

**RENATO MAESTRE FIORINI**

**RISCOS OPERACIONAIS**

**MODELAGEM DE FRAUDES E AÇÕES CÍVEIS EM UMA  
INSTITUIÇÃO FINANCEIRA PARA ALOCAÇÃO DE CAPITAL**

Trabalho de Formatura apresentado à  
Escola Politécnica da Universidade de São  
Paulo para a obtenção do Diploma de  
Engenheiro de Produção.

São Paulo

2003

**RENATO MAESTRE FIORINI**

**RISCOS OPERACIONAIS**

**MODELAGEM DE FRAUDES E AÇÕES CÍVEIS EM UMA  
INSTITUIÇÃO FINANCEIRA PARA ALOCAÇÃO DE CAPITAL**

Trabalho de Formatura apresentado à  
Escola Politécnica da Universidade de São  
Paulo para a obtenção do Diploma de  
Engenheiro de Produção.

Orientador:  
Prof. Álvaro Euzébio Hernandez

São Paulo  
2003

À minha família, namorada Liliana, amigos das turmas da mecânica e produção e demais colegas politécnicos que me apoiaram e me incentivaram durante o curso e o desenvolvimento deste trabalho de formatura.

## **RESUMO**

Atualmente não existem modelos e procedimentos formais para a modelagem de risco operacional. O presente trabalho consiste em uma tentativa exploratória para modelar os riscos operacionais utilizando as técnicas estatísticas adequadas. Possui o objetivo de ajudar a definir quais são estes modelos e procedimentos formais a serem adotados e identificar quais os desafios que surgem durante a modelagem.

Este trabalho é relevante porque no futuro será necessário que as instituições financeiras atendam a uma regulamentação internacional, conhecida como o Novo Acordo de Capitais da Basileia, que está em fase final de elaboração e está prevista para entrar em vigor no fim de 2006. Apesar de em um primeiro momento não possuir força de lei, o não atendimento a esta regulamentação por uma instituição implicará em uma redução da credibilidade que a mesma goza atualmente. Por fim, esta regulamentação poderá eventualmente ser adaptada ao Brasil pelo Conselho Monetário Nacional passando a ter obrigatoriedade legal.

Neste trabalho foram modelados os eventos de risco operacional de fraudes e ações cíveis. O autor acredita que demais riscos operacionais podem ser modelados utilizando variações dos modelos desenvolvidos neste trabalho.

## **ABSTRACT**

There are no formal models or established procedures to measure and predict operational risks. This report's intention is to model operational risks in a exploratory way using proper statistical methods. Its objective is to assist the definition of these formal models and procedures.

The proper modeling of operational risks is important because it is being elaborated a new set of international rules, known as the New Basel Capital Accord, that will come into power by the end of 2006. Even if these rules cannot be enforced by law, by not adopting them a financial institution will loose some of its credibility. Besides, there is a possibility that they might be enforced in Brazil by the Federal central Bank.

This report models only operational risks related to fraud and legal issues. The author believes that it will be possible to model other types of operational risks by using the models developed in this report with minor changes.

# SUMÁRIO

---

## **LISTA DE TABELAS**

## **LISTA DE FIGURAS**

## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

## **LISTA DE SÍMBOLOS**

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1	ESTÁGIO .....	1
1.2	PROBLEMA.....	2
1.3	RELEVÂNCIA DO PROBLEMA.....	3
1.3.1	<i>Possível Redução da Capacidade de Investimento.....</i>	3
1.3.2	<i>Ações Cíveis e Fraudes.....</i>	3
1.4	CONFIDENCIALIDADE DAS INFORMAÇÕES .....	4
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO DE FORMATURA .....	5
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA DA REGULAMENTAÇÃO.....</b>	<b>7</b>
2.1	ATIVIDADE BANCÁRIA .....	7
2.1.1	<i>A Atividade Bancária e os Tipos de Risco.....</i>	7
2.1.2	<i>Gerenciamento de Riscos.....</i>	8
2.2	A REGULAMENTAÇÃO SOBRE GESTÃO DE RISCOS NO BRASIL E O ACORDO DA BASILÉIA .....	8
2.2.1	<i>Conselho Monetário Nacional.....</i>	8
2.2.2	<i>Breve Histórico da Influência da Basiléia sobre a Regulamentação Brasileira .....</i>	10
2.3	RISCO OPERACIONAL NO NOVO ACORDO DE CAPITAIS DA BASILÉIA .....	14
2.3.1	<i>Definição de Risco Operacional Segundo o Novo Acordo de Capitais da Basiléia .....</i>	14
2.3.2	<i>Cálculo do Capital a ser Alocado para Risco Operacional Segundo o Novo Acordo de Capitais da Basiléia .....</i>	16
2.4	DEFINIÇÃO DE AÇÃO CÍVEL.....	17

2.5	DEFINIÇÃO DE FRAUDE.....	18
2.6	PROVISIONAMENTO .....	19
2.6.1	<i>Provisionamento Específico.....</i>	19
2.6.2	<i>Provisionamento Genérico .....</i>	19
2.6.3	<i>O Provisionamento e o Capital Alocado para Risco Operacional .....</i>	19
2.6.4	<i>Por Que não é Possível Utilizar Provisionamento Específico para Fraudes.....</i>	21
<b>3</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA DE MODELOS UTILIZADOS NA MODELAGEM DE RISCO OPERACIONAL.....</b>	<b>22</b>
3.1	MODELAGEM DE PERDAS.....	22
3.1.1	<i>VaR Operacional .....</i>	22
3.1.2	<i>Escolha do tipo de Modelo .....</i>	25
3.2	INTERVALO DE TEMPO - FREQÜÊNCIA .....	25
3.3	INDEPENDÊNCIA DAS DISTRIBUIÇÕES DE FREQÜÊNCIA E DE SEVERIDADE .....	26
3.4	NÚMERO DE SIMULAÇÕES NECESSÁRIAS.....	27
3.5	COMO VERIFICAR A EFICÁCIA DO MODELO?.....	28
<b>4</b>	<b>CONCEPÇÃO DO SISTEMA.....</b>	<b>31</b>
4.1	VARIÁVEIS DE RETORNO DO SISTEMA .....	31
4.1.1	<i>Variáveis de Retorno do Sistema .....</i>	31
4.1.2	<i>Cálculo do VaR Operacional Considerando o Provisionamento Genérico .....</i>	33
4.2	AÇÕES CÍVEIS .....	33
4.2.1	<i>O Provisionamento Específico na Modelagem de Ações Cíveis ..</i>	33
4.2.2	<i>Como as Ações Cíveis são Tratadas pelo Banco.....</i>	33
4.2.3	<i>O Sistema de Ações Cíveis .....</i>	35
4.2.4	<i>Modelo de Ações Cíveis Centralizadas.....</i>	37
4.2.5	<i>Modelo de Ações Cíveis Descentralizadas .....</i>	38
4.3	MODELO DE FRAUDES .....	38

<b>5</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA DE MÉTODOS DE MODELAGEM DE VARIÁVEIS.....</b>	<b>40</b>
5.1	FREQÜÊNCIA.....	40
5.1.1	<i>O Processo de Modelagem</i> .....	40
5.1.2	<i>Modelagem da Freqüência</i> .....	40
5.1.3	<i>AutoCorrelação</i> .....	41
5.1.4	<i>Teste de Aderência para Freqüência - Chi Quadrado</i> .....	44
5.2	MODELAGEM DA SEVERIDADE.....	46
5.2.1	<i>Elevada Presença de Pontos com Valores Específicos</i> .....	47
5.2.2	<i>Necessidade de uma Teoria para Modelar Pontos Extremos</i> .....	48
5.2.3	<i>Distribuições de Pontos Extremos</i> .....	49
5.2.4	<i>Teste de Aderência para Severidade - Komogorov-Smirnov</i> .....	52
5.3	ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS.....	54
5.3.1	<i>Métodos de Estimação de Parâmetros</i> .....	54
5.3.2	<i>Função de Máxima Verossimilhança</i> .....	55
<b>6</b>	<b>FERRAMENTAS UTILIZADAS E DESENVOLVIDAS.....</b>	<b>58</b>
6.1	FERRAMENTAS UTILIZADAS .....	58
6.2	FERRAMENTAS DESENVOLVIDAS .....	59
<b>7</b>	<b>MODELAGEM ESTÍSTICA DAS VARIÁVEIS .....</b>	<b>60</b>
7.1	LISTA DAS VARIÁVEIS A SEREM MODELADAS ESTATISTICAMENTE	60
7.2	AÇÕES CÍVEIS CENTRALIZADAS .....	61
7.2.1	<i>Freqüência de Processos Iniciados para A.C.C.</i> .....	61
7.2.2	<i>Freqüência de Processos Encerrados para A.C.C.</i> .....	63
7.2.3	<i>Severidade do Provisionamento para A.C.C.</i> .....	65
7.2.4	<i>Severidade de Valores Pagos para A.C.C.</i> .....	67
7.3	AÇÕES CÍVEIS DESCENTRALIZADAS .....	68
7.3.1	<i>Freqüência de Processos Iniciados para A.C.D.</i> .....	68
7.3.2	<i>Freqüência de Processos Encerrados para A.C.D.</i> .....	71
7.3.3	<i>Severidade de Valores Pagos para A.C.D.</i> .....	73

7.4	FRAUDES .....	74
7.4.1	<i>Freqüência de Ocorrências de Fraudes</i> .....	74
7.4.2	<i>Severidade de Perdas de Fraudes</i> .....	78
<b>8</b>	<b>SOBRE A EFICIÊNCIA DO SISTEMA E VERIFICAÇÃO DA EFICÁCIA DOS MODELOS .....</b>	<b>82</b>
8.1	EFICIÊNCIA DO SISTEMA .....	82
8.2	EFICÁCIA DO MODELO DE A.C.C.....	82
8.3	EFICÁCIA DO MODELO DE A.C.D.....	83
8.4	EFICÁCIA DO MODELO DE FRAUDES .....	84
<b>9</b>	<b>UTILIZAÇÃO DO SISTEMA.....</b>	<b>86</b>
9.1	SOBRE A UTILIZAÇÃO DO SISTEMA .....	86
9.2	RESULTADO AÇÕES CÍVEIS CENTRALIZADAS .....	86
9.3	RESULTADO DE AÇÕES CÍVEIS DESCENTRALIZADAS .....	87
9.4	RESULTADO DE FRAUDES .....	88
9.5	RESULTADOS FINAIS CONSOLIDADOS .....	88
<b>10</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>90</b>
<b>11</b>	<b>ANEXO - CÁLCULO DO PATRIMÔNIO LÍQUIDO EXIGIDO.....</b>	<b>92</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>		
<b>APÊNDICE - ARTIGO EXTRAÍDO DA COMUNIDADE DE RISCOS</b>		

## **LISTA DE TABELAS**

---

Tabela 1 - Fator de Ponderação de Risco para cada Ativo .....	12
Tabela 2 - Fatores de ponderação de Risco Operacional por Linha de Negócio .....	16
Tabela 3 - Parâmetros de Comparação para o Backtest.....	30
Tabela 4 - Relevância de cada Faixa de Severidade sobre a Perda Total .....	48
Tabela 5 - Valores Críticos de Significância para o Teste Kolgomorov-Smirnov ....	53
Tabela 6 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Freqüência de Início de Ações Cíveis Centralizadas.....	61
Tabela 7 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Início de A.C.C.....	62
Tabela 8 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Freqüência de Encerramento de Ações Cíveis Centralizadas .....	63
Tabela 9 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Encerramento de A.C.C. ....	64
Tabela 10 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Provisionamento de Ações Cíveis Centralizadas.....	66
Tabela 11 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Valores Pagos de Ações Cíveis Centralizadas .....	67
Tabela 12 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Freqüência de Início de Ações Cíveis Descentralizadas .....	69
Tabela 13 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Início de A.C.D. ....	70
Tabela 14 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Freqüência de Encerramento de Ações Cíveis Descentralizadas .....	71
Tabela 15 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Encerramento de A.C.D. ....	72

Tabela 16 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Valores Pagos de Ações Cíveis Descentralizadas .....	73
Tabela 17 - Tabela de Probabilidade Condicional da Freqüência de Fraudes .....	76
Tabela 18 - Parâmetros da Distribuição da Freqüência de Fraudes .....	77
Tabela 19 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Ocorrência de Fraudes.....	77
Tabela 20 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Fraudes em Períodos Normais .....	79
Tabela 21 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Fraudes em Períodos Anormais .....	80
Tabela 22 - Resultado de Ações Cíveis Centralizadas (Em Pontos).....	86
Tabela 23 - Resultado de Ações Cíveis Descentralizadas (Em Pontos) .....	87
Tabela 24 - Resultado de Fraudes (Em mil Pontos).....	88
Tabela 25 - Resultados Consolidados para o VaRPE .....	88
Tabela 26 - Resultados Consolidados para o VaRPG em pontos .....	89

## LISTA DE FIGURAS

---

Figura 1- Tipos de Modelagem e Métodos de Determinação do VaR Operacional ..	23
Figura 2 - Fluxo de Caixa de Ação Cível Simplificado para Modelagem .....	35
Figura 3 - Métodos POT e Block Maxima.....	50
Figura 4 - Histórico da Freqüência de Início de Ações Cíveis Centralizadas.....	61
Figura 5 - Teste de Normalidade de Processos Iniciados Centralizados .....	62
Figura 6 - Histórico da Freqüência de Encerramento de Ações Cíveis Centralizadas.....	63
Figura 7 - Teste de Normalidade de Processos Encerrados Centralizados .....	64
Figura 8 - Gráfico de Aderência da Distribuição WeibGPD à Amostra de Valores Provisionados sem zeros e valor padrão .....	66
Figura 9 - Gráfico de Aderência da Distribuição WeibGPD à Amostra de Valores Pagos sem 0s .....	68
Figura 10 - Freqüência de A.C.D. Iniciadas.....	69
Figura 11 - Teste de Normalidade de Processos Iniciados Descentralizados .....	70
Figura 12 - Freqüência de A.C.D. Encerradas .....	71
Figura 13 - Teste de Normalidade de Processos Encerrados Descentralizados.....	72
Figura 14 - Gráfico do Teste Kolmogorov-Smirnov para Severidade de A.C.D.....	73
Figura 15 - Gráfico da Freqüência Mensal de Fraudes .....	74
Figura 16 - Gráfico Utilizado na Determinação entre Freqüências Mensais Normais e Anormais .....	75

Figura 17 - Gráfico da Freqüência de Fraudes Observada e Simulada.....	78
Figura 18 - Gráfico de Severidade Média e Freqüência .....	79
Figura 19 - Gráfico do Teste de K.S. para Severidade de Fraudes em Períodos Normais.....	80
Figura 20 - Gráfico do Teste de K.S. para Severidade de Fraudes em Períodos Anormais .....	81
Figura 21 - Backtest de Ações Cíveis Centralizadas .....	83
Figura 22 - Backtest de Ações Cíveis Descentralizadas .....	84
Figura 23 - Backtest de Fraudes.....	85

## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

---

NACB: Novo Acordo de Capitais da Basileia

G10: Grupo dos 10 ou *Group of Ten*

BIS: *Bank for International Settlements*

VaR: *Value at Risk*

VaRPE: VaR com Provisão Específica

VaRPG: VaR com Provisão Genérica

VaRSP: Var sem Provisão

PE: Perda Efetiva

APR: Ativos Ponderados pelo Risco

AIB: Abordagem do Indicador Básico ou BIA *Basic Indicator Approach*

AP: Abordagem Padrão ou SA *Standard Approach*

APA: Abordagem Padrão Alternativa ou ASA *Alternative Standard Approach*

AMA: Abordagem de Mensuração Avançada ou *Advanced Measurements Approach*

A.C.C.: Ações Cíveis Centralizadas

A.C.D.: Ações Cíveis Descentralizadas

PLE: Patrimônio Líquido Exigido

PR: Patrimônio de Referência

FDP: Função de Distribuição de Probabilidades

FDA: Função de Distribuição Acumulada

GPD: *Generalized Pareto Distribution*

EVT: *Extremes Values Theory*

GEV: *Generalized Extreme Values*

POT: *Peaks Over Threshold*

AR: *Autoregressive*

MA: *Moving Average*

ARMA: *Mixed Autoregressive Moving Average*

ARIMA: *Integrated Autoregressive Moving Average*

TT: *Time Trend*

MLE: *Maximum Likelihood Estimator*

## LISTA DE SÍMBOLOS

---

X(i): Vetor de coeficientes utilizado para mascarar os dados

T: *Threshold* - Limiar entre funções

F: Fator de valor 11% utilizado no cálculo do PLE

$\alpha$ : Porcentagem do Faturamento utilizado na Abordagem do Indicador Básico

$\beta$ : Fatores específicos de linhas de negócios utilizados na Abordagem Padrão

M: Fator de valor 0,035 utilizado na Abordagem Padrão Alternativa

N(t): Número de ocorrências no período em t

U(i): Severidade da Ocorrência i

CRO<sub>i</sub>: Capital a ser alocado por cada tipo i de eventos de risco operacional

A e B: Representação simbólica de eventos genéricos

(1- $\alpha$ ): Nível de confiança

i: Posição da simulação após ordenação correspondente a (1- $\alpha$ )% do número total de simulações.

PG<sub>i</sub>: Perda do ponto de vista gerencial, incluindo as despesas de provisionamento na simulação i.

VaRPE<sub>i</sub>: VaR Operacional da simulação i assumindo que o provisionamento reduza o risco.

VaRSP<sub>i</sub>: VaR Operacional da simulação i assumindo que o provisionamento seja irrelevante para o cálculo do risco.

Provisão<sub>j</sub>: Valor a ser provisionado com os novos processos em andamento no mês de referência j;

Ajuste<sub>j</sub>: Despesa de ajuste do estoque provisionado no mês de referência j.

Reversão<sub>j</sub>: Reversão do capital provisionado para os processos encerrados no mês de referência j;

Perda Efetiva<sub>j</sub>: Valor a ser pago com o encerramento dos processos no mês de referência.

Freq. P.I.; Número de processos iniciados no mês.

Freq.P.E.: Número de processos encerrados.

SevPg: Severidade dos Valores Pagos em cada evento.

SevProv: Severidade dos Valores Provisionados em cada evento

N0: Número de processos em andamento indexados.

$\Delta V_{\text{Padrão}}$ : Variação estimada do Valor Padrão em pontos absolutos.

Média Móvel: Média da Perda Efetiva pelo número de processos encerrados dos últimos 12 meses.

$\Delta$ Média Móvel: Mudança absoluta da Média Móvel de um mês para outro.

Freq.F<sub>j</sub>: Freqüência mensal de fraudes do mês j

SevF<sub>k</sub>: Severidade dos valor fraudado no evento k.

“r” e “p”: Parâmetros da distribuição Binomial Negativa

$\mu$  e  $\sigma$ : Parâmetros da distribuição Normal, respectivamente média e desvio padrão.

$\Gamma(x)$ : Representa a função Gama

$\lambda$ : Parâmetro da distribuição de Poisson

$n$ : Número total de observações

$\rho_k$ : Autocorrelação observada com  $k$  lags

$Q$ : Valor calculado pelo teste de Box-Ljung ou pelo teste de aderência Chi Quadrado.

$\chi^2_K$ : Valor crítico da distribuição Chi quadrado definido para  $K$  graus de liberdade

$\varepsilon_t$ : Ruído estatístico em  $t$  definido por  $N(0, \sigma_x^2)$

$\theta_n$  e  $\phi_n$ : Coeficientes lineares utilizados nos modelos TT, ARIMA, ARMA e seus derivados

$c$ : Constante

$Y_{t-n}$ : Enésimo resultado anterior

$b$ : Coeficiente da inclinação da reta de tendência no modelo TT

$a$  e  $b$ : Parâmetros da distribuição gama

$\alpha$  e  $\beta$  são parâmetros da distribuição de Weibull

$\xi$  e  $\beta$ : Parâmetros da distribuição GPD

: Parâmetro de forma da distribuição GEV

$D$ : Valor determinado pelo teste de aderência Kolmogorov-Smirnov

$Inf1$  e  $Inf2$ : Parâmetros da distribuição inferior a ser definida

# 1 INTRODUÇÃO

---

## 1.1 ESTÁGIO

Este trabalho de formatura foi desenvolvido ao longo de um estágio em uma instituição financeira. O estágio ocorreu em um departamento responsável pela concepção, modelagem e implementação de novos sistemas de controle de risco. A instituição, que preferiu ser mantida no anonimato, será designada como BANCO neste trabalho. O autor deste trabalho exerce atividades relacionadas ao controle de risco de mercado e risco operacional.

Na modelagem de risco de mercado, o departamento é responsável pela elaboração e homologação dos sistemas de monitoramento de risco e preço dos diversos produtos do mercado financeiro. Com o surgimento contínuo de novos produtos com características peculiares, novas regulamentações e inserção em novos mercados, a área está constantemente desenvolvendo novos módulos para os sistemas existentes ou criando novos.

Uma vez elaborado e especificado como deve ser o sistema, o projeto é encaminhado para a Área de Sistemas, que programará o sistema assim como especificado. O departamento, então, homologa o sistema. Ou seja, são realizados diversos testes e simulações com cenários controlados para verificar se o mesmo foi programado de acordo com o especificado e possivelmente encontrar problemas na especificação. Esta atividade constitui a principal forma de atuação do autor nesta categoria de risco.

A modelagem de risco operacional ainda não possui procedimentos estabelecidos, sendo desenvolvida por um grupo específico que é assessorado pelo departamento na elaboração de métodos adequados para mensuração. O autor atua com o desenvolvimento de ferramentas necessárias para a modelagem estatística de variáveis e para a realização da simulação de eventos.

## 1.2 PROBLEMA

Uma instituição financeira está sujeita a diversos tipos de risco. São considerados os mais importantes: risco de crédito, risco de mercado, risco de liquidez e risco operacional. Por isto, estes são monitorados e controlados para que permaneçam sempre em níveis aceitáveis e de acordo com regulamentação obrigatória do Banco Central. A regulamentação sobre risco operacional ainda está em desenvolvimento e ainda não entrou em vigor.

O BANCO, com o fim de manter o seu alto padrão de qualidade e credibilidade internacional, está se antecipando ao desenvolvimento da regulamentação e já está realizando esforços no sentido de mensurar as perdas operacionais e de cumprir os requisitos de monitoramento e controle desta modalidade de risco. Tal antecipação também é justificada porque o desenvolvimento de bases de dados de perdas históricas é tarefa árdua e demorada.

O problema deste trabalho de formatura consiste no cálculo do capital a ser alocado para dois tipos de eventos de risco operacional com comportamentos bastante distintos: ações cíveis e fraudes. Estes eventos Isto permitirá a análise e comparação de dois modelos representativos que podem ser aplicados a outros eventos semelhantes.

Este cálculo será feito de acordo com a regulamentação que, acredita-se, entrará em vigor em 2006. Assim como a regulamentação, os métodos de mensuração desta modalidade de risco ainda estão em desenvolvimento. É parte integrante do trabalho de formatura o estudo desta regulamentação em desenvolvimento, a identificação e o emprego de técnicas de modelagem estatística adequadas e o desenvolvimento das ferramentas computacionais necessárias. Este conjunto de ferramentas e técnicas constituirá o ponto de partida para uma ferramenta gerencial que permita identificar causas e ajudar na seleção de ações corretivas.

## 1.3 RELEVÂNCIA DO PROBLEMA

### 1.3.1 POSSÍVEL REDUÇÃO DA CAPACIDADE DE INVESTIMENTO

A atual regulamentação de alocação de capital e modelagem de riscos do Brasil aborda somente os riscos de crédito e de mercado. A regulamentação sobre risco de liquidez não estipula alocação de capital. A alocação de capital para riscos operacionais foi contemplada pela primeira vez no NACB (Novo Acordo de Capitais da Basileia) em 2002, cuja versão mais recente foi publicada em abril de 2003 e estava sujeita a consulta mundial até 31/07/2003.

A regulamentação atual determina uma relação máxima entre os ativos de uma instituição financeira e o seu patrimônio. Neste cálculo é subtraído do patrimônio, o capital necessário para cobrir perdas decorrentes dos riscos de mercado e de crédito. Futuramente, com a implementação do NACB, o cálculo incorporará o capital necessário para cobrir os riscos operacionais. Este cálculo está explicado na Revisão Bibliográfica. Desta forma, para uma instituição financeira, quanto maior o capital alocado para este fim, menor é o seu volume máximo de ativos. Ou seja, menor é o seu limite de captação e de empréstimos de recursos.

De acordo com artigo da Comunidade de Risco no apêndice, a implementação das novas regras pode resultar em um aumento de 9% no Patrimônio Líquido Exigido de uma instituição financeira para um mesmo volume de ativos. A modelagem precisa destes gastos permitirá não só que seja alocado o volume adequado de capital, como também, com a evolução dos sistemas e modelos, a identificação das causas e ações corretivas e preventivas.

### 1.3.2 AÇÕES CÍVEIS E FRAUDES

Optou-se por fazer a modelagem de ações cíveis e de fraudes, dentre os demais eventos de Risco Operacional, porque estes eventos possuem uma base de dados já disponível bastante extensa e completa e porque, devido a sua complexidade, requerem o desenvolvimento de modelos mais sofisticados. Além disso, estes são dois

eventos representativos do universo de risco operacional com características bastante distintas. Demais eventos de risco operacional podem ser modelados utilizando variações dos modelos desenvolvidos para estes eventos.

O capital alocado para cobrir custos de ações cíveis é determinado por muitas variáveis como: o número de processos iniciados no período, o número de processos em andamento, o número de processos encerrados, a duração dos processos, o valor da perda e a porcentagem de processos ganhos.

Apesar de muitas, possivelmente não serão utilizadas todas estas variáveis na modelagem. Será feita uma análise durante a elaboração do modelo de modo a determinar quais variáveis são relevantes e quais possuem informações redundantes.

A modelagem de fraudes, apesar de não possuir este elevado número de variáveis possui algumas peculiaridades. Uma mesma fraude pode incorrer em várias perdas ao longo dos anos e o número de ocorrências é fortemente influenciado pelo desenvolvimento tecnológico.

#### **1.4 CONFIDENCIALIDADE DAS INFORMAÇÕES**

Informações sobre o risco operacional estão intimamente ligadas à credibilidade e à imagem do BANCO. Desta forma, as informações divulgadas serão mascaradas para preservar o sigilo da instituição financeira, ao mesmo tempo em que é mantida a relevância para os fins deste trabalho. Os dados serão mascarados da seguinte maneira:

- O período de ocorrência da base de dados a ser utilizada não será divulgado. Os dados terão suas datas especificadas em dias corridos a partir de T.
- Cada tipo de variável  $i$  terá a sua grandeza multiplicada por um fator  $X(i)$ .

- A dimensão monetária das perdas será ocultada. Ao invés de Reais, as perdas serão contabilizadas em pontos.

A data T e os fatores X de cada variável não serão divulgados. Com isto não será possível saber quando ocorreram os eventos, quantos foram e nem quanto se perdeu em cada um deles.

Como a variável de freqüência foi multiplicada por um fator X menor que 1, é necessário diminuir o número de dados de perda na mesma proporção. Para realizar isto, os dados foram ordenados em ordem cronológica e sorteados através de uma distribuição uniforme quais deveriam sair.

Serão divulgados as distribuições utilizadas (com os parâmetros ajustados para os dados mascarados) e os modos como as variáveis interagem nos modelos finais.

## 1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO DE FORMATURA

O trabalho consiste nas seguintes etapas abaixo descritas:

O capítulo dois estuda a regulamentação vigente. Para que o modelo seja eficaz, é importante que ele observe pontos críticos estabelecidos pela regulamentação. Serão estudadas a regulamentação do Banco Central e as mudanças que esta poderá sofrer com a implementação do Novo Acordo da Basíléia.

No capítulo três consta uma revisão bibliográfica sobre os tipos de modelos existentes de risco operacional.

No capítulo quatro estão elaborados os modelos de ações cíveis e fraudes. São estudadas as formas de como estes eventos são tratados pelo BANCO e como isto afeta o resultado contábil e o Risco Operacional. Com base na revisão da regulamentação, será possível analisar se, e como, as peculiaridades de cada modelo devem ser consideradas. Isso permitirá uma modelagem relevante para o objetivo do modelo que constitui em calcular o capital a ser alocado.

No capítulo cinco serão revisados os métodos de modelagem para as variáveis selecionadas. O capítulo aborda temas como distribuições de pontos extremos, ferramentas de séries temporais, procedimentos para a determinação de parâmetros e testes de aderência de modelos.

O capítulo seis aborda as ferramentas computacionais que foram utilizadas e desenvolvidas ao longo deste trabalho para viabilizar o cálculo do capital a ser alocado para risco operacional.

No capítulo sete é realizada a modelagem estatística das variáveis isoladamente utilizando os métodos levantados no capítulo cinco.

O capítulo oito trata da verificação da eficiência do sistema e da eficácia dos modelos. Apresenta um pequeno levantamento dos recursos utilizados neste trabalho e realiza verifica a eficácia do sistema em prever riscos operacionais. O modelo será validado através da comparação dos seus resultados com dados reais históricos.

O capítulo nove realiza a simulação dos modelos de acordo com as distribuições das variáveis e obtenção do mínimo capital necessário para alocação. Apresenta uma análise e compara os modelos e avalia os impactos destes resultados para a Instituição Financeira.

O capítulo dez apresenta a conclusão do trabalho com um levantamento dos benefícios obtidos, desafios enfrentados e outras questões. Também será discutido como este trabalho poderá ser aprofundado.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA DA REGULAMENTAÇÃO

---

### 2.1 ATIVIDADE BANCÁRIA

#### 2.1.1 A ATIVIDADE BANCÁRIA E OS TIPOS DE RISCO

A Atividade de um banco consiste basicamente em tomar e emprestar dinheiro e prover serviços financeiros. Maiores detalhes sobre estas atividades podem ser encontrados em Fortuna (2002). A diferença entre o custo de captação e a taxa de empréstimo representa o risco que o banco está incorrendo nesta operação. Ou seja, a atividade bancária consiste basicamente em gerenciar riscos.

Jorion (2001) apresenta cinco tipos de riscos que agentes do mercado financeiro estão sujeitos: de crédito, de mercado, de liquidez, operacional e legal.

Risco de Crédito: Consiste na possibilidade de uma das contrapartes de não poder ou não desejar honrar um compromisso financeiro.

Risco de Mercado: Risco decorrente da volatilidade dos preços de ativos e passivos financeiros.

Risco de Liquidez: Este risco possui duas partes: o risco de um descasamento do fluxo de pagamentos de uma instituição, e o risco de uma falta de liquidez de um papel do mercado financeiro.

Risco Operacional: Possibilidade de perdas decorrentes de erros humanos, sistemas inadequados, procedimentos e controle falhos, mau gerenciamento e fraudes.

Risco Legal: Surge quando uma contraparte não possui autoridade legal ou regulatória para realizar a transação. Inclui também o risco regulatório e de adequação a legislação. Estes representam possíveis mudanças na regulamentação em vigor, ou diferentes interpretações da mesma.

### 2.1.2 GERENCIAMENTO DE RISCOS

A teoria de administração moderna estipula que gerenciar possui 4 etapas: Planejamento, Organização, Direção e Controle.

“

- Planejamento: Consiste em tomar decisões sobre objetivos e recursos necessários para realizá-los.
- Organização: Consiste em tomar decisões sobre a divisão de autoridade e responsabilidade entre pessoas e sobre a divisão de recursos para realizar tarefas e objetivos
- Direção: Compreende as decisões que acionam recursos, especialmente pessoas, para realizar tarefas e alcançar objetivos.
- Controle: Consiste em tomar decisões e agir para assegurar a realização dos objetivos.

”(MAXIMIANO, 2000, p.26)

Dentro deste contexto, este trabalho contribui para o controle. Permite extrair informações sobre a magnitude dos riscos operacionais e ajuda a localizar a origem dos mesmos.

## 2.2 A REGULAMENTAÇÃO SOBRE GESTÃO DE RISCOS NO BRASIL E O ACORDO DA BASILEIA

### 2.2.1 CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL

No Brasil, o artigo 192 da Constituição Federal de 1988 foi modificado pela emenda constitucional de nº 40 de 29 de maio de 2003 e passou a determinar que “O sistema financeiro nacional,... será regulado por leis complementares...”. Estas leis ainda não foram elaboradas de forma que a legislação atual foi recepcionada. A lei

4.595 de 31 de dezembro de 1964 cria o Conselho Monetário Nacional e confere ao mesmo, segundo o artigo 4, a competência para:

“VIII - Regular a constituição, funcionamento e fiscalização dos que exercerem atividades subordinadas a esta lei, bem como a aplicação das penalidades previstas”

“X - Determinar a percentagem máxima dos recursos que as instituições financeiras poderão emprestar a um mesmo cliente ou grupo de empresas;

XI - Estipular índices e outras condições técnicas sobre encaixes, mobilizações e outras relações patrimoniais a serem observadas pelas instituições financeiras;

XII - Expedir normas gerais de contabilidade e estatística a serem observadas pelas instituições financeiras;

XIII - Delimitar, com periodicidade não inferior a dois anos o capital mínimo das instituições financeiras privadas, levando em conta sua natureza, bem como a localização de suas sedes e agências ou filiais;”

Esta regulamentação permite que o Conselho Monetário Nacional emita resoluções determinando a necessidade de alocação de capital e a modelagem adequada para cada tipo de risco. Com o fim de aumentar a transparência e a credibilidade do sistema financeiro nacional, o Conselho elaborou suas normas de acordo com o “Acordo da Basileia” estabelecido pelo Comitê da Basileia, um dos comitês do BIS (*Bank for International Settlements*).

O BIS foi estabelecido em 1930 com o objetivo de viabilizar pagamentos de reparação impostos aos alemães. Estes pagamentos foram impostos pelo tratado de Versailles como consequência da Primeira Guerra Mundial. Atualmente o BIS promove a estabilidade financeira e a cooperação entre bancos centrais, viabilizando transações e concedendo créditos em diversas moedas. O Banco Central do Brasil é um dos 51 membros do BIS.

O Comitê da Basileia é formado pelos dirigentes dos bancos centrais dos países do G10<sup>1</sup> e dos principais bancos internacionais. Este comitê se reúne trimestralmente na cidade de Basileia, Suíça.

## 2.2.2 BREVE HISTÓRICO DA INFLUÊNCIA DA BASILEIA SOBRE A REGULAMENTAÇÃO BRASILEIRA

A regulamentação sobre o gerenciamento de riscos é recente. Em julho de 1988 o BIS apresentou a primeira versão do Acordo da Basileia. Ele possui três pilares básicos:

- Pilar 1 - Capital Mínimo Requerido. Determina que a instituição deve possuir um volume de capital próprio condizente com suas atividades. Este volume é estimado de forma a cobrir risco de crédito e de mercado.
- Pilar 2 - Revisão Supervisionada da Adequação de Capital. Estipula práticas a serem adotadas de forma a aumentar a transparência dos processos de gerenciamento de riscos e a consistência das informações.
- Pilar 3 - Disponibilização ao Público de Informações sobre o Risco. Determina que as informações apuradas estejam disponíveis para investidores e credores e outros atores sujeitos ao risco da instituição.

Os pilares 2 e 3, apesar de relevantes para o objetivo final da regulamentação não serão abordados neste trabalho de formatura pois estão fora do escopo do problema proposto. Estes pilares tratam de melhores práticas a serem adotadas pelas instituições financeiras e o BANCO já possui uma equipe própria, em que o autor do trabalho não atua, trabalhando na sua implementação.

---

<sup>1</sup> Os membros do G10 são: Bélgica, Canadá, França, Alemanha, Itália, Japão, Holanda, Suécia, Suíça, Reino Unido e Estados Unidos.

Este acordo instituiu no Pilar 1, o conceito de Patrimônio Líquido mínimo com o objetivo de garantir que a instituição tenha capital próprio suficiente para cobrir eventuais perdas. Este Patrimônio é estipulado como uma porcentagem F, atualmente em 8%, do total dos APR (Ativos Ponderados pelo Risco).

O Banco Central do Brasil adotou esta regulamentação com a Resolução 2.099 de 17 de agosto de 1994. Esta norma institui o PLE (Patrimônio Líquido Exigido). Uma instituição financeira deve manter o seu patrimônio líquido superior ao PLE. Este é calculado dividindo-se o total dos ativos ponderados pelo risco pelo fator F. Nesta resolução o fator F é igual ao estipulado pelo Acordo da Basileia de 1988, ou seja, 8%.

Para calcular o total dos APR (Ativos Ponderados pelo Risco), deve-se somar o valor de cada ativo multiplicado pelo respectivo fator de ponderação conforme a tabela abaixo. Esta tabela apresenta, de maneira resumida, o risco estipulado pelo Banco Central para cada ativo. Um maior detalhamento de cada um dos ativos abaixo pode ser encontrado na própria resolução.

**Tabela 1 - Fator de Ponderação de Risco para cada Ativo**

<b>Natureza do Ativo</b>	<b>Fator de Ponderação</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Moeda Corrente</li> <li>▪ Reservas e Depósitos no BC</li> <li>▪ Aplicações em títulos federais e em instituições financeiras ligadas</li> <li>▪ Aplicações em moedas estrangeiras no BC</li> <li>▪ Imposto de Renda a Compensar/Recuperar</li> </ul>	0%
<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Depósitos Bancários</li> <li>▪ Aplicação em Ouro</li> <li>▪ Moeda Estrangeira</li> <li>▪ Cheques e outros papéis encaminhados ao serviço de compensação</li> <li>▪ Créditos Tributários</li> </ul>	20%
<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Títulos Municipais e Estaduais</li> <li>▪ Títulos de outras instituições financeiras (CDB)</li> <li>▪ Aplicações em moeda estrangeira no exterior</li> <li>▪ Aplicações em cotas de fundos de investimento</li> <li>▪ Financiamento habitacional</li> </ul>	50%
<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Debêntures e demais títulos</li> <li>▪ Ações</li> <li>▪ Commodities</li> <li>▪ Demais Empréstimos e financiamentos</li> <li>▪ Ativos permanentes</li> <li>▪ Outros créditos</li> </ul>	100%

O objetivo desta norma é reduzir o risco de que uma instituição quebre devido à superexposição a riscos diversos. Ao estipular que a instituição tenha um volume de capital próprio, a mesma se torna capaz de absorver eventuais perdas sem comprometer a sua capacidade de honrar seus compromissos. Isto o pode ser facilmente compreendido com o exemplo abaixo:

Suponha que um banco seja aberto com o aporte de apenas R\$ 0,001 milhões (1.000,00 Reais). Suponha ainda que o mesmo consiga captar (tomar emprestado) R\$

dois milhões e emprestar e aplicar R\$ 1.999 milhões com excelentes taxas de retorno. Se houver qualquer problema nestes empréstimos e aplicações, como retorno abaixo do esperado (risco de mercado), inadimplência (risco de crédito) ou falha no processamento das operações (risco operacional), o banco não será capaz de honrar seus próprios compromissos ou remunerar os R\$ dois milhões. Neste caso hipotético o banco quebrará, pois não dispõe de capital próprio suficiente para cobrir estas perdas.

O acordo da Basileia recebeu diversas emendas que adicionaram ao PLE o capital necessário para cobrir mais adequadamente o risco de mercado e de crédito. Seguindo esta tendência o Banco Central elaborou as resoluções normativas de número 2.692 de 24 de fevereiro de 2000, 2.837 de 30 de Maio de 2001 e 2.891 de 26 de Setembro de 2001, que adicionam ao PLE o risco de mercado e crédito referente a Swaps, Ouro, Variação Cambial e Taxas de Juros e mudam o fator F para 11%. O risco de liquidez está sujeito a uma regulamentação do banco central, mas não afeta o PLE. A formula final do cálculo do PLE está no Anexo A.

Segundo profissionais do mercado financeiro, o fator F foi elevado porque, sendo o Brasil um país em desenvolvimento, as instituições que atuam aqui estão, em teoria, sujeitas a um risco maior. Este fator, apesar de reduzir a competitividade das instituições no Brasil, colocaria em igualdade o risco ao qual estão submetidas.

Diretrizes sobre o tratamento do risco operacional começaram a ser elaboradas somente no fim de 1998 com a publicação nº42 do Comitê da Basileia: “*Operational Risk Management*”.

Em 2000 o Comitê da Basileia começou a elaborar o NACB (Novo Acordo de Capitais da Basileia), também conhecido como Basel II, que incorpora todas estas emendas ao seu corpo e passa a regulamentar o risco operacional. Este documento estava em consulta mundial até 31 de julho de 2003. Este será então re-elaborado com as contribuições e propostas de modificações recebidas durante a fase de consulta e está previsto para entrar em vigor no fim de 2006.

O NACB incorpora ao PLE o capital necessário para cobrir eventuais perdas decorrentes do risco operacional. Desta forma é de interesse do BANCO, implementar um sistema que permita uma alocação precisa de capital para este fim e futuramente auxilie no gerenciamento destes riscos com a identificação de causas e monitoramento de ações corretivas.

De acordo com o histórico, acreditar-se que depois que o NACB tenha entrado em vigor, o Banco Central elaborará resoluções adequando a regulamentação interna a este novo contexto. De acordo com o Banco Central, a implementação destas novas normas acarretará em um aumento de 8 a 9% do patrimônio líquido atual. Caso o Banco Central opte por implementar estas normas na regulamentação interna, teríamos a adição de mais uma parcela a formula do PLE:

$$PLE = F \cdot APR + \dots + \sum_{i=1}^{n4} CROi \quad (1)$$

Onde:

- “...” equivale às parcelas relativas ao risco de Swaps, Variação Cambial e Ouro que estão demonstradas no Anexo 1;
- CROi é o capital alocado para cobrir perdas decorrentes da i-ésima categoria de eventos de risco operacional;
- n4 o número categoria de eventos;

## 2.3 RISCO OPERACIONAL NO NOVO ACORDO DE CAPITAIS DA BASILÉIA

### 2.3.1 DEFINIÇÃO DE RISCO OPERACIONAL SEGUNDO O NOVO ACORDO DE CAPITAIS DA BASILÉIA

De acordo com o NACB, Risco Operacional é definido como o "risco de perdas decorrentes de processos internos, de pessoas e de sistemas falhos ou

inadequados e de eventos externos". Isto inclui o Risco Legal e exclui o risco de danos à imagem e o risco de estratégias de negócios equivocadas. Notar que esta definição é equivalente ao conjunto dos Riscos Operacionais e Legais de Jorion (2001).

Apesar de as instituições terem flexibilidade para adotar categorias próprias de eventos de risco operacional, elas devem estar alinhadas com as diretrizes de classificação da Basiléia:

- **Fraudes Internas.** Atividades não autorizadas, proibidas por lei ou em desacordo com as políticas da empresa, com o objetivo de apropriação indevida de valores e/ou de contornar regulamentações, que evolva pelo menos um membro da instituição. No trabalho de formatura, devido ao pequeno número de ocorrências de fraudes internas, está modelada somente a categoria de fraudes externas.
- **Fraudes Externas.** Atividades não autorizadas ou proibidas por lei, realizadas por terceiros, com o objetivo de se apropriar de valores.
- **Práticas Empregatícias e Segurança do Ambiente de Trabalho.** Atos inconsistentes com a regulamentação sobre acordos empregatícios, segurança do ambiente de trabalho e discriminação de funcionários.
- **Clientes, Produtos e Práticas Comerciais.** Falha não intencional ou negligente no atendimento de uma obrigação profissional para clientes específicos, ou decorrente da natureza ou do projeto de um produto. É nesta categoria que está o evento de **Ações Cíveis**.
- **Danos ao Patrimônio Físico.** Danos aos ativos físicos decorrentes de desastres naturais e eventos externos como vandalismo e terrorismo.
- **Paralisação de Negócios e Falhas de Sistemas.** Perdas consequentes da paralisação de processos devido a falhas de sistemas.

- Falhas na Execução, Disponibilização e Gerenciamento de Processos. Perdas decorrentes de falhas no processamento e gerenciamento de transações nas relações entre a instituição e terceiros.

### 2.3.2 CÁLCULO DO CAPITAL A SER ALOCADO PARA RISCO OPERACIONAL SEGUNDO O NOVO ACORDO DE CAPITAIS DA BASILÉIA

O capital a ser alocado para risco operacional, conforme estipulado pelo novo acordo da Basiléia, pode ser calculado de quatro maneiras:

- Abordagem do Indicador Básico (AIB) - O capital a ser alocado é equivalente a um porcentual  $\alpha$  do faturamento. O  $\alpha$  atualmente proposto é de 15%.
- Abordagem Padrão (AP) - Semelhante ao modelo anterior, mas estipula um fator  $\beta$  específico para cada linha de negócio da instituição em função do seu nível de risco, conforme quadro abaixo.

**Tabela 2 - Fatores de ponderação de Risco Operacional por Linha de Negócio**

<b>Linhos de Negócio</b>	<b>Fatores <math>\beta</math></b>
Financiamento Corporativo ( <i>Corporate Finance</i> )	18%
Tesouraria ( <i>Trading and Sales</i> )	18%
Banco de Varejo ( <i>Retail Banking</i> )	12%
Banco Comercial ( <i>Commercial Banking</i> )	15%
Cobrança ( <i>Payment and Settlement</i> )	18%
Serviços Bancários para Correntistas ( <i>Agency Services</i> )	15%
Administração de Recursos de Terceiros ( <i>Asset Management</i> )	12%

Linhas de Negócio	Fatores $\beta$
Corretagem ( <i>Retail Brokerage</i> )	12%

- Abordagem Padrão Alternativa (APA): Esta abordagem é praticamente idêntica à anterior. A única diferença é a maior flexibilidade em duas linhas de negócio: banco comercial e banco de varejo. Ela permite que seja utilizado o volume de empréstimos multiplicado por um fator  $M$ , de valor 0,035, ao invés do faturamento. Os fatores  $\beta$  específicos destas linhas de atividades são os mesmos utilizados na abordagem padrão.
- Abordagem de Mensuração Avançada (AMA): permite que a instituição desenvolva seu próprio método de cálculo do capital mínimo a ser alocado, baseado em suas bases históricas, desde que estas sejam suficientemente abrangentes e sistemáticas. A modelagem de risco operacional deve ser feita inicialmente com uma base de dados de pelo menos 3 anos. Após entrar em regime, as instituições devem utilizar um histórico de pelo menos 5 anos.

A utilização do AMA permite que uma instituição, se eficiente, aloque menos capital. Além disso, incrementa a sua credibilidade no mercado financeiro, permitindo-lhe realizar captações de recursos a menores taxas. Desta forma é do interesse do BANCO estar qualificado nesta categoria mesmo que a regulamentação não seja implantada no Brasil.

## 2.4 DEFINIÇÃO DE AÇÃO CÍVEL

O dicionário Michaelis apresenta a seguinte definição para o termo “ação” relacionada ao universo jurídico:

“(...) **12 Dir** Direito legítimo ou faculdade de alguém invocar a intervenção do órgão competente do Poder Público, a fim de cessar a violação ou o desconhecimento do seu direito por parte de outrem: "A todo direito corresponde

uma ação que o assegura" (*Cód Civ*, art. 75). **13** *Dir* Demanda, pleito; processo forense.(...)"

Uma ação judicial pode ser de duas naturezas: cível e penal. Ações penais são aquelas que podem resultar diretamente em prisão do réu. Uma ação cível trata de tudo aquilo que pode resultar em alguma forma de restituição. Uma ação penal pode ser pedida em paralelo a uma ação cível.

Por esta definição, o conjunto de ações cíveis englobaria tanto a categoria de Clientes, Produtos e Práticas Comerciais, como a categoria de Práticas Empregatícias e Segurança no Ambiente de Trabalho. Para atender as diretrizes do NACB, estas categorias devem ser modeladas em separado.

Assim o autor restringirá o trabalho às ações cíveis que estejam somente na categoria de Clientes, Produtos e Práticas Comerciais. O BANCO já lida com os processos trabalhistas em separado das demais ações cíveis e possui bases de dados independentes para estas categorias. Assim, a modelagem de ações cíveis realizada neste trabalho exclui os dados de processos trabalhistas.

## 2.5 DEFINIÇÃO DE FRAUDE

Segundo o Dicionário Michaelis o termo “fraude” é definido como:

“*sf (lat fraude)* **1** Ato ou efeito de fraudar, de modificar ou alterar um produto ou esconder a qualidade viciada deste, com objetivo de lucro ilícito. **2** Burla, dolo. **3** Engano, logração. **4** Contrabando.”

Dentro deste conceito temos as categorias de fraudes internas e fraudes externas. O banco de dados de fraudes internas não foi disponibilizado para o autor deste trabalho. Assim serão modeladas somente as fraudes externas.

## 2.6 PROVISIONAMENTO

### 2.6.1 PROVISIONAMENTO ESPECÍFICO

O provisionamento específico constitui um instrumento contábil, que permite a uma empresa antecipar despesas futuras decorrentes de obrigações atuais e cujos valores podem ainda ser incertos. A despesa de provisionamento para este caso é feita somente quando o evento se inicia.

### 2.6.2 PROVISIONAMENTO GENÉRICO

O provisionamento genérico é semelhante ao provisionamento específico. A diferença é que este permite a uma empresa antecipar despesas futuras esperadas, ou seja, decorrentes de obrigações ainda não incorridas. Isso possibilita, por exemplo, que sejam antecipadas as despesas de provisionamento específico que o BANCO acredita que realizará no ano em curso.

Este tipo de provisionamento já é previsto em lei para créditos duvidosos. Mesmo que não venha a ser permitido por lei para riscos operacionais, a instituição tem o interesse de constituir tal provisionamento gerencialmente (sem constituir contabilmente).

### 2.6.3 O PROVISIONAMENTO E O CAPITAL ALOCADO PARA RISCO OPERACIONAL

No Brasil, a legislação permite que o provisionamento seja usado como forma de reduzir o impacto de certos riscos (impostos, créditos duvidosos, processos judiciais, etc) sobre o resultado de uma empresa. Se todos esses riscos estão devidamente provisionados, a capacidade da empresa honrar seus compromissos não será comprometida no caso da concretização de tais perdas.

Isto posto, qual deve ser o papel do provisionamento perante a alocação de capital? O provisionamento deve, ou não, ser reconhecido como um fator de redução do risco? Afinal, a provisão já é uma forma de se alocar capital para este fim. Deve-se

considerar somente o provisionamento específico? E o provisionamento genérico? O NACB não aborda estes pontos para riscos operacionais, mas é provável que quando esta regulamentação for elaborada no Brasil, o provisionamento será de alguma forma considerado.

Com a utilização de provisionamento específico em um processo judicial perdido, por exemplo, o capital que a instituição deverá alocar para cobrir o pleito será somente a diferença entre o total do pleito e o volume provisionado quando o processo iniciou. Com isso, o resultado da instituição estaria menos sujeito ao risco de perda, pois a despesa já teria sido realizada anteriormente.

Não é possível constituir provisionamento específico para fraudes. É possível apenas a utilização do provisionamento genérico, que pode, em teoria, ser constituído para qualquer tipo de evento. Neste caso, o capital a ser alocado corresponde à diferença entre o máximo que a instituição pode perder em um ano e a previsão de perdas esperadas (já provisionada) . Da mesma forma que o caso anterior, com o provisionamento genérico para fraudes, por exemplo, o resultado da instituição estará menos sujeito ao risco da concretização das fraudes.

O provisionamento genérico em um processo judicial deve considerar todas as despesas do período seguinte, inclusive as despesas de provisionamento específico: o provisionamento de novos processos, o ajuste do capital já provisionado e as despesas dos pleitos judiciais.

De qualquer maneira, o sistema desenvolvido deve ser capaz de prover todas as informações: o capital a ser alocado considerando o provisionamento específico, o capital a ser alocado considerando também o provisionamento genérico e não considerando nenhum provisionamento.

Sendo uma ferramenta com fins gerenciais, o sistema deve também retornar uma quarta informação que é o total máximo de despesas previsto para cobrir este tipo de risco, independente do quanto é alocado ou provisionado.

#### 2.6.4 POR QUE NÃO É POSSÍVEL UTILIZAR PROVISIONAMENTO ESPECÍFICO PARA FRAUDES

Fraudes acontecem pontualmente (não possuem duração), assim não existe provisionamento para este tipo de evento. Mesmo existindo uma expectativa de perdas, de acordo com o IAS37, *apud* Cruz (2002), documento expedido pelo *International Accounting Standards Board*, o provisionamento específico não deve ser reconhecido para perdas operacionais futuras. Deve ser reconhecido somente quando a instituição possui uma obrigação financeira resultante de um evento passado. Ou seja, o provisionamento específico é feito para perdas que já estão em processo, para um pleito legal ou contrato cujo ônus já é de conhecimento do BANCO.

### 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA DE MODELOS UTILIZADOS NA MODELAGEM DE RISCO OPERACIONAL

---

#### 3.1 MODELAGEM DE PERDAS

##### 3.1.1 VAR OPERACIONAL

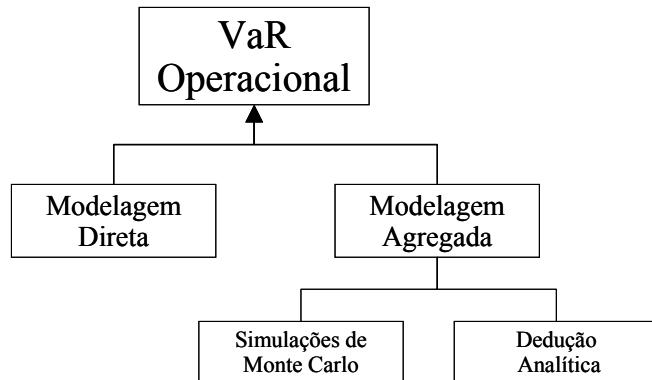
O capital a ser alocado para cobrir perdas de risco operacional deve ser grande o suficiente para cobrir a maioria dos cenários de perda. Assim podemos dizer que este é o valor em risco, ou seja, o valor que podemos chegar a perder em uma situação limite.

Este conceito é o VaR (*Value at Risk*) apresentado por Jorion (2001), já muito utilizado para medir a exposição ao risco de mercado. Como o objetivo é medir a exposição ao risco operacional em unidade monetária será utilizado o mesmo conceito. É obtido assim o VaR Operacional. O VaR deve ser definido em função de dois parâmetros: o período e o nível de confiança.

Um VaR para um ano com 99% de confiança representa a maior perda possível no prazo de um ano em 99% dos casos. O VaR de Risco de Mercado geralmente é estimado para um dia ou para um mês com intervalos de confiança entre 95 e 99,9%. O VaR Operacional é também pode ser definido para diversos períodos de tempo e intervalos de confiança, mas o BANCO deseja utilizar para fins de alocação de capital um VaR de um ano com um nível de confiança de 99,9%.

Para calcular o VaR Operacional o autor encontrou dois caminhos. Em um deles, denominado pelo autor de Modelagem Direta, a perda total por período é a única variável modelada. No outro, denominado de Modelagem Agregada, a perda total é modelada a partir da freqüência e severidade dos eventos. Por freqüência entende-se o número de vezes que um determinado evento pode ocorrer em um espaço de tempo. A severidade representa a perda efetiva que cada evento pode gerar.

**Figura 1- Tipos de Modelagem e Métodos de Determinação do VaR Operacional**



Na Modelagem Direta, a perda total observada por período é ajustada a uma distribuição. Para calcular o VaR, basta então utilizar o valor associado à probabilidade desejada. A vantagem deste método é que ele é simples, não torna necessária a realização de simulações e já incorpora possíveis dependências entre a distribuição de freqüências e a de severidade. Como assume que a distribuição de perdas será a mesma no futuro, ele é eficaz para prever futuras perdas dentro de condições de normalidade.

Segundo Cruz (2002), diferentemente do VaR do Risco de Mercado, que se baseia em processos contínuos, o VaR Operacional é baseado em processos estocásticos discretos. Logo, o VaR Operacional é gerado a partir da agregação dos dois processos citados anteriormente (freqüência e a severidade). Ou seja, deveria ser utilizada a Modelagem Agregada.

A Modelagem Agregada é mais adequada se a intenção é ter uma ferramenta gerencial, pois permite a análise específica de ações que podem ser tomadas sobre cada uma das variáveis. A necessidade de se modelar estas variáveis separadamente pode ser verificada com o seguinte argumento: muitas das medidas que podem ser tomadas no sentido de reduzir a perda total afetam somente a freqüência ou a severidade. Um exemplo é a limitação do saque em caixa eletrônico após um certo horário da noite: em caso de roubo (fraude externa) a severidade do evento estará limitada (um ladrão não poderá roubar mais do que o limite), mas essa medida nada

faz no sentido de diminuir a freqüência. Já a conferência de datas, nomes e números de confirmação, afetam somente a freqüência de fraudes, não reduzindo assim a severidade do evento.

A Modelagem Agregada possui uma dificuldade que é extrair a distribuição de Perdas Totais a partir das distribuições de freqüência e severidade. Uma opção seria calcular a função de distribuição de probabilidade final de perdas a partir das distribuições de freqüência e severidade. Em um modelo mais simples como no caso de Fraudes, a distribuição acumulada de perdas pode descrita em função da severidade e freqüência da seguinte maneira:

$$F_{X(t)}(x) = \Pr(X(t) \leq x) = \Pr\left(\sum_{i=1}^{N(t)} U_i \leq x\right) \quad (2)$$

Onde:

- x é o VaR Operacional
- X(t) é a perda a ser realizada no período t
- N(t) é o número de ocorrências do evento no período t. N(t) é definido pelo modelo de Freqüência.
- $U_i$  é a perda de cada um dos eventos.  $U_i$  é definido de acordo com a distribuição de Severidade.

O inconveniente é que alguns modelos são muito complexos e em outros casos as distribuições de freqüência e severidade possuem certas peculiaridades como autocorrelações e dependências, o que tornaria o cálculo da distribuição final demasiadamente difícil. (Neste trabalho de formatura entende-se por “modelo”, a forma pela qual as diversas variáveis interagem)

Uma opção para contornar este problema seria a realização de simulações. Com a geração de 10.000 cenários, por exemplo, podemos determinar o valor que

cobre as perdas em 90% dos casos. Para isto basta ordená-los em ordem crescente de perdas e utilizar o valor do cenário de número 9000. Este método das simulações também é conhecido como Monte Carlo.

A realização de simulações é relativamente simples, e possui a vantagem de gerar facilmente VaR's para diferentes períodos. Sem a simulação, existem métodos para realizar a transformação do VaR de um período para outro, entretanto, eles assumem distribuição normal, o que geralmente não é verdade para risco operacional. O inconveniente das simulações é o tempo de processamento, mas como estas simulação serão feitas no máximo uma vez por mês, isto não é um problema.

### 3.1.2 ESCOLHA DO TIPO DE MODELO

O objetivo do sistema é mais do que estimar o capital necessário para cobrir as perdas operacionais na maioria dos cenários. Como no futuro pretende-se utilizar o mesmo sistema como uma ferramenta gerencial para permitir a identificação de causas das perdas operacionais e das ações que podem ser tomadas, será utilizada a Modelagem Agregada com simulações de Monte Carlo.

## 3.2 INTERVALO DE TEMPO - FREQÜÊNCIA

A freqüência é modelada levantando o número de ocorrências do evento por determinado período de tempo.

Este período deve ser escolhido considerando:

- O número de elementos devido a restrita base de dados disponível. Este número deve ser relevante para que a modelagem seja precisa e confiável o suficiente.
- Ciclicidade e Sazonalidades. O período base deve, idealmente, ser grande o suficiente de forma a expurgar efeitos de ciclicidade/sazonalidade, o que facilita a modelagem e evita a inserção de volatilidade desnecessária aos dados. Se, por exemplo, um fator

externo conhecido faz com que um evento aconteça com maior intensidade todo dia 15 do mês, é mais razoável modelar mensalmente do que diariamente de forma a diluir esse efeito no período.

- Número de Observações por período. Como o Risco Operacional lida com eventos discretos, o tamanho do período escolhido deve ser suficientemente grande para que um número relevante de dados ocorra em um período. Caso contrário, seria introduzida uma volatilidade desnecessária nos dados e comprometeria o poder de explicação da análise. Se um evento ocorre em média cinco vezes ao mês, não faz sentido modelá-lo diariamente.
- Características do evento. Um evento que seja, por exemplo, provisionado mensalmente, deve ser modelado nesta mesma unidade se isto for relevante.
- Qualidade da base de dados. Problemas durante a fase de aquisição dos dados podem fazer com que eventos sejam registrados em datas erradas, mas ainda assim próximas. Com um período maior, este problema é neutralizado.

Dada a ponderação de todos estes fatores e visando simplificar os modelos, bem como manter a uniformidade das informações, todos os eventos serão modelados mensalmente.

### **3.3 INDEPENDÊNCIA DAS DISTRIBUIÇÕES DE FREQÜÊNCIA E DE SEVERIDADE**

O modelo escolhido parte do pressuposto de que as distribuições de Freqüência e de Severidade são independentes. Isto não é necessariamente verdade. Segundo Mood; Graybill; Boes (1963), duas variáveis são consideradas independentes se e somente se qualquer uma das afirmações abaixo for verdadeira.:

- $P(A, B) = P(A) \cdot P(B)$
- $P(A | B) = P(A)$  para qualquer valor de  $P(B) > 0$
- $P(B | A) = P(B)$  para qualquer valor de  $P(A) > 0$

Idealmente, a independência das duas distribuições (severidade e freqüência) deveria ser verificada através de testes específicos. Contudo, observa-se que a modelagem de uma suposta dependência entre as variáveis principais exigiria um esforço analítico e de modelagem enorme ao mesmo tempo em que não produziria melhora sensível no resultado final.

Por este motivo optou-se por trabalhar com uma simplificação do teste de independência: investiga-se se a esperança da distribuição de severidade muda em função do valor observado na freqüência.

Será verificado se existe uma correlação significativa entre a freqüência observada e a esperança de severidade. Apesar de não ser conclusivo (podem existir correlações não lineares ou outras formas de dependências), este procedimento fornece um bom indicativo no caso de existir a dependência.

### 3.4 NÚMERO DE SIMULAÇÕES NECESSÁRIAS.

Uma vez definida a utilização da abordagem de Modelagem Agregada com simulações de Monte Carlo, torna-se necessário determinar o número de simulações que possibilitem uma precisão significativa do resultado.

Se o número de simulações for pequeno, o resultado da simulação poderá não ter a precisão necessária. Um número demasiadamente grande de simulações implicaria em um tempo de processamento longo. Assim, o objetivo é determinar o número de simulações que propicie o melhor custo benefício, ou seja, o menor número de simulações que torne a precisão significativa.

Para determinar o número de simulações necessárias, o procedimento ideal seria realizar o seguinte experimento:

Gerar 100 resultados com 1000, 10.000 e 100.000 simulações. Calcular a variância destes resultados para 90, 95, 99 e 99,9%. Assumindo uma distribuição normal de resultados, calcular o intervalo de confiança do resultado da simulação com 95%.

Como cada evento possui um comportamento distinto, é necessário gerar uma tabela desta natureza para cada um deles. Acredita-se que eventuais mudanças nos parâmetros das distribuições não sejam significativos para alterar estes intervalos de confiança de cada modelo.

A dificuldade na utilização deste método é que para gerar 100 resultados com 100.000 simulações, o tempo estimado de processamento é de 800 horas. Isto não é um problema para o BANCO, mas é um procedimento inviável para ser realizado neste trabalho.

Neste trabalho será adotado o seguinte procedimento desenvolvido pelo autor: Serão realizados pelo menos 10 mil simulações. A partir deste ponto, a cada 20 simulações geradas, os resultados serão ordenados. Se o resultado da posição de número  $i+2$  menos o resultado da posição de  $i-2$  for inferior ao intervalo desejado, o número de simulações estará adequado.

Assim, para uma precisão de 90% com precisão 1000 pontos, a primeira verificação checará se o resultado na posição 9002 menos pelo resultado de posição 8998 é menor que 1000. Este método não é formalmente aceito, mas é possível obter uma boa noção da precisão do resultado obtido.

### **3.5 COMO VERIFICAR A EFICÁCIA DO MODELO?**

Resta ainda verificar se o modelo é eficaz para calcular o capital sujeito ao Risco Operacional. Será utilizado para este fim o método de *back test*, já utilizado para validar modelos de risco de mercado. Neste processo, adota-se uma data no

passado como se fosse o presente. O modelo é então alimentado com as informações disponíveis até esta data e verifica-se se as previsões do mesmo estão coerentes com o que realmente ocorreu. Isto é repetido até a data presente e é contabilizado quantas vezes o valor obtido foi maior que o previsto. Neste trabalho o *back test* será realizado de maneira um pouco diferente. Ao invés de realimentar o modelo a cada mês, como se deseja a previsão para um ano, o modelo não será realimentado a cada período.

Um dos problemas para se realizar do método de *back test* é que o VaR Operacional desejado é anual e com nível de confiança de 99.9%, e a base de dados disponível é pequena. Com apenas 3,5 anos de base de dados, como confirmar que o modelo é eficaz para 99.9% dos casos? Seria necessário testar, por exemplo, se em 1000 anos 1 deles está acima do VaR Operacional.

Para tentar contornar isto será calculado o VaR Operacional mensal ao invés do anual, e será utilizado um nível de confiança de 90%. Assim, será verificado se 10% dos meses estão acima do VaR com um teste de hipótese binomial. Se os modelos passarem nestes testes, será inferido que o mesmo também é válido para calcular o VaR operacional anual com 99,9% de nível de confiança assim como deseja a instituição.

A base de dados disponível para este trabalho possui 3,5 anos. Assim os modelos serão parametrizados utilizando os dados de apenas dois anos. Os últimos 18 meses de serão utilizados para validar o modelo contra dados novos, ou seja, verificar-se se com os dados disponíveis até então, VaR calculado é eficaz para o ano seguinte. Os modelos serão testados contra a base de dados inteira (3,5 anos) e contra os dados novos.

Utilizando-se apenas 1,5 anos e 3,5 anos (18 e 42 meses) para *back test* com 10% dos pontos esperados acima do VaR e nível de confiança do teste de 95%, o teste de hipótese determina os intervalos da Tabela 3. Entretanto, como o número de meses em um ano e meio é pequeno, o teste possui na realidade um nível de confiança inferior a 95%.

**Tabela 3 - Parâmetros de Comparação para o Backtest**

<b>Número Mínimo de Pontos Fora</b>	<b>Número Máximo de Pontos Fora</b>	<b>Nível de Confiança Real do Teste</b>
<b>18 meses</b>	0	5
<b>42 meses</b>	0	8

## 4 CONCEPÇÃO DO SISTEMA

---

### 4.1 VARIÁVEIS DE RETORNO DO SISTEMA

#### 4.1.1 VARIÁVEIS DE RETORNO DO SISTEMA

O modelo deve ser capaz de retornar quatro tipos de informação:

- Qual é a perda para o BANCO do ponto de vista gerencial, incluindo as despesas de provisionamento. Será denominada PG (Perda Gerencial)
- Qual é o VaR Operacional, assumindo que o provisionamento genérico possa ser utilizado na redução do risco. Será denominada VaRPG (VaR com Provisionamento Genérico).
- Qual é o VaR Operacional, assumindo que o provisionamento específico possa ser utilizado na redução do risco. Será denominada VaRPE (VaR com Provisionamento Específico).
- Qual é o VaR Operacional, assumindo que qualquer provisionamento seja irrelevante para o cálculo do risco. Será denominada VaRSP (VaR sem Provisionamento).

Estes quatro números são bem diferentes, tanto na ordem de grandeza quanto no conceito. Se a freqüência de processos encerrados é diferente da freqüência de processos iniciados, o provisionamento específico fará com que o impacto sobre o resultado do banco seja diferente do valor efetivamente pago.

Por exemplo, caso seja adotada uma política de super provisionamento e a freqüência de processos iniciados for maior que a de processos encerrados, o BANCO realizará um grande dispêndio do ponto de vista gerencial (PG) e possivelmente terá que alocar capital para provisionar estes novos casos, aumentando, assim, o VaRPG. Entretanto, para o VaRPE, a freqüência de processos iniciados é irrelevante e o super provisionamento poderá implicar em uma reversão de capital maior que os valores

efetivamente pagos. Se o provisionamento for irrelevante para o risco, o VaRSP contemplará somente os valores efetivamente pagos e será independente da política de provisionamento específico.

O provisionamento pode ter um papel importante na previsão de perdas futuras, uma vez que é um indicador do valor que pode ser efetivamente pago no futuro (por definição). Com base no histórico de provisionamento e valores pagos, poder-se-á estimar os futuros valores a serem pagos com cada provisionamento existente.

No caso de processos cíveis centralizados, os valores extremos provisionados são cerca de 10 vezes maiores que os valores extremos do histórico de valores pagos. Isso pode tanto indicar um super provisionamento, como também um erro na projeção dos valores pagos passados para o futuro. Pode ser que este valor provisionado realmente ocorra e a severidade de valores pagos não preveja isso, mesmo com a utilização de distribuições de extremos. Desta forma somente o histórico de valores provisionados e pagos é que poderia indicar esta ocorrência.

A utilização de valores provisionados na estimativa da severidade futura pode fazer com que, caso ocorra um aumento da severidade de provisionamento, a severidade de valores pagos reflita isto antes que estes casos maiores se encerrem. Ou seja, a aplicação deste método pode incrementar a velocidade de resposta do sistema e a validade do modelo.

Este método não será adotado porque a instituição ainda não possui, na base de dados, os valores provisionados para os casos já encerrados. Isto ocorre, pois, quando um processo acaba e o valor provisionado é revertido, registrando-se zero de provisionamento na contabilidade (fonte de dados).

#### 4.1.2 CÁLCULO DO VAR OPERACIONAL CONSIDERANDO O PROVISIONAMENTO GENÉRICO

Tanto a partir da PG de Ações Cíveis como do VaR Operacional de Fraudes, é possível determinar qual é o VaRPG. O provisionamento genérico, por definição, deve cobrir as perdas esperadas. Isto corresponde à média da distribuição final de perdas. A diferença entre o PG com 99,9% e a média, corresponde ao capital a ser alocado, assumindo-se que o provisionamento genérico reduza o risco.

Para estimar a perda esperada, o ideal seria calcular a média das simulações, mas o BANCO deseja utilizar o PG com 50% de nível de confiança. O PG, com 50% de nível de confiança, corresponde à mediana da distribuição e não à média. Estes números coincidem no caso de distribuições simétricas, como ocorre na distribuição normal, largamente utilizada em risco de mercado. Mas não é necessariamente verdade no caso das distribuições de risco operacional. Neste trabalho será utilizado o PG com 50% assim como deseja a instituição.

### 4.2 AÇÕES CÍVEIS

#### 4.2.1 O PROVISIONAMENTO ESPECÍFICO NA MODELAGEM DE AÇÕES CÍVEIS

Quando o evento pode ser provisionado (provisionamento específico), a instituição incorre em uma perda contábil antecipada que é relevante para o seu resultado e que pode ter um perfil diferente dos valores efetivamente pagos. Nestes casos, pode ser necessário modelar também as despesas de provisionamento específico. Para isto é necessário modelar a severidade de provisionamento e a freqüência de novos processos.

#### 4.2.2 COMO AS AÇÕES CÍVEIS SÃO TRATADAS PELO BANCO

Quando o processo se inicia, o BANCO registra uma ocorrência de reconhecimento de evento e realiza uma despesa de provisionamento de acordo com o que acredita que possa perder com o caso. Quando o caso se encerra,

independentemente de qual é o lado vencedor, o BANCO registra uma ocorrência de encerramento e o capital provisionado é revertido. Estas ocorrências serão denominadas respectivamente de freqüência de início e freqüência de encerramento.

Ações cíveis são tratadas pela instituição de duas maneiras distintas:

- Casos ditos comuns, aqueles cujos pleitos não sejam elevados e não representem demasiado risco à imagem do BANCO, são lidados por escritórios terceirizados de advocacia. Estes são chamados “Descentralizados”.
- Casos cujos pleitos sejam elevados ou constituam risco muito grande à imagem do BANCO são lidados um a um por advogados próprios da instituição. Estes são chamados “Centralizados”. Eventualmente, um caso inicialmente classificado como “Centralizado” pode ter seu status mudado para “Descentralizado”, se apresentar um risco menor do que o inicialmente estimado. Casos desta natureza mantêm os valores previamente provisionados e são chamados de “Descentralizados Transitórios”.

No caso dos processos descentralizados, o valor provisionado para cada caso é igual à média de perdas de processos descentralizados dos últimos 12 meses. No caso de processos centralizados a provisão pode ser zero, um valor padrão, ou algum outro valor a ser definido pelos advogados.

Como muitos destes processos são de alguma forma indexados, torna-se necessário realizar ajustes periódicos do valor de cada provisionamento. No caso de Ações Cíveis Centralizadas, existem processos que estão provisionados por este valor padrão. Quando é determinado um novo valor para o provisionamento padrão, é realizado um aporte de ajuste no estoque de processos provisionados para que o valor de cada um continue equivalente ao novo valor padrão. Para Ações Cíveis Descentralizadas, todos os processos estão indexados à perda média dos últimos 12 meses. Quando esta média muda, é necessário realizar este ajuste novamente.

Ao longo do processo judicial, a instituição realiza pagamentos de honorários advocatícios. Caso perca em alguma instância não definitiva, o BANCO realiza um depósito em juízo conforme é determinado pelo juiz e o processo continua aberto. Na última instância, caso a ação seja ganha pelo BANCO, o mesmo é reembolsado pelos honorários advocatícios e registra perda zero. Caso contrário, é pago um valor determinado pelo juiz.

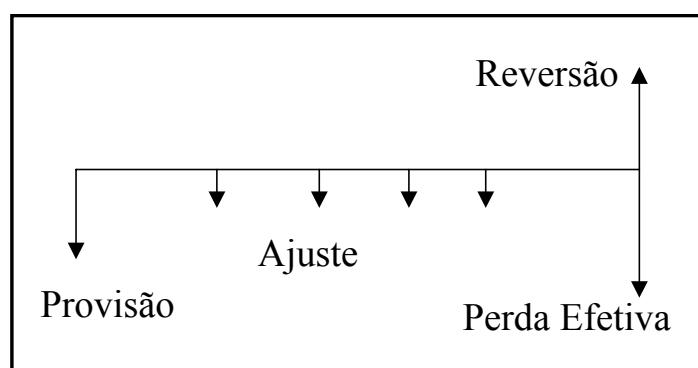
#### 4.2.3 O SISTEMA DE AÇÕES CÍVEIS

Devido às diferentes naturezas dos centralizados e descentralizados, principalmente para o cálculo da média móvel, optou-se por modelar estes eventos separadamente. Para simplificar o modelo, os casos descentralizados transitórios serão tratados como centralizados.

A fim de simplificar o modelo do fluxo de caixa da ação, os valores pagos ao longo do processo serão corrigidos pela inflação até a data de encerramento. Data em que ocorre o último e definitivo pagamento. Assim, ao invés de diversos pagamentos em diversas instâncias, cada ação possui somente um pagamento na data de encerramento. Este valor pode ser zero caso o BANCO ganhe o pleito e tenha resarcido os custos do processo.

Com isso restam apenas 4 parcelas no fluxo de caixa da Ação: Provisão, Ajuste, Reversão e Perda Efetiva

**Figura 2 - Fluxo de Caixa de Ação Cível Simplificado para Modelagem**



O objetivo do sistema é retornar os valores de VaRSP, VaRPE, VaRPG e PG. O sistema retornará, na realidade, as parcelas do fluxo de caixa (**Provisão** de novos Processos, **Ajuste** periódico do estoque provisionado, **Reversão** e **Perda Efetiva** de processos encerrados) que, quando agregadas como nas equações abaixo, podem trazer a informação desejada:

$$PG_i = \left( \sum_{j=1}^{12} Provisão_j + Ajuste_j - Reversão_j + Perda\ Efetiva_j \right)_i \quad (3)$$

$$VaRPE_i = \left( \sum_{j=1}^{12} - Reversão_j + Perda\ Efetiva_j \right)_i \quad (4)$$

$$VaRPG_i = PG_i - PG_{50\%} \quad (5)$$

$$VaRSP_i = \left( \sum_{j=1}^{12} Perda\ Efetiva_j \right)_i \quad (6)$$

Onde:

- $i$  representa o  $i$ -ésimo valor após ordenação crescente. Para um nível de confiança de  $(1-\alpha)$ , deve-se considerar o valor correspondente de  $i = (1 - \alpha) * \text{Número de Simulações}$ ;
- $Provisão_j$ : valor a ser provisionado com os novos processos em andamento no mês de referência  $j$ ;
- $Ajuste_j$ : Despesa de ajuste do estoque provisionado no mês de referência  $j$ . Pode ser o resultado da atualização dos valores provisionados de processos indexados ao Valor Padrão (alguns casos centralizados), ou da atualização da média nos casos de processos provisionados pela média móvel (processos descentralizados);
- $Reversão_j$ : Reversão do capital provisionado para os processos encerrados no mês de referência  $j$ ;

- Perda Efetiva<sub>j</sub>: Valor a ser pago com o encerramento dos processos no mês de referência.

#### 4.2.4 MODELO DE AÇÕES CÍVEIS CENTRALIZADAS

Para ações cíveis centralizadas cada uma das parcelas da Perda Total possui o seguinte formato:

$$Provisão_j = \sum_{i=1}^{Freq.P.I.} SevPr ov_i \quad (7)$$

$$Reversão_j = \sum_{i=1}^{Freq.P.E.} SevPr ov_i \quad (8)$$

$$Ajuste_j = (N0_{VP} - Freq.P.E._{VP}) \cdot \Delta VPadrão \quad (9)$$

$$Perda\ Efetiva_j = \sum_{i=1}^{Freq.P.E.} SevPg_i \quad (10)$$

Onde:

- Freq. P.I.; número de processos iniciados no mês.
- Freq.P.E.: número de processos encerrados.
- SevPg: Severidade dos Valores Pagos em cada evento.
- SevProv: Severidade dos Valores Provisionados em cada evento
- $N0_{VP}$  é o numero de processos em andamento indexados ao Valor Padrão ao fim do mês anterior.
- $\Delta VPadrão$  é a variação estimada do Valor Padrão em pontos absolutos.

Assim o modelo de ações cíveis centralizadas possui as seguintes variáveis a serem modeladas estatisticamente: Freq. P.I., Freq.P.E., SevPg e SevProv.

#### 4.2.5 MODELO DE AÇÕES CÍVEIS DESCENTRALIZADAS

O modelo de ações cíveis descentralizadas, diferente do modelo anterior, não possui uma severidade de provisionamento. Todos os provisionamentos de um dado mês são feitos com o mesmo valor que é a média móvel dos últimos 12 meses. Com isto algumas parcelas sofrem as seguintes modificações:

$$\text{Provisão}_j = \text{Freq.P.I.} \cdot \text{Média Móvel} \quad (11)$$

$$\text{Ajuste}_j = (N0 - \text{Freq.P.E.}) \cdot \Delta\text{Média Móvel} \quad (12)$$

$$\text{Reversão}_j = \text{Freq.P.E.} \cdot \text{Média Móvel} \quad (13)$$

Onde:

- Média Móvel é a média da Perda Efetiva pelo número de processos encerrados dos últimos 12 meses.
- $\Delta\text{Média Móvel}$  é a mudança absoluta da Média Móvel de um mês para outro.

Para A.C.D. existem as seguintes variáveis a serem modeladas estatisticamente: Freq. P.I., Freq.P.E., SevPg.

#### 4.3 MODELO DE FRAUDES

Fraudes acontecem pontualmente (não possuem duração), assim não existe provisionamento específico ou outra forma de indicador de severidade futura.

Algumas fraudes apresentavam registro de ocorrência em diversas datas. Mesmo assim como cada ocorrência é pontual e não existe perda em curso que seja de conhecimento da instituição, optou-se por consolidar todas as perdas de um mesmo evento em sua primeira ocorrência.

Assim, o modelo de Fraudes ficou bem mais simples que os modelos de ações cíveis. O modelo está expresso na Eq. ( 14 ):

$$VaR_i = \left( \sum_{j=1}^{12} \sum_{k=1}^{Freq.F_j} SevF_k \right)_i \quad (14)$$

$$VaRPG_i = VaR_i - VaR_{50\%} \quad (15)$$

Onde:

- $i$  representa o  $i$ -ésimo valor após ordenação crescente. Para um nível de confiança de  $(1-\alpha)$ , deve-se pegar o valor correspondente de  $i = (1 - \alpha) * \text{Número de Simulações}$ ;
- $Freq.F_j$  é a freqüência mensal de fraudes
- $SevF_k$ : Severidade dos Valores Fraudados em cada evento.

## 5 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA DE MÉTODOS DE MODELAGEM DE VARIÁVEIS

---

### 5.1 FREQÜÊNCIA

#### 5.1.1 O PROCESSO DE MODELAGEM

A modelagem das variáveis será feita de acordo com as seguintes etapas:

1. Análise subjetiva e testes de correlações
2. Escolha da distribuição
3. Estimação de parâmetros
4. Realização de testes de aderência
5. Implementação no sistema

#### 5.1.2 MODELAGEM DA FREQÜÊNCIA

As distribuições mais utilizadas para modelar a freqüência são: Poisson, Normal, Binomial, Binomial Negativa, Hipergeométrica, Geométrica e Polya-Aeppli (CRUZ, 2002). As distribuições testadas foram Poisson, Normal e Binomial Negativa.

A distribuição de Poisson pode ser expressa por Eq.( 16 ):

$$f(x) = \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^x}{x!} \quad ( 16 )$$

Onde  $\lambda$  é um parâmetro da distribuição.

A Binomial Negativa pode ser expressa por:

$$f(x) = \binom{r+x-1}{x} \cdot p^r \cdot (1-p)^x \text{ para } r \text{ inteiros ou } \quad ( 17 )$$

$$f(x) = \frac{\Gamma(r+x)}{\Gamma(r) \cdot \Gamma(x+1)} \cdot p^r \cdot (1-p)^x \text{ para demais valores} \quad (18)$$

Onde:

- $p$  e  $r$  são parâmetros da distribuição que representam respectivamente a probabilidade de um evento ter sucesso e  $r$ , o número de tentativas até este sucesso.
- $\Gamma(x)$  representa a função Gama.

A Normal também será utilizada quando for necessário modelar freqüências com correlação temporal ou tendência, pois é utilizada no modelo ARIMA, ARMA e TT explicados adiante. Ela está expressa na Eq. ( 19 ).

$$f(x) = \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2\pi}} \cdot e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (19)$$

Onde  $\mu$  e  $\sigma$  são os parâmetros da distribuição e representam respectivamente a média da população e o desvio padrão.

### 5.1.3 AUTOCORRELAÇÃO

A modelagem da freqüência exige uma atenção especial para a presença de autocorrelação, pois esta pode indicar uma tendência, que não pode ser explicada exclusivamente pelo ruído estatístico e, ignorá-la, pode implicar em erros sistemáticos. Como a freqüência é mensal, muitas correlações já estão contidas neste período, mas resta ainda verificar a correlação da freqüência de um mês para outro.

Para checar se a autocorrelação é significativa, será utilizado o teste de Box-Ljung que consiste em um teste de hipótese que utiliza a distribuição Chi Quadrado. Este teste checa se as  $K$  primeiras autocorrelações são estatisticamente significativas sob a hipótese nula de correlação nula.

$$Q = n \cdot (n+2) \cdot \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \cdot \rho_k^2 \quad (20)$$

Onde:

- $n$  é o número de observações
- $\rho_k$  é a autocorrelação observada com  $k$  lags

Se  $Q \leq \chi_K^2$ , o conjunto de dados não apresenta autocorrelação significativa.

Este teste será utilizado para todos os valores de  $k$  entre 1 e 12. Assim será verificado a autocorrelação de até 1 ano. Este teste foi escolhido porque já é largamente utilizado pela instituição no gerenciamento de risco de mercado.

Se for detectada a autocorrelação, para uma modelagem mais relevante, tornar-se-á necessário utilizar as ferramentas de análise de séries temporais. Estas ferramentas são úteis para gerar previsões, pois com base em dados passados, é possível determinar os parâmetros de uma distribuição no futuro, quando os eventos cronológicos não são independentes. A escolha da ferramenta a ser utilizada deve seguir uma análise da natureza do evento que se deseja modelar.

Para eventos estacionários, existe a família de ferramentas ARMA (*Mixed Moving Average Autoregressive Processes*) como MA (*Moving Average Processes*), AR (*Autoregressive Processes*) e a própria ARMA.

A previsão em MA possui a seguinte característica (HAMILTON1994):

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \cdot \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_n \cdot \varepsilon_{t-n} \quad (21)$$

Onde  $\mu$  é a média da população,  $\varepsilon_t$  é o ruído estatístico definido por  $N(0, \sigma^2_x)$ ,  $\varepsilon_{t-n}$  o ruído do enésimo período anterior a  $t$  e  $\theta_n$  é um coeficiente linear.

A previsão em AR possui a seguinte característica (HAMILTON1994):

$$Y_t = c + \phi_1 \cdot Y_{t-1} + \dots + \phi_n \cdot Y_{t-n} + \varepsilon_t \quad (22)$$

Onde  $c$  é uma constante,  $Y_{t-n}$  é o enésimo resultado anterior,  $\phi_n$  é um coeficiente linear.

A previsão ARMA é na prática a junção das duas previsões anteriores. Assim, pode ser expressa por (HAMILTON1994):

$$Y_t = c + \phi_1 \cdot Y_{t-1} + \dots + \phi_n \cdot Y_{t-n} + \varepsilon_t + \theta_1 \cdot \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_n \cdot \varepsilon_{t-n} \quad (23)$$

Ou seja, o resultado em  $t$  é em parte função do resultado ou/e de parâmetros em  $t-1, t-2, t-3 \dots t-n$ .

Para eventos não estacionários, ou seja, com uma tendência de crescimento ou redução, Hamilton apresenta duas opções: modelo ARIMA (*Integrated Mixed Moving Average Autoregressive Processes*) e o modelo de tendência determinada.

A ferramenta ARIMA calcula a previsão de diferença entre  $Y$  e  $Y_{t-1}$ . Isso possui a vantagem, quando comparada com o ARMA, de manter os valores dentro de uma mesma escala de comparação (HAMILTON1994):

$$Y_t - Y_{t-1} = c + \phi_1 \cdot Y_{t-1} + \dots + \phi_n \cdot Y_{t-n} + \varepsilon_t + \theta_1 \cdot \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_n \cdot \varepsilon_{t-n} \quad (24)$$

O modelo de *Time Trend (TT)*, também conhecido como tendência estacionária, assume que existe uma tendência constante descrita por (25).

$$Y_t = c + bt + \varepsilon_t + \dots + \theta \cdot \varepsilon_{t-n} \quad (25)$$

Este modelo é mais adequado que o ARIMA para realizar previsões quando a amostra de dados é pequena. Com poucos dados o ARIMA pode super estimar os coeficientes lineares que podem levar a uma explosão dos valores previstos. Além disso, a autocorrelação observada com os dados originais pode eventualmente ocorrer devido a uma tendência fixa. Se ao retirar-se a tendência de uma amostra de dados, a

correlação não for mais observada, o modelo TT pode, de maneira simplificada e eficientemente, modelar os dados em questão.

Para eventos com estados definidos como, por exemplo, períodos normais e períodos de crise, uma opção para se modelar a probabilidade da mudança de estados é a utilização de Cadeias de Markov. As cadeias de Markov são uma forma especial de processos estocásticos temporais discretos que podem ser representadas por:

$$\Pr(X_{t+1} = i_{t+1} | X_t = i_t) \quad (26)$$

Esta formula representa a probabilidade de que o estado  $X_{t+1}$  seja igual a  $i_{t+1}$  dado que no período anterior, o estado  $X_t$  era  $i_t$ , independente do estado  $X_{t-1}$  ou períodos anteriores. Desta forma é possível introduzir a dependência do estado do período  $t$  com o estado do período  $t-1$ .

Estas probabilidades geralmente são utilizadas na forma de uma Matriz de Probabilidades.

$$M = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} \quad (27)$$

Onde

- $p_{11}$  representa a probabilidade do estado 1 dado estado 1 em  $t-1$ ,
- $p_{12}$  representa a probabilidade do estado 2 dado estado 1 em  $t-1$
- $p_{21}$  representa a probabilidade do estado 1 dado estado 2 em  $t-1$
- $p_{22}$  representa a probabilidade do estado 2 dado estado 2 em  $t-1$

#### 5.1.4 TESTE DE ADERÊNCIA PARA FREQÜÊNCIA - CHI QUADRADO

Os modelos de freqüência foram avaliados com o teste Chi Quadrado e com análises gráficas. O Chi Quadrado consiste em um teste de hipótese que verifica se a

diferença entre a freqüência observada e a freqüência esperada pela distribuição é estatisticamente significativa. Para realizá-lo, a amostra de dados deve ser dividida em classes assim como em um histograma. Aplica-se então o algoritmo abaixo:

$$Q = \sum_{k=0}^n \frac{(n_k - E_k)^2}{E_k} \quad (28)$$

onde

$n_k$  é o número de dados observados na classe k

$E_k$  é o número esperado de ocorrências na classe k segundo a distribuição sendo testada.

Q é comparado contra a distribuição Chi Quadrado com  $k-r-1$  graus de liberdade, onde r é o número de parâmetros estimados. Se  $Q \leq \chi_{k-r-1}^2$  então a distribuição é adequada para representar este universo de dados. As distribuições foram testadas utilizando um nível de confiança de 95%. A partir do Q obtido será possível determinar para qual nível de confiança a distribuição seria aceita.

Costa Neto aponta que uma forma de se definir o número de classes em um histograma é utilizar o algoritmo  $\sqrt{n}$ , onde n é o número total de observações. Costa Neto também coloca um cuidado a ser tomado ao aplicar o teste Chi Quadrado: as classes das extremidades dever ser agrupadas de forma que nenhuma classe tenha uma freqüência esperada menor que 5.

O problema de se adotar estes procedimentos neste trabalho é que como estão sendo modelados apenas 24 pontos, ao se agrupar as extremidades o número de classes disponíveis para o teste fica muito restrito. Além disso, o número de graus de liberdade fica ainda mais reduzido, pois algumas distribuições utilizadas possuem muitos parâmetros,

Por isto, além de se utilizar um número de classes um pouco maior que  $\sqrt{n}$ , será também realizada uma análise gráfica. No caso de distribuições normais, será utilizado o gráfico de normalidade e em outras distribuições um gráfico de freqüências observadas e esperadas.

O gráfico de normalidade consiste em um gráfico com escalas previamente preparadas. Se ao se colocar os pontos observados no mesmo, os pontos formarem uma linha, esta distribuição poderá ser considerada normal.

## 5.2 MODELAGEM DA SEVERIDADE

A severidade é modelada levantando a perda sofrida em cada evento. Um cuidado ao se montar a base de dados é assegurar que os dados passados tenham sido atualizados monetariamente de forma adequada. Caso contrario, a utilização de valores defasados poderá resultar em um VaR Operacional sub-dimensionado.

As distribuições que geralmente são utilizadas para modelar a severidade são: Normal, Lognormal, Normal Inversa, Exponencial, Weibull, Pareto, Gama, Cauchy, Beta e Rayleigh.(CRUZ, 2002). Verificou-se também elevada aderência com a distribuição GPD (*Generalized Pareto Distribution*).

Foram testadas as seguintes distribuições: Gama, Weibull, GPD, Exponencial, Normal, LogNormal, Beta e Rayleigh. Conforme pôde ser observado pelo autor, as mais eficazes para sua amostra de dados foram Gama, Weibull e GPD e LogNormal.

A distribuição Gama pode ser expressa por:

$$f_{gama}(x) = \frac{1}{b^a \cdot \Gamma(a)} \cdot x^{a-1} \cdot e^{\frac{x}{b}} \quad (29)$$

Onde a e b são parâmetros da distribuição e  $\Gamma$  represa a função gama.

A vantagem da distribuição gama é que ao fixar cada um de seus parâmetros, ela pode representar tanto uma Exponencial como uma Chi Quadrado. Por isso ela

possui uma capacidade de modelar um grande número de comportamentos. A distribuição Gama possui um inconveniente: não é possível calcular a sua função inversa que é necessária para as simulações. A sua inversa é calculada por cálculo numérico e, em alguns casos, como o autor observou, pode resultar em valores inconcebíveis. Por isso apesar de apresentar uma boa aderência aos dados, esta distribuição não será utilizada.

Weibull é expressa por:

$$f(x) = \frac{\alpha}{\beta^\alpha} \cdot x^{(\alpha-1)} \cdot e^{-(x/\beta)^\alpha} \quad (30)$$

Onde  $\alpha$  e  $\beta$  são parâmetros da distribuição.

A distribuição acumulada da GPD é expressa por:

$$G(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \frac{x}{\beta}\right)^{-1/\xi} & \text{se } \xi \neq 0 \\ 1 - e^{-x/\beta} & \text{se } \xi = 0 \end{cases} \quad (31)$$

Onde  $\xi$  e  $\beta$  são parâmetros da distribuição.

A distribuição LogNormal assume que o logaritmo natural dos dados possui uma distribuição Normal. Ela pode ser descrita por:

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[\frac{-(\log x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (32)$$

### 5.2.1 ELEVADA PRESENÇA DE PONTOS COM VALORES ESPECÍFICOS

Caso exista um elevado número de perdas com registro zero absoluto ou outro número específico, torna-se necessário quebrar a função de severidade em duas partes. Uma parte sendo a probabilidade de ser exatamente este valor e, outra de pertencer a

uma distribuição contínua abrangendo os demais valores. Não fazê-lo, pode resultar em uma reduzida aderência do modelo.

Isto acontece quando, por exemplo, uma ação judicial é ganha (valores de perda zero), ou quando é utilizado um valor padrão.

### 5.2.2 NECESSIDADE DE UMA TEORIA PARA MODELAR PONTOS EXTREMOS

A distribuição de severidade possui algumas peculiaridades que tornam difícil sua modelagem. As amostras apresentam alguns raros pontos muito distantes dos demais. A princípio, poderia assumir-se que estes são pontos fora do comum e que não existe a necessidade de considerá-los. Para tanto, deve-se primeiro analisar o impacto destes pontos no resultado final. Se este for irrelevante, não existe motivo que justifique sofisticar o modelo.

Para realizar a análise do impacto destes pontos, vamos separá-los em classes de severidade e levantar a relevância de cada classe frente à perda total. Utilizaremos os dados de severidade de valores pagos ordenados de forma crescente.

**Tabela 4 - Relevância de cada Faixa de Severidade sobre a Perda Total**

	De 0 a 50% dos dados	De 50 a 75% dos dados	De 75 a 90% dos dados	de 90 a 99% dos dados	de 99 a 100% dos dados
<b>Fraudes</b>	8%	17%	24%	32%	19%
<b>A.C.C.</b>	7%	8%	8%	31%	47%
<b>A.C.D.</b>	8%	14%	19%	33%	26%

É possível observar que este universo de pontos extremos é muito relevante para a modelagem da perda de riscos operacionais totais. Isto implica em dois fatores a serem considerados:

- Estes pontos devem sim ser modelados.

- Pequenos erros na modelagem destes pontos podem incorrer em VaR's completamente equivocados. É melhor que estes dados estejam perfeitamente modelados mesmo em detrimento da aderência do resto da distribuição.

Para atender estes fatores, torna-se necessário utilizar uma distribuição exclusiva para estes pontos com parâmetros estimados tendo como objetivo único a aderência deste universo.

### 5.2.3 DISTRIBUIÇÕES DE PONTOS EXTREMOS

Para modelar estes pontos extremos, foram estudadas as distribuições utilizadas pela EVT (*Extremes Values Theory*). A EVT constitui uma teoria que reúne modelos que permitem modelar a probabilidade de eventos raros e catastróficos. Ela possui duas distribuições básicas: A GPD e a GEV (*Generalised Extreme Values*).

Cada uma delas (GPD e GEV) é mais adequada dependendo do contexto e dos objetivos. A GEV é mais adequada para modelar os dados obtidos pela abordagem Block Máxima (CRUZ, 2002). Nesta abordagem são modelados os picos de cada intervalo de dados. Esta abordagem é útil para modelar os máximos dos próximos períodos. Sua vantagem é que atribui um peso maior aos dados recentes. Isto facilita aceitação desta abordagem pela gerência que não deseja alocar muito capital em função de um evento que ocorreu no passado longínquo. Entretanto, a GEV, não considera a massa de eventos extremos que pode ter ocorrido no período. A GEV pode ser expressa por:

$$F(x) = \begin{cases} \exp\left[-(1 + \xi \cdot x)^{-1/\xi}\right] & \text{se } \xi \neq 0 \\ \exp(-e^{-x}) & \text{se } \xi = 0 \end{cases} \quad (33)$$

Onde  $\xi$  é o parâmetro de forma.

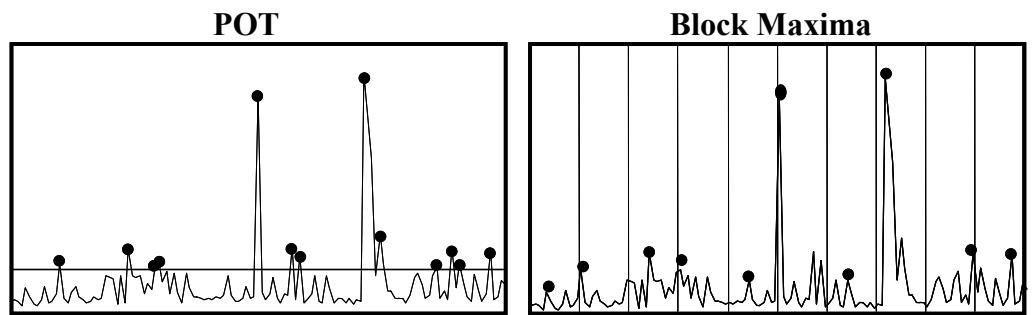
A GEV é na realidade a combinação de três distribuições utilizadas na modelagem de extremos: Frechet, Gumbel e Weibull. Quando  $\xi > 0$  é uma distribuição

de Frechet; quando  $\gamma = 0$  é uma distribuição de Gumbel e quando  $\gamma < 0$  é uma distribuição de Weibull.

Um bom exemplo para mostrar a utilização da GEV é o caso de uma barragem. Não interessa quantas vezes o nível do mar chegou próximo do limite da barragem, o importante é que nenhuma vez ele tenha excedido este limite.

A GPD é útil para modelar dados obtidos pela abordagem POT (*Peaks Over Threshold*) (CRUZ, 2002). Nesta abordagem são modelados somente os pontos acima de um valor  $T$  (*Threshold*).

**Figura 3 - Métodos POT e Block Maxima**



Para o objetivo deste trabalho, em que a freqüência e a severidade são modeladas separadamente, é necessário modelar a probabilidade de um evento ocorrer e não a probabilidade de que ele será o máximo do período. Assim optou-se por utilizar a GPD. Além disso, o processo de acoplar as distribuições fica mais fácil com a definição clara do ponto  $T$  na GPD. Abaixo de  $T$  é utilizada a distribuição que melhor adere a estes dados, designada distribuição inferior, e acima do mesmo a GPD.

A distribuição acumulada da GPD pode ser definida para os Valores acima de  $T$  como:

$$F_{GPD}(x | x \geq T) = 1 - \left[ 1 + \frac{\xi}{\beta} \cdot (x - T) \right]^{-1/\xi} \quad (34)$$

Notar que o universo desta distribuição inicia em T. Logo, a probabilidade de x ser exatamente T, é zero. Para se obter a probabilidade em questão, deve-se multiplicar o resultado pela porcentagem de pontos que este universo representa e somar a probabilidade empírica de T, assim como na equação ( 40 ).

Derivando esta equação, foi obtida a distribuição de probabilidades acima de T:

$$f_{GPD}(x | x > T) = \frac{1}{\beta} \cdot \left[ 1 + \frac{\xi \cdot (x - T)}{\beta} \right]^{-\left(\frac{1+\xi}{\xi}\right)} \quad (35)$$

A função inversa da acumulada que será utilizada nas simulações possui o formato da equação ( 36 ).

$$f_{GPD}(p | p > p') = T + \frac{\beta}{\xi} \cdot \left[ -1 + (1 - p)^{-\xi} \right] \quad (36)$$

Onde  $p'$  é a porcentagem de pontos observados abaixo de T.

O cuidado ao se acoplar as distribuições é garantir que a sua somatória de probabilidades seja igual a 1. Para garantir isto, foi imposto que a probabilidade do valor T na função inferior deve ser exatamente aquela observado na distribuição empírica. Assim a função acoplada de distribuição de probabilidade é a seguinte:

$$f(x) = \frac{f_{\text{inf}}(x) \square p'}{F_{\text{inf}}(T)} \text{ para } 0 \leq x < \text{Threshold} \quad (37)$$

$$f(x) = f_{GPD}(x) \square (1 - p') \text{ para } T \leq x \quad (38)$$

onde

- $F_{\text{inf}}(x)$  é a função de probabilidade acumulada da distribuição inferior
- $f_{\text{inf}}(x)$  é a função de probabilidade da distribuição inferior

A função acoplada acumulada é a seguinte:

$$F(x) = \frac{F_{\text{inf}}(x)p'}{F_{\text{inf}}(T)} \text{ para } 0 \leq x < T \quad (39)$$

$$F(x) = F_{GPD}(x)(1-p') + p' \text{ para } T \leq x \quad (40)$$

Entretanto, para realizar as simulações, é necessária uma função que a partir de uma probabilidade, resulte em um valor monetário. Ou seja, é preciso utilizar a função acoplada acumulada inversa:

$$F^{-1}(p) = F_{\text{inf}}^{-1}\left(\frac{P}{p'}\right) \text{ Para } 0 \leq p < p' \quad (41)$$

$$F^{-1}(x) = F_{GPD}^{-1}\left(\frac{P - p'}{1 - p'}\right) \text{ Para } p' \leq p \leq 1 \quad (42)$$

Onde:

- $F_{\text{inf}}^{-1}(p)$  é a função inversa de probabilidade acumulada da distribuição inferior
- $F_{GPD}^{-1}(p)$  é a função inversa de probabilidade acumulada da distribuição GPD
- $F^{-1}(p)$  é a função inversa de probabilidade acumulada das distribuições acopladas.

Com esta distribuição definida, podemos a partir de  $n$  números aleatórios, segundo uma distribuição uniforme entre 0 e 1, gerar  $n$  valores segundo a distribuição acoplada.

#### 5.2.4 TESTE DE ADERÊNCIA PARA SEVERIDADE - KOMOGOROV-SMIRNOV

Os modelos de severidade foram testados utilizando uma versão gráfica do teste Kolmogorov-Smirnov (KS). Este teste verifica se a maior diferença entre a

probabilidade observada na distribuição empírica e a probabilidade obtida com a distribuição testada é significativa. Para aplicá-lo, os dados devem ser ordenados em ordem decrescente e utilizado o algoritmo abaixo:

$$D = \max \left[ |F(x)_n - F(x)| \right] \quad (43)$$

Onde:

- D é a diferença entre as probabilidades
- $F(x)_n$  é a probabilidade dos dados da amostra na distribuição empírica
- F(x) é a probabilidade dos dados da amostra na distribuição em teste.

A distribuição empírica é definida por:

$$F(x)_n = \frac{n - k + 0,5}{n} \quad (44)$$

onde:

- n é o número de dados
- k é a posição de cada dado, sendo 1 para o ponto de maior valor

Cruz (2002) apresenta os seguintes valores críticos de comparação:

**Tabela 5 - Valores Críticos de Significância para o Teste Kolgomorov-Smirnov**

Valor Crítico	Nível de Significância ( )
$\frac{1,07}{\sqrt{n}}$	20%
$\frac{1,22}{\sqrt{n}}$	10%

Valor Crítico	Nível de Significância ( )
$\frac{1,36}{\sqrt{n}}$	5%
$\frac{1,63}{\sqrt{n}}$	1%

Nos Gráficos de teste KS utilizados neste trabalho, linhas pontilhadas indicam os limites máximos de D para se aceitar uma distribuição com nível de significância de 5%.

Segundo Cruz (2002), este teste não é muito robusto para pequenas amostras. Isto não é um problema, pois neste trabalho as amostras testadas possuem mais de dez mil elementos. Outro problema deste teste, é que ele avalia somente a maior diferença entre as probabilidades, ignorando a aderência dos demais pontos da distribuição. Entretanto, como estamos utilizando o teste em sua versão gráfica, podemos avaliar qualitativamente a aderência por toda distribuição.

### 5.3 ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

#### 5.3.1 MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

Resta ainda um detalhe muito importante que é a determinação dos parâmetros da distribuição de severidade e os parâmetros das distribuições de freqüência. Existem diversos métodos. Costa Neto(1999) apresenta 3 métodos: Método da Máxima Verossimilhança, Método dos momentos e o Método de Bayes.

O método da máxima verossimilhança, por fornecer, segundo Costa Neto, estimadores consistentes, assintoticamente eficientes e com distribuição assintoticamente normal e por já fazer parte do pacote de funções do MatLab, será utilizado no trabalho e está explicado a seguir.

### 5.3.2 FUNÇÃO DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

Segundo este método, os parâmetros de uma distribuição estão mais bem ajustados quando a probabilidade de gerar os dados da amostra histórica é máxima. Isto acontece quando o produtório da função de distribuição de probabilidades para cada valor da amostra é máximo. A função de máxima verossimilhança para a distribuição acoplada pode ser expressa por Eq. ( 45 ).

$$\theta(p, r, T, \beta, \xi) = \max \left\{ \pi F_{InfGPD}(x | p, r, T, \beta, \xi) \right\} \quad (45)$$

Os problemas que podem surgir da utilização deste método são: se o universo de dados for muito grande o produtório tenderá a zero. Como no caso de severidade de fraudes, por exemplo, existem cerca de 60 mil dados, o produtório será da grandeza de  $\left( \frac{1}{60.000} \right)^{60.000} \approx 10^{-300.000}$ . Os softwares utilizados não possuem tal capacidade.

Para evitar isto será utilizada a seguinte propriedade dos logaritmos: Se  $a = b \cdot c$ , então  $\ln(a) = \ln(b) + \ln(c)$ . Assim, ao invés do produtório da FDP, será utilizada a somatória dos logaritmos naturais da FDP para cada valor da amostra. O conjunto de parâmetros que maximizar esta somatória será utilizado.

Resta ainda outro problema: como encontrar os parâmetros que maximizem a somatória. Alguns métodos possíveis são: o mapeamento, a determinação analítica e a otimização numérica. No mapeamento são calculados os produtórios para todo valor possível dos parâmetros. Este método é idealmente utilizado quando o número de variáveis é pequeno e os valores, que as mesmas podem ter, são restritos. Exemplo: duas variáveis discretas de 1 a 10 teriam 100 ( $10 \times 10$ ) pontos a serem mapeados.

A determinação analítica utiliza, por exemplo, o método de Newton para calcular os valores que maximizam a função de verossimilhança. Este método é ideal sempre que possível. No entanto, um dos parâmetros que precisam ser estimados é o valor do *threshold*. Este parâmetro determina a fronteira entre as duas distribuições e não é possível estimá-lo utilizando este método. Este parâmetro terá que ser mapeado.

A otimização numérica utiliza o método Simplex para calcular os parâmetros que maximizam a função de verossimilhança. Um método já utilizado pelas demais funções de parametrização do MatLab é o método Simplex de Nelder-Mead. Este método é utilizado para obter os parâmetros que minimizam a função. Como o objetivo é maximizar a função de verossimilhança, deve-se simplesmente multiplicar por -1 para utilizar Nelder-Mead. Notar que, como é utilizado o logaritmo de números menores que zero, o processo está na realidade somando números negativos. Ao multiplicar por -1 e aplicar Nelder-Mead busca-se obter a somatória que mais se aproxima de zero.

Para cada valor do *threshold* serão estimados os demais parâmetros segundo o método Simplex de Nelder-Mead e calculada a função de verossimilhança. Um problema é que este valor pode ser algo entre 0 e o maior valor de severidade observado. Em alguns casos, pode ser da ordem de milhões. Isto torna o tempo de processamento inviável.

Para solucionar este problema, ao invés de mapear tudo, será realizada uma forma de busca. Serão testadas 20 posições eqüidistantes em número de pontos ao longo de todo universo. Para agilizar ainda mais a busca do *threshold*, como a função GPD é definida de 0 a 1 para os pontos acima do mesmo, para cada valor de T, é possível calcular os parâmetros da GPD, independente dos valores da distribuição inferior. Assim, é possível realizar dois processos de 2 variáveis ao invés de um de 4. Com a vantagem de que a função de máxima verossimilhança da GPD é integrante do pacote do Matlab. Desta forma será necessário apenas desenvolver a função de otimização para os parâmetros da distribuição inferior.

Com o melhor destes 20 pontos definido, será realizada uma busca local tendo como valor inicial os parâmetros ótimos do mesmo. Somente nesta restrita busca local é que as 5 variáveis, incluindo T, serão otimizadas ao mesmo tempo.

O resultado deste método será analisado. Se a distribuição resultante não aderir perfeitamente aos pontos de valores extremos, o *threshold* será definido pelo

autor de forma a minimizar o erro onde a perda é relevante. Ao realizar isto a aderência ao longo de toda distribuição irá diminuir, mas os resultados serão mais confiáveis.

Isto acontece porque, para os pontos extremos, qualquer modificação da probabilidade implica em uma modificação muito grande do valor sorteado. É melhor um erro de 300 pontos em 1000 casos do que um erro de 3 milhões de pontos em um único evento.

## 6 FERRAMENTAS UTILIZADAS E DESENVOLVIDAS

---

### 6.1 FERRAMENTAS UTILIZADAS

O preparo dos dados foi feito utilizando planilhas de Excel. Acreditava-se que seria possível modelar e simular também no Excel, entretanto este não se apresentou como um software robusto o suficiente para tal. Muitas funções funcionavam apenas em intervalos de dados restritos, ou com precisão insuficiente para o objetivo do trabalho. Além disto em uma única tentativa, o mesmo travou diversas vezes. Por fim optamos por realizar a modelagem das variáveis e a simulação em Matlab.

O Matlab, além de não apresentar os problemas acima, possui funções prontas que agilizaram o processo de modelagem das diversas variáveis. As funções utilizadas para o tratamento estatístico de pontos extremos não vêm junto com o software Matlab. Estas funções são componentes de um pacote de funções chamado EVIM (*Extreme Value Analysis in MATLAB*). Este pacote foi desenvolvido por professores das universidades de Windsor, Canadá e Bilkent, Turquia.

O MatLab e o pacote EVIM disponibilizaram as seguintes funções que forma utilizadas neste trabalho:

- Funções de distribuições de probabilidade para Normal, LogNormal, Weibull, GPD, Gama, Binomial, Binomial Negativa, Exponencial e outras.
- Funções de estimativas de parâmetros para as distribuições acima que utilizam o método de máxima verossimilhança.
- Ferramentas de análises de séries temporais como ARMA, ARIMA, e suas variações.
- Procedimento que realiza teste gráfico de normalidade.

## 6.2 FERRAMENTAS DESENVOLVIDAS

Além disso foi necessário desenvolver as seguintes ferramentas:

- Função que retornasse a perda de um evento segundo a distribuição de severidade acoplada.
- Função que retornasse os parâmetros da distribuição de severidade acoplada, calculados a partir dos dados observados utilizando o método da máxima verossimilhança.
- Função que realizasse as simulações conforme o modelo de Fraude e retornasse o VaR Operacional
- Função que realizasse as simulações conforme o modelo de Ações Cíveis Centralizadas e retornasse o VaR Operacional
- Função que realizasse as simulações conforme o modelo de Ações Cíveis Descentralizadas e retornasse o VaR Operacional
- Procedimento que realizasse o teste Kolmogorov-Smirnov em sua versão gráfica.

As ferramentas computacionais desenvolvidas foram homologadas ao longo da programação das mesmas, não sendo assim necessário realizar mais testes desta natureza.

O longo tempo de processamento demandado exigiu uma revisão das funções programadas em Matlab para reduzir o tempo de processamento e viabilizar a simulação de 10.000 cenários para cada evento.

## 7 MODELAGEM ESTÍSTICA DAS VARIÁVEIS

---

### 7.1 LISTA DAS VARIÁVEIS A SEREM MODELADAS ESTATISTICAMENTE

Com a elaboração dos modelos elaborados no capítulo 4, foram definidas quais variáveis deveria ser modeladas estatisticamente para alimentar o sistema. Estas eram:

#### Ações Cíveis Centralizadas (A.C.C.)

- Freq. P.I.; Número de processos iniciados no mês.
- Freq.P.E.: Número de processos encerrados no mês.
- SevPg: Severidade dos valores pagos em cada evento.
- SevProv: Severidade dos valores provisionados em cada evento

#### Ações Cíveis Centralizadas (A.C.C.)

- Freq. P.I.; Número de processos iniciados no mês.
- Freq.P.E.: Número de processos encerrados no mês.
- SevPg: Severidade dos valores pagos em cada evento.

#### Fraudes

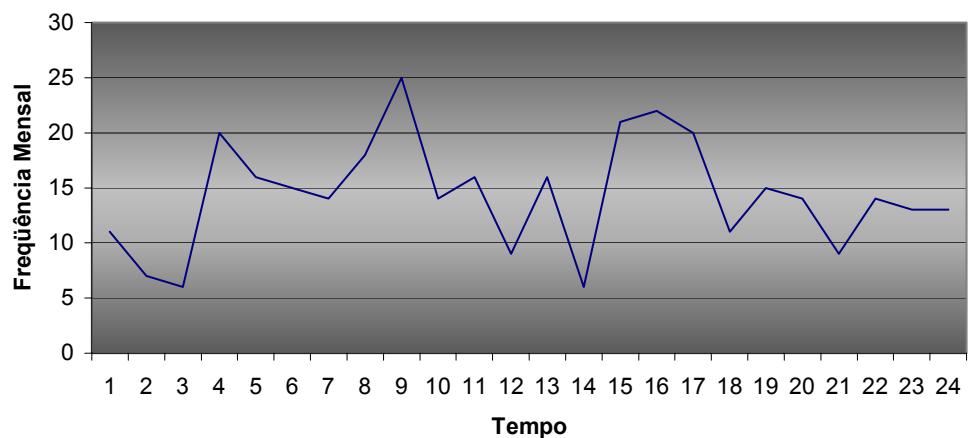
- Freq.F. Freqüência mensal de ocorrências de fraudes
- SevF: Severidade dos valores fraudados em cada evento.

## 7.2 AÇÕES CÍVEIS CENTRALIZADAS

### 7.2.1 FREQÜÊNCIA DE PROCESSOS INICIADOS PARA A.C.C.

O histórico da freqüência de Início de Ações Cíveis Centralizadas está no gráfico da Figura 4.

**Figura 4 - Histórico da Freqüência de Início de Ações Cíveis Centralizadas**



O teste Box-Ljung indicou que esta freqüência não possui autocorrelação significativa para nenhum intervalo de tempo inferior a um ano. Pode-se então, utilizar uma distribuição, assumindo independência entre os pontos. Foram testadas as distribuições Poisson, Normal e Binomial Negativa. Destas, a que apresentou a melhor aderência foi a distribuição Normal com os seguintes parâmetros:

**Tabela 6 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Freqüência de Início de Ações Cíveis Centralizadas**

Parâmetro	$\mu$	$\sigma$
Valor	10,2634	0,2656

Aplicando o teste do Chi quadrado a estes dados (freqüência de processos centralizados iniciados) obteve-se como resultado:

**Tabela 7 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Início de A.C.C.**

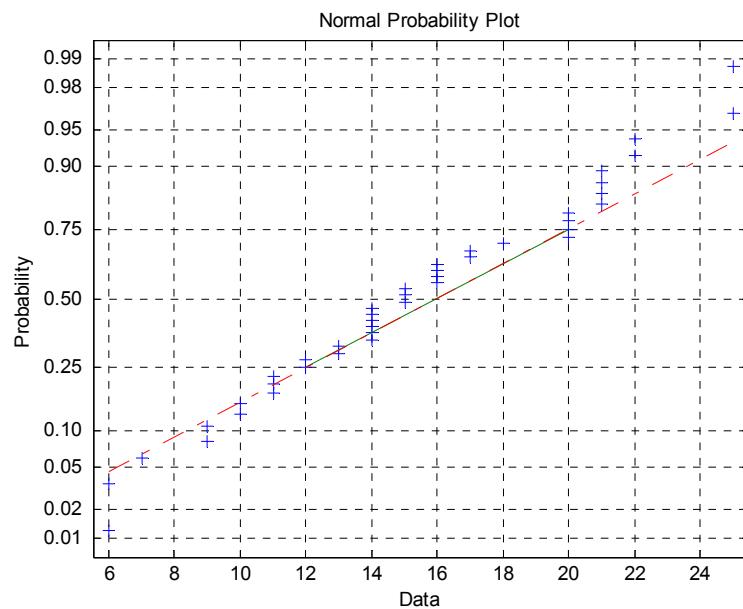
Bloco	Freqüência	Esperado	Q
6	2	1,143	0,642
10,75	3	4,500	0,500
15,5	10	8,485	0,270
20,25	6	6,970	0,135
Mais	3	2,903	0,003

Q	Chi <sup>2</sup> (95%,3)	P-Value
1,551	0,352	67%

Esse resultado implica que os dados não poderiam ser representados por uma distribuição normal. Entretanto, como o universo de pontos é consideravelmente diminuto, tal resultado merece ser observado com mais cuidado. Uma vez que os dados mostram uma boa aderência no teste gráfico da Figura 5, a normalidade não deve ser descartada, e a opção do autor em considerar os dados como normais será utilizada.

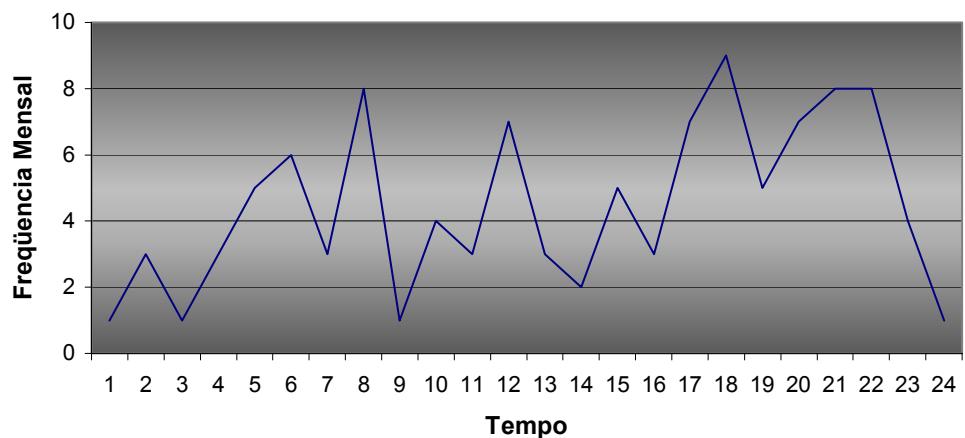
**Figura 5 - Teste de Normalidade de Processos Iniciados Centralizados**



## 7.2.2 FREQÜÊNCIA DE PROCESSOS ENCERRADOS PARA A.C.C.

O histórico da freqüência de encerramento de processos está no gráfico abaixo:

**Figura 6 - Histórico da Freqüência de Encerramento de Ações Cíveis Centralizadas**



Novamente, ao aplicar o teste Box-Ljung de autocorrelação, não foi observada autocorrelação significativa para nenhum período. Será possível utilizar novamente uma distribuição assumindo independência entre os pontos. Foram testadas as distribuições Poisson, Normal e Binomial Negativa. Destas, a que apresentou a melhor aderência foi a distribuição Normal.

**Tabela 8 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Freqüência de Encerramento de Ações Cíveis Centralizadas**

Parâmetro	$\mu$	$\sigma$
Valor	4,8502	0,3068

Aplicando o teste do Chi quadrado a estes dados (freqüência de processos centralizados encerrados) obteve-se como resultado:

**Tabela 9 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Encerramento de A.C.C.**

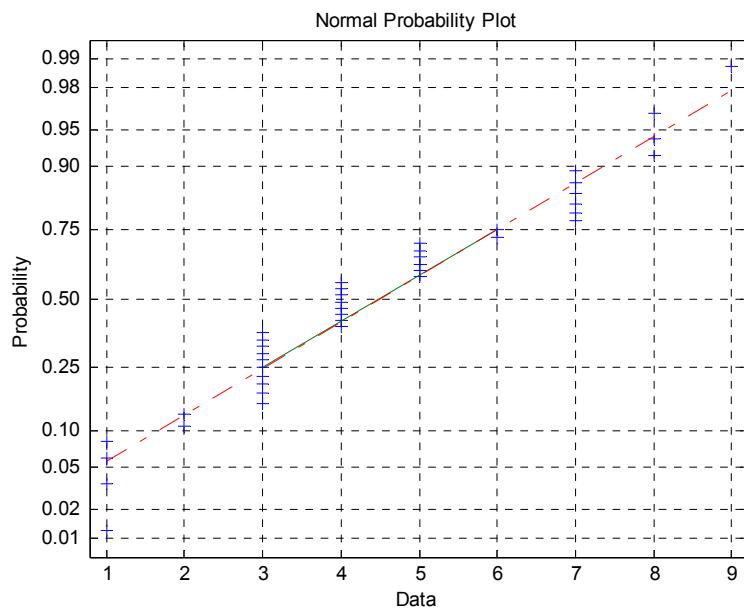
Bloco	Freqüência	Esperado	Q
1	4	2,073	1,792
3	7	4,711	1,112
5	5	7,246	0,696
7	4	6,175	0,766
Mais	4	3,796	0,011

CHI	Critico	P-Value
4,378	0,352	22%

Grande parte das discrepâncias observadas no teste Chi Quadrado provem de dois fatos: da pouca disponibilidade de dados e da natureza deste processo (processo discreto). Em uma primeira análise o fato de tratar-se de um processo discreto não seria relevante (tal como na modelagem de outras freqüências), mas aqui isto se torna crítico porque o universo de valores possíveis é extremamente reduzido (apenas 9 valores). Isto pode ser observado com o teste de normalidade da Figura 7.

**Figura 7 - Teste de Normalidade de Processos Encerrados Centralizados**



Neste gráfico é possível perceber que apesar da natureza discreta, estes dados podem sim ser representados por uma distribuição normal. Como a distribuição normal é contínua, os valores serão arredondados nas simulações.

### 7.2.3 SEVERIDADE DO PROVISIONAMENTO PARA A.C.C.

A severidade média de provisionamento por processo iniciado não apresentou correlação significativa com a Freqüência de Início de processos. Em função disto definiu-se que não existe dependência relevante entre a freqüência e a severidade.

De acordo com as informações do capítulo anterior, nos processos centralizados a provisão pode ser zero, um valor padrão, ou algum outro valor a ser definido pelos advogados. Assim, esta severidade será dividida em 3 partes:

- Probabilidade de ser provisionado o valor 0 representada por Prob0.
- Probabilidade de ser provisionado o valor padrão, representada por ProbPad.
- Probabilidade de ser provisionado qualquer outro valor. Foi utilizado  $1-(\text{Prob0} + \text{ProbPad})$

Desta forma, a função inversa da distribuição de probabilidades acumulada para este caso possui o seguinte formato:

$$F_{SEV}^{-1}(p) = 0 \text{ para } P < \text{Prob0} \quad (46)$$

$$F_{SEV}^{-1}(p) = VPadrão \text{ para } \text{Prob0} \leq P < \text{Prob0} + \text{ProbPad} \quad (47)$$

Onde VPadrão é o valor provisionado padrão.

$$F_{SEV}^{-1}(p) = F_{InfGPD}^{-1}\left(\frac{p - (\text{Prob0} + \text{ProbPad})}{1 - (\text{Prob0} + \text{ProbPad})} \mid Inf1, Inf2, \xi, \beta\right) \quad (48)$$

para  $P \geq \text{Prob0} + \text{ProbPad}$

Onde  $Inf1$  e  $Inf2$  são os parâmetros da distribuição Inferior a ser definida. Testes demonstraram que a distribuição Weibull era a mais adequada para ser a distribuição Inferior.

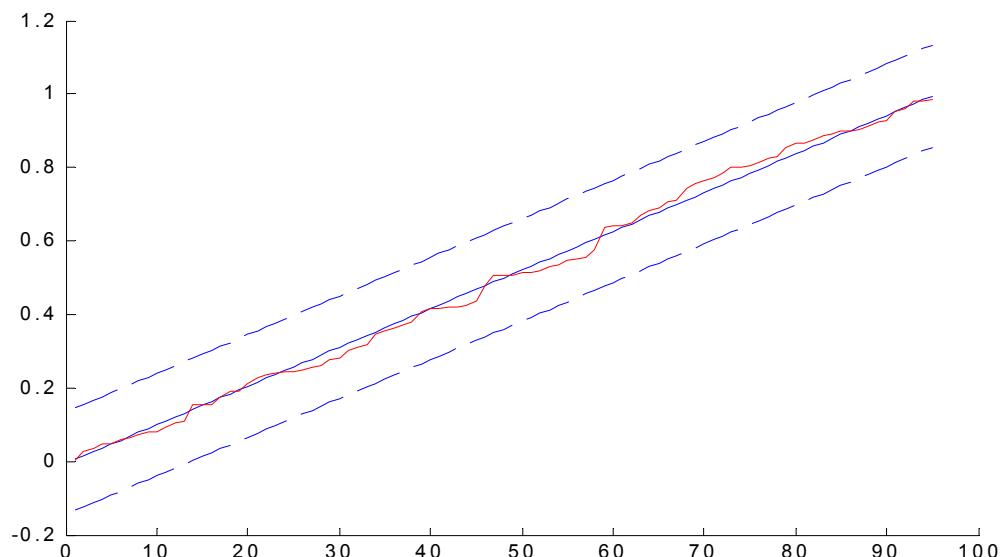
Com a observação do conjunto de dados e utilização do método de máxima verossimilhança, foram estimados os seguintes parâmetros:

**Tabela 10 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Provisionamento de Ações Cíveis Centralizadas**

Parâmetro	Prob0	Prob110	Weib1	Weib2	GPD1	GPD2	%Abaixo de T	Threshold
Valor	19,11%	63,93%	1,119E-4	0,9464	0,8486	12.744,09	24,21%	13.209,39

Com estes parâmetros a distribuição apresentou a aderência observada na Figura 8

**Figura 8 - Gráfico de Aderência da Distribuição WeibGPD à Amostra de Valores Provisionados sem zeros e valor padrão**



Esta distribuição apresenta uma boa aderência para os pontos de valores extremos.

#### 7.2.4 SEVERIDADE DE VALORES PAGOS PARA A.C.C.

A severidade média de valores pagos por processo encerrado não apresentou correlação significativa com a Freqüência de Início de processos. Com isto o autor assumiu que não existe dependência relevante entre a freqüência e a severidade.

A ação pode ser ganha ou perdida pelo BANCO. Assim, será estipulada com base na amostra, uma porcentagem de casos em que a ação é ganha e a perda é zero, e uma porcentagem em que a perda pode possuir qualquer outro valor diferente de zero.

A função de Severidade para valores pagos possui então o seguinte formato:

$$F_{SEV}^{-1}(p) = 0 \text{ para } P < \text{Prob0} \quad (49)$$

$$F_{SEV}^{-1}(p) = F_{InjGPD}^{-1} \left( \frac{p - \text{prob0}}{1 - \text{prob0}} \mid \text{Inf1}, \text{Inf2}, \xi, \beta \right) \text{ para } P \geq \text{Prob0} \quad (50)$$

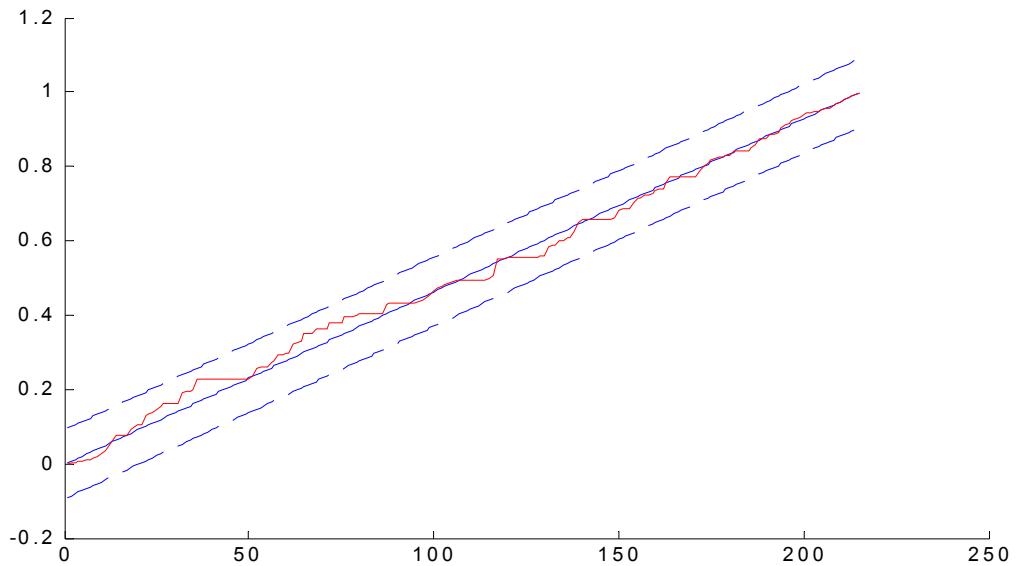
Com a observação do conjunto de dados e utilização do método de máxima verossimilhança, foram estimados os seguintes parâmetros:

**Tabela 11 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Valores Pagos de Ações Cíveis Centralizadas**

Parâmetro	Prob0	Weib1	Weib2	GPD1	GPD2	%Abaixo de T	Threshold
Valor	18,25%	4,867E-7	1,6979	1,3325	8.405,48	84,18%	8.952,00

Com estes parâmetros a distribuição apresentou a aderência observada na Figura 9.

**Figura 9 - Gráfico de Aderência da Distribuição WeibGPD à Amostra de Valores Pagos sem 0s**



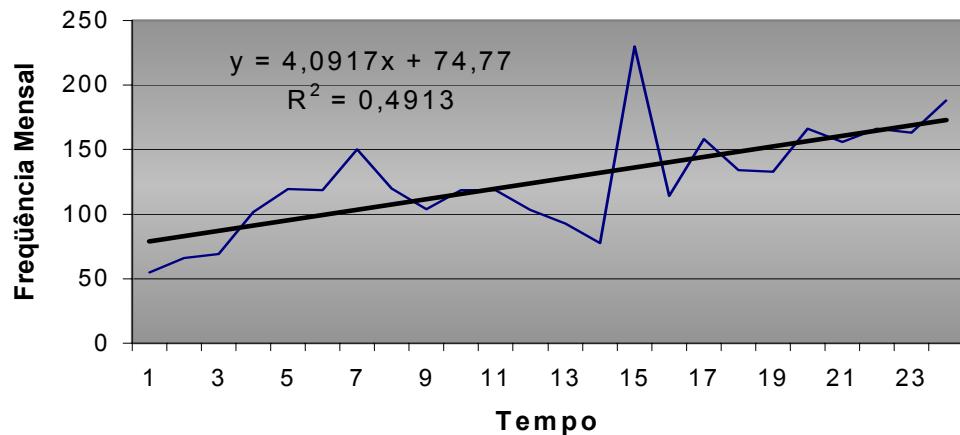
Notar a elevada aderência desta distribuição para os pontos de valores extremos.

### 7.3 AÇÕES CÍVEIS DESCENTRALIZADAS

#### 7.3.1 FREQÜÊNCIA DE PROCESSOS INICIADOS PARA A.C.D.

Esta série apresenta, segundo o teste de Box-Ljung, autocorrelação significativa para todos intervalos de tempo até um ano. A amostra de dados possui claramente uma tendência de crescimento como pode ser visualizada no gráfico da Figura 10:

**Figura 10 - Freqüência de A.C.D. Iniciadas**



Para modelar este conjunto de dados, foram testados os modelos ARIMA e TT. Ao aplicar o modelo ARIMA, a série de diferenças  $Y_t - Y_{t-1}$ , apresentou autocorrelação significativa em 1 e 2 meses. Utilizando o modelo TT com a reta ajustada aos pontos pelo método dos mínimos quadrados, a série de diferenças  $Y_t - (c + bt)$  não apresentou autocorrelação em nenhum intervalo de Tempo. Provavelmente não foram observadas autocorrelações no modelo TT porque estas deviam ser consequência da tendência de crescimento. Ao se retirar esta tendência, estas não foram mais observadas. Para simplificar a modelagem, foi adotado o modelo TT sem autocorrelações entre as diferenças.

**Tabela 12 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Freqüência de Início de Ações Cíveis Descentralizadas**

Parâmetro	c	b	$\mu$	$\sigma$
Valor	4,0917	74,77	-4,167E-4	29,4398

Para realizar o teste de aderência, será verificado se a diferença  $Y_t - (c + bt)$  possui uma distribuição normal que é assumida pelo modelo TT. Isto é, como neste caso é verificada uma tendência de crescimento, será verificada a normalidade do erro entre a freqüência observada e a reta de tendência ( $c + bt$ ).

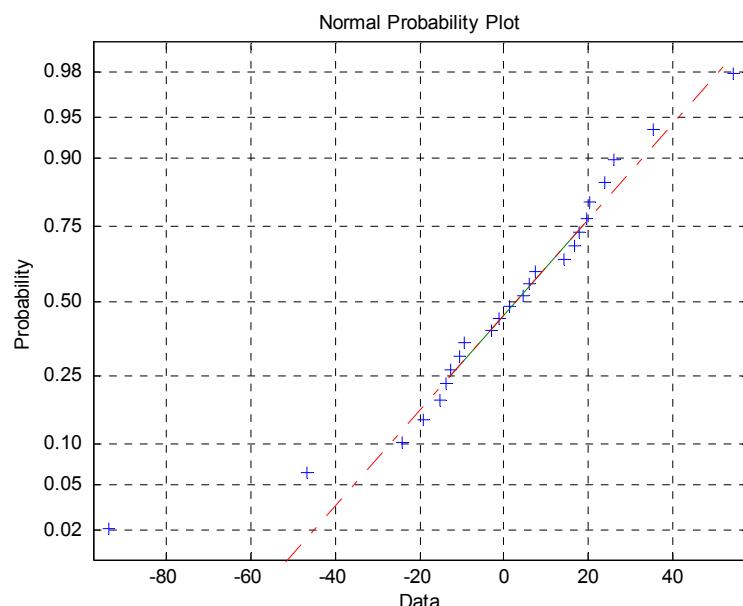
Aplicando o teste do Chi quadrado a estes dados (freqüência de processos descentralizados iniciados) obteve-se como resultado:

**Tabela 13 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Início de A.C.D.**

Bloco	Freqüência	Esperado	Q
-54,6	1	0,766	0,071
-17,5	6	5,873	0,003
19,7	14	11,307	0,642
56,8	2	5,407	2,147
Mais	1	0,647	0,193
CHI	Critico	P-Value	
3,055	0,352	38%	

Como foram estimados 4 parâmetros ( $c$ ,  $b$ ,  $\mu$  e  $\sigma$ ), com a utilização de 5 classes (que segundo Costa e Neto deveriam ser agrupadas em 3), o número de graus de liberdade resultante é 1. Como este valor implica em um Chi crítico muito pequeno, este foi determinado utilizando 3 graus de liberdade assim como em A.C.C. Mesmo assim a distribuição apresenta um Q valor acima do Chi Crítico e será utilizada a análise gráfica.

**Figura 11 - Teste de Normalidade de Processos Iniciados Descentralizados**

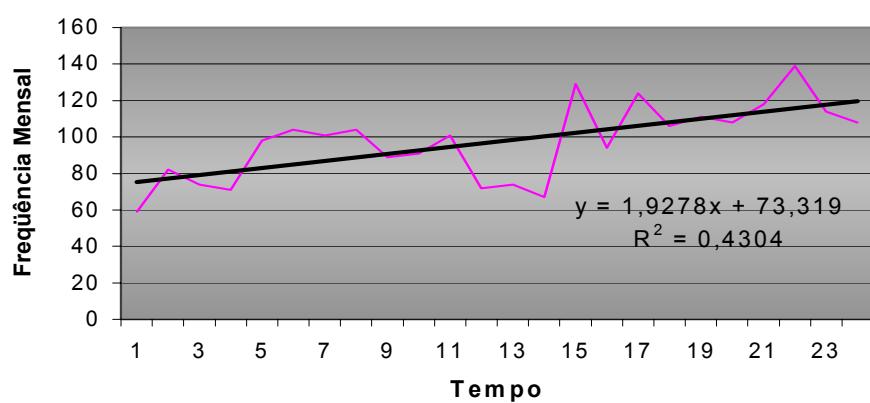


A grande maioria dos pontos está alinhada com a reta de referência. Como apenas um ponto está distante dos demais, será tratado como um ponto extremo da amostra que não deve ser considerado.

### 7.3.2 FREQÜÊNCIA DE PROCESSOS ENCERRADOS PARA A.C.D

Esta freqüência também possui uma tendência de crescimento. Ver Figura 12.

**Figura 12 - Freqüência de A.C.D. Encerradas**



Esta variável possui características semelhantes à distribuição anterior. Com a realização de testes de autocorrelação, ficou evidente que poderia ser utilizado novamente o modelo TT. Os coeficientes obtidos foram:

**Tabela 14 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Freqüência de Encerramento de Ações Cíveis Descentralizadas**

Parâmetro	c	b	$\mu$	$\sigma$
Valor	1,9278	93,32	-1,667E-4	15,6814

Como é utilizado o mesmo modelo de freqüências iniciadas, foi realizado o mesmo teste de aderência verificando se a diferença  $Y_t - (c + bt)$  possui uma distribuição normal que é assumida pelo modelo TT.

**Tabela 15 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Encerramento de A.C.D.**

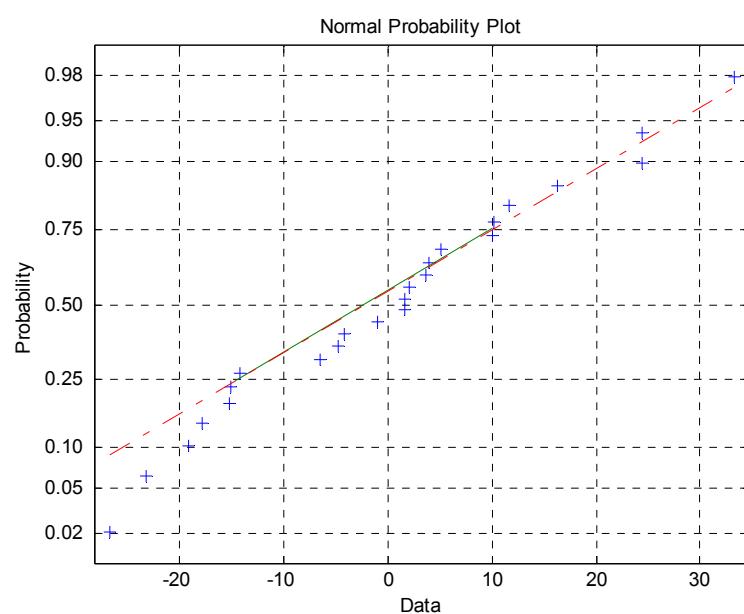
Bloco	Freqüência	Esperado	Q
-33,3	1	0,404	0,879
-18,3	2	2,518	0,106
-3,3	7	7,095	0,001
11,7	7	8,537	0,277
Mais	7	5,446	0,443

CHI	Critico	P-Value
1,707	0,352	64%

Assim como nos casos anteriores, esse resultado implica que os dados não poderiam ser representados por uma distribuição normal e pelos mesmos motivos apresentados anteriormente, será utilizada uma análise gráfica.

**Figura 13 - Teste de Normalidade de Processos Encerrados Descentralizados**



A partir desta análise gráfica o autor determinou que é válida a utilização de uma distribuição normal para representar o erro entre a freqüência observada e a reta de tendência ( $c + bt$ ).

### 7.3.3 SEVERIDADE DE VALORES PAGOS PARA A.C.D.

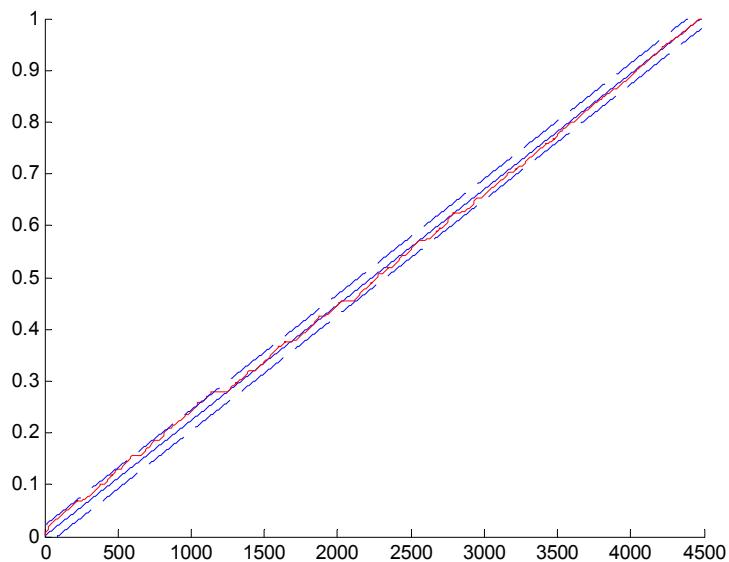
Assim como em Ações Cível Centralizadas, a severidade média de provisionamento por Ação Cível Descentralizada iniciada não apresentou correlação significativa com a Freqüência de Início de processos. Com isto o autor assumiu que não existe dependência relevante entre a freqüência e a severidade. De forma a facilitar a modelagem foi testada novamente a função acoplada WeibGPD. Os parâmetros estimados estão na Tabela 16.

**Tabela 16 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Valores Pagos de Ações Cíveis Descentralizadas**

Parâmetro	Prob0	Weib1	Weib2	GPD1	GPD2	%Abaixo de T	Threshold
Valor	20,53%	1,308E-9	1,0732	0,6894	1.366,24	24,54%	498,28

O gráfico do teste Kolmogorov-Smirnov na figura abaixo demonstra esta aderência.

**Figura 14 - Gráfico do Teste Kolmogorov-Smirnov para Severidade de A.C.D.**



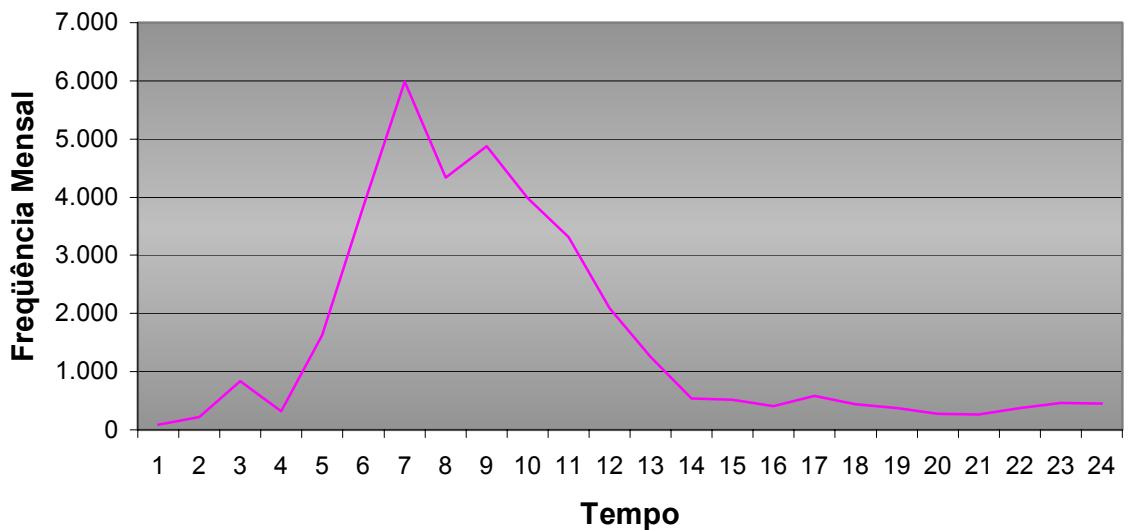
Notar a elevada aderência desta distribuição para os pontos de valores extremos.

## 7.4 FRAUDES

### 7.4.1 FREQÜÊNCIA DE OCORRÊNCIAS DE FRAUDES

A freqüência de fraudes apresenta claramente dois comportamentos distintos: períodos de calmaria em que o número de fraudes está sob controle e não apresentam um grande risco operacional ao BANCO e períodos em que o número de ocorrências dispara. Ver gráfico na Figura 15.

**Figura 15 - Gráfico da Freqüência Mensal de Fraudes**

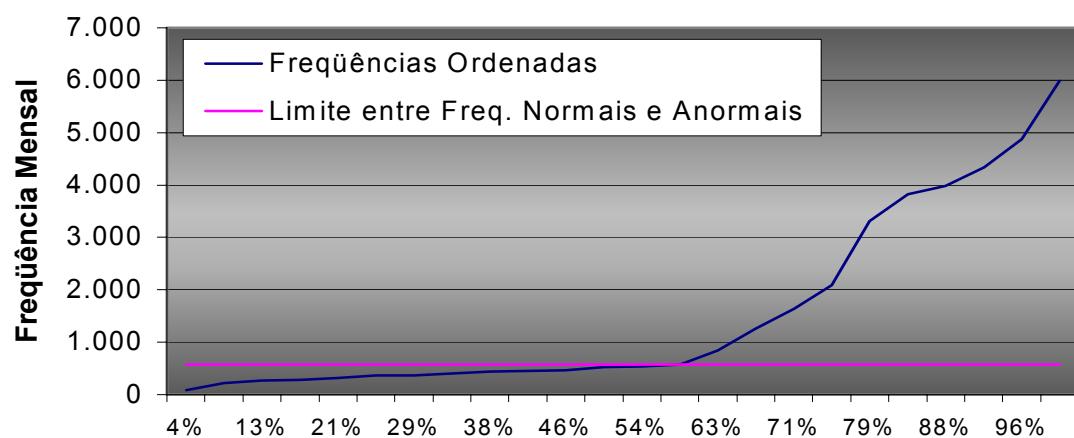


O que acontece, na realidade, é a descoberta de novas formas de se fraudar a instituição e o conseqüente desenvolvimento de processos e tecnologias que impedem estas novas formas de fraude.

Para modelar este comportamento, é necessário desenvolver um modelo temporal que incorpore a possibilidade de a situação alternar de um regime para outros. Uma forma de se realizar isto é a utilização de Cadeias de Markov com distribuições específicas para cada estado. Não foi testada a autocorrelação dentro de cada um dos regimes, pois a sua influência no resultado seria pequena frente a determinação de estados.

O critério de quais meses são normais e quais são anormais foi definido empiricamente com a análise do histórico de freqüências e com a análise das freqüências ordenadas conforme a Figura 11. Quando um mês normal é seguido por outro normal, os valores observados destes devem estar próximas. Quando este mês é seguido por um anormal, é observado um salto na no valor observado. Ao ordenar os dados, colocaremos todos os meses normais juntos e o primeiro salto será definido como a fronteira  $T_N$ .

**Figura 16 - Gráfico Utilizado na Determinação entre Freqüências Mensais Normais e Anormais**



Assim existe a probabilidade de que, dado que o período anterior foi normal, o período posterior possui probabilidade  $X$  de ser normal e  $(1-X)$  de ser anormal. Existem também as probabilidades de  $X'$  e  $(1-X')$ , caso o período anterior tenha sido anormal. Estas probabilidades estão na Tabela 5.

Tabela 17 - Tabela de Probabilidade Condisional da Freqüência de Fraudes

	Prob. do mês atual ser NORMAL	Prob. do mês atual ser ANORMAL
Mês anterior NORMAL	85%	15%
Mês anterior ANORMAL	20%	80%

Estas probabilidades foram estimadas com base nas seguintes observações:

Número de meses normais seguindo por mês normal: 11

Número de meses normais seguindo por mês anormal: 2

Número de meses anormais seguindo por mês normal: 2

Número de meses anormais seguindo por mês anormal: 8

Para o período normal será utilizada a distribuição Normal e para o período anormal uma distribuição Binomial Negativa truncada no limite de normalidade. Como esta distribuição é truncada em 0, foi realizado um pequeno ajuste para igualar o limite a zero. Isto pode ser mais bem compreendido com as equações abaixo:

$$Freq = F_{BinNeg}^{-1}(P | p, r) + T_N \text{ para meses anormais} \quad (51)$$

$$Freq = F_{Normal}^{-1}(P | \mu, \sigma) \text{ para meses normais} \quad (52)$$

Onde P é um valor a ser sorteado entre 0 e 1.

Os parâmetros destas distribuições para períodos normais e anormais (menos o Valor de  $T_N$  definido no gráfico da Figura 16) foram definidos segundo o método da Máxima Verossimilhança. Com isso, a distribuição conjunta de freqüência é determinada pelos parâmetros da Tabela 18.

**Tabela 18 - Parâmetros da Distribuição da Freqüência de Fraudes**

Parâmetro	$P_{NN}$	$P_{NA}$	$P_{AA}$	$P_{AN}$	$\mu$	$\sigma$	$p$	$r$	$T_N$
Valor	85%	15%	80%	20%	378,57	135,91	0,067%	1,7768	579

Uma vez definidos os parâmetros, partiu-se para a análise da aderência desta distribuição aos dados. Inicialmente foi realizado o teste Chi Quadrado.

**Tabela 19 - Teste Chi Quadrado para Freqüência de Ocorrência de Fraudes**

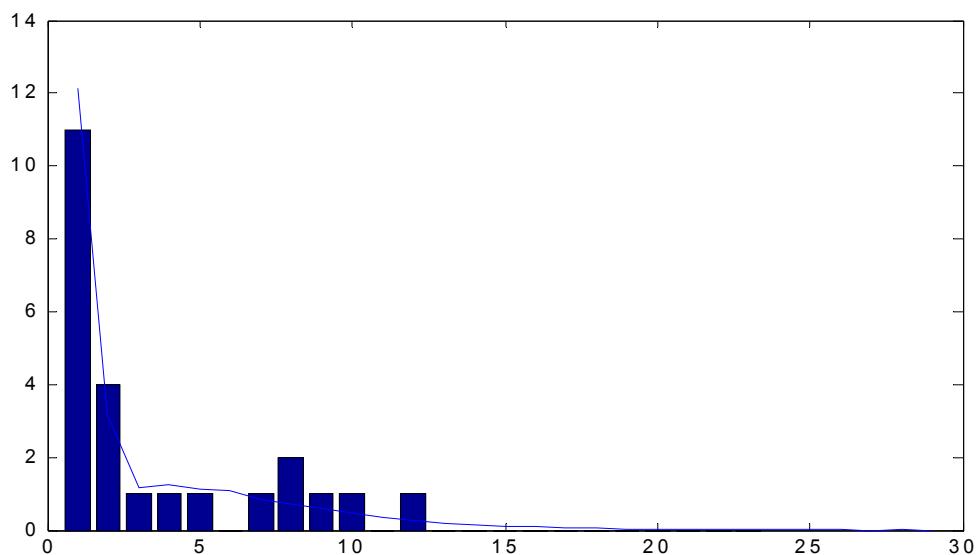
Bloco	Freqüência	Esperado	Q
87,0	1	0,240	2,407
1560,8	15	16,384	0,117
3034,5	2	3,354	0,547
4508,3	4	2,084	1,762
Mais	2	1,938	0,002

CHI	Critico	P-Value
4,834	0,352	18%

A curva de distribuição para calcular os valores esperados foi gerada a partir da observação da simulação de 120.000 meses. Como foram estimados 7 parâmetros ( $\mu$  e  $\sigma$  da distribuição normal, limite de normalidade e  $p$  e  $r$  da distribuição binomial negativa e as duas probabilidades de mudança de estado), o número de graus de liberdade seria -2, o que é inviável. Assim, foi utilizado um Chi crítico com 3 graus de liberdade (o mesmo utilizado para demais eventos). Como o teste Chi não é adequado para este caso, a aderência foi analisada qualitativamente com o gráfico da Figura 17.

**Figura 17 - Gráfico da Freqüência de Fraudes Observada e Simulada**



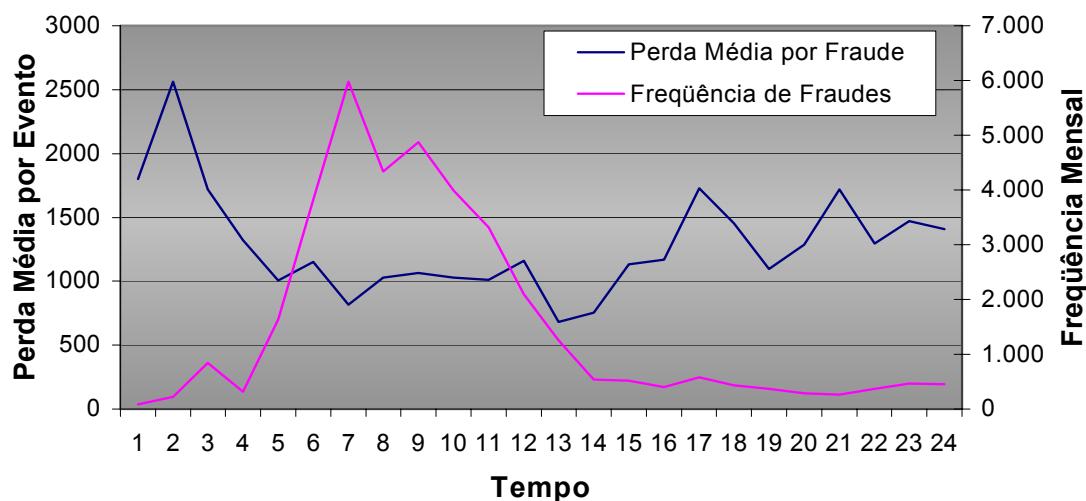
Analisando o gráfico acima, nota-se uma boa representação dos dados. A maior diferença observada acontece na cauda da distribuição. Enquanto que não foram observadas ocorrências a partir da classe 15, a distribuição conjunta de probabilidades prevê a ocorrência de freqüências superiores, ainda que com probabilidade pequena.

A utilização deste modelo pode implicar em uma superestimação do VaR, o que não é necessariamente ruim. Assim, apesar de não ser perfeita para representar esta variável, esta distribuição não compromete a eficácia do sistema.

#### 7.4.2 SEVERIDADE DE PERDAS DE FRAUDES

Um problema notado na modelagem da severidade de fraudes é que esta não era independente da freqüência. O gráfico 1.1 mostra como a correlação é negativa no caso de fraudes. A severidade média por fraude diminui quando a freqüência aumenta. A correlação no gráfico abaixo é de -36,7%.

**Figura 18 - Gráfico de Severidade Média e Freqüência**



Para incorporar este importante comportamento no modelo, a severidade será determinada em função da freqüência. A freqüência foi dividida em períodos de normalidade e anormalidade. O mesmo pode ser feito para a severidade. Ou seja, será obtida uma severidade para períodos em que a freqüência está anormal e outra para períodos em que a freqüência está normal. Todos os parâmetros, menos  $T$  que foi definido pelo autor, foram estimados pelo método da máxima verossimilhança. Nestes casos foi necessário determinar o valor de  $T$  porque a função de máxima verossimilhança retornava uma distribuição cujos erros observados para os pontos de valores baixos eram compensados com erros nos pontos valores altos. Esses parâmetros aumentavam a aderência global da distribuição, mas comprometiam os resultados das simulações.

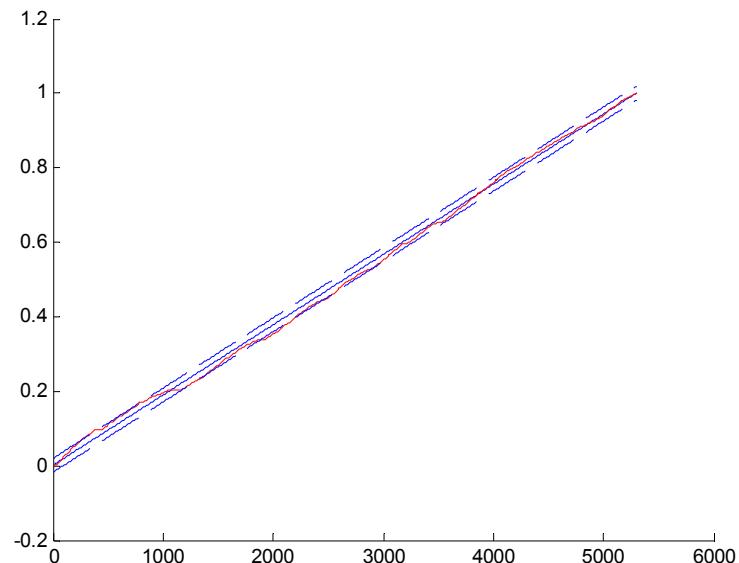
**Tabela 20 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Fraudes em Períodos Normais**

Parâmetro	Weib1	Weib2	GPD1	GPD2	%Abaixo de T	Threshold

<b>Valor</b>	0,0017	0,8916	0,9169	2.863,08	90,00%	4.340,06
--------------	--------	--------	--------	----------	--------	----------

A seguir estão os testes que comprovam a eficácia do modelo em representar a distribuição real de perdas.

**Figura 19 - Gráfico do Teste de K.S. para Severidade de Fraudes em Períodos Normais**

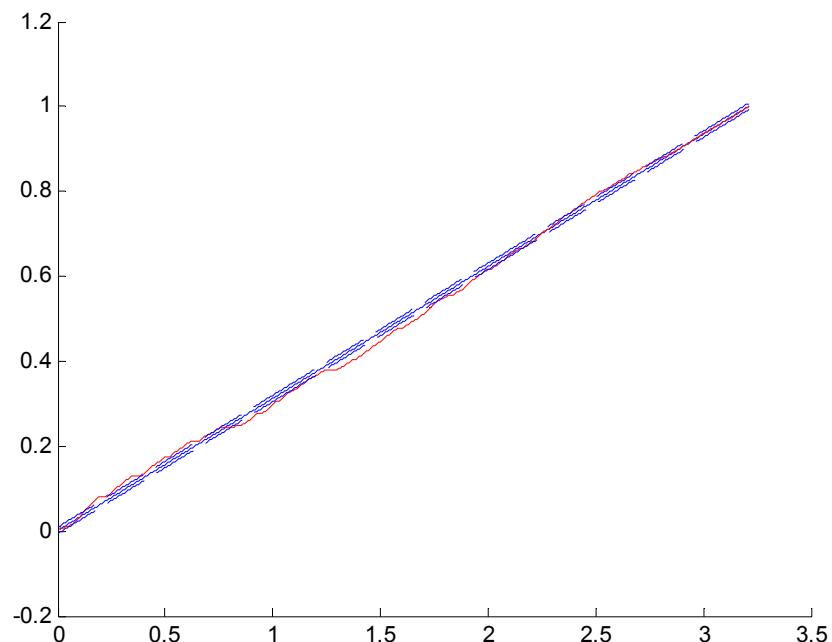


Com a imposição do valor de T, a distribuição de severidade apresentou uma aderência muito boa ao fim da distribuição.

**Tabela 21 - Parâmetros Estimados para a Distribuição de Severidade de Fraudes em Períodos Anormais**

Parâmetro	Weib1	Weib2	GPD1	GPD2	%Abaixo de T	Threshold
<b>Valor</b>	0,0041	0,7679	0,3519	2239,60	90%	4177,63

**Figura 20 - Gráfico do Teste de K.S. para Severidade de Fraudes em Períodos Anormais**



Embora a distribuição não passe no teste KS, como a diferença é pequena e como o fim da distribuição possui uma boa aderência, a mesma será aceita.

Este universo de dados é muito difícil de modelar, pois existem degraus que representam um grande número de dados com valores específicos repetidos. Estes degraus não existiam na distribuição de períodos normais com tamanha intensidade. Eles são representam valores múltiplos do limite de severidade de Fraudes de auto atendimento (Ex. Clonagem de Cartão de Débito) que aumentou a freqüência no período anormal. Como estes valores possuem severidade limitada e foi só este tipo de fraude que aumento de número durante o período de crise, o valor esperado (médio) da distribuição de severidade é menor para estes períodos.

## **8 SOBRE A EFICIÊNCIA DO SISTEMA E VERIFICAÇÃO DA EFICÁCIA DOS MODELOS**

---

### **8.1 EFICIÊNCIA DO SISTEMA**

O sistema pode ser utilizado em um computador pessoal comum. Para a execução deste trabalho foi utilizado um Pentium III 933 com 256 MB de memória RAM e sistema operacional Windows NT. É um computador pessoal de elevado desempenho, mas ainda dentro do poder de compra de um usuário doméstico. Os softwares utilizados possuem um custo de obtenção de licença elevado, mas ainda assim irrelevante perto dos benefícios esperados do sistema. O custo do sistema deste trabalho é ínfimo para qualquer instituição financeira do país.

Os verdadeiros custos da modelagem de riscos operacionais estão no desenvolvimento de sistemas de aquisição de dados e o tempo necessário para organizar esta base adequadamente. Estas etapas não estão no escopo deste trabalho.

Com a revisão das funções do MatLab para reduzir o tempo de processamento, a simulação de 10.000 cenários passou a durar 2 horas para A.C.C., 3 horas para A.C.D. e 8 horas para fraudes. Este tempo é perfeitamente aceitável para o BANCO, que realizará as simulações no máximo mensalmente. Além disso, como cada cenário é independente, é possível reduzir à metade este tempo com a utilização de outro computador pessoal.

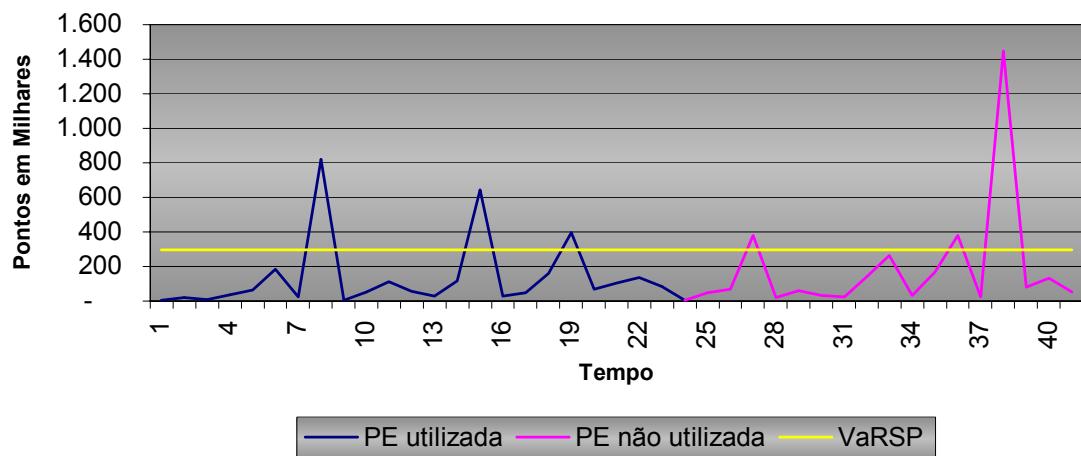
Assim, a eficiência do sistema, tanto do ponto de vista de custos quanto de tempo de processamento, é adequada para o seu fim.

### **8.2 EFICÁCIA DO MODELO DE A.C.C.**

Para testar a eficácia do modelo de Ações Cíveis Centralizadas, foi verificado com o teste binomial, explicado no capítulo 3.5, se o número de pontos que ultrapassa o VaR mensal com nível de confiança de 90% pode ser estatisticamente equivalente a

10% do total. Devido à indisponibilidade de informações sobre os custos de ajuste e valores revertidos, foi testado apenas o VaRSP, ou seja, o VaR sem provisionamento.

**Figura 21 - Backtest de Ações Cíveis Centralizadas**

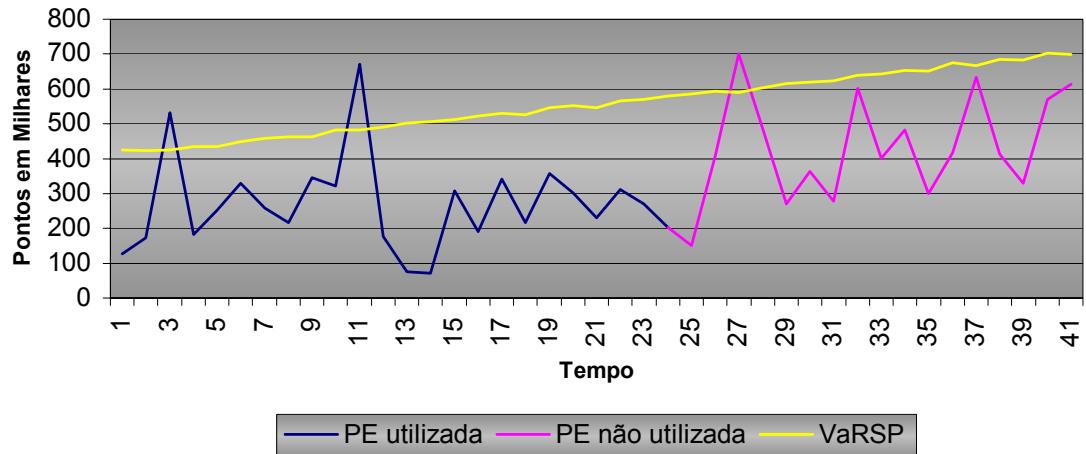


O VaRSP, calculado com as Perdas Efetivas utilizadas na modelagem, mostrou-se eficaz tanto quando comparado contra a base inteira quanto contra o período não utilizado na modelagem. O número de pontos que ultrapassaram o VaRSP está dentro dos limites estipulados pelo teste binomial.

### 8.3 EFICÁCIA DO MODELO DE A.C.D.

O teste de eficácia aplicado para A.C.C. foi aplicado também para A.C.D. Novamente, devido à indisponibilidade de informações sobre os custos de ajuste e valores revertidos no primeiro ano, foi testado apenas o VaRSP.

**Figura 22 - Backtest de Ações Cíveis Descentralizadas**



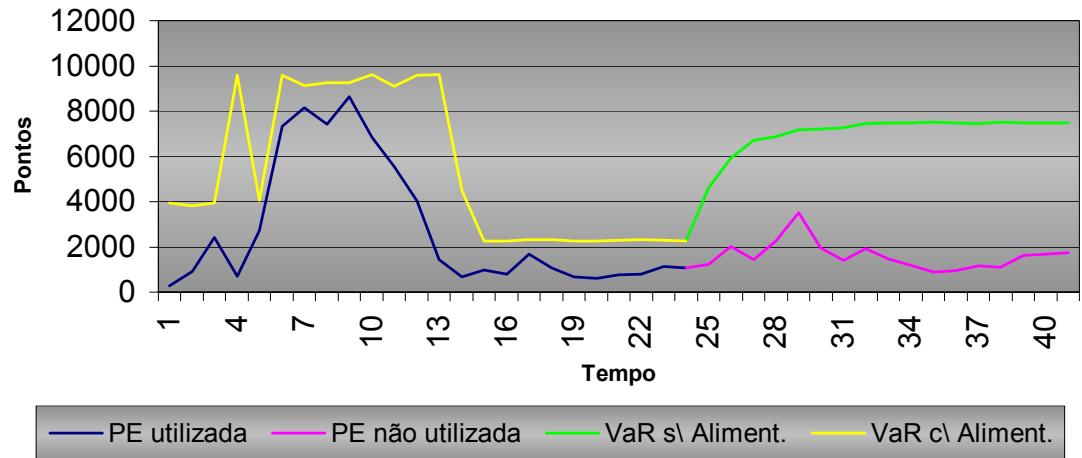
Apenas 3 pontos ultrapassaram o VaRSP na base inteira. Isto está dentro dos limites no teste binomial para ambos períodos. A trajetória crescente da freqüência para uma mesma distribuição de severidade implicou em um crescimento contínuo do VaRSP.

Pode-se verificado que a utilização da Modelagem Agregada (com a análise independente da freqüência e da severidade) permitiu inferir que a perda total estaria em trajetória crescente, mesmo sem evidências diretas na Perda Total (pontos 13 a 25 do gráfico).

#### 8.4 EFICÁCIA DO MODELO DE FRAUDES

No caso de fraudes, o conhecimento do estado do período anterior implica no VaR do período seguinte. Deseja-se o VaR anual a partir dos dados do ano anterior, assim para validá-lo mensalmente, o correto seria alimentar o estado do mês anterior. Por este motivo, foi obtido o gráfico abaixo com o VaR sem alimentação e com alimentação:

**Figura 23 - Backtest de Fraudes**



O VaR com alimentação representa o valor a ser alocado uma vez que é conhecido o estado do período anterior. O VaR sem alimentação representa o VaR sem o conhecimento dos estados dos períodos anteriores.

No momento 25 o estado inicial é de normalidade, mas conforme o tempo passa, maior é a incerteza se o período seguinte será uma crise ou não, assim o VaR aumenta até que encontra o equilíbrio da cadeia de Markov utilizada na modelagem.

Se o momento inicial fosse de crise, o VaR sem alimentação começaria alto (cerca de 9500 pontos) e gradualmente diminuiria até chegar ao equilíbrio da cadeia de Markov que pode ser visualizado ao fim do gráfico da Figura 23.

O número de pontos que ultrapassaram o VaR com alimentação está dentro dos limites estipulados pelo teste binomial, de forma que podemos aceitar o modelo.

## 9 UTILIZAÇÃO DO SISTEMA

---

### 9.1 SOBRE A UTILIZAÇÃO DO SISTEMA

Uma vez validada a eficácia dos modelos, as simulações foram refeitas para obter a previsão do VaR Operacional de um ano. Desta vez, os parâmetros foram estimados utilizando toda a base de dados.

### 9.2 RESULTADO AÇÕES CÍVEIS CENTRALIZADAS

**Tabela 22 - Resultado de Ações Cíveis Centralizadas (Em Pontos)**

NC	50%	95%	99%	99,9%	Último Ano
PG	6.933.013	28.275.810	188.136.221	2.567.276.117	Não Disponível
VaRPG	-	21.342.797	181.203.208	2.560.343.104	Não Disponível
VaRPE	-631.935	15.111.973	152.955.502	2.559.258.670	Não Disponível
VaRSP	1.503.411	17.720.892	155.640.956	2.560.812.455	1.822.918

Observa-se que neste caso os valores em risco crescem desproporcionalmente para os níveis de confiança mais elevados. Esse fenômeno, que não se repete nos demais eventos, deve-se à própria natureza dos dados: ações cíveis centralizadas são, por definição, aquelas que podem incorrer nas maiores perdas em valores absolutos, ao mesmo tempo em que são muito menos numerosas do que as descentralizadas. O conjunto de pontos limitados pode levar ao super dimensionamento da probabilidade de ocorrência de eventos extremos, o que explica a explosão nos maiores níveis de confiança.

A instituição possui como diretriz trabalhar com intervalos de confiança de 99,9%. Entretanto, dada a observação do parágrafo anterior e porque na modelagem sempre optou-se por uma solução conservadora, o autor considera que neste caso seria mais apropriado trabalhar com um nível de confiança de 95%. Este ainda é um nível

de confiança elevado. Em termos de comparação, temos que muitos bancos brasileiros utilizam para risco de mercado, intervalo de confiança de 95%.

O fato do VaRPE com nível de confiança de 50% ser negativo, indica que se o mesmo for adotado como perda esperada está ocorrendo um super provisionamento.

### 9.3 RESULTADO DE AÇÕES CÍVEIS DESCENTRALIZADAS

**Tabela 23 - Resultado de Ações Cíveis Descentralizadas (Em Pontos)**

NC	50%	95%	99%	99,9%	Último Ano
PG	6.690.522	8.816.417	12.435.318	26.858.438	Não Disponível
VaRPG	-	2.125.895	5.744.796	20.167.916	Não Disponível
VaRPE	75.980	2.181.475	5.826.049	20.202.074	Não Disponível
VaRSP	5.096094	7.207.068	10.911.540	25.314.852	2.877.021

A política de provisionamento pela média, adotada pelo BANCO, se mostrou mais eficaz para reduzir o VaR Operacional do que a política utilizada em Ações Centralizadas. Isto acontece porque a utilização da média dos últimos meses é um bom estimador da perda esperada. É possível observar isto, por exemplo, no fato do VaRPE com nível de confiança de 50% ser pequeno.

Os valores de PG e VaRSP são próximos. Isso demonstra que as despesas adicionais com o provisionamento não incorrem em um aumento considerável das despesas gerenciais do banco. O VaRPE é bem menor que o VaRSP. Isto mostra que o provisionamento efetivamente diminui o risco.

Assim, a política de provisionamento adotada para este tipo de evento é eficiente, pois não representa uma grande despesa adicional ao mesmo tempo em que reduz substancialmente o valor em risco.

Apesar do maior número de A.C.D. e mesmo possuindo uma trajetória crescente, elas não possuem o crescimento explosivo do VaR que é observado no caso de A.C.C. conforme aumenta o nível de confiança.

#### 9.4 RESULTADO DE FRAUDES

**Tabela 24 - Resultado de Fraudes (Em mil Pontos)**

NC	50%	95%	99%	99,9%	Último Ano (Normal)	Penúltimo Ano (Anormal)
<b>VaR</b>	32.918	62.054	78.155	120.832	11.612	55.042
<b>VaRPG</b>	-	29.136	45.237	87.914	Não Disponível	Não Disponível

Notar que apesar de os valores serem elevados, eles não aumentam de forma explosiva com o aumento do nível de confiança como acontece em A.C.C.

É possível verificar nos valores acima que o VaR calculado é suficientemente grande para cobrir os valores perdidos em momentos de anormalidade, sem no entanto estar substancialmente acima deste (propósito do modelo).

#### 9.5 RESULTADOS FINAIS CONSOLIDADOS

Com a apresentação destes resultados ao BANCO, o mesmo decidiu utilizar um nível de confiança de 99%. Com isto foram gerados os seguintes relatórios de análise considerando somente o provisionamento específico e considerando o provisionamento genérico:

**Tabela 25 - Resultados Consolidados para o VaRPE**

	A.C.C.	A.C.D.	Fraudes
<b>Provisão</b>	2.685.454	5.085.491	-
<b>Específica</b>			

<b>Alocação</b>	152.955.502	5.826.049	78.155.000
<b>Perda Efetiva</b>	155.640.956	10.911.540	78.155.000

Notar que em A.C.C., a política de provisionamento específico não acompanhou os valores efetivamente pagos em caso de stress. No caso de A.C.D. a utilização da política de provisionamento pela média móvel permitiu que os valores provisionados caminhassem para os valores efetivamente pagos, reduzindo assim o total a ser alocado. O evento “fraudes” não possui provisionamento específico em função dos motivos explicados no capítulo 2.6.4.

**Tabela 26 - Resultados Consolidados para o VaRPG em pontos**

	<b>A.C.C.</b>	<b>A.C.D.</b>	<b>Fraudes</b>
<b>Provisão Genérica</b>	6.933.013	6.690.522	32.918.000
<b>Alocação</b>	181.203.208	5.744.796	45.237.000
<b>Perda Total</b>	188.136.221	12.435.318	78.155.000
<b>Prevista</b>			

Como em cada evento as perdas foram multiplicadas por um fator  $X(i)$  diferente (ver capítulo 1.4 sobre confidencialidade das informações) não é possível comparar os valores em risco de cada um em termos de ordem de grandeza.

## 10 CONCLUSÃO

---

Este trabalho permitiu que seus objetivos finais fossem atingidos. O autor implementou técnicas, já usadas na instituição para outras aplicações, acrescidas de conhecimentos técnicos pesquisados no transcorrer do trabalho, na análise de riscos operacionais. Com o caráter inovador deste trabalho, o autor encontrou desafios que, em grande parte, foram superados. Para isto experimentou, testou e ponderou sobre diversos modelos e métodos.

Os principais desafios provieram de problemas referentes à qualidade da base de dados. Estes impuseram restrições como a necessidade de se modelar com o período base de um mês e a estimar as perdas efetivas com base em somente perdas históricas, ao invés de considerar também a evolução dos valores provisionados. Além do custo de tempo de analistas e sistemas para uniformizar e agregar diferentes fontes de dados para montar a base de dados, a modelagem com período diário aumenta a complexidade do comportamento a ser modelado. Devido a estes motivos o autor optou pela modelagem com período mensal.

No princípio o autor não conseguia avaliar as limitações que suas escolhas iniciais iriam impor ao resto do trabalho e o mesmo foi obrigado a arcar com as mesmas. A escolha da modelagem mensal, ao invés de um período menor, comprometeu principalmente a execução do *back test* e dos testes de aderência das distribuições de freqüência, pois o reduzido número de meses diminuiu a confiabilidade dos testes. Mesmo assim, o autor acredita que o sistema é eficaz em determinar o VaR operacional. Além disso, com o passar do tempo, novos meses integrarão a base de dados e a realização destes testes na modelagem mensal deixará de ser um problema.

O sistema implementado ainda poderá sofrer aperfeiçoamentos conforme a base de dados disponível aumentar. Contudo, o autor acredita que qualquer modificação não significará uma reinvenção do modelo, ficando restrita a mudanças

localizadas como modificação de distribuições ou apenas atualização de alguns parâmetros.

O sistema atende às necessidades da instituição, pois foi elaborado baseando-se em amplo debate sobre seus conceitos e, além disso, os modelos utilizados seguem a risca procedimentos de modelagem reconhecidos internacionalmente. Atende também à regulamentação da Basiléia que poderá ser implementada no Brasil. Isto certamente contribuirá para o objetivo do banco de atuar com maior transparência e credibilidade no Brasil e internacionalmente.

Outra contribuição importante foi apontar, por exemplo, que a provisão pela média, utilizada em Ações Cíveis Descentralizadas, é mais eficiente, pois as despesas de provisionamento não são super dimensionadas, e mais eficaz para reduzir os riscos operacionais.

Este sistema será fundamental para a implementação de um sistema com uma ambição ainda maior: identificar as causas destes eventos e permitir o gerenciamento ativo dos riscos operacionais que a instituição está sujeita. Para tanto, os próximos passos, a partir deste trabalho, serão justamente a seleção e aplicação de modelos causais.

## 11 ANEXO - CÁLCULO DO PATRIMÔNIO LÍQUIDO EXIGIDO

---

### Ativos Ponderados e Patrimônio de Referência

O formato atual da legislação determina o cálculo do PLE da seguinte maneira:

$$PLE = F \cdot APR + F' \cdot \sum_{i=1}^{n1} RCDi + F'' \cdot \max \left\{ \left( \sum_{i=1}^{n2} |APRCi| - K \cdot PR \right); 0 \right\} + \sum_{i=1}^{n3} ECi$$

Onde:

- F é 11%
- APR Ativo Ponderado pelo risco
- F' é 20% Fator aplicável às operações com ouro e operações referenciadas em variação cambial.
- n1 é o número de operações de swap
- RCDi risco de crédito da i-ésima operação de swap
- F'' 50% Fator aplicável as operações com ouro e operações referenciadas em variação cambial.
- n2 é número de posições líquidas em cada moeda e ouro
- APRCi Valor das posições líquidas das operações com ouro e com ativos e passivos referenciados em variação cambial
- PR Patrimônio de referencia calculado de acordo com a resolução nº de de.
- K 5% para  $\sum_{i=1}^{n2} \frac{|APRCi|}{PR} \leq 5\%$  e 0 para  $\sum_{i=1}^{n2} \frac{|APRCi|}{PR} > 5\%$

- PR Patrimônio de referencia
- n3 Número de parcelas representativas do valor de PLE para cobertura do risco de mercado de taxas de juros em determinada moeda/base de remuneração
- ECi parcela representativa do valor de PLE para cobertura do risco de mercado de taxas de juros em determinada moeda/base de remuneração.

## **REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

---

JORION, P. **Value at Risk** 2<sup>a</sup>. Edição Nova York, USA: Editora McGraw-Hill, 2001.

CRUZ, M. G. **Modeling Measuring and Hedging Operational Risk** Chitester, UK: Editora Wiley, 2002

MOOD, A.M.; GRAYBILL, F.A.; BOES, D.C. **Introduction to the Theory of Statistics** Tokyo, Japão: McGraw-Hill Kogakusha, 1963

HAMILTON, J. D. **Times Series Analysis** Princenton, USA: University Press, 1994

COSTA NETO, P. L. O. **Estatística** São Paulo: Editora Edgar Blücher, 1977

FORTUNA, E. **Mercado Financeiro** Rio de Janeiro, Brasil: Editora QualityMark, 2002

MAXIMIANO, A.C.A. **Teoria Geral da Administração** 2<sup>a</sup> edição São Paulo, Brasil: Editora Atlas 2000

BANK FOR INTERNATIONAL SETLLEMENTS **The New Basel Capital Accord** Basileia, Suíça: 2003 (3º versão em consulta mundial)

BANCO CENTRAL DO BRASIL **Resolução 2.099 de 17 de agosto de 1994**

\_\_\_\_ **Resolução 2.692 de 24 de fevereiro de 2000**

\_\_\_\_ **Resolução 2.837 de 30 de Maio de 2001**

\_\_\_\_ **Resolução 2.891 de 26 de Setembro de 2001**

CONGRESSO NACIONAL **Lei nº 4.595 de 31 de dezembro de 1964**

\_\_\_\_ **Emenda Constitucional de nº 40 de 29 de maio de 2003**

ASSEMBLÉIA CONSTITUINTE DE 1988 **Artigo nº 192 da Constituição Federal**

BANK FOR INTERNATIONAL SETLLEMENTS Basiléia, Suiça. **Disponibiliza as publicações da instituição e descrição de suas atividades.** Disponível em: <<http://www.bis.org>>. Acesso ao longo de outubro de 2003.

CINTRA, A.C.A.; GRINOVER, A.P; DINAMARCO, C.R. **Teoria Geral do Processo.** 16.a edição. São Paulo: Malheiros Editores, 2000.

GENÇAY, R. FARUK, S. ABDURRAHMAN, U. **EVIM: A Software Package for Extreme Value Analysis In MATLAB.** Disponível pelo e-mail [gencay@windsor.ca](mailto:gencay@windsor.ca). Produzido em abril de 2001.

## APÊNDICE

---

### Artigo Extraído da lista da Comunidade de Riscos

BC turbina acordo antigo e faz a Basileia 1.9 para não elevar juro  
Maria Christina Carvalho, De São Paulo

Para não pressionar os custos das instituições financeiras e comprometer o esforço para reduzir o "spread" bancário e aumentar a oferta de crédito, o Banco Central (BC) não vai obrigar os bancos a adotar as novas regras de capital mínimo que serão fixadas o Banco para Compensações Internacionais (BIS), o banco central dos bancos centrais, sediado na Basileia.

A informação é do diretor de Normas e Organização do Sistema Financeiro do BC, Sérgio Darcy, dada em seminário realizado ontem pelo Institute for International Research (IIR). O Valor já havia antecipado a tendência do BC no início do mês, em entrevista exclusiva com o diretor de Fiscalização, Paulo Sérgio Cavalheiro.

O chamado Acordo da Basileia II, que deve entrar em vigor no final de 2006, vai avaliar mais precisamente o risco de crédito dos bancos e introduzir exigências de capital para o risco operacional. **Simulação feita pelo BC sobre o impacto da aplicação das novas regras em nove bancos brasileiros indica que podem ter que aumentar o capital em 8% a 9% para adotar a Basileia II.**

A opção do Banco Central será adotar uma "Basileia 1.9", como explicou Darcy, uma "versão turbinada" do acordo em vigor, lançado em 1988 e adotado pelo Brasil em 1994. O diretor do BC estima que 90% dos bancos brasileiros vão se enquadrar à "Basileia 1.9". **Darcy acredita que os 15 maiores bancos, ou os 10% restantes do mercado, incluindo os controlados por instituições estrangeiras, vão aderir ao novo acordo até para competir no mercado internacional.**

Também os supervisores americanos decidiram que só os maiores bancos irão adotar diretamente o modelo interno mais avançado de avaliação de risco de crédito, chamado de Internal Rating Based (IRB) Advanced.

"O BC não vai obrigar nada. Mas o sistema financeiro nacional é muito avançado e os maiores bancos terão condições de acompanhar os do G-10. Dos bancos de pequeno e médio porte, não exigiremos regras muitos sofisticadas", disse Darcy. O Banco Mundial e o Fundo Monetário Internacional (FMI) já afirmaram que não exigirão a implementação do acordo, completou.

O analista de riscos sênior do Unibanco, Rogério Lélis, afirmou também no seminário que estudo realizado por pesquisador do Instituto de Pesquisas Econômicas Aplicadas (IPEA) correlacionando a adesão a Basileia I, em 1994, à redução da oferta de crédito. Exatamente nesse

ano, o crédito representava 53% dos ativos totais dos bancos, percentual que despencou para 32% em 1999.

Por outro lado, saltou a carteira de títulos públicos dos bancos. O crédito tem peso 100 para cálculo do capital mínimo; já o título público tem risco zero.

O gerente geral da unidade de gestão de risco do Banco do Brasil (BB), Expedito Afonso Veloso, informou que o banco está avançado no processo.

O diretor do BC argumentou que o Brasil já está avançado em pelo menos dois dos três pilares de Basiléia II: supervisão e transparência. As informações financeiras trimestrais que os bancos já divulgam no site do Banco Central terão os dados ampliados, por exemplo.

Em relação ao primeiro pilar, o que prevê as exigências de capital, conforme os riscos de crédito, de mercado e operacional, o Brasil também está avançado, segundo Darcy. As regras de provisionamento para o crédito dos bancos é um bom exemplo. Elas foram estabelecidas na Resolução 2.682, que classifica a carteira e fixa provisões conforme os dias de atraso das operações. O próprio índice exigido pelo BC brasileiro é de 11%, superior aos 8% do primeiro e segundo Acordo da Basiléia; e exigências extras para risco cambial foram estabelecidas.

Uma questão preocupa Lélis: o tempo. Para usar o método mais avançado de risco operacional, os bancos precisam começar a base de dados já porque ela precisa ter três anos, no mínimo. Já para calcular um ponto importante no modelo avançado de avaliação de risco de crédito, a perda dado o default ("loss given default, LGD"), já estamos atrasados: o banco de dados deve ter sete anos.