Simulação e Método de Monte Carlo

Valoração Sistêmica de Propriedade Intelectual e Transferência de Tecnologia

Prof. Samuel Alex Coelho Campos

Table of contents I

Introdução

Introdução

- As simulações fornecem uma maneira de **examinar as consequências** do risco contínuo.
- A maioria dos riscos que enfrentamos no mundo real pode gerar **centenas de resultados** possíveis, uma simulação nos dá uma imagem mais completa do risco em um ativo ou investimento

Etapas para a Simulação

Etapas para a Simulação

- Na simulação as distribuições de valores são **estimadas para cada parâmetro** na avaliação (crescimento, participação de mercado, margem operacional, beta).
- Em cada simulação, temos um conjunto exclusivo de fluxos de caixa e valor.
- Em um grande número de simulações, podemos derivar uma distribuição para o valor do investimento ou de um ativo que refletirá a incerteza subjacente que enfrentamos ao estimar as entradas para a avaliação.

Etapas para a Simulação

Determinar variáveis "probabilísticas"

- Qualquer análise tem potencialmente dezenas de entradas, algumas das quais são previsíveis e outras não.
- Não há restrição sobre **quantas variáveis podem variar em uma simulação**, embora deve ser considerado o tempo necessário. Faz sentido focar em algumas variáveis que têm um impacto significativo no valor.

Etapas para a Simulação

Definir as distribuições de probabilidade para essas variáveis

- Podemos definir distribuições de probabilidade de três maneiras:

1. Dados históricos
2. Dados transversais
3. Distribuição estatística e parâmetros

Etapas para a Simulação

Determinar variáveis "probabilísticas"

Dados históricos: para variáveis que têm um longo histórico e dados confiáveis, é possível usar os dados históricos para desenvolver distribuições.

- As mudanças anuais nas taxas de títulos do Tesouro a cada ano de 1928 a 2024 podem ser utilizadas se você está desenvolvendo uma distribuição de mudanças esperadas na taxa de títulos do Tesouro de longo prazo (para usar como uma entrada na análise de investimentos).

Etapas para a Simulação

Determinar variáveis "probabilísticas"

Dados transversais: envolvel substituir dados de uma variável específica do investimento que está sendo analisa por investimentos existentes que são semelhantes .

- Suponha que você esteja avaliando uma empresa de software e esteja preocupado com a volatilidade nas margens operacionais, pode ser usadas as margens operacionais antes dos impostos entre empresas de software em 2006.
- Se usarmos essa distribuição, estamos efetivamente assumindo que a distribuição subjacente das margens é a mesma entre empresas de software.

Etapas para a Simulação

Determinar variáveis "probabilísticas"

Distribuição estatística e parâmetros: escolher uma distribuição estatística que melhor capture a variabilidade na entrada e estimar os parâmetros para essa distribuição quando os dados históricos e transversais serão insuficientes ou não confiáveis:

- Margens operacionais serão distribuídas uniformemente, com um mínimo de 4% e um máximo de 8%.
- O crescimento da receita é normalmente distribuído com um valor esperado de 8% e um desvio padrão de 6%.

Etapas para a Simulação

Determinar variáveis “probabilísticas”

- **Desafios** para escolher a distribuição correta e os parâmetros para a distribuição:

1. Poucas entradas que atendem aos **requisitos rigorosos que as distribuições estatísticas** exigem. Temos que nos contentar com distribuições estatísticas que sejam próximas o suficiente da distribuição real para que os erros resultantes não causem estragos em nossa conclusão.

Etapas para a Simulação

Determinar variáveis "probabilísticas"

- Desafios para escolher a distribuição correta e os parâmetros para a distribuição:

2. Os **parâmetros ainda precisam ser estimados** após a distribuição ser escolhida por meio de dados históricos ou transversais.
    - Para a entrada de crescimento da receita, o crescimento da receita em anos anteriores ou as diferenças na taxa de crescimento da receita entre empresas do grupo de pares podem ser utilizados, desde de que não tenha ocorrido mudanças estruturais que tornam os dados históricos não confiáveis e as empresas do grupo de pares devem ser comparáveis.

Etapas para a Simulação

Verificar a correlação entre as variáveis.

- Suponha que você esteja desenvolvendo distribuições de probabilidade para taxas de juros e inflação. Embora ambas as entradas possam ser críticas na determinação do valor, elas provavelmente serão correlacionadas entre si; a inflação alta geralmente é acompanhada por altas taxas de juros.

Etapas para a Simulação

Verificar a correlação entre as variáveis.

- Quando existe uma **forte correlação** (positiva ou negativa) entre as entradas, você tem duas opções:

1. **Escolher apenas uma** das duas entradas para variar; faz sentido focar na entrada que tem o maior impacto no valor.
2. **Construir a correlação explicitamente na simulação**. Isso requer pacotes de simulação mais sofisticados e adiciona mais detalhes ao processo de estimativa.

Etapas para a Simulação

Execute a simulação.

- Extrair um resultado de cada distribuição e calcular o valor com base nesses resultados. Esse processo pode ser repetido quantas vezes for necessário, embora a contribuição marginal de cada simulação diminua conforme o número de simulações aumenta.

Etapas para a Simulação

Execute a simulação.

O número de simulações deve ser determinado considerando:

1. **Número de entradas probabilísticas**: quanto maior o número de entradas que têm distribuições de probabilidade anexadas a elas, maior o número necessário de simulações.
2. **Características das distribuições de probabilidade**: quanto maior a diversidade de distribuições em uma análise, maior o número de simulações necessárias.
3. **Intervalo de resultados**: quanto maior o intervalo potencial de resultados em cada entrada, maior o número de simulações. É melhor errar do lado de muitas simulações do que de poucas.

Etapas para a Simulação

Execute a simulação.

- Estimar distribuições de valores para cada entrada em uma avaliação é difícil. É muito mais fácil estimar uma taxa de crescimento esperada de 8% nas receitas para os próximos cinco anos do que especificar a distribuição das taxas de crescimento esperadas — o tipo de distribuição, parâmetros para essa distribuição — para receitas.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

- Os cálculos de Monte Carlo são semelhantes ao cálculo de cenário automatizado, exceto que não há um único valor em cada célula que o Excel possa usar diretamente.
- Há uma **função de distribuição de probabilidade atribuída a cada célula** de suposição que é então usada pelo programa para fornecer um único valor numérico que o Excel pode então usar para cada "execução".

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

- Cada "execução" não é, no entanto, um "cenário", porque nenhum cálculo de VPL é por si só propositál para um julgamento de avaliação; em vez disso, é a distribuição de valores de VPL que foi determinada pelas muitas "execuções" que podem levar a insights de avaliação significativos.
- O que torna essa abordagem probabilística é que as expressões matemáticas usadas para fornecer cada "execução" calculada de Monte Carlo são estruturadas para fornecer uma aleatoriedade prescrita (também conhecida como distribuição).

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

- Muito útil quando o Excel realiza cálculos em **milhares de execuções** para produzir uma distribuição de previsões para cada célula de **“previsão”, incluindo, o VPL**.
- Para a execução inicial, o software Monte Carlo usa as distribuições probabilísticas prescritas atribuídas a cada um dos valores designados como “suposições” para calcular um único valor para cada célula de suposição respectiva, que é então usado para calcular o primeiro valor de VPL, bem como cada célula intermediária dependente de qualquer uma das suposições.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

- Esse valor de **VPL é simplesmente a soma líquida de todos os valores descontados ano a ano**.
- Com Monte Carlo, o desconto não é feito usando um valor de acordo com o risco da oportunidade, porque esse **risco foi expresso por meio das distribuições de suposições**.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

- O software então verifica se o número total de execuções de cálculo foi feito.
- Para calcular o próximo valor de VPL, o software usa novamente as funções de distribuição de probabilidade para cada uma das células de suposição para calcular um único valor a ser usado para o segundo cálculo de VPL.
- O software repete esse processo até que alguma condição de término seja alcançada, geralmente especificada como um número total de execuções.
- Ao definir como parâmetro um ponto de parada de, digamos, 10.000 execuções, podemos ver 10.000 valores de VPL possíveis diferentes que podem ocorrer dadas as distribuições de probabilidade que assumimos para todas as células de suposição que estabelecemos em nosso modelo financeiro.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

- Quando consideramos toda a população de valores de VPL assim calculados, o resultado é uma distribuição de resultados com cada um dos 10.000 pontos de dados para VPL sendo derivados de um cálculo específico do Método do Fluxo de Caixa Descontado.
- Quanto maior o número de execuções, mais suave a distribuição de VPL prevista, simplesmente porque há mais pontos de dados disponíveis.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

- Quando previsões de negócios são feitas, os valores futuros selecionados para células em um modelo de planilha são alguma combinação de extrapolações de dados ou experiência e um argumento racional sobre como as circunstâncias devem se desenrolar.
- Com métodos tradicionais, não Monte Carlo, cada "melhor palpite" é apenas um valor de uma gama de escolhas razoavelmente possíveis.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

- As técnicas de Monte Carlo permitem a **substituição do melhor palpite de valor único por uma aleatoriedade prescrita** que caracteriza não apenas o que se acredita ser o resultado mais provável, mas também inclui o tratamento de resultados razoavelmente prováveis, mas menos prováveis.
- Normalmente, a solução buscada é o VPL do projeto. Cada vez que o software de Monte Carlo executa um cálculo completo de VPL, ele determinará um valor um pouco diferente para o VPL porque pelo menos algumas das células têm a expressão de aleatoriedade prescrita em vez de um único valor.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

- No entanto, quando examinamos, digamos, 10.000 valores possíveis de VPL de um único modelo financeiro, conforme determinado pelas distribuições de probabilidade usadas para as células de suposição, podemos obter uma compreensão profunda do efeito dessa aleatoriedade prescrita
- Tal cálculo pode fornecer estimativas razoáveis dos valores mínimo e máximo de VPL, e a probabilidade comparativa para qualquer VPL específico entre eles.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuiçã Uniforme

- Uma distribuição uniforme, ou aleatoriedade prescrita "uniforme", é aquela que atribui **probabilidade igual a qualquer valor entre limites superiores e inferiores supostos**.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuiçã Uniforme: exemplo

- As previsões para Custo dos Produtos Vendidos (CPV) podem ser desenvolvidas por meio de opinião de especialistas, histórico passado, um valor proxy, uma análise de baixo para cima por um engenheiro de manufatura especialista no assunto e assim por diante.
- Há algum grau de incerteza do CPV
  - a tecnologia em questão ainda está em desenvolvimento,
  - um custo de processo de manufatura relevante é incerto,
  - variabilidade antecipada nos custos de matérias-primas,
  - as eficiências de rendimento do produto têm uma gama de valores possíveis,
  - mudanças que podem ocorrer ao longo do tempo em custos de descarte ou ambientais, ou a variabilidade do custo unitário comumente associada ao volume de vendas, ou qualquer outro motivo.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuiçã Uniforme

- Independentemente da fonte e da “autoridade” do valor do CPV estimado em 57%, é razoável considerar alguma variação em outros valores possíveis.
- Suponha que um exame de todas as influências possíveis que poderiam causar um aumento ou diminuição no CPV do valor de 57% concluímos que entre um limite superior e inferior estamos igualmente incertos quanto a qualquer valor intermediário.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuiçã Uniforme

- Para esta situação específica, estamos certos de que não há valor do CPV acima ou abaixo de certos pontos finais, mas estamos tão incertos quanto possível quanto a qualquer valor entre tais pontos finais ser mais ou menos provável.
- A probabilidade correspondente a esse tipo de incerteza é conhecida como Distribuição Uniforme.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

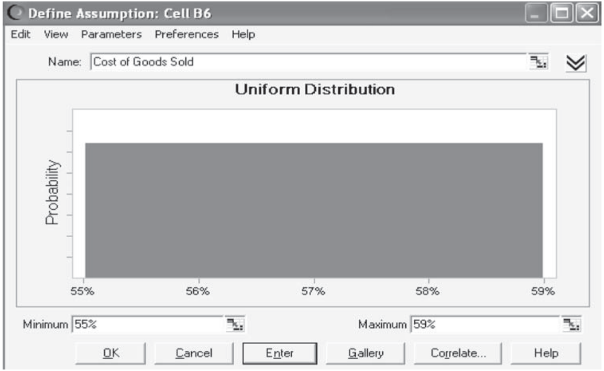

Figure 1: Distribuição Uniforme

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuiçã Uniforme

- Experiência anterior na fabricação de produtos similares baseados em tecnologia similar indicou que o CPV foi limitado entre 55% e 59%.
- Com base nas diretrizes operacionais financeiras gerais, a empresa não avançará em direção à comercialização de um produto cujo CPV seja de 60% ou mais, e as pressões competitivas não permitirão um CPV inferior a 55%.
- No entanto, entre esses limites, a experiência da empresa pode ser que haja uma variação quase aleatória nos valores de CPV

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Triangular

- Uma Distribuição Triangular também assume probabilidade zero de valores abaixo do limite inferior especificado e acima do limite superior.
- Usa um valor mais provável e constrói um triângulo de probabilidade que varia linearmente da probabilidade máxima no valor mais provável para zero nos limites superior e inferior.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Triangular

- Usaremos a distribuição triangular para prever valores para o preço médio de venda em qualquer ano dado.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Triangular: exemplo

- O modelo financeiro retrata um declínio no preço de venda após o segundo ano como resultado da erosão de preço, determinado por declínios ano a ano de $500 para os Anos 2 a 3 e novamente para 3 a 4, e um declínio de $ 1.000 para os Anos 4 a 5, sem mais declínio após o Ano 5, e para o preço de venda do Ano 2 igualar o preço de venda do Ano 1.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Triangular

- Assim, ao variar o preço de venda do Ano 1, podemos efetivamente modelar o preço de venda para cada um dos Anos 1 a 5 (dentro da estrutura das diferenças ano a ano acima).
- Estudos de mercado indicam que o preço de venda pode ser de pelo menos US$ 9,00 por unidade, mas não mais do que US$ 11,00 por unidade, e acreditamos que o preço de venda mais provável está no meio do caminho entre esses limites, correspondendo à projeção de 100 unidades vendidas no Ano 1.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Triangular

- Essa distribuição assume que a probabilidade do preço de venda diferir de US$ 10,00 diminui linearmente com o diferencial de preço de US$ 10,00 até que, em mais ou menos US$ 1,00, a probabilidade seja zero.
- A distribuição triangular é apropriada quando se tem razão para **acreditar que um valor mais provável existe**, e que a probabilidade de outros valores diminui linearmente para valores que diferem desse valor mais provável.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Triangular

- Essa distribuição funciona bem quando há uma base para confiança no valor mais provável, que corresponde ao pico do triângulo, e acredita-se que os resultados se tornam menos prováveis em proporção direta à sua divergência do valor mais provável.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

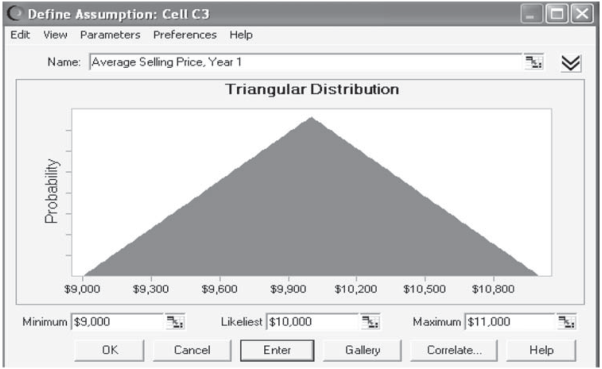

Figure 2: Distribuição Triangular

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Normal (Gaussiana)

- A distribuição tem a forma de sino e mostra uma **probabilidade que diminui para zero assintoticamente, não abruptamente em pontos finais fixos**.
- O declínio da probabilidade não é uma linha reta, mas sim uma curva descrita por uma fórmula matemática.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Normal (Gaussiana)

- A Distribuição Normal é observada experimentalmente em muitas circunstâncias físicas diferentes.
- O uso da Distribuição Normal é particularmente adequado quando existe uma **média natural em torno da qual há alguma aleatoriedade** e a aleatoriedade é igualmente provável de ser maior ou menor do que a média.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Normal (Gaussiana)

- Considerando novamente o exemplo, vamos supor que o número de unidades vendidas a cada ano pode ser caracterizado por tal Distribuição Normal

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Normal (Gaussiana)

- A relativa dispersão da Distribuição Normal é determinada por um parâmetro matemático conhecido como desvio padrão. Um desvio padrão, mais ou menos, abrange aproximadamente 68% da probabilidade total de ocorrência da média.
  - Ou seja, no exemplo mostrado na Figura 3, a seleção de um valor de desvio padrão de 10 corresponde à distribuição que fornece que 68% dos valores selecionados para as unidades vendidas no Ano 1 estão entre 90 e 110 unidades (mais e menos 10 entre parênteses do valor mais provável de 100).
  - Três desvios padrão, neste exemplo mais ou menos 30, abrangem 98 por cento de todas as ocorrências para uma Distribuição Normal

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Normal (Gaussiana)

- Os dois primeiros números na Figura 3 são criados especificando o valor médio (aqui 100) e o desvio padrão (aqui 10).
- Um meio alternativo para escolher uma Distribuição Normal escolhendo o valor médio (novamente 100) e um valor superior (aqui 112,82) que se acredita abranger 90 por cento de todos os valores possíveis. Como o formato de sino é simétrico em relação à média, o valor 112,82 representa 12,82 unidades acima e abaixo da média de 100, e dentro desse intervalo 90 por cento todos os resultados são esperados. Para muitos propósitos, é mais intuitivo criar uma suposição de Distribuição Normal aproveitando o recurso de especificação de 90 por cento disponível.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

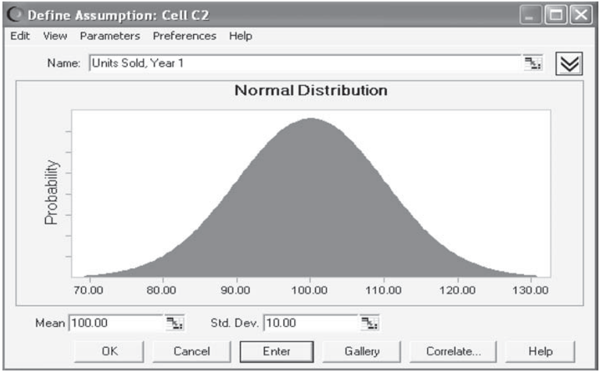

Figure 3: Distribuição Normal

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição lognormal

- Como muitas situações práticas, como preços e receitas, não podem assumir, fisicamente, valores negativos, uma distribuição comumente usada é derivada tomando o logaritmo da Distribuição Normal, resultando no que é conhecido como Distribuição Lognormal.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição lognormal

- A Distribuição Lognormal é limitada por zero para o valor mínimo e assíntotas ao infinito para o limite superior.
- A distribuição é não simétrica em relação ao valor de pico. A probabilidade de pico não ocorre no mesmo valor que a probabilidade mais provável devido à longa cauda do limite superior que se estende ao infinito.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição lognormal

- A Figura 4 é uma Distribuição Lognormal, que por construção, não pode ter valores abaixo de zero. Como resultado, o valor mais provável não é 100 como no caso da Distribuição Normal, mas algo substancialmente menor (65 unidades).
- Para grandes valores de incerteza (altos desvios padrão) e/ou quando uma Distribuição Normal inclui uma probabilidade substancial de resultados não significativos, a Distribuição Lognormal é mais adequada.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

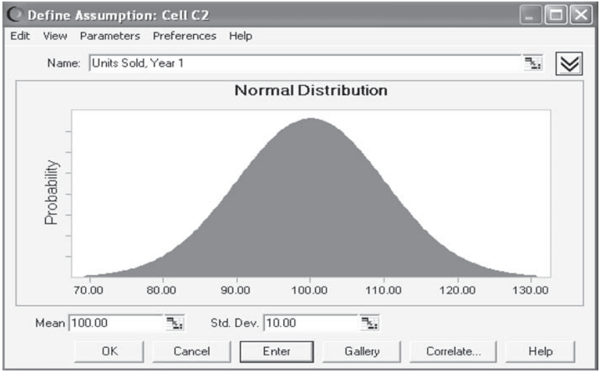

Figure 4: Distribuição Lognormal

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Beta

- Seus principais atributos são uma combinação das Distribuições Triângulo e Normal, com uma diminuição suave na probabilidade longe do valor de pico, semelhante à Distribuição Normal, mas com limites superiores e inferiores exatos como a Distribuição Triangular.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Beta

- A Figura 5 mostra a Distribuição Beta que pode ser criadas pela seleção dos dois parâmetros conhecidos como alfa e beta, como poderiam ser usados para criar uma distribuição de probabilidade assumida para os custos totais — SG&A (Vendas, Geral e Administrativo) mais P&D (Pesquisa e Desenvolvimento)

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Beta

- Quando alfa e beta são iguais, a distribuição é simétrica em relação ao valor de pico.
- Quando esses valores aumentam, a distribuição é mais concentrada em torno de valores próximos ao pico, como mostrado pelo par onde alfa = beta = 5 em comparação ao par onde alfa = beta = 2, e menos do que o par onde alfa = beta = 20.
- Para alfa = beta = 1, a distribuição é exatamente a mesma que a Distribuição Uniforme.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Beta

- Em todos os casos, os valores mínimo e máximo também são especificados, como foi feito para a Distribuição Triangular.
- As probabilidades relativas podem ser ajustadas para que diminuam suavemente em direção aos pontos finais de probabilidade zero, ao contrário das linhas retas inerentes à Distribuição Triangular.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

Distribuição Beta

- À medida que alfa e beta são tornados maiores, as distribuições de probabilidade estreitam em torno da média.
- Ajustar tanto a magnitude absoluta quanto os valores relativos de alfa e beta proporciona flexibilidade na criação de distribuições simétricas e assimétricas de qualquer nível de compactação ou difusão.

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

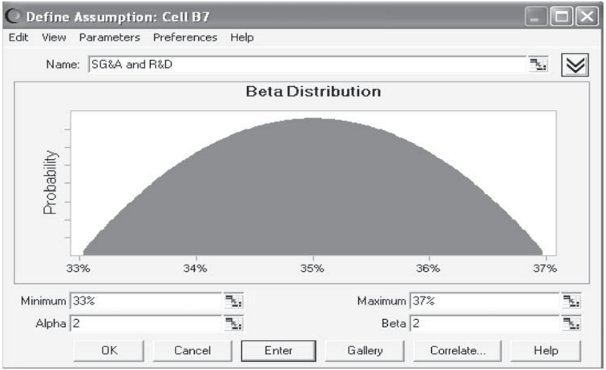

Figure 5: Distribuição Beta

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

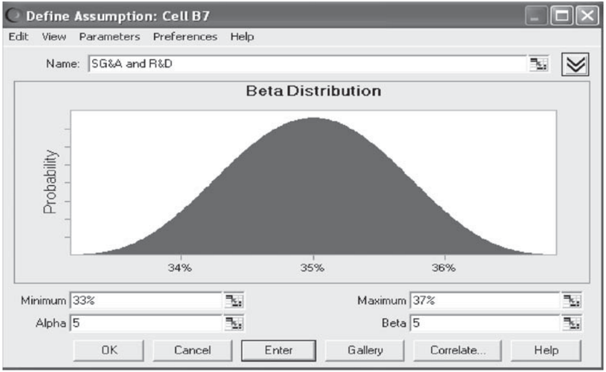

Figure 6: Distribuição Beta

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

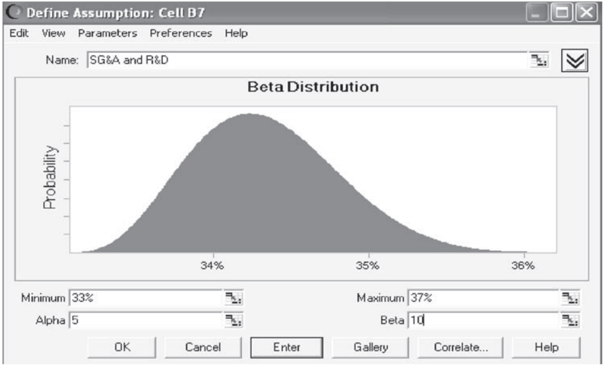

Figure 7: Distribuição Beta

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1			1	2	3	4	5	6	
2	Número de		89	189	289	339	389	389	280
3	Preço Médio de		$ 10,07	$ 9,78	$ 9,19	$ 8,91	$ 7,70	$ 7,12	8,795
4	Receitas		894,0725666	1845,714313	2655,023953	3020,12647	2991,693485	2767,539929	14174,17072
5	Custo dos	58%	$ 519,89	$ 1073,25	$ 1543,85	$ 1756,15	$ 1739,62	$ 1609,28	8242,027083
6	SG&A and R&D	35%	$ 312,93	$ 646,00	$ 929,26	$ 1057,04	$ 1047,09	$ 968,64	4960,959751
7	Lucro antes de	22%	$ 61,26	$ 126,46	$ 181,92	$ 206,93	$ 204,98	$ 189,63	971,1838832
8	Provisão para	32%	$ 19,60	$ 40,47	$ 58,21	$ 66,22	$ 65,60	$ 60,68	310,7788426
9	Lucro após		$ 41,66	$ 86,00	$ 123,70	$ 140,71	$ 139,39	$ 128,95	660,4050406
10	Depreciação (2)	5%	$ 25,99	$ 53,66	$ 77,19	$ 87,81	$ 86,98	$ 80,46	412,1013541
11	Aumento no	10%	$ 95,16	$ 80,93	$ 36,51	-$ 2,84	-$ 22,42		187,3467363
12	Fluxo de caixa		($ 27,51)	$ 58,73	$ 164,39	$ 231,36	$ 248,79	$ 209,41	885,1596585
13	Taxa de obstáculo ajustada ao risco,	25%	($ 24,76)	$ 42,28	$ 94,69	$ 106,61	$ 91,71	$ 61,76	
14	Valor Presente								372,2905821
15	Nota 1 Começando com o Ano 2, o valor da célula é determinado por uma diferença do Ano anterior 2 Tomado do Custo dos Produtos Vendidos 3 Tomado do aumento nas receitas ano a ano 4 Usando a convenção de meio de ano Exemplo de Monte Carlo								

Figure 8: Tabela de exemplo

Exemplo: Simulação de Monte Carlo

	A	B	C	D	
1			1	2	3
2	Número de Unidades vendidas (Note 1)		=RANDNORMAL(100;10)	=C2+100	=
3	Preço Médio de venda (1)		=RANDTRIANGULAR(9;10;11)	=RANDTRIANGULAR(9;10;11)	=
4	Receitas		=C2*C3	=D2*D3	=
5	Custo dos Produtos Vendidos	*=RANDUNIFC*	=$B5*C$4	=$B5*D4	=
6	SG&A and R&D	*0,35*	=$B6*C$4	=$B6*D$4	=
7	Lucro antes de juros e impostos	*0,22*	=C4-SOMA(C5:C6)	=D4-SOMA(D5:D6)	=
8	Provisão para impostos	*0,32*	=C7*$B8	=D7*$B8	=
9	Lucro após impostos		=C7-C8	=D7-D8	=
10	Depreciação (2)	*0,05*	=C5*$B10	=D5*$B10	=
11	Aumento no investimento (3)	*0,1*	=(D4-C4)*$B11	=(E4-D4)*$B11	=
12	Fluxo de caixa bruto		=SOMA(C9:C10)-C11	=SOMA(D9:D10)-D11	=
13	Taxa de obstáculo ajustada ao risco, k Fluxo de caixa descontado (4)	*0,25*	=(C12/2)+VPL(B13;(C12/2))	=((D12/2)*(1/(1+$B13)^C1))+((D12/2)*(1/(1+$B13)^D1))	=
14	Valor Presente Líquido				

Nota 1 Começando com o Ano 2, o valor da célula é determinado por uma diferença do Ano anterior
2 Tomado do Custo dos Produtos Vendidos
3 Tomado do aumento nas receitas ano a ano
4 Usando a convenção de meio de ano
Exemplo de Monte Carlo

Figure 9: Formulas utilizadas

Referências

Referências

- RAZGAITIS, R. **Valuation and Dealmaking of Technology-Based Intellectual Property**: Principles, Methods, and Tools.New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2009

Obrigado