traduz em:
σ = DESVPADP(*Cmin*:*Cmax*;MÉDIA(*Cmin*:*Cmax*)).
Estipula-se então um erro relativo (em %) $\varepsilon_{\%}$. O erro total absoluto pode então ser calculado como a média da variável aleatória vezes seu erro relativo. No MS Excel tem-se então que ε = MÉDIA(*Cmin*:*Cmax*)*$\varepsilon_{\%}$. Finalmente o número de iterações para um erro inferior a $\varepsilon_{\%}$ será dado por POTÊNCIA(3*σ /ε;2). Esta é a estimativa do número mínimo necessário de iterações, o que significa que um número consideravelmente maior que este deve ser levado em conta para um bom resultado da simulação. Vale destacar aqui que o Mersenne Twister é um algoritmo

bastante rápido a ponto de permitir uma simulação praticamente instantânea para iterações da ordem de alguns milhares em máquinas com um processador hoje tão modesto quanto um Intel Pentium 100. Via-de-regra isto é mais que suficiente na maioria dos casos.

5.4. Preparação

Antes de se partir para o uso da ferramenta, é necessário garantir alguns requisitos básicos:

- Conhecer os 6 principais processos de Gerenciamento de Riscos mencionados na seção 2.2.
- Instalar ou ter instalado o Microsoft Excel 97, 2000, XP, 2003 em um sistema operacional Microsoft Windows 95, 98, Me, NT4.0, 2000 ou XP em qualquer idioma. O uso do Excel 5.0 no Windows 95/98 também é possível para a simulação, embora sua correta operação não tenha sido testada.
- Instalar o suplemento (*add-in*) NtRand segundo seu manual (www.numtech.com/NtRand/index.htm). O arquivo NtRand.xll é o que contém o suplemento NtRand.
- Habilitar no seu Excel no menu ferramentas (*tools*) o suplemento de Análise de Dados (*Data Analysis*). A partir daí pode-se usar a ferramenta de Histograma.

5.5. A receita do bolo

5.5.1. Abordagens para a identificação de riscos

Uma abordagem bastante disseminada na identificação de riscos com vistas ao método de Monte Carlo é determinar um nível na WBS (*Work Breakdown Structure* – Estrutura Analítica do Trabalho) para cujos elementos se possa identificar riscos/incertezas. Identificam-se os riscos relacionados a esses elementos/atividades e então atribui-se a esses elementos uma determinada distribuição de probabilidade. A simulação se dá assim sobre as atividades afetadas e indiretamente sobre os riscos.

O autor vê este tipo de abordagem para a simulação Monte Carlo como bastante perigosa senão errônea uma vez que é bem possível que haja riscos comuns a essas atividades às quais se associa uma variável randômica. As variáveis randômicas devem ser associadas aos eventos de risco em si e não às atividades ou elementos da WBS afetados por esses riscos. Se não for assim, há chances de um comprometimento da condição de independência das variáveis randômicas (ver seção 4.1). Por exemplo, o risco de acidente de trabalho em uma atividade do Projeto de uma obra civil é um risco comum a várias atividades e faz com que sua ocorrência em uma determinada atividade influencie outras porque primeiro os recursos de mão-de-obra são comuns e segundo que conforme sua gravidade pode mesmo paralisar toda a obra.

Desse modo é mais coerente uma abordagem de identificação orientada ao risco e não orientada aos elementos da WBS, sem detrimento da assertividade na identificação dos riscos, uma vez que nas duas situações técnicas comuns são empregadas, tais como: *brainstorming*, comparação com Projetos similares, estudos relevantes de lições aprendidas e experiência e opiniões de especialistas. Essa segunda abordagem possui a vantagem adicional de possibilitar a simulação por categorias/tipos de riscos, ou seja, cada categoria correspondendo a uma variável randômica. Isso colabora para que o número de variáveis randômicas seja reduzido e para que haja uma chance muito maior de independência entre essas variáveis uma vez que riscos de categorias distintas dificilmente influenciam uns nos outros.

5.5.2. Passo-a-passo

Finalmente pode-se partir para a solução passo-a-passo para a simulação Monte Carlo no MS Excel:

1. Proceder à preparação descrita na seção 5.4.
2. Obter o valor base do Projeto (em termos de tempo ou custo).
3. Identificar os riscos do Projeto. Lembrar de considerar não só as ameaças mas também as oportunidades.
4. Fazer a análise qualitativa desses riscos. Lembrar que Risco = Impacto x Probabilidade.
5. Estabelecer um modelo de distribuição de probabilidade para cada risco encontrado, assim como os valores dos parâmetros para cada modelo. Por exemplo, pode-se usar o valor esperado mais provável, o valor esperado pior caso e valor esperado melhor caso para uma distribuição de probabilidades triangular. No NtRand, especificar os modelos e parâmetros escolhidos.
6. Determinar o número mínimo de iterações como mostrado na seção 5.3.
7. Escolher aleatoriamente as sementes usadas no NtRand para cada variável randômica (risco).
8. Fazer a simulação com o NtRand para um número de iterações consideravelmente maior que o mínimo calculado no passo 6.
9. Para cada iteração, calcular o risco total como o somatório dos riscos simulados.
10. Adicionar o risco total ao valor base do Projeto.
11. Usar a ferramenta de Histograma do MS Excel – menu ferramentas (*tools*) o suplemento de Análise de Dados (*Data Analysis*). – para gerar os gráficos, principalmente a curva de distribuição acumulada.

Obs.:

- Verificar se a curva de distribuição de probabilidades gerada para o valor total do Projeto se assemelha a uma curva normal.
- É perfeitamente viável no passo 5 agrupar os riscos identificados em categorias independentes e estabelecer os modelos e parâmetros para cada categoria ao invés de para cada risco. Assim o passo 5 seria desdobrado então em dois. Neste caso, lembrar de calcular o risco total por categoria.

6. EXEMPLO PRÁTICO

Em termos mais práticos, tem-se a seguir o exemplo do emprego do método de Monte Carlo para simular os custos, levando em consideração a análise de riscos, de um Projeto

de uma obra civil residencial.
Seguindo os passos da seção 5.5.2:

1. OK. Ver seção 5.4.
2. Valor base do Projeto: $154000.
3. Riscos: clima/chuva, aumento custo de material/insumos – INCC, atraso no pagamento do cliente, normas/fiscalização da Secretaria de Meio Ambiente, falta de mão-de-obra qualificada (retrabalho), acidente de trabalho na obra, atraso por parte dos fornecedores de material, alteração de escopo, atraso na regularização do INSS, reclamações trabalhistas, incompatibilização dos projetos com respectiva execução, erro na execução, falha nos projetos, especificação desatualizada, pedido errado de material. Oportunidades: tempo/custo melhor que o previsto, marketing (por indicação), surgimento de materiais alternativos mais baratos.
4. Impacto x Probabilidade = Valor Esperado do Risco. Segue-se a ordem do item 3 acima para o valor esperado. Riscos: $600, $1350, $900, $75, $750, $450, $75, $1688, $150, $225, $675, $1800, $225, $38, $150. Oportunidades: $500, $450, $90.
5. Distribuição de probabilidade empregada: triangular. Categorização dos riscos: externo, financeiro, RH/jurídico e técnico. Considerando:
   - Valor esperado mais provável = valor esperado das ameaças – valor esperado das oportunidades.
   - Valor esperado pior caso = valor esperado das ameaças.
   - Valor esperado melhor caso = valor esperado das oportunidades.

   Tem-se então que [categoria (melhor caso, mais provável, pior caso)]:
   - Externo (-$2000, $550, $9000).
   - Financeiro ($0, $2400, $11250).
   - RH/Jurídico ($0, $1425, $21750).
   - Técnico (-$6500, $4350, $36750).

   O total será (-$8500, $8725, $78750).
6. Risco total mais o valor base do Projeto:

	A	G
1		TOTAL+VB
2	VE melhor caso:	$145.500
3	VE mais provável:	$162.725
4	VE pior caso:	$232.750

   Erro relativo arbitrado: 2%. A partir daí calcula-se:

	I	J
6	σ (desvio médio padrão):	$32.676,14
7	ε (erro) ≤	2,00%
8	ε (erro) absoluto de 2%:	$3.606,50
9	Número de iterações para ε ≤ 2%:	738,81

   onde
   σ=DESVPADP(G2:G4;MÉDIA(G2:G4))
   ε=MÉDIA(G2:G4)*J7
   Número de iterações=POTÊNCIA(3*J6/J8;2).
7. Par de sementes puramente aleatórias por categoria:
   - Externo: 18 e 8.
   - Financeiro: 21 e 4.
   - RH/Jurídico: 18 e 2.
   - Técnico: 12 e 34.
8. Número de iterações estipulado: 10000. Para os riscos de ordem técnica, por exemplo, ter-se-ia para a simulação com o NtRand:

	A	E
1	Categoria:	Técnico
2	VE melhor caso:	-$6.500,00
3	VE mais provável:	$4.350,00
4	VE pior caso:	$36.750,00
5	Iteração	
6	1	-$603,26

   Aqui a célula E6 possui a fórmula: {=NtRandTriangular(10000;0;E2;E4;E3;12;34)}.
9.

Iteração	TOTAL
1	$7.287,86
2	$14.154,24
3	$35.761,54

Categoria: Iteração	Externo	Financeiro	RH/Jurídico	Técnico	TOTAL
1	$2.063,74	$774,51	$5.052,88	-$603,26	$7.287,86
2	$958,34	$5.788,20	$1.405,09	$6.002,60	$14.154,24
3	$2.336,73	$6.697,00	$6.940,68	$19.787,12	$35.761,54

10.

TOTAL	TOTAL+VB
$7.287,86	$168.627,86
$14.154,24	$175.494,24
$35.761,54	$197.101,54

11. Sobre os dados da coluna Total+Valor Base são obtidos o histograma e a curva de distribuição acumulada para o custo do Projeto. A partir destes gráficos gerados ou suas fontes de dados é possível afirmar, por exemplo, que há 80% de chance do custo do Projeto, considerando os riscos, não ultrapassar $196.956,67.

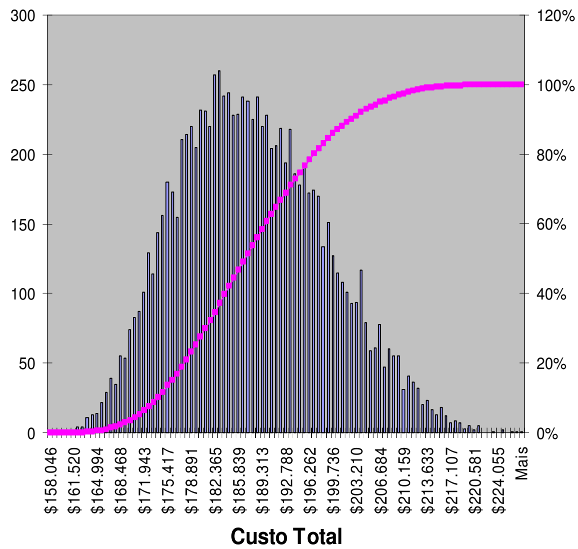

Fig. 2: Histograma e curva de distribuição acumulada resultantes da simulação Monte Carlo para o exemplo da seção 6.

7. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Apesar do método de Monte Carlo ser uma ferramenta do processo de Análise Quantitativa de Riscos, ela também pode ser empregada após o processo de Planejamento de Respostas a Riscos (ver seção 2.2). O melhor realmente seria fazer a simulação Monte Carlo nos dois processos de forma a melhor avaliar e estimar a economia em termos de tempo ou custo que o Planejamento de Respostas a Riscos traz. A título de curiosidade, o Planejamento de Respostas a Riscos feito para o exemplo da seção 6 revelou uma

economia de em torno de 6,5% sobre o valor base do Projeto.
Já foi mencionado que um número de iterações consideravelmente grande não é problema no NtRand, podendo o passo 6 da seção 5.5.2 ser eventualmente desconsiderado. No exemplo prático da seção 6, o número mínimo necessário de iterações foi de 739, mas a simulação foi realizada com 10000 iterações. Se o passo 6 da seção 5.5.2 for desconsiderado, recomenda-se após a simulação calcular o erro absoluto para o número de iterações arbitradas e verificar se este erro é tolerável. Para o exemplo prático da seção 6, a verdadeira estimativa de erro, ou seja, pós-simulação, é $\varepsilon = \$325{,}66$.

8. CONCLUSÕES

O método de Monte Carlo ou simulação Monte Carlo nada mais é do que um método numérico estocástico universal para a solução de problemas matemáticos. Seu emprego no Gerenciamento de Riscos em Projetos deve-se basicamente à difícil (ou impraticável) modelagem de predição dos riscos.
Os conceitos de independência de variáveis aleatórias, do teorema do Limite Central e da escolha do melhor modelo são fundamentais para a realização do método de Monte Carlo. Infelizmente esses conceitos são deixados de lado em artigos correlatos sobre o emprego do método no Gerenciamento de Riscos em Projetos ou mesmo são do desconhecimento de experientes Gerentes de Projetos que fazem uso da simulação.
O Mersenne Twister talvez seja atualmente o melhor algoritmo para a geração linear de números randômicos, ideal para a simulação Monte Carlo. O trabalho e iniciativa dos professores Matsumoto e Nishimura na criação do algoritmo bem como na sua liberação para uso e disponibilização como suplemento do MS Excel (o NtRand) foram definitivamente chave para este artigo. O NtRand em conjunto com a ferramenta de histogramas do suplemento de análise de dados do MS Excel permitem realizar de uma maneira fácil, rápida e extremamente confiável a simulação Monte Carlo no MS Excel, tanto no âmbito acadêmico como profissional.
As variáveis randômicas devem ser associadas aos eventos de risco em si e não às atividades ou elementos da WBS afetados por esses riscos. Se não for assim, há chances de um comprometimento da condição de independência das variáveis randômicas (ver seção 4.1). É mais coerente uma abordagem de identificação orientada ao risco e não orientada aos elementos da WBS, o que curiosamente vai contra a orientação de determinados autores sobre o assunto.
No exemplo da seção 6, o valor base do Projeto é de \$154000. Uma prática não elegante mas bastante comum é arbitrar uma margem de segurança para prever incertezas e surpresas durante o Projeto, como, por exemplo, 15%. Isso daria \$177100 de custo estimado considerando os “riscos”. Verificou-se com uma análise coerente de riscos e a simulação Monte Carlo que há 80% de chance do custo do Projeto, considerando os riscos, não ultrapassar \$197000 com um erro $\varepsilon = \$326$. Isso significa ter adotado uma margem de segurança de 28% sobre o valor base com 80% de chance estimada de assertividade. Em suma, a simulação Monte Carlo no Gerenciamento de Riscos em Projetos confere muito mais confiabilidade na mensuração das incertezas que envolvem os Projetos.
Não basta o método de Monte Carlo em si ser bem realizado, é preciso que o valor base do Projeto e a identificação e análise qualitativa de riscos estejam absolutamente consistentes, sob pena é claro de deturpar ou mesmo invalidar as estimativas da simulação caso contrário.

9. REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA E DA INTERNET

APIGIAN, CHARLES H.; GAMBILL, STANLEY E. *Is Microsoft Excel 2003 Ready for the Statistics Classroom?* Journal of Computer Information Systems, 2004.

JEGES, ROB. *Monte Carlo simulation in MS Excel.* www.projectware.com.au/pw040.html.

KERZNER, HAROLD. *Project Management: a systems approach to planning, scheduling and controlling – 8th ed.* New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2003.

L'ECUYER, PIERRE. *Software for Uniform Random Number Generation: Distinguishing the Good and the Bad*, IEEE Press, Dec. 2001, 95-105.

LEON-GARCIA, ALBERTO. *Probability and random processes for electrical engineering*. Addison-Wesley Publishing Company, 1989.

MATSUMOTO, MAKOTO; NISHIMURA, TAKUJI. *Mersenne Twister*. http://www.math.sci.hiroshima-u.ac.jp/~m-mat/MT/emt.html.

PROJECT MANAGEMENT INSTITUTE (PMI). *A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBoK) – Third Edition*. Project Management Institute, Inc., 2004.

SÓBOL, I. M.; VEGA, CARLOS (tradutor). *Lecciones Populares de Matemáticas – Método de MonteCarlo*. Moscou: Editora MIR, 1976.

VOSE, DAVID. *Risk Analysis: A Quantitative Guide, Second Edition*. John Wiley & Sons (UK), 2000.

10. SOBRE O AUTOR

César Augusto Fernandes, Engenheiro Eletrônico graduado pelo Centro Federal de Educação Tecnológica do Paraná, MBA Executivo em Gerenciamento de Projetos pelo ISAE – Fundação Getúlio Vargas, possui experiência profissional nas áreas de Telecomunicações/TI e Automotiva em multinacionais de grande porte no Brasil e nos Estados Unidos. Atualmente é Gerente de Projetos para as empresas TDL Brasil Ltda. e Servitel Telecomunicações Ltda.