

## **SIMULAÇÃO VERSUS MÉTODOS ANALÍTICOS: UMA FERRAMENTA DIDÁTICA NA FORMA DE DISCUSSÃO TEÓRICA**

Marco Aurélio Carino **BOUZADA**  
Universidade Estácio de Sá  
[marco.bouzada@estacio.br](mailto:marco.bouzada@estacio.br)

### **Resumo**

A Simulação tornou-se uma abordagem de estudo que vem sendo cada vez mais utilizada nas mais variadas aplicações dentro da Administração. Este artigo propõe uma discussão teórica que tem como pano de fundo a dicotomia Métodos Analíticos versus Métodos Numéricos, objetivando mostrar para os alunos de Administração – de maneira intuitiva e razoavelmente simples e rápida – que as soluções obtidas pela abordagem de Simulação são mesmo mais confiáveis quando o problema em questão não é tão simples e requer uma modelagem mais realista. A literatura é revisada e a metodologia que sustenta a discussão é apresentada, tendo como pano de fundo o cálculo da área sob uma curva irregular a partir de duas abordagens: analítica e numérica. Os resultados obtidos por cada uma são comparados estatisticamente. Enquanto o resultado analítico revelou-se inconsistente, o obtido por Simulação mostrou-se bastante razoável, corroborando a noção de maior confiabilidade desta última abordagem em situações complexas.

**Palavras-chave:** Simulação Monte Carlo, Métodos Analíticos, Métodos Numéricos.

<http://periodicos.unifacef.com.br/index.php/rea>

## ABSTRACT

*Simulation has become an approach that is being increasingly used in various applications within Administration. This article proposes a theoretical discussion presenting as background the dichotomy Analytical Methods versus Numerical Methods, aiming to show the Administration students – intuitively and reasonably quick and simple – that the solutions obtained by the Simulation approach are actually more reliable when the problem being worked is not so simple and requires a more realistic modeling. The literature is reviewed and the methodology that supports the discussion is presented, having as background the calculation of the area under an irregular curve based on two approaches: analytical and numerical ones. The results for each of them are statistically compared. While the analytical result proved being inconsistent, the one obtained by Simulation proved to be quite reasonable, supporting the notion of greater reliability of the latter approach when dealing with complex situations.*

**Keywords:** Monte Carlo Simulation, Analytical Methods, Numerical Methods

## 1. INTRODUÇÃO

A Simulação tornou-se uma abordagem de estudo que vem sendo cada vez mais utilizada nas mais variadas aplicações dentro da Administração, inclusive por causa da sua flexibilidade: sistema de estoques e compras; planejamento financeiro (análise de risco); sistemas macroeconômicos; sistemas de transporte público; operações militares; e sistemas de atendimento (filas), tais como a operação de atendimento de um banco ou de uma central telefônica. (SALIBY, 1989)

Os modelos de Simulação são analisados por métodos numéricos e não por métodos analíticos. Métodos analíticos aplicam raciocínios dedutivos da matemática para “resolver” o modelo. No caso dos modelos de Simulação, que empregam métodos numéricos, os modelos são “rodados”, ao invés de resolvidos. (BANKS; CARSON; NELSON, 1999; HILLIER; LIEBERMAN, 1995)

É bem verdade que seus resultados não são tão precisos quanto os resultados teóricos (obtidos por métodos analíticos), mas representam, normalmente, uma boa aproximação para os mesmos. A máxima da Simulação diz que “é melhor ter uma solução aproximada para um modelo bem realista do que uma solução exata para um modelo com muitas aproximações”.

Pois uma das principais vantagens da Simulação em relação aos métodos analíticos consiste justamente na modelagem mais acurada da realidade: os métodos analíticos precisam “fazer muitos ajustes na realidade” para que esta se encaixe em algum padrão pré-concebido que a teoria analítica seja capaz de tratar, enquanto a Simulação é capaz de representar muito bem quase qualquer peculiaridade de uma operação ou situação complexa.

Pode parecer contraditório dizer que a Simulação consiste em uma abordagem menos precisa e mais acurada, quando comparada aos métodos analíticos. Mas, na verdade, é isso mesmo que ocorre: como os resultados são empíricos, eles variam a cada vez que a

simulação é executada, gerando um pouco de imprecisão; entretanto, como estes resultados se baseiam em um modelo mais próximo da realidade, eles são realmente mais acurados (mais próximos dos “valores corretos” para aquele problema real).

Justamente por causa dessa aparente contradição, essa noção nem sempre é tão facilmente transmitida para e assimilada por alunos de cursos de Administração que, de uma maneira geral, não apresentam uma base quantitativa tão fortalecida quanto a de alunos dos cursos de Exatas.

Para que essa noção seja capturada pelos alunos em sua plenitude, muitas vezes é necessário que operações complexas sejam apresentadas, entendidas, modeladas – tanto de forma analítica, como através da Simulação – e efetivamente tratadas por cada abordagem para que seus resultados possam ser comparados.

Em vista disso, este artigo apresenta uma discussão teórica que tem como pano de fundo a dicotomia Métodos Analíticos x Métodos Numéricos, objetivando mostrar para os alunos – de maneira intuitiva e razoavelmente simples e rápida – que as soluções obtidas pela abordagem de Simulação – no caso particularmente aqui trabalhado, pela Simulação de Monte Carlo – são mesmo mais confiáveis quando o problema em questão não é tão simples e requer uma modelagem mais realista.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1. SIMULAÇÃO

A história da Simulação remonta aos jogos de guerra chineses, há 5.000 anos. Mas desde o final do século XX em diante, graças ao desenvolvimento dos recursos computacionais, esse método tem sido usado rotineiramente em diversas áreas, desde a simulação de fenômenos físicos complexos, como o transporte de radiação na atmosfera terrestre, até em causas mais populares, como na simulação do resultado de loterias. Pacotes conhecidos de softwares de Simulação, como o Crystall Ball, @Risk, DecisionPro, Xcell, SLAM, Witness e MAP/1, servem ao campo dos negócios, ajudando os gestores na decisão sobre investimentos, melhoria de fluxos operacionais, políticas de estoque, manutenção etc.. Atualmente, consiste em uma das técnicas mais gerais usadas em Pesquisa Operacional. (CORRAR; THEÓPHILO, 2004)

Chao (2001) diz que, desde as décadas de 1980 e 1990, a técnica de Simulação vem sendo mais empregada nos meios empresarial, industrial e de serviços, aproveitando os avanços na tecnologia de informática e a redução gradativa do custo do desenvolvimento de modelos, havendo um substancial aumento na demanda de modelos de Simulação como um meio para suportar as decisões estratégicas empresariais.

Turban et al. (2004) afirmam que simular, geralmente, significa assumir a aparência das características da realidade. Segundo os autores, a Simulação imita a realidade de forma bastante aproximada e consiste em uma técnica para realizar experiências que podem descrever e/ou prever as características de um determinado sistema.

Segundo Rogers et al. (2004), a Simulação é a tentativa de replicação de um sistema real, através da construção de um modelo matemático tão parecido quanto possível com a realidade.

Mas, segundo Saliby (1989), os resultados de um estudo de Simulação estão sujeitos a variações (baixa precisão), além de não apontarem diretamente a solução ótima para o problema em estudo. Adicionalmente, segundo Vicente (2005, p. 8), “as simulações devem ser vistas como uma ferramenta importante de investigação do mundo real, não como a verdade”.

Até por isso, costuma-se fazer uma analogia entre a Simulação e a cirurgia clínica, já que ambas devem ser utilizadas como um último recurso, após esgotarem-se as demais alternativas de solução para um problema, muitas vezes mal-estruturado. Desta forma, esta ferramenta é tida como de valor incalculável para lidar com aqueles problemas onde técnicas analíticas são inadequadas, muito complexas ou inexistem; e é largamente utilizada em tais situações, onde grandes complexidades e incertezas (no caso da análise de risco) encontram-se presentes. (SALIBY, 1989; HILLIER; LIEBERMAN, 1995; SILVA et al., 1998; KLUNGLE; MALUCHNIK, 1997; RAGSDALE, 2001; CORRAR; THEÓPHILO, 2004; HERTZ, 1980)

Em problemas complexos, em geral, os métodos analíticos produzem soluções exatas para problemas aproximados, enquanto a Simulação produz soluções aproximadas para problemas mais realistas, o que costuma ser bem mais conveniente e confiável. (SALIBY, 1989)

Toda simulação requer a construção de um modelo (com o qual serão feitos os experimentos), definido por um conjunto de relações lógico-matemáticas, descritas geralmente por um programa de computador. Tal modelo deve começar de forma simples e ter sua complexidade aumentada aos poucos. Determinar o nível adequado de detalhamento do modelo, no entanto, costuma constitui um grande desafio. Dependendo do tipo de modelo, a simulação pode ser: determinística ou probabilística; estatística ou dinâmica; e discreta ou contínua. (SALIBY, 1989; LAW, 1991; PIDD, 1998)

Maiores informações sobre os três critérios de classificação da simulação podem ser encontradas em algumas fontes sobre o assunto. (SALIBY, 1989; SILVA et al., 1998; BANKS; CARSON; NELSON, 1999)

Um tipo especial – a Simulação de Monte Carlo – foi concebido durante a Segunda Guerra Mundial pelo matemático húngaro-americano John Von Neumann, em seu trabalho no Projeto Manhattan (da bomba atômica). (CORRAR; THEÓPHILO, 2004)

## 2.2. SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

De acordo com Sobol (1983), o método de Monte Carlo é um tipo especial de Simulação utilizada em modelos envolvendo eventos probabilísticos. Este método permite, essencialmente, simular o comportamento de processos que dependem de fatores aleatórios.

A Simulação de Monte Carlo é um método de avaliação interativa de um modelo determinístico, usando números randomizados como entradas. Esse método é mais utilizado quando o modelo é complexo, ou não-linear, ou quando envolve um número razoável de parâmetros de incerteza. (SHAMBLIN; STEVENS Jr., 1979)

De acordo com Evans e Olson (1998, p.6), “a Simulação de Monte Carlo é basicamente um experimento amostral cuja proposta é estimar a distribuição de uma variável de saída que depende de diversas variáveis probabilísticas de entrada”.

Para Monteiro e Freitas Jr. (1997), o método de Monte Carlo é uma técnica numérica para realizar experiências em computador, as quais envolvem certos tipos de modelos lógicos que descrevem o comportamento do sistema (ou um aspecto parcial dele).

É uma técnica que envolve utilização de números randomizados e probabilidade para resolução de problemas. O termo Monte Carlo foi dado pelos pesquisadores S. Ulam e Nicholas Metropolis em homenagem à atividade mais popular de Monte Carlo, Mônaco: os jogos. (GUJARATI, 2002)

Pode-se verificar a utilização de tal método em diversas áreas, como Economia, Física, Química, Medicina, entre outras. Para que uma Simulação de Monte Carlo esteja presente em um estudo basta que este faça uso de números aleatórios na verificação de algum problema. (MACHLINE et al., 1970)

Os primeiros estudos envolvendo Simulação de Monte Carlo e avaliação de investimentos de capital foram feitos por David B. Hertz (1980).

Como exemplo recente de aplicação, Mendes, Soares e Souza (2006) apresentam a metodologia utilizada para gerar dados através da Simulação de Monte Carlo e resolver questões acerca dos modelos de equações estruturais sobre os métodos de estimação PLS (Partial Least Square) e LISREL (Linear Structural Relationships). A metodologia serviu para trabalhar com escores de variáveis latentes de satisfação do consumidor.

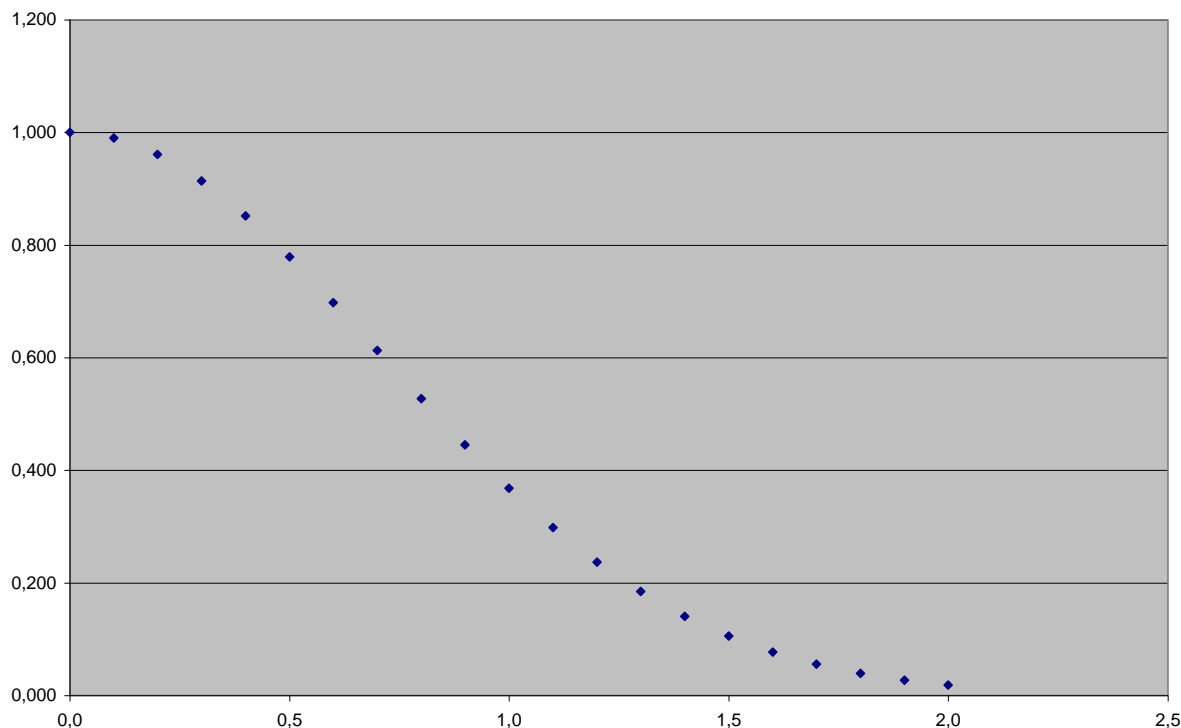
Em outro exemplo, Rochman e Ramos (2007) apresentam um trabalho de estudo de caso da GOL com o objetivo de sugerir um modelo de avaliação de investimentos para entrar em um novo mercado. O modelo possui as características que consideram a possibilidade de aumentar ou reduzir o projeto ao longo da sua implementação e que incorporam a decisão estratégica através da modelagem de um cenário competitivo, onde os concorrentes reagem à ameaça de um novo participante. Como foi modelado um cenário que não existe no mercado atual, pois ainda não houve a entrada do novo concorrente no mercado, não existe disponível uma série histórica que possa determinar esses coeficientes através de um estudo de Regressão, por exemplo. Uma das alternativas para estimar os coeficientes (definidos para capturar a sensibilidade da quantidade vendida com relação aos níveis de preço do entrante e do concorrente) é utilizar informações de outro mercado que já tenha passado por situação semelhante ou executar estudos de Simulação para buscar estimar valores razoáveis.

Por último, Paula et al. (2007) apresentam um trabalho com um tratamento estatístico por Simulação Monte Carlo, com método de avaliação de investimentos através do VPL (Valor Presente Líquido). Eles usaram o estudo como forma de apoio ao investidor nas iniciativas de investir em projetos, quando precisam de informações para a tomada de decisão. A aplicação prática foi feita em um projeto de financiamento de uma pequena indústria de refrigerantes do Ceará. A Simulação possibilitou ao investidor considerar que o futuro pode sofrer variações e o investidor terá em mãos um meio para calcular uma possível variabilidade do futuro.

### 3. METODOLOGIA

Este artigo propõe, como metodologia de ensino para a questão da ferramenta de Simulação ser mais confiável em problemas complexos, uma discussão teórica opondo métodos analíticos a métodos numéricos (como a Simulação). O pano de fundo para esta discussão consiste no problema de cálculo da área sob a curva  $e^{-x^2}$ , entre os pontos 0 e 2 (figura 1 a seguir).

Figura 1 – Área sob a curva  $e^{-x^2}$ , entre os pontos 0 e 2



Como não existe uma função pré-definida para o cálculo da área de uma figura irregular como essa, seria preciso obter a integral da função e calcular o seu valor entre os pontos 0 e 2. O problema é que tal função não pode ser integrada; em outras palavras, não é possível obter uma função analítica geral que represente a integral da função em questão. O que se sabe (e pode ser demonstrado) a respeito dessa função é que a sua integral definida – entre 0 e  $+\infty$  – é igual à metade da raiz quadrada de pi, ou 0,8862, aproximadamente. (LEITHOLD, 1994)

No entanto, não se quer saber a área desde 0 até o infinito, mas apenas até o ponto onde  $x = 2$ . Obviamente, esse valor que está sendo procurado é menor do que 0,8862, que pode ser encarado como um limite superior para a área procurada.

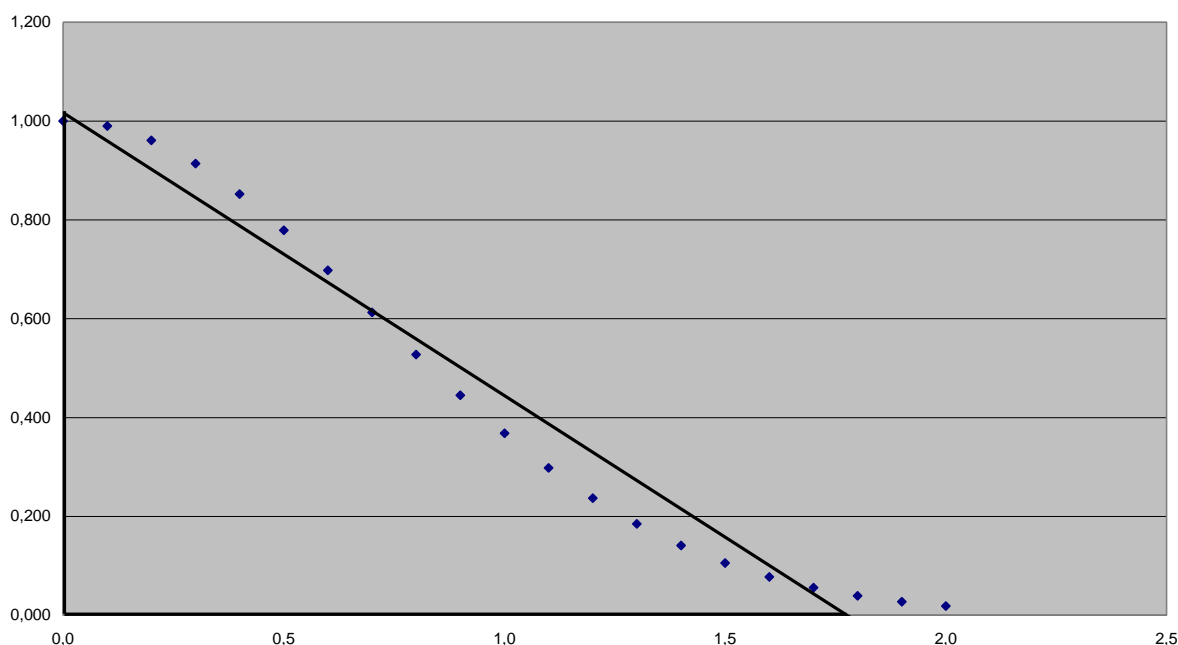
Para se buscar a resposta, existem dois caminhos possíveis de serem trilhados: o analítico ou o numérico. A discussão proposta neste artigo encontra a resposta por cada um deles e depois as compara, através de um teste de hipóteses (LEVINE; BERENSON; STEPHAN, 2000) para saber se há uma diferença estatisticamente

significativa entre elas. Um teste de hipóteses adicional é conduzido para testar o nível de significância da diferença entre o limite superior para a área procurada e o resultado obtido pela abordagem numérica.

### 3.1. ABORDAGEM ANALÍTICA

Para a resolução analítica, é preciso encontrar uma função analítica que permita calcular a área sob a figura. Como foi dito, não existe tal função analítica, já que não é possível encontrar a integral indefinida para a função original. É preciso, então, “distorcer” a realidade e aproximar a figura para uma forma da qual seja possível calcular a área. O triângulo parece ser a escolha mais natural. Para tal, “basta” se tratar a curva como uma reta e, assim, obter um triângulo formado por tal segmento de reta e os dois eixos, conforme pode ser visto na figura 2 a seguir.

Figura 2 – Triângulo de aproximação para a área sob a curva  $e^{-x^2}$ , entre os pontos 0 e 2



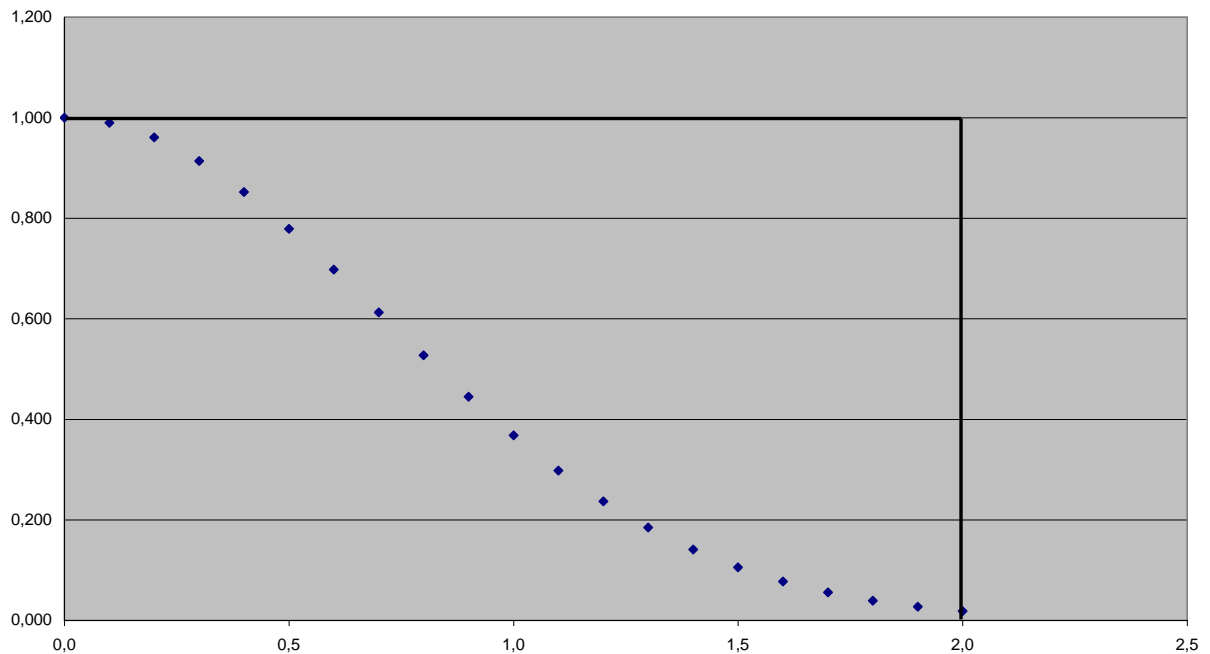
### 3.2. ABORDAGEM NUMÉRICA

Outra possibilidade consiste em descobrir a área através de um método numérico (ou experimental). Inicialmente, é simulado o sorteio de 10.000 pontos dentro do retângulo imaginário ilustrado na figura 3 a seguir.

Verificando que percentual (desses 10.000 pontos) ficou abaixo da curva (ou seja, dentro da área visada), é possível ter-se uma boa ideia da área procurada, já que a área do retângulo é conhecida (base x altura) e igual a 2 ( $=2 \times 1$ ), nesse caso.

Cada vez que é replicada a simulação (o sorteio dos 10.000 pontos), um percentual diferente é encontrado. Mas esse percentual tende a ser muito próximo em todas as vezes, já que uma boa quantidade de pontos está sendo sorteada.

Figura 3 – Retângulo-limite para o sorteio dos pontos da abordagem numérica



## 4. APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

### 4.1. ABORDAGEM ANALÍTICA

A reta que passa mais próximo dos pontos da curva apresentada na figura 1 anterior pode ser obtida por regressão linear simples (GUJARATI, 2002; LEVINE; BERENSON; STEPHAN, 2000) e sua equação consiste em  $y = -0,573x + 1,0172$ , conforme pode ser observado na figura 4 a seguir.

Com o auxílio da equação da reta, é possível obter os pontos em que ela toca os eixos: 1,0172 (no eixo y) e 1,7752 (no eixo x). Esses valores correspondem, respectivamente, à altura e à base do triângulo do qual se está tentando calcular a área, já que a origem do eixo das coordenadas está no ponto (0;0). Tal triângulo aparece na figura 2 anterior.

Aplicando a conhecida fórmula para a área do triângulo ( $\text{base} \times \text{altura} / 2$ ), é encontrada a área exata para a figura (aproximada): 0,9029.

### 4.2. ABORDAGEM NUMÉRICA

Em uma das simulações realizadas, 10.000 pontos foram sorteados, conforme pode ser visto na figura 5 a seguir.



É possível verificar – através da equação da curva e das coordenadas dos pontos sorteados – que 44,42% dos pontos sorteados caíram dentro da real área procurada. De forma intuitiva, parece razoável crer que a área sob a curva é igual a, aproximadamente, 44,22% da área do retângulo (2,00), ou seja, 0,8844.

Figura 4 – Retas de regressão para a função  $e^{-x^2}$ , entre os pontos 0 e 2

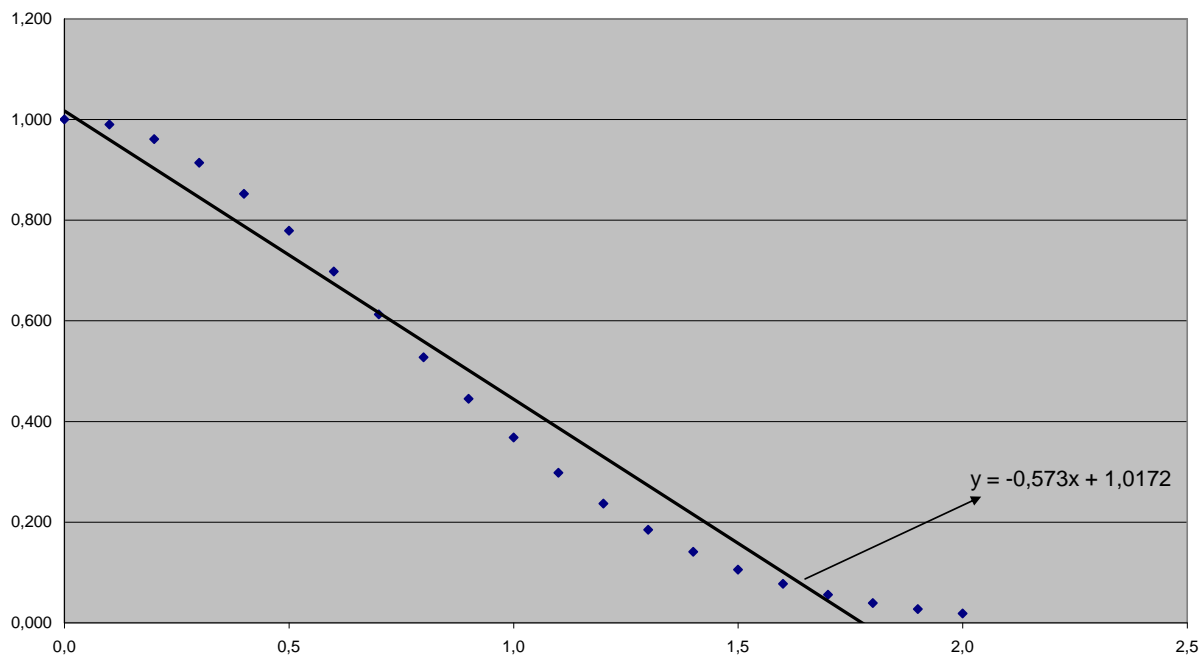
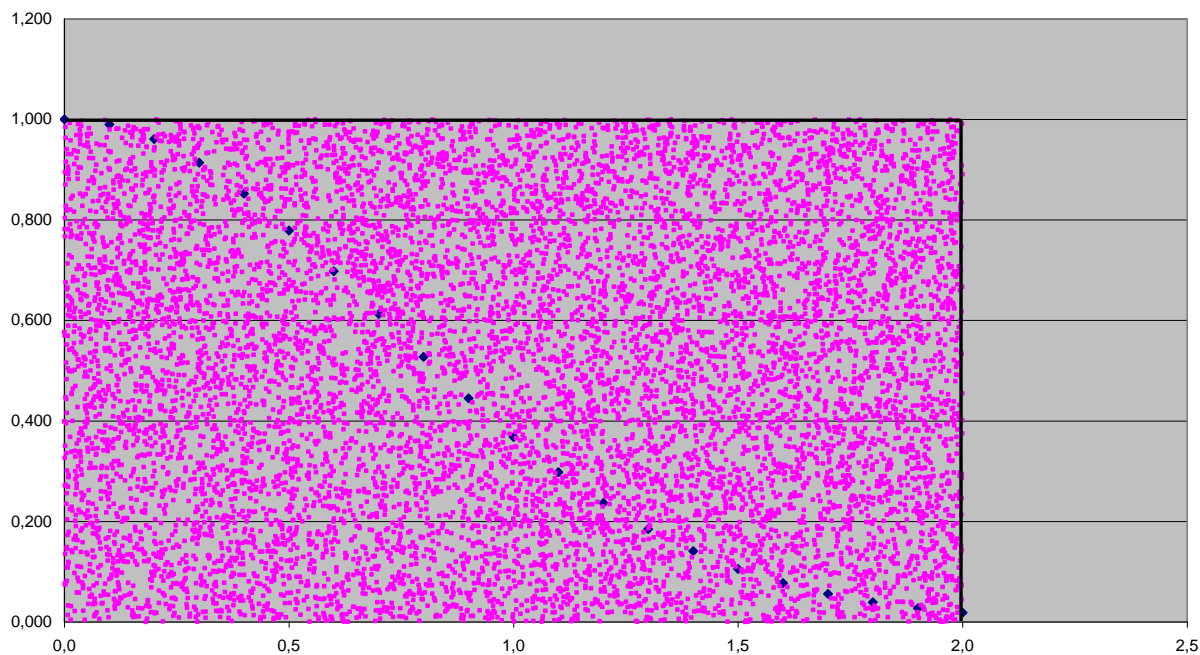


Figura 5 – Pontos sorteados em uma simulação



Cada vez que a simulação é replicada, novos pontos são sorteados, um novo percentual é encontrado e, conseqüentemente, uma nova área é obtida.

#### 4.3. COMPARAÇÃO

Em algumas vezes, a área obtida pela Simulação é maior que o limite superior (0,8862); em outras, é maior até do que a área do triângulo (0,9029).

Soa, então, natural uma investigação a respeito da média destas áreas obtidas. Podem ser encontrados infinitos valores para esta área, inviabilizando o tratamento com todos os valores da população. Por isso, foi obtida uma amostra com 50 valores para esta área, oriundos de 50 replicações da simulação descrita.

Partindo da hipótese nula de que a média de todas as áreas é igual à área do triângulo, é possível testar a hipótese alternativa de que essa média é menor do que a área do triângulo (que é o que os dados amostrais sugerem).

O valor-p encontrado para este teste é 0,0000%, o que permite que a hipótese nula seja rejeitada com bastante certeza; ou seja, há evidência estatística suficiente para considerar que área obtida pela Simulação é, em média, menor do que a área do triângulo. Este é um resultado importante, já que esta última é maior do que o limite superior para a área procurada.

Até por isso, é importante testar também se a média da área obtida por Simulação é significativamente menor do que o teto já mencionado. Para este teste cuja hipótese nula estabelece a igualdade entre a média e o teto, o valor-p encontrado é 3,9412%. A hipótese nula é rejeitada a 5% de significância, sendo razoável supor, portanto, que o valor obtido pela Simulação é, em média, menor do que o limite superior para a grandeza procurada.

#### 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Como pode ser verificado nesse caso, o método analítico obteve um resultado exato, mas para um “outro problema” (o da área sob a reta). A simplificação necessária (para que a curva em questão se ajustasse a um formato conhecido, do qual se soubesse a fórmula da área) foi tão forte, que produziu um resultado (0,9029) inconsistente com o real (<0,8862, o limite superior para a área).

Já a Simulação não obteve resultados exatos (até porque um resultado diferente é obtido em cada replicação) mas, de uma maneira geral, mais próximos da realidade (na maioria das vezes, a área obtida é menor do que 0,8862). Para que fosse obtida uma conclusão mais convincente, no entanto, foi necessário averiguar o comportamento médio da área calculada por essa abordagem.

Essa área média revelou-se significativamente (do ponto de vista estatístico) mais baixa do que a área calculada pelo método analítico. Esse foi um resultado importante, já que a área do triângulo estava claramente superestimando a grandeza procurada, conforme a primeira consideração feita nesta seção.

E, mais importante ainda, a área calculada de forma numérica também se mostrou menor (com significância estatística) do que a integral da função, desde 0 até  $+\infty$ . Essa

comprovação era fundamental, porque se tem a certeza que o valor procurado é necessariamente inferior a esse teto (0,8862).

Todos esses bons resultados ocorreram no caso da Simulação porque não foi preciso simplificar a realidade (como na abordagem analítica); o problema real é que foi tratado.

Em suma, a conclusão desta discussão teórica contribui com mais evidências para o que diz Saliby (1989): em problemas complexos, em geral, os métodos analíticos produzem soluções exatas para problemas aproximados, enquanto métodos numéricos (como a Simulação) produzem soluções aproximadas para problemas mais realistas.

Dessa forma, espera-se que esse artigo venha a contribuir para uma transmissão e assimilação plena, simples e intuitiva, por parte dos alunos de Administração, de uma noção que nem sempre é tão facilmente compreendida: de que as soluções obtidas pela abordagem de Simulação costumam ser mais confiáveis em situações mais complexas.

## REFERÊNCIAS

BANKS, J.; CARSON, J.; NELSON, B. Discrete-event System Simulation. New Jersey: Prentice Hall, 1999.

CHAO, W. Identificação de Gargalos na Cadeia Logística Utilizando Técnicas de Simulação: Avaliação da Malha de Distribuição de GLP em São Paulo. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Escola de Engenharia. Florianópolis: UFSC, 2001.

CORRAR, L.; THEÓPHILO, C. Pesquisa Operacional para Decisão em Contabilidade e Administração. São Paulo: Atlas, 2004.

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

GUJARATI, D. Econometria básica. São Paulo: Makron Books, 2002.

HERTZ, D. Análise de risco em investimentos de capital. Biblioteca Harvard de Administração de Empresas, 8(3), p. 1-14, 1980.

HILLIER, F.; LIEBERMAN, G. Introduction to Operations Research. New York: McGraw-Hill, 1995.

KLUNGLE, R.; MALUCHNIK, J. The role of simulation in call center management. MSUG Conference, 1997.

LAW, A. Simulation model's level of detail determines effectiveness. Industrial Engineering, v. 23, n. 10, p. 16-18, 1991.

LEITHOLD, L. O Cálculo com Geometria Analítica, v. 1. São Paulo: Harbra, 1994.

LEVINE, D.; BERENSON, M.; STEPHAN, D. Estatística: Teoria e Aplicações. Rio de Janeiro: LTC Editora, 2000.

MACHLINE, C.; MOTTA, I.; SCHOEPS, W.; WEIL, K. Manual de Administração da Produção, v. II. Rio de Janeiro: FGV, 1970.

MENDES, E.; SOARES, T.; SOUZA, R. Escores de Variáveis Latentes: Uma Opção para o Índice ANEEL de Satisfação do Consumidor. *Revista Investigação Operacional*, v. 26 p. 211-225, 2006.

MONTEIRO, M.; FREITAS Jr., A.. Modelo de Avaliação em Projetos de Investimento de Capital. In: Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 17, 1997, Gramado. Anais... Gramado: ENEGEP, 1997.

PAULA, R.; CAPELO Jr, E.; COSTA, C. O Cálculo do Valor Presente Líquido com Tratamento do Risco através do Método de Simulação de Monte Carlo. In: Encontro da ANPAD, 31, 2007, Rio de Janeiro. Anais... Rio de Janeiro: ENANPAD, 2007

PIDD, M. *Computer Simulation in Management Science*. New York: Wiley, 1998.

RAGSDALE, C. *Spreadsheet Modeling and Decision Analysis*. Tennessee: South-Western, 2001.

ROCHMAN, R.; RAMOS, S. Entrando em um Novo Mercado: Estudo do Caso GOL Utilizando-se Opções Reais e Teoria dos Jogos. In: Encontro da ANPAD, 31, 2007, Rio de Janeiro. Anais... Rio de Janeiro: ENANPAD, 2007

ROGERS, P.; ROGERS, D.; RIBEIRO, K.; Avaliando o Risco na Gestão Financeira de Estoques. In: Simpósio de Administração da Produção, Logística e Operações Internacionais, 7, 2004, São Paulo. Anais... São Paulo: SIMPOI, 2004.

SALIBY, E. *Repensando a Simulação: a Amostragem Descritiva*. São Paulo: Atlas, 1989.

SHAMBLIN, J.; STEVENS Jr, G. *Pesquisa Operacional: uma Abordagem Básica*. São Paulo: Atlas, 1979.

SILVA, E., SILVA, E., GONÇALVES, V., MUROLO, A. *Pesquisa Operacional*. São Paulo: Atlas, 1998.

SOBOL, I. *O método de Monte Carlo*. Moscow: Mir, 1983.

TURBAN, E.; WETHERBE, J.; McLEAN, E. *Tecnologia da informação para gestão*. Porto Alegre. Bookman, 2004.

VICENTE, P. O uso de simulação como metodologia de pesquisa em ciências sociais. *Cadernos EBAPE.BR*, Rio de Janeiro, v. 3, n. 1, p. 1-9, Mar 2005.