

**THALES RODRIGUES DE OLIVEIRA**

**Estudo da viabilidade de implantação do INOVAR-AUTO utilizando o método do fluxo  
de caixa sob risco**

Guaratinguetá – SP

2015

**THALES RODRIGUES DE OLIVEIRA**

Estudo da viabilidade de implantação do INOVAR-AUTO utilizando o método do fluxo de caixa sob risco

Trabalho de Graduação apresentado ao Conselho de Curso de Graduação em Engenharia Mecânica da Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, como parte dos requisitos para obtenção do diploma de Graduação em Engenharia Mecânica.

Orientador(a): Francisco Alexandre de Oliveira.

Guaratinguetá – SP

2015

O48e	<p>Oliveira, Thales Rodrigues de</p> <p>Estudo da viabilidade de implantação do INOVAR-AUTO utilizando o método do fluxo de caixa sob risco / Thales Rodrigues de Oliveira – Guaratinguetá, 2015.</p> <p>61 f. : il.</p> <p>Bibliografia : f. 56-59</p> <p>Trabalho de Graduação em Engenharia Mecânica – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2015.</p> <p>Orientador: Prof. Dr. Francisco Alexandre de Oliveira</p> <p>1. Inovações tecnológicas 2. Indústria automobilística 3. Método de Monte Carlo I. Título</p> <p>CDU 62.001.38</p>
------	--

**Thales Rodrigues de Oliveira**

ESTE TRABALHO DE GRADUAÇÃO FOI JULGADO ADEQUADO COMO  
PARTE DO REQUISITO PARA A OBTENÇÃO DO DIPLOMA DE  
"GRADUADO EM ENGENHARIA MECÂNICA"

APROVADO EM SUA FORMA FINAL PELO CONSELHO DE CURSO DE  
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Prof. Dr. Marcelo Sampaio Martins  
Coordenador

**BANCA EXAMINADORA:**

  
Prof. Dr. FRANCISCO ALEXANDRE DE OLIVEIRA  
Orientador/UNESP-FEG

  
Prof. Msc. ERICA XIMINES DIAS  
UNESP-FEG

  
Prof. Dr. ANEIRSON FRANCISCO DA SILVA  
UNESP-FEG

**Dezembro de 2015**

## **DADOS CURRICULARES**

**Thales Rodrigues de Oliveira**

**NASCIMENTO** 20.09.1990 – OSASCO/ SP

**FILIAÇÃO** José Lázaro Candido de Oliveira  
Valdinha Rodrigues Correa Oliveira

**2011/2015** Curso de Graduação em Engenharia Mecânica  
na Faculdade de Engenharia do Campus  
de Guaratinguetá da Universidade Estadual Paulista.

Aos meus pais José e Valdinha, bem como minha família, fonte de inspiração em todos os momentos e responsáveis pela formação do meu caráter, exemplo de amor, dedicação e companheirismo.

OLIVEIRA, Thales Rodrigues de. **Estudo da viabilidade de implantação do INOVAR-AUTO utilizando o método do fluxo de caixa sob risco**. 2015. 59f. Trabalho de Dissertação (Graduação em Engenharia Mecânica) – Universidade Estadual Paulista do Campus de Guaratinguetá, 2015.

## RESUMO

A indústria automobilística tem uma importância crescente no contexto econômico brasileiro. O setor movimenta uma cadeia enorme que engloba fabricantes, fornecedores de matéria-prima, autopeças, distribuidores, postos de gasolina, seguradoras, oficinas mecânicas, borracharias, empresas de comunicação, agências de publicidade, entre outros. Devido a essa importância no cenário econômico brasileiro atual, o governo federal, através da Lei nº 12.715 de 17 de dezembro de 2012 institui o Programa de Incentivo à Inovação Tecnológica e Adensamento da Cadeia Produtiva de Veículos Automotores - INOVAR-AUTO com objetivo de apoiar o desenvolvimento tecnológico, a inovação, a segurança, a proteção ao meio ambiente, à eficiência energética e a qualidade dos automóveis, caminhões, ônibus e autopeças. Como objetivo específico do presente trabalho, foi realizado uma simulação para discussão da viabilidade de implantação do programa a partir da utilização da simulação de Monte Carlo aliada ao fluxo de caixa sob risco. Para tanto, foi realizada uma pesquisa bibliográfica exploratória e documental sobre o tema, bem como um estudo de caso em uma empresa automobilística de origem japonesa.

**PALAVRAS-CHAVE:** Fluxo de Caixa sob Risco, Simulação de Monte Carlo, Inovar-Auto

OLIVEIRA, Thales Rodrigues de. **Estudo da viabilidade de implantação do INOVAR-AUTO utilizando o método do fluxo de caixa sob risco**. 2015. 59f. Trabalho de Dissertação (Graduação em Engenharia Mecânica) – Universidade Estadual Paulista do Campus de Guaratinguetá, 2015.

#### ABSTRACT

The automobile industry has a growing importance in the Brazilian economic environment. The industry moves a huge chain that encompasses manufacturers, suppliers of raw materials, auto parts dealers, gas stations, insurance companies, repair shops, tire stores, media companies, advertising agencies, among others. Because of this importance in the current economic environment in Brazil, the federal government, through Law No. 12715 of 17 December 2012 established a Program for the Promotion of Innovation and Densification in the Productive Chain of Motor Vehicles called INOVAR-AUTO in order to support technological development, innovation, safety, environmental protection, energy efficiency and quality of cars, trucks, buses and auto parts. The specific purpose of this study, a simulation for discussion of the viability of the program implementation using the Monte Carlo Simulation combined with the Cash-Flow-at-Risk was performed. To this end, an exploratory and documentary literature on the subject was held as well as a case study in a automobile company of Japanese origin.

**KEY-WORDS: Cash-Flow-at-Risk, Monte Carlo Analysis, Inovar-Auto**





## Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	8
1.1	OBJETIVO.....	9
1.2	JUSTIFICATIVAS.....	10
1.3	MÉTODO DE PESQUISA.....	11
<b>2</b>	<b>CENÁRIO DA INDÚSTRIA AUTOMOBILÍSTICA NO BRASIL</b> .....	13
<b>3</b>	<b>FLUXO DE CAIXA SOB RISCO</b> .....	14
3.1	FLUXO DE CAIXA .....	14
3.2	FLUXO DE CAIXA SOB RISCO .....	15
3.2.1	As variadas tentativas de administração de riscos corporativos e o Cash-flow-at-Risk (CFaR) .....	19
3.2.2	Etapas para definição do Fluxo de Caixa sob Risco.....	21
<b>4</b>	<b>SIMULAÇÃO</b> .....	25
4.1	HISTÓRICO.....	25
4.2	O DESENVOLVIMENTO DA SIMULAÇÃO.....	26
4.3	APLICAÇÃO DA TEORIA.....	29
4.4	SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO.....	30
4.5	DESENVOLVIMENTO DA TEORIA.....	30
4.6	ETAPAS PARA EXECUÇÃO DO MÉTODO.....	35
4.7	CONFECÇÃO DO MODELO DE ANÁLISE DE RISCO.....	36
4.8	DEFINIÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DE INCERTEZAS DO PROBLEMA ANALISADO.....	37
4.9	SIMULAÇÃO E INTERPRETAÇÃO DA ANÁLISE DE RISCOS.....	42
<b>5</b>	<b>COLETA DE DADOS</b> .....	44
<b>6</b>	<b>APLICAÇÃO E RESULTADOS</b> .....	46
<b>7</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	48
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	49
	<b>BIBLIOGRAFIA CONSULTADA</b> .....	51
	<b>ANEXO A</b> .....	53

## 1. INTRODUÇÃO

A indústria automobilística tem uma importância estratégica no atual contexto econômico brasileiro, justificada pela ascensão que o segmento teve a partir de 2006, quando o Brasil era apenas o décimo colocado no ranking automotivo mundial e ao final de 2010 o quarto colocado em unidades vendidas, atrás apenas da China, dos Estados Unidos e do Japão (MARIANI, 2012).

No cenário da crise financeira internacional que se intensificou no Brasil no final de 2008, foi um dos setores (além dos produtos da linha branca) beneficiados com os incentivos fiscais com a redução do Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI). A intenção com a desoneração do IPI era de aumentar o consumo dos produtos no mercado interno para preservar o equilíbrio econômico e evitar uma recessão, mantendo com isso o nível da atividade produtiva e, conseqüentemente, dos empregos (ALVES; WILBERT, 2014).

Desde então o Governo Federal vem prorrogando por sucessivas vezes a redução da alíquota do IPI e mais recentemente criou por meio da Lei nº 12.715 de 17 de dezembro de 2012 o Programa de Incentivo à Inovação Tecnológica e Adensamento da Cadeia Produtiva de Veículos Automotores - INOVAR-AUTO com objetivo de apoiar o desenvolvimento tecnológico, a inovação, a segurança, a proteção ao meio ambiente, à eficiência energética e a qualidade dos automóveis, caminhões, ônibus e autopeças.

Por meio deste Programa, que faz parte do chamado “Plano Brasil Maior”, o Governo Federal concederá às empresas habilitadas, crédito presumido de IPI de até 30 pontos percentuais, desde que estas empresas, estimulem e invistam na inovação, pesquisa e desenvolvimento no Brasil.

Segundo Anfavea (2013):

*A implantação do Inovar-Auto está motivando novos investimentos em ampliação, modernização e criação de novas fábricas, desenvolvimento de novos veículos, aumento da eficiência energética, maior conteúdo tecnológico e localização de peças e sistemas em nossa região produtiva.*

A adoção ou não da política pública, Inovar-Auto, constitui um direito e não uma obrigação, sendo que as empresas automotivas investem para implementar os requisitos para usufruir os direitos de tal política. Tais investimentos, dentro da análise de orçamentação de capital, só será realizado se o retorno para a empresa for superior aos investimentos. No entanto, a análise deve incorporar todas as fontes de riscos do projeto, sendo uma análise estocástica.

No presente trabalho aplicaremos a técnica do Fluxo de Caixa sob Risco para realizar uma projeção da probabilidade do investimento na construção de uma nova planta de uma empresa do setor automobilístico dar uma rentabilidade positiva, considerando o desconto no IPI que pode ser obtido a partir da entrada no programa INOVAR-AUTO.

A projeção requer disciplina e profundo conhecimento sobre as variáveis que serão incluídas na mesma. É uma forma de não aceitar a chegada do futuro, mas se preparar e planejar para a possibilidade de ocorrência de problemas e já possuir possíveis planos de contingência além de maximizar situações proveitosas.

Uma boa projeção requer conceitos extremamente coerentes e deve haver um ponto de partida sólido. Caso isso não ocorra, grandes discrepâncias entre projetado e o obtido podem ocorrer. Quanto maior a diferença entre o que foi projetado e o resultado obtido, pior terá sido a previsão.

## 1.1 OBJETIVO

Com tal programa de incentivo, parte do chamado “Plano Brasil Maior”, o Governo Federal concede às empresas habilitadas crédito presumido de IPI de até 30%, desde que a empresa atenda os pré-requisitos, que em grande parte estão ligados ao investimento na inovação, pesquisa e desenvolvimento.

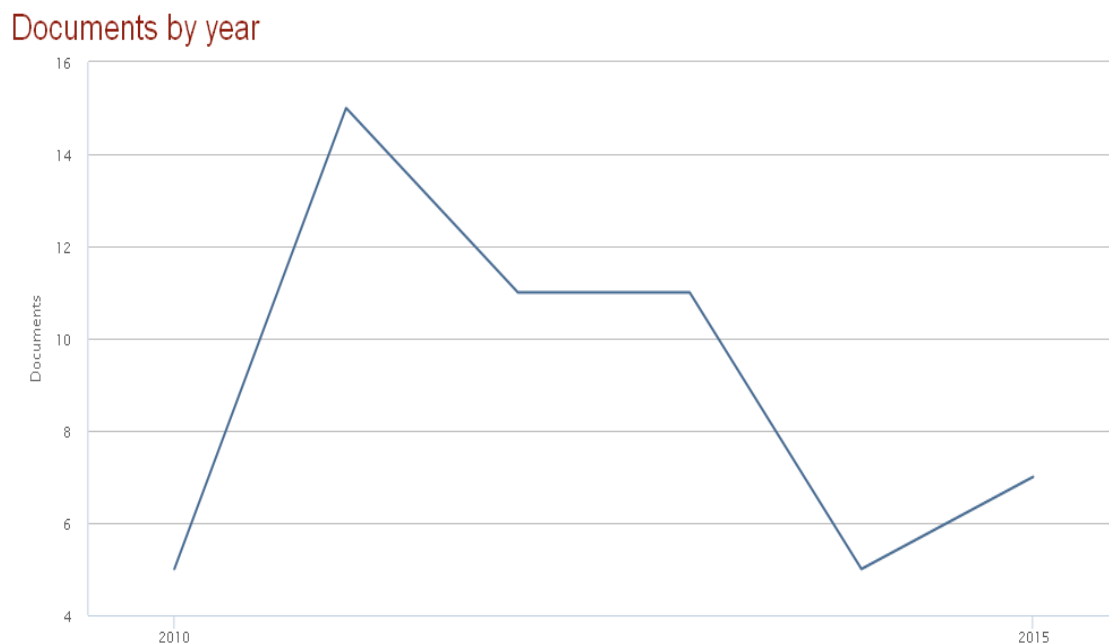
Neste sentido, o objetivo geral do trabalho é, a partir da utilização de softwares computacionais e de dados reais, mostrar a viabilidade da participação de uma montadora automobilística japonesa instalada em Resende-RJ no programa INOVAR-AUTO, analisando se em algum momento a empresa teria seu fluxo de caixa negativado, e caso ocorresse, qual seria a probabilidade desse acontecimento.

## 1.2 JUSTIFICATIVAS

Uma vez que, para acessar o programa federal é necessário um grande investimento para buscar atingir os pontos cobrados, tais como: avanço tecnológico, ampliação e modernização de fábricas, desenvolvimento de novos veículos, aumento da eficiência energética, entre outros, surge a necessidade de um instrumento de tomada de decisão para avaliação da possibilidade de investimento para cumprir os requisitos para implantação do Inovar Auto, sendo necessário para isso um payback positivo.

Além disso, como pode ser visto na figura 1, o baixo número de pesquisas relacionadas aos temas Análise de Monte Carlo e Fluxo de Caixa sob Risco em conjunto, bem como o tema Inovar-Auto elevam a relevância do presente trabalho.

Figura 1 – Pesquisa na base Scopus com as palavras chaves Cash Flow at Risk e Monte Carlo Análisis.



Fonte: <https://www.elsevier.com/solutions/scopus>

### 1.3 MÉTODO DE PESQUISA

Para este trabalho, utilizou-se o sistema bibliométrico Scopus, que consiste em uma grande base de dados de resumos e citações de literatura científica, abrangendo as áreas de ciência, tecnologia, medicina, ciências sociais e artes e humanidades.

Dentro da plataforma scopus, determinou-se os tópicos de pesquisa como: “Monte Carlo Simulation”, “Cash Flow at Risk” e “INOVAR-AUTO”.

A partir da lista de autores encontrada, procurou-se por aqueles trabalhos de maior influência. Com tal intuito, a plataforma Scopus foi novamente usada para a classificação dos artigos em relação ao número de vezes que o mesmo foi citado na literatura. Com base nisso, foram obtidos os artigos que são usados como referência no presente trabalho.

Quanto à natureza, no caso do presente trabalho ela é aplicada, pois tem o objetivo de gerar conhecimento para aplicações práticas dirigidas à solução de problemas específicos. Já quanto aos objetivos, a metodologia adotada é normativa, já que está ligada à definição de estratégias e ações que utilizam a literatura existente para solução de problemas específicos e contemporâneos. Por último, em relação à abordagem, a mesma é quantitativa, o que significa traduzir números e opiniões em informações que serão analisadas e classificadas.

Quanto ao método, foi utilizado a modelagem e simulação.

## 2. CENÁRIO DA INDÚSTRIA AUTOMOBILÍSTICA NO BRASIL

O setor automobilístico movimenta uma grande parcela da economia brasileira. Os indicadores econômicos do ramo comprovam sua importância na indústria nacional. Segundo relatório anual da Anfavea(2015), o mercado brasileiro é o quarto maior do mundo, com um faturamento de US\$ 110,9 bilhões em 2013, valor correspondente a 23% do Produto Interno Bruto(PIB) industrial brasileiro. O setor movimenta uma cadeia enorme que engloba fabricantes, fornecedores de matéria-prima, autopeças, distribuidores, postos de gasolina, seguradoras, oficinas mecânicas, empresas de comunicação, agências de publicidade, entre outros.

Ele pode ser dividido em dois grandes períodos. O primeiro, que teve início em 1957 e durou até o fim da década de 1980 é referente à sua implantação. E o segundo, que teve origem no processo de abertura comercial e o consequente aumento da competitividade interna, dura até os dias de hoje e é reflexo das mudanças que o mercado mundial sofreu na década de 90.

Com tamanha importância, no meio da crise financeira global de 2008, o governo brasileiro se viu forçado a tomar medidas para manter o crescimento da indústria de automotores no país, aumentando o consumo no mercado interno, evitando uma recessão. Mantendo assim a atividade produtiva e a consequente manutenção dos empregos. Para isso, o setor foi beneficiado com incentivos fiscais com a redução do Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI).

Além da redução do IPI, que foi sendo prorrogada ao longo dos anos, o governo brasileiro criou por meio da Lei nº 12.715 de 17 de Dezembro de 2012 o Programa de Incentivo à Inovação Tecnológica e Adensamento da Cadeia Produtiva de Veículos Automotores (INOVAR-AUTO) visando alguns fatores, entre eles: apoiar o desenvolvimento tecnológico, a inovação, a segurança, a proteção ao meio ambiente, a eficiência energética e a qualidade dos veículos, sejam estes leves ou pesados.



### **3. FLUXO DE CAIXA SOB RISCO – UMA ABORDAGEM PARA INSTITUIÇÕES NÃO FINANCEIRAS**

#### **3.1 FLUXO DE CAIXA**

Fluxo de Caixa é um instrumento de gestão financeira que projeta para períodos futuros todas as entradas e saídas de recursos financeiros da empresa, indicando como será o saldo de caixa para o período projetado.

De fácil elaboração para empresas que possuem os controles financeiros bem organizados, deve ser utilizado para controle e, principalmente, como instrumento na tomada de decisões.

O Fluxo de Caixa deve ser considerado como uma estrutura flexível, no qual deve-se inserir informações de entradas e saídas conforme as necessidades da empresa, visando gerenciar resultados, calcular rentabilidade, lucratividade, prazos de retorno de investimento e fazendo projeções.

Segundo TURNER(2014), o fluxo de caixa é projetado a fim de se prever uma situação financeira operacional, o ponto de equilíbrio financeiro, a capacidade de investimento e sua situação financeira operacional. Toda projeção, apresenta riscos de que o que foi projetado não venha a ocorrer. Porém, não é cabível ser muito pessimista ou otimista, pois isso pode acarretar em resultados abaixo ou acima do esperado respectivamente.

O presente trabalho deixa um pouco das técnicas determinísticas mais difundidas de lado, buscando apresentar um modelo de projeção do fluxo de caixa para empresas comerciais, considerando o risco do mercado por meio da Simulação de Monte Carlo.

### 3.2 FLUXO DE CAIXA SOB RISCO

Risco é a possibilidade do que foi previsto não ocorrer, de que esteja fora do estimado e está frequentemente relacionado à ocorrência de um fato desfavorável. Para JANUZZI (2007), “o risco existe quando quem toma decisões puder estimar as probabilidades relativas a vários resultados”.

Quanto mais difícil é avaliar todas as variáveis envolvidas no objeto estudado, maiores serão os riscos encontrados. Infelizmente, nem todas as variáveis podem ser controladas ou algumas são alheias à interferências. Além disso o tempo interfere grandemente em uma projeção. “Se as previsões forem feitas para um futuro cada vez mais distante, maior será o número de variáveis envolvidas e, portanto, mais arriscados serão os valores previstos” (GITMAN, 1978:290).

A história do *Cash Flow at Risk* começa algum tempo antes, com a necessidade dos grandes bancos de investimento de mensurar riscos de mercado em carteiras de papéis, tais como: ações e renda fixa no fim dos anos 80. Para isso foi criado o *Value at Risk*.

Desde então, devido ao cenário inconstante e a exigência de maior controle, as empresas comerciais, de fora do setor financeiro precisavam adequar o VaR, surgindo então o *Cash Flow at Risk*.

Definido como o valor mínimo que um fluxo de caixa pode assumir em uma data futura  $t$ , devido ao impacto de variações de taxas de mercado em um dado conjunto de fatores de risco, consiste em uma metodologia que permite a construção de diversos cenários (stress, determinístico, estocástico, entre outros), além da simulação do caixa futuro e do valor de mercado.

As distribuições de probabilidade podem ser usadas para por exemplo fornecer à um CFO respostas para perguntas como: quanto o fluxo de caixa da minha empresa pode cair no próximo ano se tivermos uma queda de cinco por cento?

Enquanto é fácil compreender o conceito do que é o fluxo de caixa sob risco, é difícil conseguir desenvolver um CFaR (*cash flow at risk*) que realmente seja aplicável para uma

dada empresa. Uma forma de ver as dificuldades é confrontá-lo com o valor sobre risco (VaR- *Value at Risk*) usado geralmente por empresas financeiras. Embora existam algumas diferenças óbvias entre os dois (como por exemplo o CFaR foca em fluxos de caixa e a longo prazo, enquanto o VaR foca nos valores dos ativos e em prazos curtos) o CFaR é uma tentativa de criar um VaR que possa ser utilizado por empresas não financeiras. Assim, pode-se basear em um deles para desenhar um escopo sobre o outro.

A abordagem para estimar o VaR para um banco começa com a enumeração dos ativos. Os riscos de exposições dos ativos são então quantificados. Finalmente, tais riscos são agregados junto ao portfólio inteiro do banco. Embora longe do perfeito, essa metodologia do VaR trabalha razoavelmente bem, desde que o banco possa identificar as causas de riscos principais e que tais fontes de risco correspondem a ativos dos quais o banco possui uma base de dados considerável.

Agora, considerando a aplicação desses passos para um indústria. Por exemplo, considerando uma empresa de Computadores como a Dell. Como identificar todos os riscos individuais para seu fluxo de caixa? E uma vez que eles forem identificados, como podem ser corretamente quantificados? É claro que a Dell possui alguns ativos como os de um banco, mas mesmo que se use o VaR como um modelo quantitativo, é perigoso utilizar a mesma abordagem, uma vez fontes de risco de extrema importância serão deixadas de lado.

Metodologicamente, para a construção do modelo devem ser considerados os pontos seguintes:

Definição das variáveis de estudo, subdividindo-as em variáveis dependentes (contas componentes do fluxo de caixa) e candidatas a variáveis independentes (fatores de risco macroeconômicos –FRM- e próprios do negócio –FRP);

Definição dos vértices temporais em que tais variáveis serão observadas e o horizonte temporal de previsão (números de passos à frente  $-t$ );

Identificação dos fatores de risco relevantes (entre macroeconômicos e próprios da empresa) via estimação da relação estatística existente entre as variáveis dependentes de as candidatas a variáveis independentes;

Sugestão de um tratamento para o gerenciamento dos fatores de risco próprios e estimação, via modelagem econômica do comportamento médio esperado dos fatores de risco macroeconômicos, bem como de sua matriz de variância-covariância;

Simulação de cenários para os fatores de risco macroeconômicos no horizonte de previsão, tomando o cuidado de manter a estrutura de variância-covariância observada entre as séries históricas desses fatores;

Inserção dos valores previstos para os fatores de risco em cada cenário na equação que relaciona o comportamento de tais fatores ao comportamento das variáveis dependentes (contas componentes do fluxo de caixa);

Montagem da distribuição simulada das variáveis dependentes (contas componentes do fluxo de caixa) e determinação da estatística de interesse da distribuição do fluxo de caixa.

Para a formulação do modelo, é necessário definir as variáveis dependentes e escolher as independentes (fatores de risco macroeconômicos que podem mudar as dependentes ao longo do tempo).

Levando em conta que o modelo se baseia no fluxo de caixa sobre sob risco, a variável em que se tem interesse é muitas vezes o fluxo de caixa operacional da empresa em questão. Essa variável é calculada a partir de seus componentes, como a receita, os custos e despesas. A equação 1 evidencia a determinação do fluxo de caixa operacional a partir de seus componentes:

$$FC_t = f(Y_1, \dots, Y_m) \quad (1)$$

Sendo:

FC é o fluxo de caixa operacional;

f é uma função determinística;

$Y_1, \dots, Y_m$  variáveis contábeis

Assim podem ser feitas as simulações das contas componentes do fluxo de caixa. As variáveis independentes podem provocar oscilações no fluxo operacionais das empresas, ou fatores de risco. Esses fatores podem ser macroeconômicos como o nível de taxa de juros, câmbio, inflação, produção nacional que podem afetar qualquer empresa e fatores inerentes à particularidade do serviço como os investimentos programados, mercado atendido, nível de endividamento).

Quando as características próprias da empresa são consideradas no modelo como candidatas a fatores de risco, atinge-se a flexibilidade desejada. A identificação de fatores de risco gerenciáveis previamente permite à empresa distinguir qual seria o impacto em seu fluxo de caixa em um certo tempo se existissem possíveis choques nos fatores macroeconômicos, ou se ocorresse alteração de sua estrutura operacional e financeira, etc. A equação 2 traz a especificação dos componentes do fluxo de caixa levando em conta os fatores de risco:

$$Y_{st} = b_{s0} + \sum_{j=1}^k b_{sj}FRP_{sjt} + \sum_{j=k+1}^r b_{sj}FRM_{sjt} + e_{st} \quad (2)$$

Para  $s = 1, \dots, m$  (componentes do fluxo de caixa);

$j = 1, \dots, r$  (fatores de risco próprio e macroeconômicos relevantes);

$t = 1, \dots, T$  (número de passos à frente).

O horizonte de previsão - quanto tempo à frente será previsto – é estabelecido pelo projetista ou empresa. Como ressaltado anteriormente, quanto maior tal período, menor será a confiabilidade obtida nas previsões.

Enquanto o *Value at Risk* necessita de apenas a identificação de um pequeno número de fatores de risco que mostrem as oscilações no valor de mercado dos ativos originais, o mesmo não pode ser dito para a obtenção do fluxo de caixa sob risco.

Embora os modelos de fluxo de caixa em risco mostrem a necessidade de identificar as exposições aos fatores de riscos mais impactantes de uma empresa, mudanças nos custos

incorridos não podem na maioria das vezes serem expressos de forma determinística. Para o fluxo de caixa sob risco. Assim, como próximo passo estimaremos equações que irão relacionar mudanças do fluxo de caixa com as mudanças nos fatores de risco.

### **3.2.1 As variadas tentativas de administração de riscos corporativos e o *Cashflow-at-Risk* (CFaR)**

Com a crise asiática em 1997 e a crise russa em 1998, empresas americanas acabaram por buscar a adaptação do VaR, antes apenas utilizados por empresas financeiras. Embora tal metodologia fosse simples, as tentativas de adaptação ao setor não financeiro revelaram deficiências em relação ao controle de todos os riscos aos quais essas empresas estão expostas.

Para ao longo dos anos, diversas tentativas de verificação dos impactos de oscilações de preço de mercado envolvendo fluxo de caixa ocorreram, atribuídas a Vermeulen (1994), Shapiro e Titman (1999), e Bauman, Saratore e Liddle (1999), que não chegaram à um modelo completo.

Vermuelen (1994) diz que a variação na sensibilidade dos fatores de risco influencia diretamente o desempenho da empresa. Para esse modelo, a exposição total ao risco de uma empresa é dada pela multiplicação das sensibilidades a cada característica própria e fator de risco pelo valor admitido por estas características e fatores.

Nessa abordagem, existe a sugestão da utilização de cenários e simulações dos fatores de risco para prever fluxos futuros, para conhecer o comportamento da empresa em um determinado cenário.

Shapiro e Titman (1999), dizem que além de encontrarem uma medida da sensibilidades do fluxo para os seus determinados fatores de risco, as empresas também devem se preocupar em controlar a probabilidade dela não honrar seus compromissos em uma data futura. Para eles, a avaliação do risco é feita da seguinte maneira:

1. Identificação dos fatores de risco inerentes a determinada empresa;
2. Cálculo dos valores previstos para diferentes cenários;

3. Cálculo dos fluxos de caixa para esses cenários;
4. Achar a distribuição de probabilidades do fluxo de caixa.

Bauman, Sartore e Liddle (1999) se assemelham ao modelo de Shapiro e Titman (1999) no sentido de que o primeiro passo é mapear os riscos. Depois, gerar os futuros valores que podem admitir e por último prever os fluxos de caixa. Então realizar um *stress test* com os valores assumidos pelos fatores de risco e observar sua influência sobre o fluxo futuro.

Hayt e Song (1995) foram responsáveis pela construção de um modelo que trabalhava com variações das variáveis macroeconômicas sobre as contas que compõem o fluxo de caixa. O primeiro passo consiste na confecção do plano de ação pela empresa onde será possível extrair informações de mercado e a situação patrimonial, para serem integrados com a parte contábil e com os fatores de risco macroeconômicos. Para isso, é realizada uma regressão para descobrir como tais variáveis se relacionam e com isso diferentes cenários passam a ser construídos.

Com essa proposta, Hayt e Song pretendiam achar uma medida da sensibilidade dos fluxos de caixa aos seus fatores de risco, para com isso se obter uma probabilidade da empresa se deparar com uma situação de falta de recursos, por exemplo e qual seria o fator de risco de maior responsabilidade na ocorrência.

Para PEROBELLI, 2004:

Um dos benefícios deste modelo é que, conhecendo-se a probabilidade do fluxo de caixa da empresa ser inferior à zero, por exemplo, em um dos sub-períodos analisados a empresa pode utilizar o modelo estimado para avaliar como alterações nas relações ou nos valores assumidos pelas variáveis podem alterar a probabilidade. O modelo permite também avaliar a quais variáveis a empresa encontra-se mais exposta.

### 3.2.2 Etapas para definição do Fluxo de Caixa sob Risco

No ano de 1999, o banco JP Morgan por meio do RiskMetrics Group publicou o *CorporateMetrics Technical Document* que descrevia metodologias para cálculo do risco de mercado aplicado às empresas não financeiras. O foco deste documento está nos potenciais impactos das mudanças nas taxas de mercado sobre os resultados financeiros da empresa num intervalo de tempo  $t$ .

Entre tais medidas estão o *Cash-Flow-at-Risk* e o *Earnings at Risk (EaR)*. O Ear é a queda máxima de lucro, ocorrida devido à variações das taxas de mercado em um dado conjunto de contas em um dado período. Já o CFaR, como dito anteriormente, é o valor mínimo que um fluxo de caixa pode assumir em uma data futura  $t$  e nível de significância  $\alpha$ , devido ao impacto de variações nas taxas de mercado por um dado conjunto de fatores de risco.

Os quadros 1 e 2 sintetizam as cinco etapas para o cálculo do risco de mercado:

Quadro 1: Etapas da *CorporateMetrics*

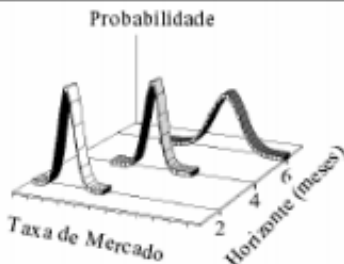
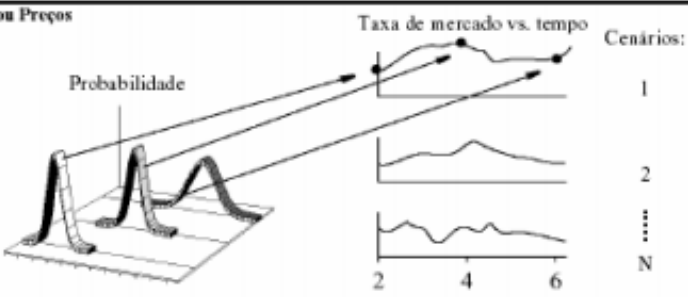

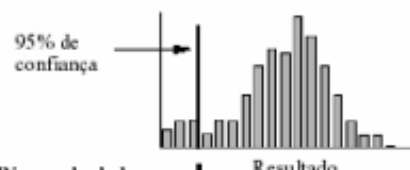
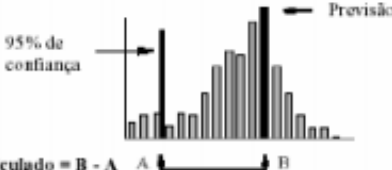
Passos	Objetivos	Procedimento
1. Especificação da medida de risco	Determinar qual medida de risco de mercado será utilizada.	Selecionar a medida de risco, o horizonte de tempo e o nível de confiança.
2. Mapeamento de exposições	Expressar matematicamente como o resultado da empresa depende das taxas de mercado (variáveis aleatórias).	Caracterizar exposições isoladas através de equações ou expressões pró-forma.
3. Geração de cenários	Gerar um grande número de valores possíveis das taxas de	Aplicar as metodologias de previsão de longo prazo para



	mercado para cada horizonte de tempo.	gerar distribuições de taxas de mercado para cada horizonte de tempo desejado.  Colher amostras destas distribuições, gerar N cenários, onde cada um desses é formado por uma taxa para cada prazo estudado.
4. Avaliação	Calcular a distribuição dos resultados financeiros.	Para cada um dos N cenários, substituir nos mapeamentos da exposição as taxas simuladas no passo 3, calculando N resultados financeiros futuros, e plotar um histograma.
5. Cálculo de risco	Calcular o risco de mercado.	Através da distribuição dos resultados financeiros do passo4, identificar o resultado correspondente ao nível de confiança desejado e comparar ao resultado previsto.

FONTE: Souza Lima, 2004, p.11

Quadro 2: Etapas da CorporateMetrics

PASSOS	RESULTADO
1 - Especificação da medida de risco	<p><b>Medida de Riscos:</b> EaR, CFaR, EPSaR, e/ou outras</p> <p><b>Horizonte de Tempo:</b> Um ou mais períodos; tipicamente até 24 meses</p> <p><b>Nível de Confiança:</b> 95%, por exemplo</p>
2 - Mapeamento de exposições	<p><b>Exemplo:</b> Lucro no exterior = número de itens vendidos * preço unitário * taxa de câmbio</p>
3 - Geração de Cenários	<p><b>Exemplo:</b> Distribuição da taxa de câmbio BRL/USD para 2, 4 e 6 meses.</p>  <p style="text-align: center;">Probabilidade</p> <p style="text-align: center;">Taxa de Mercado</p> <p style="text-align: center;">Horizonte (meses)</p> <p>N cenários de Taxas ou Preços</p>  <p style="text-align: center;">Taxa de mercado vs. tempo</p> <p style="text-align: center;">Cenários:</p> <p style="text-align: center;">1</p> <p style="text-align: center;">2</p> <p style="text-align: center;">⋮</p> <p style="text-align: center;">N</p>
4 - Avaliação	<p><b>Distribuição dos N resultados financeiros simulados</b></p>  <p>1 &amp; 2 &amp; N</p> <p style="text-align: center;">2 4 6</p> <p style="text-align: center;">Mapeamento de Exposições</p> <p style="text-align: center;">Previsão</p> <p style="text-align: center;">Resultado Financeiro</p> <p style="text-align: center;">Resultado Financeiro</p> <p style="text-align: center;">Frequência</p>
5 - Cálculo do risco	<p><b>Medida de Risco de Mercado:</b></p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p><b>ABSOLUTO</b></p>  <p>95% de confiança</p> <p>Risco calculado</p> <p>Resultado Financeiro</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p><b>RELATIVO À PREVISÃO</b></p>  <p>95% de confiança</p> <p>Previsão</p> <p>Risco calculado = B - A</p> <p>A B</p> </div> </div>

FONTE: Souza Lima, 2004, p.11

Para elaboração do método, é necessário estimar as relações entre os fatores de risco e a variável de interesse, no caso, o fluxo de caixa. Então, seria feita a investigação do modelo que permita descrever o comportamento dos fatores de risco. Para isso, o documento diz que deve ser construído não apenas um modelo capaz de descrever não somente tão corretamente quanto possível a evolução dos fatores de risco, mas que também seja consistente com as variáveis aleatórias econômicas. Deve-se, segundo o documento, utilizar-se os Vetores Auto-Regressivos (VARM) ou Vetores Auto-Regressivos com mecanismos de correção de erros (VECM), para os quais cada variável depende além de seus valores passados, dos valores passados de todas as outras variáveis do sistema e da diferença entre elas, o que permite a previsão conjunta da média condicional dos fatores de risco e garantiria a relação de equilíbrio a longo prazo entre as variáveis.

A seguir, alguns destaques dessa modelagem:

- Análise de todos os ativos e passivos financeiros da empresa;
- Utilização de informações de balanço e notas explicativas aliadas a técnicas de *valuation*;
- Planejar investimentos novos em pesquisa e desenvolvimento, planta, equipamentos e produtos;
- Traçar e testar políticas de endividamento, bem como de reservas e composição de capital da empresa;
- Melhorar a qualidade da informação dada ao acionista;
- Estudar diversas políticas de hedge;
- Possibilidade de modelagem tanto da parte operacional da empresa como da financeira.

## 4 SIMULAÇÃO

### 4.1 HISTÓRICO

Simulação é uma experiência ou ensaio realizado com o auxílio de modelos. Neste trabalho a simulação será definida como o processo de projetar um modelo de um sistema real, experimentando tal modelo com o propósito de conhecer o comportamento do sistema, avaliando várias estratégias para a sua operação (PEGDEN, 1990).

Sistema é um conjunto de elementos distintos, que possuem interações entre si e tem por objetivo executar uma função ou processo. O significado de sistema, a partir de um olhar prático, depende do objetivo do estudo. Exemplos podem ser um sistema de tráfego, sistema econômico, sistema bancário, entre outros. Pegando o último exemplo, sistema bancário, pode ser realizado um estudo sobre qual o número de funcionários ideal para realizar um atendimento de qualidade ao cliente que pagará contas ou realizará depósitos. A definição clara de qual será o sistema é de extrema importância pois é a partir dela que serão levantadas as informações necessárias para o estudo.

Um modelo, segundo HILLIER (1988), é uma representação de um sistema real, na qual somente os aspectos relevantes para a análise em questão serão considerados. De acordo com o tipo de modelo, ele pode ser classificado em: físicos, esquemáticos (diagramas de circuitos) e simbólicos (programa de computador ou modelo matemático). Como este trabalho estuda principalmente a *simulação computacional*, vamos nos ater aos modelos simbólicos.

Todo modelo tende a representar algo de forma estática, mostrando apenas um determinado instante. Visando estudar o comportamento do modelo em períodos futuros, utiliza-se a simulação. Assim a simulação é o resultado de uma série de ações no modelo, que imitam reações do ambiente.

Porém, PEREIRA (2000) e HARREL *et al.* (2000) utilizam esta classificação não somente para simulação, como Saliby, mas também para sistema e modelo. Utilizam ainda uma classificação para simulação: terminante e não terminante. Neste trabalho seguiremos a mesma linha destes pesquisadores. A tabela 1 apresenta resumidamente a classificação de sistema, modelo e simulação.

<b>Sistema</b>	<b>Modelo</b>		<b>Simulação</b>
<i>Discreto:</i>  Variáveis envolvidas assumem valores finitos e infinitos numeráveis.	<i>Determinístico:</i>  Variáveis assumem valores determinados.	<i>Estático:</i>  Estuda o sistema sem levar em conta sua variabilidade com o tempo.	<i>Terminante:</i>  Há interesse em se estudar o sistema num dado intervalo de tempo.
<i>Contínuo:</i>  Variáveis mudam constantemente com o tempo.	<i>Estocástico:</i>  Variáveis assumem valores diversos segundo uma determinada distribuição de probabilidade.	<i>Dinâmico:</i>  Representa o sistema a qualquer tempo.	<i>Não Terminante:</i>  Há interesse em estudar o sistema a partir de um determinado estado estável, podendo o estudo prolongar-se indefinidamente.

Tabela 1: Classificação de sistema, modelo e simulação (PEREIRA, 2000).

#### 4.2 O DESENVOLVIMENTO DA SIMULAÇÃO

Com a introdução dos computadores no mercado nos anos 60, os métodos de simulação passaram a ser criados. Por se tratar de uma grande quantidade de cálculos matemáticos, a entrada do computador no mercado foi de grande importância. Começou sendo utilizada pelos EUA no planejamento de operações militares, com o objetivo de planejar a melhor forma de distribuição de suprimentos em campos de batalha e alocação de recursos.

A indústria norte americana logo assimilou essa ferramenta, acelerando sua evolução. Hoje as técnicas de simulação podem ser usadas em quase todas as áreas de estudo. Uma pesquisa de membros não acadêmicos do TIMS (The Institute of Management Science),

mostrou que 89% das empresas associadas usavam simulação. A tabela 2 mostra as principais áreas de aplicação.

Tabela 2. Áreas de atuação da simulação

Área	%
Produção	59
Planejamento Empresarial	53
Engenharia	46
Finanças	41
Pesquisa & Desenvolvimento	37
Marketing	24
Processamento de Dados	16
Pessoal	10

FONTE: (CHRISTY, 1983).

A simulação pelo meio computacional foi desenvolvida primeiro a partir da utilização de linguagens de programação, principalmente o FORTRAN. Contudo, sistemas com maior grau de complexidade apresentavam limitações na modelagem e na execução, o que tornava inviável o uso da ferramenta.

Um esforço para simplificar o processo de construção de modelos iniciou-se com a introdução das linguagens de simulação. Introduzidas na década de 1960, essas linguagens ofereciam sentenças de programação específicas para facilitar a transformação do modelo formal do sistema, num programa computacional, disponibilizando funções e rotinas destinadas a amostragens, análises estatísticas e controle do avanço temporal. Mesmo com a

simplificação do trabalho de programação, perdia-se flexibilidade e eficiência computacional devido a pouca disponibilidade de pessoal habilitado, o que ainda fazia elevar seus custos. O SIMSCRIPT e o GPSS são exemplos de linguagens pioneiras desenvolvidas especificamente para simulação. Embora estivessem num nível acima das linguagens de programação, estas linguagens ainda necessitavam de um modelista com experiência em programação e com substancial dedicação de tempo, no caso de um grande modelo.

Essas linguagens supriram as necessidades da simulação por um bom tempo. Com o aumento da complexidade dos sistemas, tornou-se necessário que a simulação gerasse resultados confiáveis e que mostrassem ao usuário os reais benefícios de sua implantação. Neste ponto, surgiram as animações, que são softwares que trabalham em conjunto com os simuladores, capazes de reproduzir os sistemas graficamente. Estes softwares trouxeram vantagens como: facilidade na compreensão, treinamento de pessoal e melhor visualização do sistema produtivo das indústrias. Alguns softwares construídos segundo essa filosofia são o SIMAN/CINEMA e GPSS/H.

Mas o campo continuou evoluindo. Mesmo com o sucesso obtido pela indústria dos EUA, a simulação continuava demandando treinamento e desenvolvimento. Devido à demora para construção de modelos e animações e da necessidade de os desenvolvedores terem conhecimento do sistema que simulavam, fez-se necessário que os próprios usuários se tornassem os analistas. Surgiu então uma nova tecnologia de desenvolvimento de aplicações de simulação, chamada VIS (*Visual Interactive Simulation*), que utiliza a modelagem através de ícones, que agrupam comandos das linguagens tradicionais de simulação, e tornam o trabalho de desenvolvimento mais fácil, com uma interface bem mais amigável. Com isso, o tempo de treinamento para usuários reduziu-se drasticamente. Esta tecnologia é a base dos atuais programas de simulação.

### 4.3 APLICAÇÃO DA TEORIA

Dado a grande flexibilidade, versatilidade e força, a simulação pode ser aplicada em praticamente todo tipo de pesquisa. Abaixo encontram-se algumas das possíveis aplicações da simulação:

- **Sistemas Computacionais:** componentes de hardware, estrutura de base de dados e gerenciamento, processamento de informação, confiança de hardware e software.
- **Manufatura:** sistemas de manuseio de material de montagem, facilidades de produção automática, facilidades de estocagem automatizadas, sistemas de controle de inventários, estados de segurança e manutenção, layout de planta, projeto de máquinas, entre outro.
- **Negócios:** análise de risco, análise de estoque e utilidades, política de preços, estratégias de marketing estudos de aquisição, análise do fluxo monetário, previsão de alternativas de transporte, planejamento da força de trabalho.
- **Governamentais:** armamentos nucleares e seu uso, atendimento de saúde, proteção de incêndios, ação policial, justiça criminal, projeto de estradas, controle de tráfego, serviços sanitários.
- **Ecologia e Meio Ambiente:** produção e purificação de água, controle de resíduos, poluição do ar, controle de pestes, previsão meteorológica, análise de terremotos e tempestades, exploração e extração de minerais, sistemas de energia solar, safra de produção.
- **Sociedade e Comportamento:** análise de alimentação / população, políticas educacionais, estrutura organizacional, análise do sistema de previdência social, administração universitária.
- **Biociências:** análise do desempenho esportivo, ciclo de vida biológico, estudos biomédicos, estudos genéticos (genoma, transgênicos).

Esta listagem de fato, não cobre todas as aplicações da simulação, uma vez que o uso da simulação é possível em praticamente todas as atividades do conhecimento humano. Porém, quando se trabalha com simulação há um acréscimo de custo na fase de projeto, custo este justificado com os ganhos obtidos a partir da fase de implementação.



#### 4.4 SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

A Simulação de Monte Carlo, embora possua alguns registros isolados de que foi utilizada em anos anteriores, teve seu início em 1944 durante a Segunda Guerra Mundial, sendo usado como ferramenta de pesquisa para a construção da bomba atômica no Projeto Manhattan. Com o objetivo de chegar a soluções aproximadas de problemas referentes à difusão randômica de nêutrons no material nuclear. Foi nomeado por um de seus criadores, o matemático Stanislaw Ulam, sendo que, segundo alguns autores, o nome foi dado pela similaridade estatística da cidade de Monte Carlo, grande centro de jogos de azar. Os primeiros estudos ligando a Simulação de Monte Carlo e avaliação de investimentos de capital foram feitos por David B. Hertz em 1964.

#### 4.5 DESENVOLVIMENTO DA TEORIA

A definição de Simulação de Monte Carlo (SMC) varia segundo os diferentes enfoques dos autores, uma vez que se guiam por diferentes objetivos. Contudo, podemos afirmar que a SMC consiste em uma técnica que determina a possível distribuição dos resultados de um processo, a partir de valores selecionados randomicamente das variáveis de entrada. Geralmente as variáveis de entrada representam as variáveis de decisão ou opções que os gerentes tem a mão para verificar determinado resultado.

Para NETO(2002), a técnica de simulação de Monte Carlo é um método abrangente, onde as formas de investigação estão baseadas no uso de números randômicos e estatística de probabilidade, tendo aplicações em diferentes ramos da ciência. Para que esteja presente em um estudo, é necessário apenas que este faça uso de números aleatórios na verificação do problema.

Para COSTA e AZEVEDO (1996):

O método de Monte Carlo é uma técnica de amostragem artificial empregada para operar numericamente sistemas complexos que tenham componentes aleatórios. Trata-se de uma ferramenta importantíssima de pesquisa e planejamento que vem

sendo cada vez mais utilizada devido ao constante aperfeiçoamento dos computadores, com sua grande velocidade de cálculo, poder de armazenar dados e capacidade de tomar decisões lógicas...

Essa metodologia, incorporada a modelos de Finanças, fornece como resultado aproximações para as distribuições de probabilidade dos parâmetros que estão sendo estudados. São realizadas diversas simulações onde, em cada uma delas, são gerados valores aleatórios para o conjunto de variáveis de entrada e parâmetros do modelo que estão sujeitos à incerteza. Tais valores aleatórios gerados seguem distribuições de probabilidade específicas que devem ser identificadas ou estimadas previamente.

O conjunto de resultados produzidos ao longo de todas as simulações... poderão ser analisados estatisticamente e fornecer resultados em termos de probabilidade. Essas informações serão úteis na avaliação da dispersão total das predições do modelo causada pelo efeito combinado das incertezas dos dados de entrada e na avaliação das probabilidades de serem violados os padrões das projeções financeiras.

Conforme DUARTE Jr. (1997):

A utilização da simulação de Monte Carlo ocupa um espaço cada vez maior no mercado financeiro. O uso dessa técnica estatística já é uma realidade em gerenciamento de risco, estruturação de carteiras ótimas de investimento, precificação e hedge de derivativos etc. No campo da matemática aplicada, a simulação de Monte Carlo é usada para a solução de sistemas não lineares, busca de uma solução ótima para problemas de engenharia e economia, estimação de parâmetros de modelos estatísticos / econométricos etc.

A técnica de simulação de Monte Carlo pode ser útil auxiliando as técnicas de decisões de investimentos. A simulação calcula o valor esperado e a dispersão (desvio padrão) de uma variável (fluxo de caixa etc.) considerando a faixa de variação e a distribuição de probabilidades de um conjunto de parâmetros incertos.

Tal método gera números aleatórios a fim de criar eventos e cenários possíveis. Essa geração, por ser aleatória, retira uma tendência mais otimista ou pessimista do autor da projeção. A cada geração, novos valores correspondentes a um evento provável são computados e inseridos na distribuição de probabilidade. A disposição desses eventos dentro de uma distribuição possibilita avaliar a probabilidade de ocorrência de um cenário, por meio de medidas de estatística descritiva, como a média e o desvio padrão.

Dentro de uma projeção são identificadas as variáveis a serem geradas. As variáveis aleatórias geralmente apresentam uma faixa de possíveis valores, identificada por um valor mínimo e máximo. Além dessas, existem variáveis independentes que são constantes ou variam, independente das variáveis inicialmente identificadas.

Outras variáveis podem ser diagnosticadas como dependentes das variáveis a serem geradas aleatoriamente. O primeiro passo para identificar as variáveis, é definir uma relação de proporcionalidade entre elas e as variáveis independentes, assim em cada geração aleatória de valores, as variáveis dependentes terão automaticamente seus valores gerados.

A partir da definição de cada variável do problema, começa uma geração de números “randômica”, obedecendo os valores definidos na faixa mínima e máxima. Tal geração pode ser feita através de geração computacional (a mais utilizada) ou através de tabelas de números aleatórios. Com os recursos atuais, esse método é de fácil utilização e seus resultados podem ser apresentados de diversas formas.

A partir do momento que os valores das variáveis independentes são gerados, as variáveis dependentes podem começar a ser geradas, através das relações percentuais estabelecidas entre elas.

Ainda segundo COSTA E AZEVEDO (1996):

Cada geração dessa série de números significa um cenário possível de ocorrer. Esse evento tem então uma probabilidade diferente de zero de acontecer e gera uma saída que deve ser guardada em uma lista para posterior análise. A geração de um novo cenário é feita, seguindo o mesmo processo de aleatoriedade. Os seus resultados são guardados novamente.

Esse processo de geração de dados de entrada e registro dos resultados é repetido tantas vezes quanto for necessário. A determinação da quantidade de iterações vai depender de vários fatores. Um deles é o poder de processamento utilizado. Se o processamento de muitas iterações for possível, tanto será melhor, já que o resultados serão mais representativos.

Ao final de todas as iterações, está criada uma série de resultados. Quanto maior o número de iterações, mais essa distribuição deve se aproximar de uma distribuição de

probabilidade normal ou em forma de sino. A partir desta distribuição, pode-se aplicar a medida de concentração estatística *média* e a medida de dispersão *desvio padrão*. Pelo Teorema Central do Limite, é possível concluir que se forem gerados muitos números aleatórios, os valores amostrais tendem para uma distribuição normal, mesmo tendo os valores populacionais uma distribuição não normal. A análise das medidas de média e desvio padrão são mais adequadas para uma grande geração de resultados.

A geração de números aleatórios pode ser classificada em três grupos:

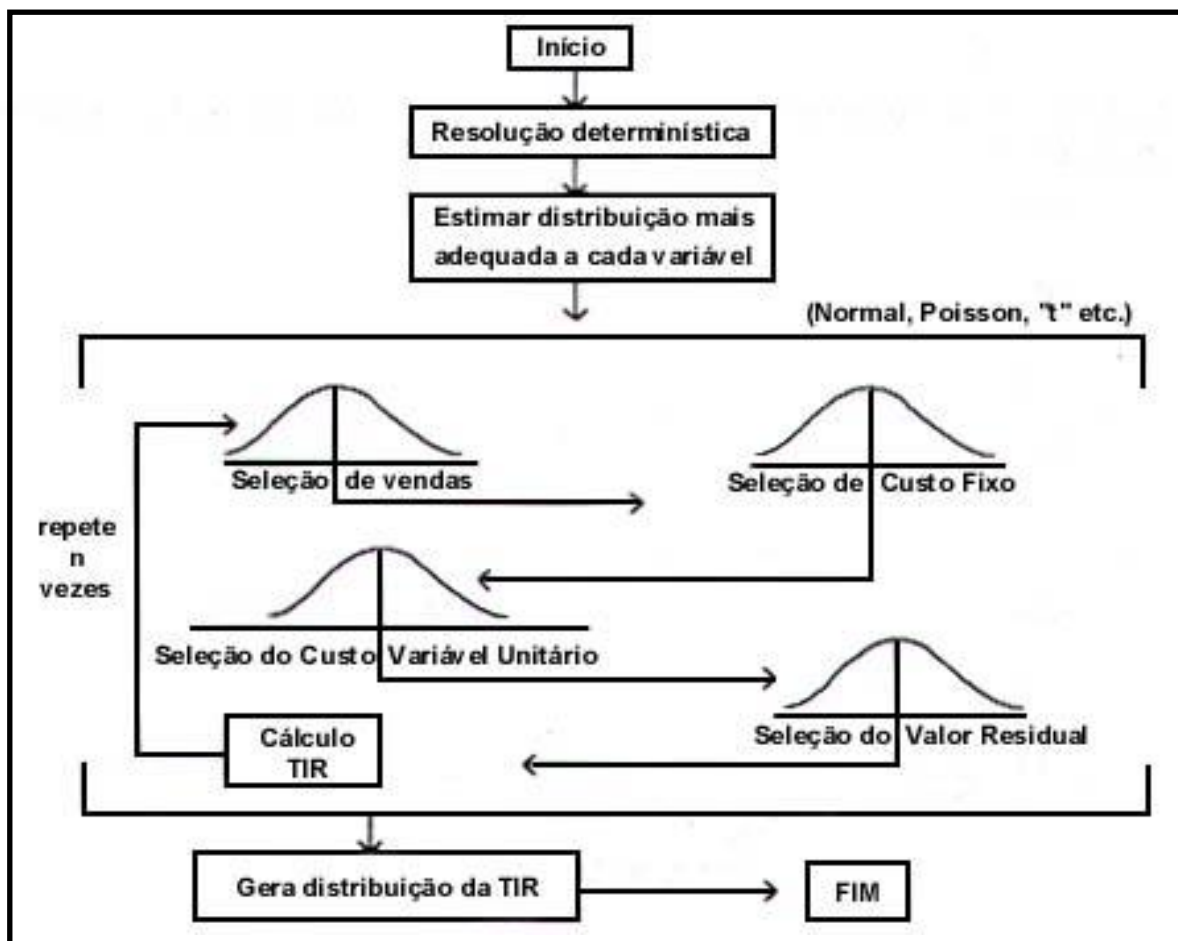
a) Aleatórios. Os números aleatórios são selecionados por meios não determinísticos, que não envolvem algoritmos ou funções, e normalmente são obtidos por intermédio de eventos naturais ou físicos (SOBOL, 1994);

b) Pseudo-aleatórios. São obtidos por meio de algoritmos, de tal forma que apresentem um ciclo de repetição tão alto quanto possível, de modo a simular uma distribuição verdadeiramente randômica. Neste grupo, enquadram-se os métodos de congruência linear abordados por GENTLE (1998);

c) Quase-aleatórios. Conhecidos como seqüências de baixa discrepância, são também obtidos por procedimentos matemáticos (BEZERRA e CARMONA, 2001)

Como exemplo, citamos uma aplicação da SMC na análise de investimento de uma geradora de energia, podendo ser avaliado o aumento da capacidade geradora pela compra de equipamentos ou a instalação ou a construção de uma nova planta. Para isso, são determinadas as variáveis de entrada e as de maior impacto nos resultados finais. Para este caso, tais variáveis seriam: a seleção de vendas, seleção dos custos fixos e os custos variáveis.

Figura 2 – Esquema de uma análise de viabilidade econômica através do método de Monte Carlo.



Partindo de que o critério de decisão seja a taxa interna de retorno (TIR), as variáveis de entrada podem ser consideradas aleatórias, com sua respectiva distribuição de probabilidade (Normal, beta,...). Com a combinação aleatória das variáveis de entrada são gerados cenários, de acordo com a distribuição determinada, medindo-se a TIR. Com uma grande geração de cenários e valores para TIR, que é considerada uma variável aleatória. Com essa distribuição pode-se verificar a probabilidade do resultado ocorrer em certa faixa desejada, bem como os riscos de ocorrer resultados negativos.

Embora sua utilização seja extremamente difundida, existem pontos falhos, como a atribuição às variáveis de saída, ou variáveis dependentes como uma distribuição normal, pois nem sempre a variável aleatória de saída apresenta uma distribuição normal. Para contornar a

falha, geralmente é utilizado o teorema central do limite para garantir a normalidade da variável aleatória dependente.

#### 4.6 ETAPAS PARA EXECUÇÃO DO MÉTODO

Para a simulação de Monte Carlo, não existe uma sequência padrão de aplicação, mas um padrão em certas etapas pode ser notado. A definição de parâmetros ou variáveis de entrada relacionadas com a saída do modelo, confecção de uma estatística descritiva das variáveis de entrada definidas anteriormente, montagem de cenários através da combinação aleatória das variáveis de entrada e por último a descrição das variáveis de saída como distribuição de probabilidade.

Na análise de risco a utilização do método de simulação de Monte Carlo requer a passagem pelos seguintes pontos: Confecção do *design* do modelo de análise de risco, definição da distribuição das incertezas do problema analisado, modelagem da dependência entre as incertezas do modelo e a apresentação e interpretação dos resultados obtidos.

Abordagens para a análise de investimentos fora feitas utilizando-se o método de Monte Carlo. Para certos autores, a simulação tem início com a confecção do modelo de análise de risco, onde são determinados os objetivos do estudo de simulação. Depois são definidos os parâmetros, variáveis dependentes e independentes e suas relações. Depois de confeccionado o modelo de análise de risco, é feita a coleta de dados e variáveis que serão manipuladas no modelo. Vale ressaltar, que a coleta de dados depende da precisão da estimativa que se deseja obter, que já deve ser prevista na confecção do modelo de análise de risco. Como fase seguinte, ocorre a determinação da distribuição de probabilidade que irá representar as incertezas dos valores. As distribuições de probabilidade das variáveis de entrada são utilizadas na fase seguinte para a geração de cenários e a própria simulação do sistema. A principal característica desta etapa é escolher a distribuição representativa de cada variável de entrada um valor para as variáveis e combiná-las, verificando o resultado assumido pela variável dependente. Por último, os valores gerados para a variável dependente para cada cenário simulado é analisado e comparado com o objetivo inicial do estudo e vem fornecer a informação para uma tomada de decisão mais consciente.

#### 4.7 CONFECÇÃO DO MODELO DE ANÁLISE DE RISCO

Para um modelo, o mais importante é que após a criação dos cenários, seja possível que as informações obtidas possam auxiliar na tomada de decisão. Um modelo deve ser flexível e apresentar comentários para facilitar a compreensão e o entendimento. Na planilha de trabalho, as variáveis de entrada devem ser colocadas numa área visível. Importante ressaltar que as variáveis de incerteza podem surgir em diversas partes do modelo e devem ser vinculadas apenas a uma célula, para evitar falhas.

No processo de simulação, a confecção do projeto geralmente é realizada em uma reunião com as pessoas envolvidas nesse projeto ou plano de investimento. Existe um exemplo clássico para esta etapa do projeto: considerando um industriário do setor químico, que deseja investir em aumento de capacidade da indústria de fornecimento de produtos. Deste modo, o primeiro passo adotado por este gerente consiste em reunir a gerência ou chefia dos departamentos e definir os principais parâmetros ou variáveis de entrada que são necessários para se estimar o valor presente líquido do empreendimento. As principais variáveis de entrada selecionadas foram: tamanho do mercado, preço de venda, taxa de crescimento do mercado, investimento requerido, valor residual do investimento, custos operacionais, custos fixos, tempo de uso da instalação. Embora este exemplo seja uma situação típica nas empresas, cabe ressaltar que se trata de uma análise subjetiva, ainda que feita por quem está diretamente ligado ao processo.

Um enfoque menos subjetivo e mais rigoroso, consiste em estipular uma medida de correlação entre as variáveis de entrada e a informação de saída. Geralmente se utiliza análise de sensibilidade para verificar o grau de dependência da resposta do modelo com cada variável de entrada. Esta análise de sensibilidade permite reduzir o número de variáveis dentro do modelo, diminuindo, assim, o esforço necessário para se obter informações a respeito da incerteza, uma vez que isto será feito somente para as variáveis que realmente tem forte impacto sobre o resultado.

#### 4.8 DEFINIÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DE INCERTEZAS DO PROBLEMA ANALISADO

As medidas de risco até agora apresentam um certo grau de fragilidade, não devido à abordagem matemática utilizada, mas devido a um certo nível de incerteza dos elementos de entrada. A questão principal é que a incerteza das variáveis de entrada afetam todo o modelo, então a pergunta seria: Como os executivos podem verificar o nível de incerteza que cercam o ambiente?

Para AMARAL(2009), neste ponto é importante definir o método que retrate as distribuições para as variáveis incertas dentro de um modelo de análise de risco. Vários tipos de distribuição podem ser usados. É recomendado que o método de modelagem siga orientação de alguém com experiência sobre as incertezas das variáveis de entrada. Finalmente, as distribuições podem ser determinadas através de dados disponíveis.

HARREL *et al.*(1982) apresenta os seguintes tipos de distribuição mais utilizados na modelagem de incerteza de algumas variáveis. Certamente, existem mais tipos, existem trabalhos que chegam a citar 22 tipos de distribuição. Deste modo, as tabelas que se encontram em anexo apresentam a característica da distribuição de probabilidade, primeiramente são apresentadas as distribuições contínuas e em seguida as distribuições discretas.

A principal questão a ser discutida, nesta fase é a como determinar a distribuição dos dados de entrada, em uma análise que utilize a simulação de Monte Carlo.

A utilização de técnicas de inferências estatísticas, consiste em dar aos dados uma distribuição teórica, como Exponencial, Normal ou Poisson, e fazer os testes de hipóteses para descobrir o quanto a distribuição se ajusta aos dados. Quando um valor aceitável para o parâmetro que verifica o ajuste da distribuição dos dados à curva escolhida é obtido, seleciona-se esta distribuição para gerar os valores aleatórios para as variáveis de entrada. Uma segunda abordagem utiliza diretamente os dados para definir a distribuição empírica sem representá-los por formas teóricas de distribuição. Deste modo, durante a simulação, as variáveis são retiradas diretamente da distribuição empírica.



Se a escolha é possível, recomenda-se o uso da primeira abordagem, primeiro pois quando se utiliza a distribuição empírica, esta é baseada em finitos pontos e pode acontecer que diferentes observações conduzam a distribuições empíricas diferentes, ou seja, determinados valores podem deixar de ser considerados. Na distribuição teórica, pelo fato de se tratar de uma distribuição menos sensível, tal erro é eliminado. Segundo, caso a variável de entrada assuma um determinado valor extremo, que pode não ser considerado por uma distribuição empírica, mas que pode ser facilmente determinado por uma distribuição teórica.

Geralmente a atribuição de uma distribuição teórica a uma distribuição de dados é feita utilizando-se testes de aderência.

Os testes de aderência são comparações de um conjunto de dados com distribuições específicas, de uma maneira estatística. Para cada teste, é feita a hipótese de que o ajuste é bom, e se calcula um teste estatístico para a comparação com um padrão. Os testes de aderência incluem:

- Qui-quadrado;
- Kolmogorov Smirnov;
- Anderson Darling.

Para os três testes apresentados, quanto menor o valor do teste, maior a adequação dos dados à distribuição.

### **Qui-quadrado**

O teste Qui-quadrado trata do ajuste de densidade da distribuição. Os dados são apropriadamente separados em intervalos (dados contínuos) ou classes (dados discretos). Enquanto o número de classes para dados discretos é definido por seus números inteiros, a escolha do número apropriado de intervalos para dados contínuos é mais difícil de ser definida, existindo várias técnicas para sua definição.

Depois, é calculado um valor esperado para cada intervalo, de acordo com a distribuição definida. O valor do teste Qui-quadrado é então calculado pela equação 3:

$$X^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - np_i)^2}{np_i} \quad (3)$$

onde:  $X^2$  valor Qui-quadrado;

$n_i$  *inésimo* ponto da amostra estudada;

$k$  número de intervalos ou classes usadas;

$np_i$  *inésimo* ponto da amostra p/ distribuição definida.

### **Kolmogorov-Smirnov**

Outro teste para a análise de dados é o teste de Kolmogorov-Smirnov (KS). Consiste no ajuste cumulativo da distribuição; ele calcula a maior diferença absoluta entre a distribuição acumulada dos dados estudados e os dados esperados, de acordo com a distribuição definida. O teste KS é então determinada como sendo o máximo entre a discrepâncias negativas e positivas, calculadas separadamente, conforme as equações 4, 5 e 6:

$$D = \max(D^+, D^-) \quad (4)$$

$$D^+ = \max\left(\frac{i}{n} - F(x)\right), \quad i = 1, \dots, n \quad (5)$$

$$D^- = \max\left[F(x) - \frac{(i-1)}{n}\right], \quad i = 1, \dots, n \quad (6)$$

onde:  $D$  é o valor de KS;

$i$  *inésimo* ponto da amostra estudada;

$n$  quantidade de pontos;

$F(x)$  distribuição acumulada dos dados esperados

### Anderson-Darling

Este é um teste de ajuste cumulativo da distribuição, que dá um peso maior as extremidades da distribuição. Este teste calcula a integral do quadrado da diferença entre os dados estudados e os da distribuição definida. Sendo calculada pela equação 7:

$$W^2 = n \int_{-\infty}^{\infty} \frac{[F_n(x) - F(x)]^2}{F(x)[1 - F(x)]} dF(x) \quad (7)$$

onde:  $W^2$  valor do teste de Anderson-Darling;  
 $n$  número de dados;  
 $F(x)$  distribuição cumulativa dos dados esperados;  
 $F_n(x)$  distribuição cumulativa dos dados estudados.

Após serem feitos os testes, deve-se comparar seu valor com um nível de significância adequado para cada tipo de teste, como o usado para o teste de Anderson-Darling, com  $\alpha=0.05$ . Assim, se o valor do teste for maior que este nível de significância, tal distribuição não deve ser descartada.

Enquanto os testes estatísticos apresentados possam ser úteis, o p-valor é um teste que vem sendo amplamente empregado, e se mostra mais útil na determinação de aderência. O p-valor está definido como a probabilidade que outra amostra tem de ser tão incomum quanto a amostra definida. Um p-valor pequeno indica que a amostra atual é altamente improvável, e então, devendo ser rejeitada. Reciprocamente, um p-valor alto indica que a amostra é provável e seria repetida, e não deve ser rejeitada.

### Geração de cenários de simulação

Para a determinação do value-at-risk, é de extrema importância a geração dos cenários utilizados na simulação de Monte Carlo. A crítica sobre a utilização de valores

históricos para a tomada de decisão realizada por alguns autores é, de certo modo, atenuada na simulação de Monte Carlo, pois deixa de se acreditar apenas que o futuro irá se repetir. Neste método, não é considerado que o passado se repetirá no futuro, mas que a combinação de situações que desencadearam determinadas respostas no sistema, podem ocorrer combinadas com outras, que ocorreram em épocas diferentes. Assim, o método de Monte Carlo utiliza a geração de cenários com base em métodos aleatórios, de modo a obter uma gama de respostas, a serem tratadas estatisticamente no processo de tomada de decisão.

A questão abordada na geração de cenários consiste em determinar um método ou procedimento para a geração aleatória de cenários. Na verdade, as técnicas utilizadas para a geração de cenários consistem em utilizar procedimentos de amostragem. Duas questões envolvem esta fase do método de Monte Carlo, sendo a primeira a determinação do método de amostragem e a segunda envolve o número de rodadas de simulação necessárias.

Para FISHMAN (1996) e SALIBY (2002) o processo de amostragem é definido como uma técnica de extração de um subconjunto, por algum método, da população. Normalmente a população constitui o conjunto de dados. Segundo os mesmos autores, o processo de amostragem consiste em determinar uma população, chamado conjunto  $L$ , e a partir das técnicas existentes gerar subconjuntos  $A_1, A_1, \dots, A_m$ . A relação que existe entre estas amostras e a população é a seguinte:  $A_1 \subseteq L$ ,  $A_1 \subseteq L$ , ...,  $A_m \subseteq L$ . Geralmente, a geração de cenários utiliza as técnicas de amostragem aleatória simples.

### **Amostragem aleatória simples**

Segundo GUIMARÃES (2012), a amostragem aleatória simples consiste no método de construção de amostras, utilizando-se números aleatórios. O processo de geração de amostras em uma simulação de Monte Carlo consiste em selecionar um ponto em um espaço  $n$ -dimensional. Deste modo, para uma determinada variável aleatória  $X$ , que possui uma função distribuição acumulada  $F$  que relaciona particulares valores de  $X$  com um número real  $R_i \in [0,1]$ , a amostragem aleatória consiste em determinar, com base na equação 8, um ponto em um espaço  $S$ , definido pelo vetor expresso na equação 9.

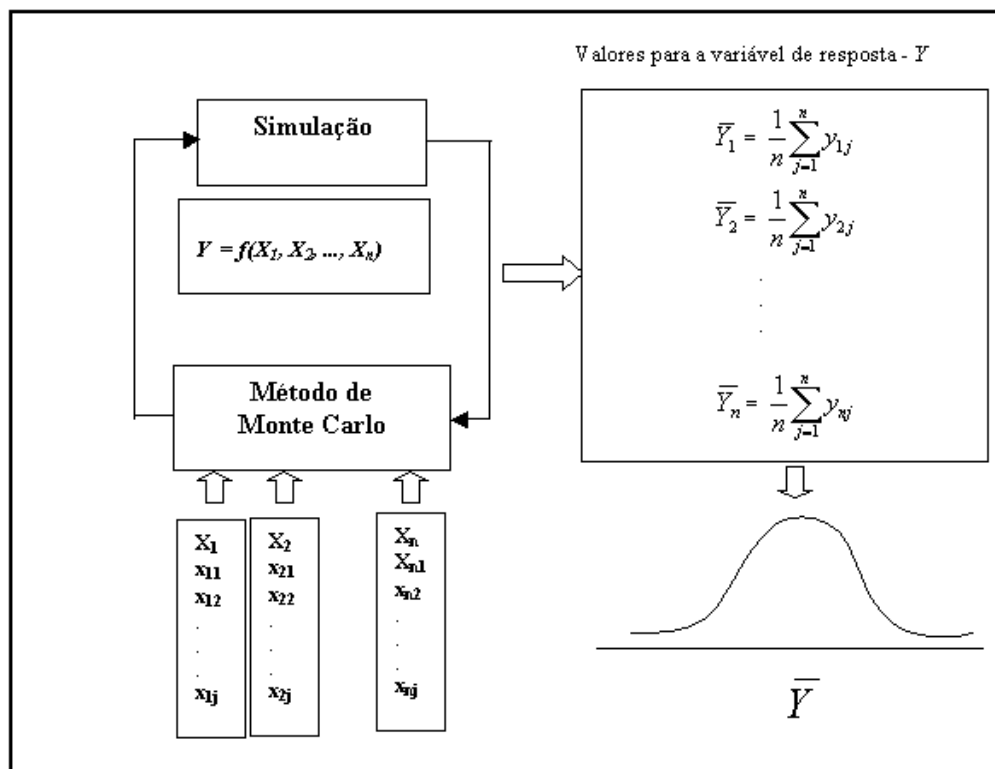
$$R_i = F(x_i), \quad i=1,2,3, \dots, n \quad \text{Equação (8)}$$

$$\vec{R} = (R_1, R_2, \dots, R_n), \quad R_i \in [0,1], \quad i=1,2,3, \dots, n \quad \text{Equação (9)}$$

#### 4.9 SIMULAÇÃO E INTERPRETAÇÃO DA ANÁLISE DE RISCOS

O processo de simulação consiste em gerar diferentes cenários e para cada um deles calcular o valor da variável dependente  $Y$ , sendo que  $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_N)$ . Nesta fase, já é possível diferenciar o processo de simulação composto por duas fases, conforme apresenta a Figura 3 . A primeira diz respeito à amostragem que, como foi discutido anteriormente, utiliza a amostragem aleatória ou método de Monte Carlo para compor e selecionar as diferentes amostras de um conjunto de variáveis independentes  $X_i$ . A segunda fase corresponde a própria simulação, ou seja, a seleção de diferentes amostras e estimativa da variável dependente  $Y$ . Deste modo, cada rodada de simulação corresponde à geração de  $n$  valores da variável dependente, sendo  $n$  o tamanho da amostra (FISHMAN, 1996).

Figura 3 – Representação da simulação de Monte Carlo



FONTE: Soares Júnior, 2012.

É importante ressaltar que não se obtém uma resposta única ao se utilizar a Simulação de Monte Carlo, e sim uma gama de respostas. Como, por exemplo, são fornecidas distribuições de frequência, um valor médio, desvio padrão, probabilidade de ocorrência de um valor ser “menor ou maior que...”, entre outros.

Deste modo, é necessário fazer uma análise mais detalhada do resultado final do estudo, pois ele não fornece uma resposta direta (investir ou não investir) e sim possibilidades e riscos. A partir daí, cabe à empresa, no caso do presente trabalho, a partir dos resultados encontrados e dos riscos, mensurar de acordo com suas metas e objetivos se a implantação do projeto é viável considerando o risco e as possibilidades encontradas através da simulação.

## 5. COLETA DE DADOS

Como dito anteriormente, o CFaR utiliza-se de um fluxo de caixa de uma empresa não financeira, no caso do presente trabalho, uma montadora automobilística. A partir do uso de algumas variáveis que apresentam elevada probabilidade de variância devido à economia brasileira, conseguiu-se elaborar o fluxo de caixa e a realização de diversas simulações foi possível.

A parte de maior dificuldade na execução do presente trabalho foi a obtenção dos dados para realização das simulações dos diferentes cenários envolvidos. A empresa automobilística estudada dificultou a entrega dos dados, por serem de certa forma confidenciais. Mas após diversos contatos o fluxo de caixa abaixo foi obtido como mostrado na Figura 4:

Figura 4 – Fluxo de caixa

Ano Período	2012 0	2013 1	2014 2	2015 3	2016 4	2017 5
<b>Receita Bruta</b>			R\$ 3.571.484.500,00	R\$ 3.571.484.500,00	R\$ 3.571.484.500,00	R\$ 3.571.484.500,00
IPI			R\$ 1.200.484.980,00	R\$ 1.200.484.980,00	R\$ 1.200.484.980,00	R\$ 1.200.484.980,00
ICMS			R\$ 857.156.280,00	R\$ 857.156.280,00	R\$ 857.156.280,00	R\$ 857.156.280,00
<b>Receita líquida</b>			<b>R\$ 1.513.843.240,00</b>	<b>R\$ 1.513.843.240,00</b>	<b>R\$ 1.513.843.240,00</b>	<b>R\$ 1.513.843.240,00</b>
Custos e despesas			R\$ 1.785.742.250,00	R\$ 1.785.742.250,00	R\$ 1.785.742.250,00	R\$ 1.785.742.250,00
Depreciação			R\$ 172.200.000,00	R\$ 172.200.000,00	R\$ 172.200.000,00	R\$ 172.200.000,00
<b>Lucro tributável</b>			<b>-R\$ 444.099.010,00</b>	<b>-R\$ 444.099.010,00</b>	<b>-R\$ 444.099.010,00</b>	<b>-R\$ 444.099.010,00</b>
Imposto de renda			-R\$ 150.993.663,40	-R\$ 150.993.663,40	-R\$ 150.993.663,40	-R\$ 150.993.663,40
Investimento fixo	-R\$ 855.652.173,91	-R\$ 1.283.478.260,87	-R\$ 320.869.565,22			
Depreciação			R\$ 172.200.000,00	R\$ 172.200.000,00	R\$ 172.200.000,00	R\$ 172.200.000,00
Resultado não operacional						
Valor residual						R\$ 1.500.000.000,00
<b>Fluxo de caixa livre</b>	<b>-R\$ 855.652.173,91</b>	<b>-R\$ 1.283.478.260,87</b>	<b>-R\$ 441.774.911,82</b>	<b>-R\$ 120.905.346,60</b>	<b>-R\$ 120.905.346,60</b>	<b>R\$ 1.379.094.653,40</b>

Ano Período	2012 0	2013 1	2014 2	2015 3	2016 4	2017 5
<b>Ganhos com redução IPI</b>	<b>R\$ 0,00</b>	<b>R\$ 0,00</b>	R\$ 1.071.445.350,00	R\$ 1.071.445.350,00	R\$ 1.071.445.350,00	R\$ 1.071.445.350,00
<b>Fluxo de caixa Base+benefi</b>	<b>-R\$ 855.652.173,91</b>	<b>-R\$ 1.283.478.260,87</b>	R\$ 629.670.438,18	R\$ 950.540.003,40	R\$ 950.540.003,40	R\$ 2.450.540.003,40

A partir da obtenção do fluxo de caixa, foram desenvolvidos os possíveis cenários de interesse baseados tanto em dados fornecidos pela empresa quanto em dados buscados na literatura. A partir disso, o cenário foi modelado dentro do programa Microsoft Excel, com o auxílio da aplicação Crystal Ball para que os resultados fossem obtidos. Tal aplicação é utilizada para medir riscos, fazer simulações e prever séries a partir do desenvolvimento de modelos que trazem uma forma acessível e realística de modelar incertezas e permitir a medição dos riscos.

Pode ser destacado o desconto considerado de 30% o IPI considerado, que deixou seu valor inicial de 37% e passou para 7%, contando com que a empresa conseguisse a isenção do dessa parte do imposto ao se adaptar ao programa Inovar-Auto.

Junto a isso, as variáveis citadas anteriormente, dotadas de elevado grau de incertezas e variabilidades como a taxa de juros, a previsão de vendas de carros e o preço de cada modelo foram consideradas buscando a formulação do fluxo de caixa sob risco, que aqui, visa avaliar se perante o cenário proposto, o investimento em implantar a nova unidade fabril irá trazer um retorno positivo para empresa em alguns anos, ou se existirá prejuízo. A modelagem das variáveis está representada como mostra a Figura 5:

Figura 5 – Modelagem do Fluxo de Caixa

			8 meses - Ano0=	RS 855.652.173,91		3 meses - Ano2=	RS 320.869.565,22
<b>INVESTIMENTO:</b>	<b>RS 2.460.000.000,00</b>	OK	12 meses-Ano1=	RS 1.283.478.260,87			
<b>DADOS DOS PRODUTOS:</b>	<b>RS 1.404.960.588,50</b>						
	Quantidade Produto 1- March:	24650	Preço Produto 1:	RS 32.966,85			
	Quantidade Produto 2 - Versa:	15400	Preço Produto 2:	RS 38.462,84			
<b>CUSTOS DE PRODUÇÃO:</b>		59%	Preço do carro				
<b>DESPESAS:</b>		26,5%					
<b>IMPOSTOS:</b>							
	<b>IPI:</b>	7%	Base March	RS 29.949,08	Base Versa	RS 34.942,00	
	<b>ICMS, ICMST, PIS, COFINS:</b>	24%					
<b>TAXAS DE DEPRECIACÃO:</b>							
	<b>Equipamento 1:</b>	20%	ao ano		2%	ao mês	
<b>TAXAS DE IMPOSTO:</b>							
	<b>Imposto de renda:</b>	34%	ao ano		3%	ao mês	
<b>VALOR RESIDUAL:</b>							
<b>TAXA DE JUROS=</b>	13,25%	a.a.c.a					



## 6. APLICAÇÃO E RESULTADOS

Para aplicar a teoria apresentada, foram utilizados os dados descritos acima, pertencentes à uma empresa comercial do setor automobilístico de origem Japonesa localizada em Resende/RJ.

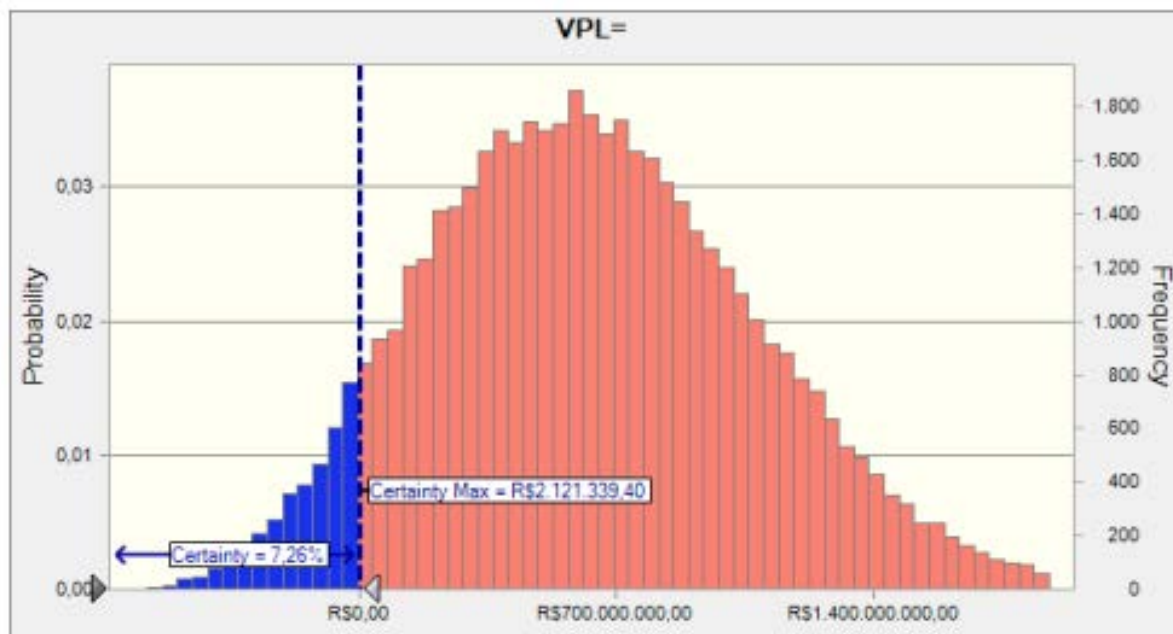
Foram consideradas a projeção de vendas fornecida pela própria empresa, a previsão da quantidade esperada de carros a serem vendidos, a taxa de juros e o valor residual como variáveis instáveis, que representam a essência do fluxo de caixa sob risco, que visa deixar de lado uma visão determinística, que só olha para o passado e um banco de dados, mas passa a olhar todas as variáveis presentes no mercado, tentando tornar o modelo cada vez mais em acordo com a realidade. Além disso, visa determinar se existe a possibilidade de o fluxo de caixa atingir um valor zero num determinado tempo  $t$ .

A partir da simulação de Monte Carlo foi encontrada a distribuição aproximada real a partir da realização de 50 mil simulações. Como pode ser visto na Figura 6, a chance de um resultado que leve ao prejuízo é de 7,26%, contra 92,74% de um payback positivo.

Vale ressaltar que com tal probabilidade de erro, a implantação do projeto depende muito do intervalo de confiabilidade com que a indústria em questão trabalha. Caso trabalhe com 95% de confiabilidade, a implementação não deve ocorrer, já que o valor encontrado foi de 92,74%. Já se o número trabalhado pela empresa for de 90%, o modelo simulado irá atender as exigências para a construção da fábrica e tentativa de aderir ao programa inovar Auto.

Como pode ser visto na Figura 6, o relatório da simulação de Monte Carlo, é fornecido um valor de retorno máximo de R\$2.121.339,40, que seria um elevado valor de rentabilidade. O retorno só seria zero ou passaria a ser negativo nos 7,26% abaixo do índice R\$0,00.

Figura 6 – Relatório da simulação de Monte Carlo



## 7. CONCLUSÃO

A Simulação de Monte Carlo, aliado à técnica do Fluxo de Caixa sob Risco se mostrou adequado à projeção financeira do fluxo de caixa operacional da indústria estudada. Ao contrário de abordagens determinísticas, onde o risco na projeção é desconsiderado, foram criadas a partir da Simulação de Monte Carlo em conjunto com a consideração de possíveis riscos de mercado, situações futuras de forma aleatória de acordo com o fluxo de caixa e os dados obtidos com a empresa estudada e possibilitou a quantificação da probabilidade de um fluxo de caixa chegar a ficar negativo em um dado período de tempo, que seria o risco que poderia ser encontrado pela utilização do CFaR.

A Simulação de Monte Carlo pode ser utilizada para períodos maiores que o considerado no presente trabalho, embora deva ser reconhecido o maior risco devido ao maior tempo, o que traria uma variabilidade maior nas previsões.

A partir dos resultados, cabe à empresa minimizar o efeito de afastamentos não desejados dos valores que seriam esperados, assim como a tentativa de evitar a ocorrência dos mesmos.

Dados os resultados encontrados, a conclusão é de que, uma vez que um risco de 7,26% esteja dentro do aceitável para a empresa, a geração de valor para a empresa é bastante positiva e a possibilidade de prejuízos é bastante reduzida considerando os gastos que serão realizados na implementação da planta produtiva para adesão ao programa governamental INOVAR-AUTO.

## REFERÊNCIAS

PEROBELLI, F. F. C.; JANUZZI, F. V.; BERBET, L. J. S.; MEDEIROS, D. S. Fluxo de caixa em risco : diferentes métodos de estimação testados no setor siderúrgico brasileiro. **Revista Brasileira de Finanças**, 2007, Vol. 5, No. 2, PP. 165-204.

CORREIA NETO, J. F. C.; 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**, Edição 27, Vol. 8, No. 3, Mai-Jun 2002.

ANDRÉN, N.; JANKENSGARD, H.; OXELHEIM, L. Exposure-based Cash-Flow-at-Risk under macroeconomic uncertainty. **Journal of Applied Corporate Finance**, Summer Issue, 2005.

ORAL, C.; AKKAYA, G. C. Cash Flow at Risk: a tool for financial planning. **Procedia Economics and Finance Journal**, 23 (2015), PP. 262-266.

STEIN, C. J.; USHER, S. E.; LAGATTUTA, D.; YOUNGEN, J. A comparables approach to measuring Cashflow-At-Risk for non-financial firms. **Journal of Applied Corporate Finance**, Vol. 13.4, Winter 2011.

SOARES JÚNIOR, M. **Modelagem matemática aplicada a precificação de opções**. 2012. 43 f. Trabalho de Graduação (Licenciatura em Matemática) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2012.

DAYWES NETO, P.; DOMINGUES, E.G.; Calixto, W.P., Alves, A.J.; Lima, R.A. **Investment risk analysis for eolic power plants in the free contracting environment**. In: International Conference on Industrial Technology, 2015, Seville, Spain, 16 June 2015, Pages 2783-2788

AMÉDÉE-MANESME, C.O.; BARTHÉLÉMY, F.; BARONI, M.; DUPUY, E. Combining Monte Carlo simulations and options to manage the risk of real estate portfolios. **Journal of Property Investment and Finance**, Vol. 31, July 2013, PP. 360-389.

NUNES, R.P. **Análise do fluxo de caixa em risco para uma empresa produtora de derivados de petróleo**. Rio de Janeiro, 2009. 163p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

PEROBELLI, F. F. C.; JANUZZI, F. V.; BERBERT, L. J. S.; MEDEIROS, D. S. P.; PROBST, L. G. S. Testando o “Cash-Flow-at-Risk” em empresas têxteis. **Revista Nova Economia Belo Horizonte**, Vol. 21, pgs. 225-261, maio-agosto de 2011.

ALBUQUERQUE, Á. R. **Fluxo de caixa em risco: uma nova abordagem para o setor de distribuição de energia elétrica**. Rio de Janeiro, 2008. 116p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

## **BIBLIOGRAFIA CONSULTADA**

KIM, B. Integrating risk assessment and actual performance for probabilistic project cost forecasting: a second moment bayesian model. **IEEE Transactions on Engineering Management**, 11 March 2015.

HILDEBRAND, F. P. (2013). **A simulação de Monte Carlo como instrumento fundamental para a análise de viabilidade econômica: A implementação de uma fundição de ferro em uma empresa metalúrgica**. Guaratinguetá.

OGATA, C. R. D.; OLIVEIRA, S. C. K.; CAMARGO, T. M.; LEMES, D. P. P.; CATAPAN, A.; MARTINS, P. F. Design automation for investment in Brazil: A review with the use of multi-index methodology and Monte Carlo simulation. **Revista Espacios**, Vol. 35, Article 18, 2014.

AMIGUN, B.; PETRIE, D.; GÖRGENS, J. Economic risk assessment of advanced process technologies for bioethanol production in South Africa: Monte Carlo analysis. **Elsevier Journal**, Vol. 36, Pages 3178-3186, November 2011.

ROBERT, C. P.; CASELLA G. **Monte Carlo Statistical Methods**, 1ª Ed., Editora Springer, 1999.

RUBINSTEIN, R. Y.; KROESE, D. P.; **Simulation and the Monte Carlo Method**, 2ª Ed., Ed. Wiley, 2008.

SAMANEZ, C. P. **Gestão de Investimentos e Geração de Valor**, 1ª Ed., Editora Person, 2007.

ZHAO, F.; DASH WU, D.; LIANG, L.; DOLGUI, A. Cash flow risk in dual-channel supply chain. **International Journal of Production Research**, Vol. 53, Pages 3678-3691, 18 June 2015.

XIA, S. L.; **Valuation of enterprises brand assets based on risk cash flow**. In: 12<sup>th</sup> International Conference on Service Systems and Service Management, Guangzhou, China, 22 June 2015.

MAGNI, C.A. Aggregate return on investment for investments under uncertainty. **International Journal of Production Economics**, Vol. 165, 1 July 2015, Pages 29-37.

VILLENEUVE, S.; WARIN, X. Optimal liquidity management and hedging in the presence of a non-predictable investment opportunity. **Mathematics and Financial Economics**, Vol.8, 1 March 2014, Pages 193-227.

HAN, S. H.; PARK, H. K.; YEOM, S. M.; CHAE, M. J.; KIM, D.Y. Risk-integrated cash flow forecasting for overseas construction projects. **KSCE Journal of Civil Engineering**, Vol. 18, May 2014, Pages 875-886.

BERNABEU, G. A.; BENITO, A.; BRAVO, M.; PLA-SANTAMARIA, D. Photovoltaic Power plants: a multicriteria approach to investment decisions and a case study in western Spain. **Annals of Operations Research**, 27 March 2015, 13 pages.

YAN, M.; HALL, M. J. B.; TURNER, P. Estimating liquidity risk using the exposure-based Cash-Flow-at-Risk approach: an application to the UK banking sector. **International Journal of Finance and Economics**, Vol. 19, PP. 225-238, 2014

TANGSUCHEEVA, R.; PRABHU, V. Stochastic financial analytics for cash flow forecasting. **International Journal of Production Economics**, Vol. 158, PP. 65-76, 2014

**ANEXO A - CARACTERÍSTICAS DA DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE,  
DISTRIBUIÇÕES CONTÍNUAS E AS DISTRIBUIÇÕES DISCRETAS**

<b>Uniforme</b>	<b>U(a,b)</b>
Possibilidade de Aplicações	Usada como um primeiro modelo para uma quantidade que é sentida com o sendo aleatoriamente variando entre dois valores $a$ e $b$ , mas poucas informações são conhecidas. A distribuição $U(0,1)$ é essencial para a geração de variáveis aleatórias em outras distribuições.
Densidade de probabilidade	$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{se } a \leq x \leq b \\ 0 & \text{para outros valores de } x \end{cases}$
Distribuição acumulada	$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{se } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{se } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{se } b < x \end{cases}$
Parâmetros	$a$ e $b$ números reais com $a < b$ ; $a$ é um parâmetro de <i>location</i> e $b$ é um parâmetro de escala.
Escala	$[a,b]$
Média	$\frac{a+b}{2}$
Variância	$\frac{(b-a)^2}{12}$
Moda	Não existe um único valor
Comentários	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. A distribuição <math>U(0,1)</math> é um caso especial da distribuição beta (quando <math>\alpha_1 = \alpha_2 = 1</math>).</li> <li>2. Se <math>X</math> é distribuído como <math>U(0,1)</math> e <math>[x, x + \Delta x]</math> é um sub-intervalo de <math>[0,1]</math> com <math>\Delta x \geq 0</math>:</li> </ol>



	$P\{X \in [x, x + \Delta x]\} = \int_x^{x+\Delta x} 1 dx = (x + \Delta x) - x = \Delta x$
--	---

<b>Exponencial</b>	<b>expo(<math>\beta</math>)</b>
Possibilidade de Aplicações	Utilizada para representar tempos entre eventos independentes, como por exemplo, tempo de chegada de clientes em uma empresa prestadora de serviço, que ocorre a uma taxa constante.
Densidade de probabilidade	$f(x) = \begin{cases} \left(\frac{1}{\beta}\right)e^{-x/\beta} & \text{se } x \geq 0 \\ 0 & \text{para outros valores de } x \end{cases}$
Distribuição acumulada	$F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-x/\beta} & \text{se } x \geq 0 \\ 0 & \text{para outros valores de } x \end{cases}$
Parâmetros	Parâmetro de escala $\beta > 0$
Escala	$[0, \infty)$
Média	$\beta$
Variância	$\beta^2$
Moda	0
Comentários	<ol style="list-style-type: none"> <li>1 A distribuição expo (<math>\beta</math>) é um caso especial da distribuição Gamma e Weibull (quando o parâmetro de forma <math>\alpha = 1</math> e o parâmetro de escala é <math>\beta</math> em ambos os casos).</li> <li>2 Se <math>X_1, X_2, \dots, X_m</math> são variáveis aleatórias independentes expo(<math>\beta</math>), então <math>X_1, X_2, \dots, X_m</math> pode ser aproximada por uma distribuição gamma(<math>m, \beta</math>), também chamada de distribuição <math>m</math>-Erlang.</li> </ol>

	3 A distribuição exponencial é a única distribuição contínua com propriedade de memorização.
<b>Gamma</b>	<b>gamma(<math>\alpha,\beta</math>)</b>
Possibilidade de Aplicações	Tempo para completar algumas tarefas.
Densidade de probabilidade	$f(x) = \begin{cases} \frac{\beta^{-\alpha} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta}}{\Gamma(\alpha)} & \text{se } x \geq 0 \\ 0 & \text{para outros valores de } x \end{cases}$ <p>Sendo <math>\Gamma(\alpha)</math> a função Gamma, definida para <math>\Gamma(z) = \int_0^{\infty} t^{z-1} e^{-t} dt</math> para qualquer número real <math>z &gt; 0</math>. Algumas propriedades da função gamma: <math>\Gamma(z+1) = z\Gamma(z)</math> para qualquer <math>z &gt; 0</math>; <math>\Gamma(k+1) = k!</math> para qualquer valor de <math>k</math> não negativo. <math>\Gamma(k+1/2) = \sqrt{\pi} \cdot 1.3.5\dots(2k-1)/2^k</math> para qualquer valor positivo inteiro para <math>k</math>. <math>\Gamma(1/2) = \sqrt{\pi}</math></p>
Distribuição acumulada	<p>Se <math>\alpha</math> não é um número inteiro, não existe forma definida para a distribuição. Se <math>\alpha</math> é um número inteiro positivo, então:</p> $F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-x/\beta} \sum_{j=1}^{\alpha-1} \frac{(x/\beta)^j}{j!} & \text{se } x > 0 \\ 0 & \text{para outros valores de } x \end{cases}$
Parâmetros	Parâmetro de forma $\alpha > 0$ , parâmetro de escala $\beta > 0$
Escala	$[0, \infty)$
Média	$\alpha \beta$

Variância	$\alpha \beta^2$
Moda	$\beta (\alpha - 1)$ se $\alpha \geq 1$ , 0 se $\alpha < 1$
Comentários	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. expo (<math>\beta</math>) e gamma (<math>1, \beta</math>) são a mesma distribuição.</li> <li>2. Para um valor inteiro positivo <math>m</math>, a distribuição gamma (<math>m, \beta</math>) é chamada de distribuição <math>m</math>-Erlang (<math>\beta</math>).</li> <li>3. A distribuição <math>k</math>-quadrado com <math>k</math> graus de liberdade é a mesma que a distribuição gamma(<math>k/2, 2</math>).</li> <li>4. Se <math>X_1, X_2, \dots, X_m</math> são variáveis aleatórias independentes com <math>X_i</math> podendo ser expresso pela distribuição gamma(<math>\alpha, \beta</math>), então <math>X_1, X_2, \dots, X_m</math> pode ser aproximada por uma distribuição gamma(<math>\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_m, \beta</math>), também chamada de distribuição <math>m</math>-Erlang.</li> <li>5. Se <math>X_1</math> e <math>X_2</math> são variáveis aleatórias independentes com <math>X_i</math> aproximada gamma(<math>\alpha, \beta</math>), então <math>X_1/(X_1+X_2)</math> pode ser aproximado por uma distribuição beta (<math>\alpha_1, \alpha_2</math>)</li> <li>6. <math display="block">\lim_{x \rightarrow 0} f(x) = \begin{cases} \infty &amp; \text{se } \alpha &lt; 1 \\ \frac{1}{\beta} &amp; \text{se } \alpha = 1 \\ 0 &amp; \text{se } \alpha &gt; 1 \end{cases}</math></li> </ol>
<b>Weibull</b>	<b>Weibull(<math>\alpha, \beta</math>)</b>
Possibilidade de Aplicações	Largamente utilizadas em modelos de confiabilidade e tempo para completar algumas tarefas.
Densidade de probabilidade	$f(x) = \begin{cases} \alpha \beta^{-\alpha} x^{\alpha-1} e^{\left(-x/\beta\right)^\alpha} & \text{se } x > 0 \\ 0 & \text{para outros valores de } x \end{cases}$
Distribuição acumulada	

	$F(x) = \begin{cases} 1 - e^{(-x/\beta)^\alpha} & \text{se } x > 0 \\ 0 & \text{para outros valores de } x \end{cases}$
Parâmetros	Parâmetro de forma $\alpha > 0$ , parâmetro de escala $\beta > 0$
Escala	$[0, \infty)$
Média	$\frac{\beta}{\alpha} \Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)$
Variância	$\frac{\beta^2}{\alpha} \left\{ 2\Gamma\left(\frac{2}{\alpha}\right) - \frac{1}{\alpha} \left[ \Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right) \right]^2 \right\}$
Moda	$\begin{cases} \beta \left( \frac{\alpha-1}{\alpha} \right)^{1/\alpha} & \text{se } \alpha \geq 1 \\ 0 & \text{se } \alpha < 1 \end{cases}$
Comentários	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. expo (<math>\beta</math>) e Weibull (<math>1, \beta</math>) são a mesma distribuição.</li> <li>2. <math>X</math> pode ser aproximado por uma distribuição Weibull (<math>\alpha, \beta</math>) se e somente se <math>X^\alpha</math> puder ser expresso por uma distribuição <math>\exp(\beta^\alpha)</math>.</li> <li>3. O logaritmo natural de uma variável aleatória Weibull tem uma distribuição conhecida como <b>valor extremo</b> ou <b>Distribuição de Gumbel</b>.</li> <li>4. Conforme <math>\alpha \rightarrow \infty</math>, a distribuição Weibull se torna degenerada em <math>\beta</math>. Deste modo, distribuição densidade Weibull para um elevado valor de <math>\alpha</math>, tem um pico na moda.</li> <li>5. <math>\lim_{x \rightarrow 0} f(x) = \begin{cases} \infty &amp; \text{se } \alpha &lt; 1 \\ 1 &amp; \text{se } \alpha = 1 \\ \beta &amp; \text{se } \alpha &gt; 1 \\ 0 &amp; \end{cases}</math></li> </ol>
<b>Normal</b>	<b>Normal(<math>\mu, \sigma^2</math>)</b>

Possibilidade de Aplicações	Representa quantidades, como por exemplo, medidas de erros, que são resultantes da soma de uma vasta quantidade de outros fatores (em virtude do teorema central do limite).
Densidade de probabilidade	$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad \text{para qualquer valor real de } x$
Distribuição acumulada	Não existe uma forma definida
Parâmetros	Parâmetro de <i>location</i> $\mu \in (-\infty, \infty)$ , parâmetro de escala $\sigma > 0$ .
Escala	$(-\infty, \infty)$
Média	$\mu$
Variância	$\sigma^2$
Moda	$\mu$
Comentários	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Se duas variáveis aleatórias não são correlacionadas, elas são independentes. Para as outras distribuições isto não ocorre.</li> <li>2. suponha que a união da distribuição <math>X_1, X_2, \dots, X_m</math> é uma normal multivariada e <math>\mu_i = E(X_i)</math> e <math>C_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j)</math>. Então para qualquer número real <math>a, b_1, b_2, \dots, b_m</math>, a variável aleatória <math>a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_mX_m</math> pode ser uma distribuição normal com média <math>\mu = a + \sum_{i=1}^m b_i\mu_i</math> e a variância pode ser dada por <math>\sigma^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m b_i b_j C_{ij}</math>. Note que não é necessário assumir independência do <math>X_i</math>. Se o as variáveis são</li> </ol>

	<p>independentes , então <math>\sigma^2 = \sum_{i=1}^m b_i^2 Var(X_i)</math></p> <p>3. A distribuição <math>N(0,1)</math> é freqüentemente chamada de <i>distribuição normal padronizada</i>.</p> <p>4. Se <math>X</math> tem uma distribuição normal <math>N(\mu, \sigma^2)</math>, então <math>e^x</math> tem uma distribuição <i>Lognormal</i> com parâmetros <math>\mu</math> e <math>\sigma</math>, denotada por <math>LN(\mu, \sigma^2)</math>.</p> <p>5. Se <math>X</math> pode ser aproximado por uma normal <math>N(0,1)</math>, se <math>Y</math> tem uma distribuição Qui-quadrado, com <math>k</math> graus de liberdade, e se <math>X</math> e <math>Y</math> são independentes, então <math>X/\sqrt{Y/k}</math> tem uma distribuição <math>t</math>, com <math>k</math> graus de liberdade ( as vezes chamada <b>Distribuição <math>t</math> Students</b>).</p>
<b>Lognormal</b>	<b><math>LN(\mu, \sigma^2)</math></b>
Possibilidade de Aplicações	Representa quantidades, como por exemplo, erros de medidas que são resultados de um grande número de outras quantidades.
Densidade de probabilidade	$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \frac{-(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2} & \text{se } x > 0 \\ 0 & \text{para outros valores de } x \end{cases}$
Distribuição acumulada	Sem uma forma definida
Parâmetros	Parâmetro de forma $\sigma > 0$ , parâmetro de escala $\mu \in (-\infty, \infty)$
Escala	$[0, \infty)$
Média	$e^{\mu + \sigma^2/2}$

Variância	$e^{2\mu+\sigma^2} (e^{\sigma^2} - 1)$
<b>Beta</b>	<b>beta(<math>\alpha_1, \alpha_2</math>)</b>
Possibilidade de Aplicações	Usada para modelagem de sistemas, quando não se dispõe de dados. É utilizada para uma proporção aleatória, como por exemplo, a proporção de itens defeituosos em um lote de peças.
Densidade de probabilidade	$f(x) = \begin{cases} \frac{x^{\alpha_1-1}(1-x)^{\alpha_2-1}}{B(\alpha_1, \alpha_2)} & \text{se } 0 < x < 1 \\ 0 & \text{para outros valores de } x \end{cases}$ <p>Sendo <math>B(\alpha_1, \alpha_2)</math> a função beta, definida por:</p> $B(z_1, z_2) = \int_0^1 t^{z_1-1}(1-t)^{z_2-1} dt$ <p>Para qualquer número real <math>z_1 &gt; 0</math> e <math>z_2 &gt; 0</math>. Algumas propriedades da função beta:</p> $B(z_1, z_2) = B(z_2, z_1) \text{ e } B(z_1, z_2) = \frac{\Gamma(z_1)\Gamma(z_2)}{\Gamma(z_1 + z_2)}$
Distribuição acumulada	Não apresenta uma forma definida. Se ambos $\alpha_1$ e $\alpha_2$ é um inteiro positivo, uma expansão binomial pode ser usada para obter $F(x)$ , a qual será um polinômio em $x$ , e as raízes de $x$ serão, em geral, número reais positivos variando de 0 a $\alpha_1 + \alpha_2 - 1$
Parâmetros	Parâmetros de forma $\alpha_1 > 0$ e $\alpha_2 > 0$
Escala	[0,1]
Média	$\frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2}$

Variância	$\frac{\alpha_1 \alpha_2}{(\alpha_1 + \alpha_2)^2 (\alpha_1 + \alpha_2 + 1)}$
Moda	$\left\{ \begin{array}{ll} \frac{\alpha_1 - 1}{\alpha_1 + \alpha_2 - 2} & \text{se } \alpha_1 > 1 \quad \alpha_2 > 1 \\ 0 \text{ e } 1 & \text{Se } \alpha_1 < 1 \quad \alpha_2 < 1 \\ 0 & \text{se } \alpha_1 < 1 \quad \alpha_2 \geq 1 \quad \alpha_2 = 1 \quad \alpha_2 > 1 \\ 1 & \text{se } \alpha_1 \geq 1 \quad \alpha_2 < 1 \\ \text{não existe um valor} & \alpha_1 = \alpha_2 = 1 \end{array} \right.$
Comentários	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. U (0,1) e beta (1,1) são a mesma distribuição.</li> <li>2. Se <math>X_1</math> e <math>X_2</math> são variáveis aleatórias independentes, com <math>X_1</math> de distribuição gamma (<math>\alpha_1, \beta</math>), então <math>X_1 / (X_1 + X_2)</math> pode ser aproximado por uma distribuição beta (<math>\alpha_1, \alpha_2</math>).</li> </ol>