

**FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA
MESTRADO EM FINANÇAS E ECONOMIA EMPRESARIAL**

**RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL A-
PLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL**

por
Marco Aurélio da Silva Teixeira

**Rio de Janeiro
2005**

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

por
Marco Aurélio da Silva Teixeira

Dissertação apresentada à Banca Examinadora da Escola de Pós-Graduação em Economia da Fundação Getúlio Vargas como exigência parcial para obtenção do título de Mestre em Finanças e Economia Empresarial, sob a orientação do Professor César Aragão e co-orientação do Professor Marco Antônio Bonomo.

AGOSTO, 2005

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

Abstract

In the last few years, measuring Operational Risk (OR) becomes the big challenge to the financial institutions in the whole world, mainly with the implementation of the regulatory capital allocation rules from the New Basel Capital Accord.

In Brazil, at the end of 2004, Brazilian Central Bank (BACEN) established a goal timetable and a task team to adapt and implement those rules for the Brazilian financial market. Also Brazilian Bank Union (FEBRABAN), make public the result of a recent OR survey about managing practices involving several Brazilian banks. This whole process brought a wide and growing research and activities backed to modeling OR in Brazil.

In this work we measure an overall impact over the Brazilian banks, caused by the new regulatory capital allocation for OR, related to the basic and standardised approaches and also introduce an advanced measurement approach, the Loss Distribution Approach (LDA) which some experts, from market risk, named Value-at-Risk for OR ($VaR_{Operational}$).

At the end of this work we present a case study based on the implementation of LDA or $VaR_{Operational}$.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

Resumo

Nos últimos tempos, mensurar o Risco Operacional (RO) tornou-se o grande desafio para instituições financeiras no mundo todo, principalmente com a implementação das regras de alocação de capital regulatório do Novo Acordo de Capital da Basileia (NACB).

No Brasil, ao final de 2004, o Banco Central (BACEN) estabeleceu um cronograma de metas e disponibilizou uma equipe responsável pela adaptação e implementação dessas regras no sistema financeiro nacional. A Federação de Bancos Brasileiros (FEBRABAN) também divulgou recente pesquisa de gestão de RO envolvendo vários bancos.

Todo esse processo trouxe uma vasta e crescente pesquisa e atividades voltadas para a modelagem de RO no Brasil.

Em nosso trabalho, medimos o impacto geral nos bancos brasileiros, motivado pelas novas regras de alocação de capital de RO envolvendo os modelos mais básicos do NACB. Também introduzimos um modelo avançado de mensuração de risco, chamado *Loss Data Distribution* (LDA), que alguns especialistas, provenientes do Risco de Mercado, convencionaram chamar de *Value-at-Risk* Operacional ($VaR_{Operacional}$).

Ao final desse trabalho apresentamos um caso prático baseado na implementação do LDA ou VaR.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

Sumário

1. Introdução.....	6
2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basiléia.....	10
2.1. Introdução.....	10
2.2. <i>The Basic Indicator Approach</i> (BIA).....	13
2.3. <i>The Standardised Approach</i> (TSA).....	14
2.4. <i>The Alternative Standardised Approach</i> (ASA).....	17
2.5. <i>Advanced Measurement Approaches</i> (AMA).....	18
2.6. <i>Avaliação dos Modelos de Alocação de Capital</i>	20
3. Risco Operacional e Modelos de Alocação de Capital no Brasil.....	21
3.1. Introdução.....	21
3.2. Práticas de Gestão de Risco Operacional.....	21
3.3. Ambiente Regulatório.....	23
3.4. Estudo de Impacto dos Modelos Básicos nos Bancos.....	24
3.4.1. Estudo Baseado no BIA.....	25
3.4.2. Estudo Baseado no ASA.....	27
4. Modelagem de Banco de Dados.....	29
4.1. Introdução.....	29
4.2. Banco de Dados de Perdas.....	29
5. Modelo Avançado de Alocação de Capital.....	33
5.1. Introdução.....	33
5.2. Seleção da Distribuição.....	34
5.2.1. Seleção da Distribuição de Frequência.....	35
5.2.2. Seleção da Distribuição de Severidade.....	36
5.3. Estimacão de Parâmetros.....	37
5.4. Ajustamento do Modelo.....	38
5.5. Teste de Aceitação do Modelo.....	40
5.5.1. Teste de Ajustamento do Modelo de Frequência.....	42
5.5.2. Testes de Ajustamento do Modelo de Severidade.....	42
5.6. Cálculo do $VaR_{Operacional}$	45
5.6.1. Agregação dos Modelos – Simulação de Monte Carlo.....	45
5.6.2. Diferenças entre VaR de Mercado e VaROperacional.....	47
5.7. <i>Backtesting</i>	47
5.8. Aplicação Prática da Modelagem Avançada - Estudo de Caso.....	48
6. Conclusão.....	59
7. Referências Bibliográficas.....	60
Anexo 1 - Tabela de Funções e Estimadores de Parâmetros das Distribuições de Severidade e Frequência.....	61
Anexo 2 - Derivação da Função de Probabilidade da Distribuição de Perda Agregada.....	63

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

1. Introdução

Desde meados da década de noventa, principalmente em função do processo de internacionalização, maior sofisticação dos produtos e serviços financeiros e maior volume de transações, os bancos através de técnicas¹ financeiras de redução de riscos (Mercado e de Crédito), vêm controlando a volatilidade em seus resultados e alocando capital econômico para fazer frente aos mesmos. Paralelamente, os órgãos reguladores também estiveram empenhados na regulamentação e validação dessas técnicas com o objetivo de oficializar uma alocação de capital² mínima e obrigatória, que deu origem ao Acordo da Basileia (1988).

Essa evolução do mercado financeiro trouxe também para os bancos uma volatilidade na linha de custo, até então desprezível, relacionada às perdas oriundas de Risco Operacional (RO), que portanto não podiam ser captadas por essas técnicas de risco.

De fato a década de noventa foi marcada por uma série de eventos relacionados ao RO, que levaram várias instituições a enormes prejuízos (Tabela 1) e em alguns casos até à falência, como foi o caso do Banco Barings em 1995, banco tradicional inglês com trezentos anos de existência.

Tabela 1

Perdas em Bancos Derivadas de Risco Operacional			Em US\$ milhões
Instituição	Evento	Ano	Perda
Credit Lyonnais	Ausência de controles de empréstimos	1980s,1990s	29,000
US Banks, retailers	Fraudes em cheques	1993	12,000
Sumitomo Corp. London	Operações não autorizadas com instrumentos derivativos de altíssimo risco	1986 – 1996	1,700
Barings, Singapore	Controle inadequado das operações de futuros na Ásia, resultando em falência	1995	1,600
Daiwa Bank, New York	Operações não autorizadas com bonds devido à falha de controles internos	1984 – 1995	1,100
Morgan Grenfell	Falsidade ideológica	1990s	640
Deutsche Bank London	Investimentos sem autorização	1996	600

Fonte: Marshal (2000)

¹ Podemos citar o RiskMetrics e CreditMetrics (JP Morgan, 1994 e 1997) e CreditRisk⁺ (Credit Suisse First Boston, 1997)

² Como alocação de capital de um banco, entenda-se a destinação mínima de recursos de seus acionistas necessários para cobrir riscos inerentes às suas operações. Diz-se capital econômico, quando os critérios estabelecidos para a definição de seu valor, partiram da própria instituição financeira e a alocação é espontânea, e regulatório quando partiram do órgão regulador e a alocação nesse caso é compulsória.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

1. Introdução

Desde então, profissionais e acadêmicos voltados para a área de risco e órgãos regulatórios, passaram a empreender esforços na tentativa de modelar quantitativamente o RO.

No âmbito regulatório, com o Novo Acordo de Capital da Basileia (NACB), o RO passa a integrar o cálculo do capital regulatório mínimo, repetindo o que já havia sido praticado para os Riscos de Mercado e de Crédito no Acordo anterior.

O RO pode ser definido como o risco de perdas oriundas de erros ou falhas de processos, pessoas e sistemas ou de eventos externos. Inclui-se nessa definição o Risco Legal, excluindo-se os Riscos Estratégico e de Reputação. Trata-se da definição formal descrita no documento do NACB e que de forma resumida, poderia ser descrito como o risco relacionado às perdas originadas por erros de qualquer espécie, que venham a afetar os resultados dos bancos.

Como exemplos de RO, utilizando a classificação padronizada do NACB, podemos citar fraude interna e externa, falhas em sistemas de tecnologia da informação, eventos que acarretem interrupção de serviços, danos às instalações físicas, práticas de negócio inadequadas, falhas humanas, demandas trabalhistas, risco legal e gestão administrativa inadequada ou ineficiente.

No Brasil, o processo de implementação de gestão sobre RO iniciou-se com as iniciativas tomadas pelos bancos e pelo BACEN, abrindo uma oportunidade de pesquisa com relação à modelagem de cálculo das perdas de RO para fins de alocação de capital econômico e regulatório e na prevenção de risco de perdas inesperadas.

Esse trabalho tem dois objetivos a cumprir. O primeiro deles será o de abordar os modelos de alocação de capital regulatório para RO definidos no NACB, bem como avaliar o impacto da aplicação dos modelos mais básicos no cálculo da exigência de capital mínimo regulatório nos bancos brasileiros.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

1. Introdução

Tais modelos, por seu cunho generalista, tendem a provocar uma maior alocação de capital, o que gera um incentivo às instituições a investirem na criação de modelos quantitativos de mensuração mais avançados.

Assim, o nosso segundo objetivo será o de explorar essa modelagem quantitativa avançada, em que abordaremos o Modelo de Distribuição das Perdas ou *Loss Distribution Approach*.(LDA) Essa abordagem permite que sejam utilizados modelos de distribuição de probabilidade que se adequem ao histórico de perdas oriundas de RO, com a finalidade de se estimar as perdas futuras. Fazendo um paralelo ao Risco de Mercado, um *Value-at-Risk* Operacional($VaR_{Operacional}$).

O $VaR_{Operacional}$ pode ser definido como a estimativa futura de perda máxima proveniente de RO, a um determinado nível de confiança e em uma determinada unidade de tempo. A vantagem desse modelo é que pode ser aplicado tanto para a alocação de capital econômico como para o regulatório.

No próximo capítulo definimos a estrutura do NACB, bem como as regras e modelos de alocação de capital aplicáveis ao RO.

No capítulo três estão descritas as práticas de gestão de RO e o ambiente regulatório no Brasil. Ao seu final, apresentamos um estudo do impacto dos modelos mais básicos no capital regulatório dos bancos do mercado brasileiro.

No capítulo quatro introduzimos a modelagem de banco de dados para RO, primeiro passo para a implementação de um modelo avançado de mensuração de RO.

No capítulo cinco comentamos o modelo avançado de capital, abrangendo todas as etapas para sua implementação, e ao seu final, apresentamos uma aplicação prática da modelagem avançada, onde estão descritos e demonstrados os resultados de cada etapa do processo através de um estudo de caso hipotético.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

1. Introdução

O Anexo 1 contém uma tabela de funções e estimadores de parâmetros de algumas distribuições de severidade e frequência, parte da estatística aplicada na modelagem avançada.

No Anexo 2 demonstramos a derivação da Função de Probabilidade da Distribuição de Perda Agregada.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basiléia

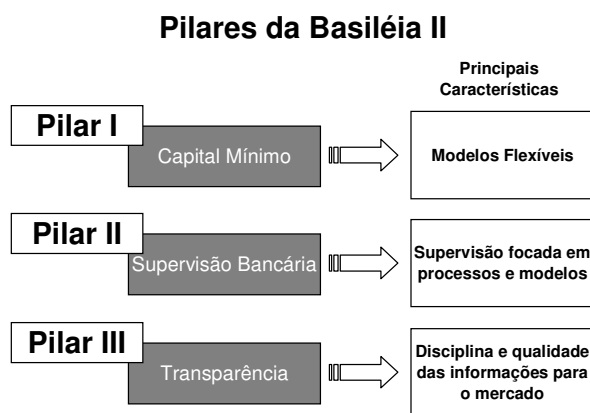
2.1. Introdução

Em 1999, o Comitê de Supervisão Bancária da Basiléia³ (CSBB) divulgou uma proposta inicial do NACB, que após cinco anos de pesquisas, com auxílio dos bancos do G-10 no provimento de informações de risco, modelagens e calibrações, resultou em junho de 2004, na divulgação do documento final do NACB, chamado *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards - A Revised Framework*.

O NACB representa uma revisão do Acordo de 1988 e tem por objetivo promover a adoção de práticas mais robustas de gerenciamento de risco por parte da indústria financeira, tendo sido considerado pelo CSBB como o seu maior benefício, face à evolução ocorrida na indústria desde então.

O NACB foi construído sobre 3 pilares conforme demonstrado na figura abaixo:

Figura 1



³ O Comitê de Supervisão Bancária da Basiléia é composto por um grupo de autoridades de supervisão bancária, que foi estabelecido pelos bancos centrais dos países que fazem parte do G-10 em 1975. O Comitê é composto por representantes seniores dos bancos centrais da Bélgica, Canadá, França, Alemanha, Itália, Luxemburgo, Espanha, Holanda, Suécia, Suíça, Reino Unido e Estados Unidos. As reuniões são realizadas no BIS – Bank for International Settlements, na Basiléia, sede do Comitê.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basiléia

O Pilar I do NACB visa determinar os requerimentos mínimos de capital, mantendo a definição de capital regulatório e o mesmo percentual de 8% do capital para ativos ponderados pelo risco. As principais novidades dizem respeito à sofisticação dos métodos de mensuração de Risco de Crédito e a inclusão da mensuração de RO independente da mensuração do Risco de Mercado e de Crédito.

O capital mínimo regulatório necessário passa a obedecer a seguinte fórmula:

Equação 1

$$\text{Capital Regulatório} \geq 8\% \times [12,5 \times (\text{RM} + \text{RO}) + \text{RC}]$$

O Capital Regulatório deve ser maior ou igual a 8%⁴ do total de ativos ponderados pelo risco que será determinado pela multiplicação do capital regulatório exigido para **Risco de Mercado** mais o capital regulatório exigido pelo **RO** por 12,5⁵, mais a soma dos ativos ponderados pelo risco para o **Risco de Crédito**

Para o cálculo do valor de alocação de capital para RO, foram estabelecidos três modelos pelo CSBB, em ordem crescente de sofisticação e sensibilidade de risco: *Basic Indicator Approach* (BIA), *Standardised Approach* (TSA) ou opcionalmente o *Alternative Standardised Approach* (ASA) e o *Advanced Measurement Approaches* (AMA), modelos de risco proprietários a serem desenvolvidos pelos bancos.

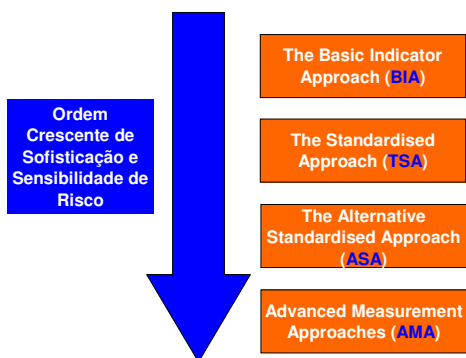
⁴ O BACEN adota 11% admitindo que o risco no Brasil é maior do que nos países do G-10.

⁵ Note que o multiplicador de 12.5 só é utilizado para equalizar os riscos de mercado e operacional com o Risco de Crédito, possibilitando consolidar os riscos em uma fórmula mais vistosa, uma vez que a alocação de capital para os Riscos de Mercado e Operacional é de 100% = 8% x 12.5. No Brasil só há Risco de Mercado para os fatores de risco Câmbio (50%) e Taxa de Juros (100%).

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basileia

Figura 2



Os bancos são encorajados a se moverem ao longo do espectro de modelos disponíveis à medida que forem desenvolvendo sistemas e práticas mais sofisticadas em matéria de mensuração do RO.

Bancos internacionalmente atuantes e aqueles com exposições significativas em RO (por exemplo, especializados em processamento/cobrança), são esperados que utilizem modelos mais sofisticados do que o BIA e que sejam mais adequados ao perfil de risco da instituição. Será permitido que um banco utilize o BIA ou o TSA para algumas partes de suas operações e o AMA para outras, observados alguns critérios definidos pelo CSBB. Esses modelos serão detalhados na próximas seções.

O Pilar II tem como foco a supervisão bancária. O órgão de supervisão terá a responsabilidade de avaliar se os bancos estão atendendo de forma adequada suas necessidades de capital frente aos riscos incorridos, devendo ser transparente e responsável no processo de supervisão.

Também deve homologar os modelos proprietários de alocação de capital, que dependerá da qualidade dos processos de gestão e apuração de riscos.

O Pilar III aborda a transparência dos bancos, cuja política de divulgação deve contemplar os objetivos do banco e as estratégias de divulgação de informações de sua condição financeira e desempenho.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basiléia

2.2. *The Basic Indicator Approach (BIA)*

Os bancos que adotarem esse método, devem alocar capital baseado na média da receita bruta⁶ positiva dos três últimos anos ajustada por um percentual fixo.

Caso em algum dos três anos a receita bruta for negativa ou zero, deve ser excluída do cálculo da média da receita bruta (excluída do numerador e do denominador). Se a receita bruta negativa distorcer o cálculo da carga de capital, o órgão supervisor deve tomar algum tipo de ação.

A carga de capital pode ser expressa como se segue:

Equação 2

$$K_{BIA} = \left[\sum (GI_{1..n} \times \alpha) \right] / n$$

Onde K_{BIA} = carga de capital sob o BIA; GI = receita bruta anual⁷, quando positiva, dos três últimos anos; n= número dos três últimos anos para os quais a receita bruta é positiva e α = 15%, definido pelo Comitê, relacionando o capital requerido com o indicador ao nível global da indústria⁸.

⁶ A Receita Bruta utilizada no BIA e no TSA (ASA), é somente uma *proxy* para a escala da exposição de RO de um banco e pode em alguns casos(bancos com baixas margens de lucro) subestimar a necessidade de capital para RO. Nesse caso o órgão de supervisão, deve avaliar se o cálculo de requerimento de capital gerado pelo Pilar I, reflete um quadro consistente da exposição de RO desse banco, por exemplo, em comparação com bancos de mesmo tamanho e com operações semelhantes.

⁷ A receita bruta é definida como receita líquida de juros mais receita líquida de não juros. Além disso a receita bruta deve ser bruta de qualquer tipo de provisão (ex: juros não pagos); bruta de despesas operacionais; incluindo *fees* pagos a terceiros por serviços prestados; excluindo lucros ou prejuízos pela venda de títulos da carteira do banco na posição de “Levados até o Vencimento” e “Disponíveis para Venda” e exclui itens extraordinários ou irregulares, assim como receita derivada de seguro.

⁸ O indicador α , assim como os indicadores β , foram resultado de calibragem efetuada pelo RMG – Grupo de Gerenciamento de Risco do Comitê da Basiléia e basearam-se na relação da alocação de capital econômico para RO com a alocação de capital econômico para o total dos riscos da indústria financeira. A descrição da calibragem, bem como a definição das fórmulas dos indicadores α e β , encontram-se no documento *Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk* emitido em setembro de 2001, pelo Comitê da Basiléia e estão disponíveis no site do BIS - <http://www.bis.org>.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basileia

2.3. *The Standardised Approach (TSA)*

No método TSA, as atividades bancárias são divididas em oito linhas de negócios: corporate finance, negociação e vendas, banco de varejo, banco comercial, pagamento e recolhimento, serviços de consultoria, asset management e corretagem de varejo.

Dentro de cada linha de negócio, a receita bruta servirá de *proxy* para a escala das operações para aquele negócio e, conseqüentemente, de escala para a exposição ao RO.

A carga de capital para cada linha de negócio é calculada multiplicando-se a receita bruta por um fator (denominado beta) associado àquela linha de negócio. Beta serve como uma *proxy* para a relação entre a experiência de perda operacional da indústria para uma dada linha de negócios e o nível agregado de receita bruta para aquela linha de negócio. Cabe enfatizar que nesse método, a receita bruta é individualizada para cada linha de negócios e não da instituição como um todo.

A carga total de capital será calculada como a média de três anos do somatório das cargas de capital de cada linha de negócio em cada ano. Dado qualquer ano, cargas negativas de capital, derivadas da receita bruta negativa, de qualquer linha de negócio, podem compensar cargas positivas de capital de outras linhas de negócios sem limite. Todavia, se em determinado ano, o somatório das cargas de capital das linhas de negócios ficar negativo, o *input* para o numerador para aquele ano será zero.

A carga total de capital pode ser expressa como:

Equação 3

$$K_{TSA} = \left\{ \sum_{years1-3} \max[\sum(GI_{1-8} \times \beta_{1-8}), 0] \right\} / 3$$

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basiléia

Onde K_{TSA} = carga de capital sob o Standardised Approach; GI_{1-8} = receita bruta anual de um dado ano, como definido no BIA, para cada uma das oito linhas de negócios e β_{1-8} = percentual fixo definido pelo CSBB, relacionando o nível de capital requerido ao nível de receita bruta para cada uma das oito linhas de negócios. Os percentuais dos betas estão detalhados a seguir:

Tabela 2

Business Lines	Beta Factors
Corporate Finance	$\beta_1 = 18\%$
Negociação e Vendas	$\beta_2 = 18\%$
Banco de Varejo	$\beta_3 = 12\%$
Banco Comercial	$\beta_4 = 15\%$
Pagamentos e Recolhimentos	$\beta_5 = 18\%$
Serviços de Consultoria	$\beta_6 = 15\%$
Asset Management	$\beta_7 = 12\%$
Corretagem de Varejo	$\beta_8 = 12\%$

Para facilitar o entendimento do cálculo, segue abaixo, um exemplo prático de alocação de capital pelo TSA. Foram utilizadas duas hipóteses para o cálculo. Na primeira, algumas linhas de negócios tiveram receita bruta negativa sem, no entanto, afetar o valor de alocação de capital naquele ano. Na segunda, algumas linhas de negócios tiveram receita bruta negativa, mas nesse caso influenciaram o cálculo de alocação de determinado ano, que acabou ficando negativa, de forma que o *input* do numerador para aquele ano passou a ser zero.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basiléia

Tabela 3

Exemplo de Cálculo do Standardised Approach

1		2			1 X 2		
Hip.1: Há receita bruta negativa nas linhas de negócios							
Business Lines	Beta Factor	Gross Income			Capital Charges		
		2001	2002	2003	2001	2002	2003
Corporate Finance	18%	(100,000)	150,000	80,000	(18,000)	27,000	14,400
Trading and Sales	18%	70,000	80,000	65,000	12,600	14,400	11,700
Retail Banking	12%	30,000	(55,000)	50,000	3,600	(6,600)	6,000
Commercial Banking	15%	60,000	76,000	77,000	9,000	11,400	11,550
Payment and Settlement	18%	45,000	38,000	(39,000)	8,100	6,840	(7,020)
Agency Services	15%	55,000	58,000	58,500	8,250	8,700	8,775
Asset Management	12%	34,000	37,000	38,000	4,080	4,440	4,560
Retail Brokerage	12%	23,000	25,000	28,000	2,760	3,000	3,360
Capital Charges					30,390	69,180	53,325
Total Capital Charge					50,965		

Hip.2: Há rec.bruta negativa nas linhas de negócios e a carga de cap. em um ano específico é negativa

Business Lines	Beta Factor	Gross Income			Capital Charges		
		2001	2002	2003	2001	2002	2003
Corporate Finance	18%	(100,000)	150,000	80,000	(18,000)	27,000	14,400
Trading and Sales	18%	70,000	80,000	65,000	12,600	14,400	11,700
Retail Banking	12%	30,000	(55,000)	50,000	3,600	(6,600)	6,000
Commercial Banking	15%	(60,000)	76,000	77,000	(9,000)	11,400	11,550
Payment and Settlement	18%	45,000	38,000	(39,000)	8,100	6,840	(7,020)
Agency Services	15%	(55,000)	58,000	58,500	(8,250)	8,700	8,775
Asset Management	12%	34,000	37,000	38,000	4,080	4,440	4,560
Retail Brokerage	12%	23,000	25,000	28,000	2,760	3,000	3,360
Capital Charges					(4,110)	69,180	53,325
Capital Charges Ajustados					-	69,180	53,325
Total Capital Charge					40,835		

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basiléia

2.4. *The Alternative Standardised Approach (ASA)*

Para o modelo ASA, a metodologia de carga de capital é a mesma do TSA, exceto para duas linhas de negócios – banco de varejo e banco comercial. Para essas duas linhas de negócios, a receita bruta é substituída, enquanto *proxy* de exposição de risco, pela carteira de empréstimos e adiantamentos de risco zero para efeito de apuração do Risco de Crédito (ativos ponderados pelo risco), bruto de provisões, multiplicada por um fator fixo “m”, substituindo a receita bruta como indicador de exposição. Os betas para ambas as linhas de negócios, são os mesmos do TSA.

Esse modelo tem uma vantagem em relação ao modelo TSA, pois ao utilizar a carteira de crédito com zero por cento de risco como *proxy* nessas duas linhas de negócios, evita dupla contagem de riscos⁹.

A critério do órgão de supervisão local, o ASA pode ser utilizado pelos bancos. Uma vez adotado o ASA, não será possível retornar ao TSA sem a permissão de seu supervisor.

Sob o ASA, os bancos podem optar em consolidar as linhas de negócios de banco de varejo e banco comercial, desde que utilizem o $\beta=15\%$. Além disso, bancos que não conseguirem desmembrar a receita bruta pelas outras seis linhas de negócios, podem utilizar a receita bruta total das mesmas utilizando o $\beta=18\%$, com tratamento similar ao TSA para receita bruta negativa.

⁹As linhas de negócios banco de varejo e banco comercial atuam em grande parte com crédito e por isso a receita bruta é fortemente influenciada por esse tipo de operação. Ao calcular o Risco de Crédito pela ponderação dos ativos de crédito pelos seus respectivos graus de risco, estará embutido o RO oriundo dessas operações (deve ser lembrado que mesmo nos riscos de crédito e de mercado, naturalmente pode haver um componente de risco operacional, por exemplo uma garantia mal feita, que em caso de *default* não pode ser executada). Assim, utilizando a receita bruta como *proxy* para o RO, haverá dupla contagem de risco, pois parte já está embutida no Risco de Crédito. Todavia, o Risco de Crédito não cobre o risco operacional para as operações de crédito cujo peso de ponderação de risco seja igual a 0%, por essa razão, é que o ASA tem como *proxy* apenas a carteira de crédito não ponderada pelo risco.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basileia

A carga de capital da ASA para banco de varejo e banco comercial pode ser expresso como:

Equação 4

$$K_{RB} = \beta_{RB} \times m \times LA_{RB}$$

Onde K_{RB} = carga de capital para a linha de negócio de banco de varejo (K_{CB} para banco comercial); β_{RB} = beta da linhas de negócio de banco de varejo (β_{CB} para banco comercial); LA_{RB} = Carteira de empréstimos e adiantamentos (0% de risco), bruta de provisões, média dos últimos três anos (LA_{CB} para banco comercial) e m foi estabelecido pelo CSBB em 3,5%.

2.5. Advanced Measurement Approaches (AMA)

Sob o AMA, o requerimento de capital regulatório será igual ao risco medido através dos sistemas internos de mensuração do RO, utilizando-se os critérios¹⁰ quantitativos e qualitativos definidos pelo CSBB. A utilização desse modelo está sujeito à aprovação do órgão de supervisão.

Em função da contínua evolução de abordagens analíticas para o RO, o CSBB optou por não especificar quaisquer tipos de assunções de natureza da abordagem a ser utilizada no AMA. Entretanto, os bancos devem estar aptos a demonstrar que suas abordagens capturam potencialmente, eventos de perdas severas (*severe "tail" loss events*). O CSBB reconhece que o AMA permite maior flexibilidade aos bancos no desenvolvimento dos sistemas de mensuração e gerenciamento do RO, no entanto estes devem manter rigorosos procedimentos nesse desenvolvimento e contar com uma validação independente desse modelo.

¹⁰ Para maiores detalhes ver o documento *International Convergence of Capital Measurement Capital Standards* de junho de 2004 na *homepage* do BIS.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basileia

Para o cálculo da alocação de capital pelo AMA, os bancos devem utilizar uma base de dados de perdas históricas de no mínimo cinco anos, sendo que, nos estágios iniciais, é aceitável uma base de três anos.

Para a obtenção do valor de capital alocado, os bancos devem calcular um $VaR_{Operacional}$ para um período de um ano com um intervalo de confiança de 99,9%.

O $VaR_{Operacional}$ deve ser calculado para as oito linhas de negócios descritas no TSA, desta forma, a alocação de capital para RO será o somatório do $VaR_{Operacional}$ de cada linha de negócio

Os bancos devem calcular o seu capital regulatório como a soma das perdas esperadas e não esperadas.

No capítulo cinco, encontra-se aprofundada a modelagem de mensuração de RO visando a construção de sistema proprietário para alocação de capital, que utilizado sob o AMA, pode servir tanto para a alocação de capital econômico quanto para regulatório.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

2. Modelos de Alocação de Capital - Novo Acordo da Basileia

2.6. Avaliação dos Modelos de Alocação de Capital

Podemos resumidamente fazer a seguinte avaliação dos modelos de alocação de capital:

Tabela 4

Modelo	Vantagens	Desvantagens
BIA	<ul style="list-style-type: none">✓ Implementação simples e barata✓ Promove sensibilização imediata da organização	<ul style="list-style-type: none">✓ Maior Alocação de Capital✓ Distorções na alocação interna
TSA/ASA	<ul style="list-style-type: none">✓ Menor alocação teórica de capital do que no BIA✓ Considera os focos de atuação de cada banco	<ul style="list-style-type: none">✓ Inadequado para grandes bancos no Brasil, pois a estrutura de banco múltiplo, dificulta associação com linhas de negócios padronizadas
AMA	<ul style="list-style-type: none">✓ Melhor modelo para grandes bancos no Brasil, pois permite cálculos baseados na estrutura de cada instituição✓ Mais alinhado com o processo interno de gestão do risco operacional	<ul style="list-style-type: none">✓ Implementação complexa e cara✓ Necessidade de atender critérios qualitativos e quantitativos estabelecidos pelo CSBB

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

3. Risco Operacional e Modelos de Alocação de Capital no Brasil

3.1. Introdução

Nesse capítulo, estão descritos os recentes movimentos dos bancos e do BACEN na adoção de medidas que visam a criação de ambiente e estrutura de práticas de gestão para o RO. Em seguida, apresenta-se um estudo de impacto no capital alocado para RO nos bancos brasileiros, aplicando-se os modelos mais básicos de alocação de capital que serão adotados pelo BACEN na indústria financeira local, e que provavelmente será motivo para que os bancos venham a investir no desenvolvimento de sistemas mais avançados de mensuração do RO, que os leve a uma menor alocação de capital comparativamente a esses modelos.

3.2. Práticas de Gestão de Risco Operacional

Motivada pelo cenário de mudanças provocadas pelo NACB, a FEBRABAN promoveu pesquisa, divulgada em dezembro de 2004, sobre as principais iniciativas de RO dos bancos no mercado brasileiro, tendo como principal objetivo, mapear suas atuais práticas, modelos e processos em desenvolvimento.

A pesquisa buscou abranger a indústria financeira como um todo, tendo como participantes instituições de pequeno, médio e grande porte e foi estruturada por categorias dentre as quais destacamos, governança, ferramentas de RO, alocação de capital para RO e gerais. Abaixo estão os principais resultados da pesquisa¹¹.

Na categoria governança, a alta administração mostrou estar comprometida com o RO (94%), sem considerá-lo um projeto prioritário (55%). Uma boa parte (72%) afirma já ter uma estrutura organizacional específica para RO.

¹¹ A Pesquisa sobre Práticas de Gestão de Riscos Operacionais no Mercado Brasileiro, pode ser encontrada no site da FEBRABAN - <http://www.febraban.org.br>

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

3. Risco Operacional e Modelos de Alocação de Capital no Brasil

Quanto à utilização de ferramentas de RO, ainda há uma forte cultura voltada para utilização de ferramentas qualitativas, mas estão buscando cada vez mais a utilização das quantitativas na gestão do RO.

A base de dados de perdas internas é a ferramenta mais utilizada (89%) e a base de dados externa (44%) é a primeira ferramenta com intenções de uso, seguida de indicadores-chave de riscos (39%).

A coleta de perdas operacionais já é realizada pela maioria dos bancos (88%, 43% de um a três anos e 39% há mais de três anos). As maiores dificuldades no processo, estão em garantir que todas as perdas operacionais sejam reportadas, assegurar a qualidade dos dados e automatizar o processo de coleta. Os bancos (33%) já começam a segregar as perdas de crédito e mercado motivadas por RO em suas bases de dados.

Na categoria alocação de capital, a maioria já calcula (39%) ou está planejando (33%) calcular o capital econômico para RO, sendo que as maiores barreiras para o avanço do cálculo de capital para o RO estão a insuficiência de dados e a inexistência de benchmark.

Os bancos (58% de 39%) afirmam utilizar dados quantitativos e qualitativos para calcular o capital econômico, divididos entre bancos que já possuem modelo de cálculo de capital que atenda a abordagem avançada da Basileia (33%), que estão desenvolvendo (28%) e os que ainda vão definir modelo (39%). A maior dificuldade na definição de um modelo interno sólido que atenda aos requerimentos da abordagem avançada de alocação de capital é a insuficiência de dados.

Na categoria gerais, a maioria dos bancos afirma que a principal missão da área de RO é prevenir o risco de perdas inesperadas, seguida da diminuição das perdas esperadas e de atender ao órgão regulador.

Apenas alguns bancos (29%) estão iniciando o projeto de RO e o restante ainda se encontra em estágios intermediários e avançados.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

3. Risco Operacional e Modelos de Alocação de Capital no Brasil

Avaliando-se o resultado da pesquisa sobre práticas de gestão de RO no Brasil, podemos concluir que ainda há um grande percurso a ser seguido pelos bancos brasileiros em termos de RO, assim como para o BACEN como pode-se constatar a seguir.

3.3. Ambiente Regulatório

O primeiro passo para alocação de capital regulatório para RO no Brasil, foi dado através do Comunicado BACEN nº 12.746 de 9/12/2004, que descreve os procedimentos para a adaptação e implementação da estrutura de capital do NACB.

Já foram iniciados estudos e testes que auxiliarão o BACEN na identificação da melhor forma de aplicação e a metodologia mais adequada à indústria financeira local.

O BACEN adotará os mesmos modelos de alocação de capital para RO do Novo Acordo da Basileia, tendo optado porém pelo modelo ASA¹² ao invés do modelo TSA. Conforme visto no capítulo 2 o modelo ASA, evita a dupla contagem de Risco de Crédito.

Quanto ao AMA, o BACEN facultará sua utilização às instituições com maior porte, atuação internacional e participação significativa na indústria financeira local.

¹² Será um desafio para o BACEN colocar em prática o modelo padronizado alternativo, em razão da característica particular dos bancos brasileiros de serem bancos múltiplos, dificultando a segregação da receita bruta em linhas de negócios na contabilidade dos bancos, que é utilizada como *proxy* no cálculo da alocação de capital. Uma saída seria não segregar as linhas de negócios que têm como *proxy* a receita bruta.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

3. Risco Operacional e Modelos de Alocação de Capital no Brasil

A implementação da nova estrutura de capital, no que diz respeito ao RO, seguirá o cronograma conforme tabela abaixo:

Tabela 5

Calendário de Ações do BACEN de Implementação da Basileia II para Risco Operacional

Ações	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	Observações
Desenvolvimento de estudos de impacto junto ao mercado para as abordagens mais simples previstas em Basileia II.								Avaliação teórica dos impactos de capital com critérios mais simples.
Estabelecimento de parcela de requerimento de capital (abordagem do indicador básico - BIA ou abordagem padronizada alternativa - ASA).								Definição do modelo de capital para risco operacional com abordagem simples
Divulgação dos critérios para reconhecimento de modelos internos.								Critérios para definir se e quais bancos poderão adotar modelos próprios
Estabelecimento de cronograma de validação para abordagem avançada (AMA).								Cronograma para modelos internos
Validação de metodologias internas de apuração de requerimento de capital.								Cronograma para modelos internos

3.4. Estudo de Impacto dos Modelos Básicos nos Bancos

A seguir, será apresentado o resultado do estudo de impacto de alocação de capital regulatório para RO do NACB nos bancos do mercado brasileiro, com a aplicação dos modelos BIA e ASA que serão adotados pelo BACEN.

Esse estudo se baseou nos balanços dos bancos de 31 dezembro de 2002, 2003 e 2004, tendo como fonte o SISBACEN¹³.

¹³ O SISBACEN é o Sistema de Dados do Banco Central do Brasil que todas as instituições financeiras acessam para prestar a mais variada gama de informações, como por exemplo os balanços mensais, bem como é disponibilizada consulta a correios eletrônicos e a balanços de outras instituições financeiras.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

3. Risco Operacional e Modelos de Alocação de Capital no Brasil

O critério de escolha e de classificação dos bancos, foi definido conforme tabela abaixo:

Tabela 6

Critério Adotado de Classificação dos Banco Brasileiros

Categoria	Critério*	Instituição
Grandes Bancos Privados Nacionais	Instituições Financeiras de Capital Nacional com Ativos Totais acima de R\$20 bilhões e Patrimônio Líquido Superior a R\$2 bilhões	BRADESCO ITAÚ UNIBANCO SAFRA
Grandes Bancos Privados Estrangeiros	Instituições Financeiras de Capital Estrangeiro com Ativos Totais acima de R\$20 bilhões e Patrimônio Líquido Superior a R\$2 bilhões	ABN AMRO REAL BANKBOSTON CITIBANK HSBC BANK BRASIL SANTANDER BRASIL
Bancos Públicos	Instituições Financeiras Públicas (Federais, Regionais e Estaduais)	BANCO DO BRASIL BANCO DO ESTADO DE SANTA CATARINA BRB CAIXA ECONÔMICA FEDERAL NOSSA CAIXA
Bancos Médios e Pequenos	Instituições Financeiras de Capital Nacional ou Estrangeiro com Ativos Totais abaixo de R\$20 bilhões e Patrimônio Líquido Inferior a R\$2 bilhões	ALFA BBM BMC CACIQUE DEUTSCHE BANK DRESDNER BANK JP MORGAN RABOBANK INTERNATIONAL SOCIÉTÉ GÉNÉRALE WESTLB DO BRASL ITAÚ BBA

* Fonte: Banco Central do Brasil, balanços publicados de junho de 2004. Bancos Participantes da Comissão de Gestão de Riscos e Subcomissões de Risco Operacional, de Crédito e de Mercado da FEBRABAN.

3.4.1. Estudo Baseado no BIA

Será apresentado primeiramente o estudo de impacto relacionado ao BIA, meramente uma aplicação da Equação 2 sobre os dados dos bancos.

Conforme a Tabela 7 abaixo, segregando os bancos por categoria, vimos que o impacto total de alocação de capital por esse modelo é mais de R\$14 bilhões (média de meio bilhão), o que representa 16% do Patrimônio Líquido total das instituições objeto do estudo. Os grandes bancos públicos e privados nacionais são os que mais alocam capital.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

3. Risco Operacional e Modelos de Alocação de Capital no Brasil

Tabela 7

BASIC INDICATOR APPROACH - BIA

Resumo por Categoria de Bancos

Categoria		Em R\$ mil		
		Alocação de Capital pelo BIA	BIA/PL	Part. Capital Total
Grandes Bancos Privados Nacionais	Total	6,194,064	15%	43%
	Média	1,548,516		
Grandes Bancos Privados Estrangeiros	Total	2,479,710	14%	17%
	Média	495,942		
Bancos Públicos	Total	5,278,537	23%	37%
	Média	1,055,707		
Bancos Médios e Pequenos	Total	504,375	6%	3%
	Média	42,031		
Total Geral	Total	14,456,687	16%	100%
	Média	556,026		

A seguir na Tabela 8, pode-se visualizar o impacto do BIA sobre os dez maiores bancos brasileiros por patrimônio líquido. O total de alocação de capital pelo BIA ficou em R\$13 bilhões com média de R\$1,3 bilhões, representando 16% do patrimônio líquido médio. Com esses resultados, certamente os bancos elegíveis a utilizar o AMA e o próprio resultado da pesquisa da FEBRABAN (3.2) revela isso, ver-se-ão incentivados a investir no desenvolvimento de modelos proprietários, admitindo-se que suas perdas oriundas de RO estão abaixo desses valores.

Tabela 8

BASIC INDICATOR APPROACH - BIA

Dez Maiores Bancos por Patrimônio Líquido

Instituição	Valores em R\$ mil		
	Alocação de Capital pelo BIA	PL 2004	BIA/PL
BRASESCO	2,355,771	15,285,236	15%
ITAÚ	2,286,487	15,164,495	15%
BANCO DO BRASIL	3,028,139	14,105,696	21%
UNIBANCO	1,276,095	8,878,863	14%
ABN AMRO REAL	1,088,130	8,159,506	13%
CEF	1,691,452	6,663,640	25%
ITAÚ BBA	143,089	3,732,274	4%
SAFRA	275,711	3,380,755	8%
CITIBANK	264,741	2,728,855	10%
HSBC BANK BRASIL	629,589	2,674,790	24%
Total Geral	13,039,205	80,774,110	16%
Média	1,303,920	8,077,411	

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

3. Risco Operacional e Modelos de Alocação de Capital no Brasil

3.4.2. Estudo Baseado no ASA

Quanto ao modelo de alocação ASA, não foi possível efetuar o estudo de impacto utilizando-se as características originais do modelo, já que atualmente não há segregação da receita bruta por linhas de negócios, dado que os bancos no Brasil são bancos múltiplos, ou seja, os negócios na maioria dos casos estão concentrados em uma mesma instituição.

Assim sendo, será adotada uma alternativa que é aceita pelo Comitê da Basileia, embora mais conservadora, que é consolidar as linhas de negócios de banco de varejo e banco comercial com a utilização do maior dos betas (15%) e a consolidação das demais 6 linhas de negócios com a também utilização do maior dos betas (18%). Ainda assim, resta resolver o problema da segregação da receita bruta, uma vez que para o cálculo é necessário a utilização da receita bruta dos seis negócios. A solução empregada foi considerar como *proxy* da receita bruta das linhas de negócios de banco de varejo e banco comercial, a carteira de crédito total multiplicada por “m”, tal como na Equação 4. Assim, será definida a receita bruta das seis linhas de negócio, como sendo:

Equação 5

$$\sum_{i=1}^6 \text{Receita Bruta}_i = \text{Receita Bruta}_{\text{banco}} - m \times (CC_{rb} \times CC_{cb})$$

Onde CC_{rb} e CC_{cb} são, respectivamente, o valor total das carteiras de crédito dos negócios banco de varejo e banco comercial

Em razão da dificuldade em se obter dados sobre a parcela da carteira de crédito que tenha risco de 0% na ponderação de ativos no Risco de Crédito, será calculado o impacto de alocação de capital com cenários de que o percentual representaria da carteira total de crédito a carteira com 0% de risco (1%, 5%, 15%, 50%, 100%).

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

3. Risco Operacional e Modelos de Alocação de Capital no Brasil

A Tabela 9 demonstra que este cálculo mais conservador, aloca mais capital do que o BIA.

A conclusão que se chega é que mesmo utilizando-se o critério original do TSA, para a alocação de capital da TSA ser menor do que do a do BIA, dependerá se os bancos estarão mais concentrados em linhas de negócios com maior (18%) ou menor (12%) beta em relação ao beta "benchmark" do BIA (15%). Assim como dependerá do tamanho da carteira de crédito com risco zero para fins de ativos ponderados pelo risco e, finalmente, da combinação de receita bruta, positiva e negativa, entre as linhas de negócios.

Tabela 9

ALTERNATIVE STANDARDISED APPROACH - ASA

Dez Maiores Bancos por Patrimônio Líquido

Em R\$ mil

Cenário*	Capital Alocado para ASA		ASA/PL
	Total	Médio	
100%	15,435,674	1,543,567	19.11%
50%	14,907,245	1,490,725	18.46%
15%	14,537,345	1,453,734	18.00%
5%	14,431,659	1,443,166	17.87%
1%	14,389,385	1,438,938	17.81%

*Carteira de Crédito com 0% de Risco / Carteira Total de Crédito

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

4. Modelagem de Banco de Dados

4.1. Introdução

Uma das fases mais importantes em qualquer processo analítico, e portanto, também no desenvolvimento de modelos para medir o RO, é dispor os dados de uma forma acessível à análise.

O primeiro passo será identificar o que é perda decorrente de RO. Em última análise, a intenção é medir o impacto de erros operacionais, sobre os lucros e perdas de uma instituição financeira, que acarretem uma volatilidade extra não atribuída aos Riscos de Mercado e de Crédito. Neste caso essa volatilidade é proveniente dos custos.

Um esquema apropriado é a classificação de perdas pela área de impacto sobre os resultados. Assim, é necessária a classificação das perdas em itens que afetem diretamente os Lucros e Perdas, como por exemplo processos legais, despesas com juros etc..

O analista também precisa decidir sobre o alcance do modelo, ou seja, quão detalhado se espera que o modelo seja e quais os tipos de modelos matemáticos serão utilizados no processo de modelagem. Se o objetivo for apenas chegar a uma estimativa de perda, apenas seus valores e frequência serão suficientes. Se o objetivo for mais ambicioso, no sentido de verificar o impacto e a sensibilidade que as mudanças em fatores operacionais controláveis têm sobre o VaR operacional, alguns tipos de dados a mais serão necessários.

4.2. Banco de Dados de Perdas

Certamente a coleta de dados para o Risco de Mercado ou de Crédito é muito mais fácil do que para RO. Afinal, a coleta de dados para esses riscos é função do resultado da coleta realizada ao longo de vários anos. Esse exercício de coleta esta apenas começando para o RO e, certamente, à medida que a base de dados aumenta, o modelo utilizado ganha cada vez mais robustez. Talvez, a maior dificuldade em se co-

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

4. Modelagem de Banco de Dados

letar dados de RO seja sua característica de dispersão, podendo ocorrer em processos, produtos, serviços, unidades de negócios e a ausência de cultura no processo de coleta. Sendo assim, o primeiro passo, para se construir uma base sólida de dados de RO, é estabelecer uma política corporativa atuante, difusão dessa cultura e atribuir responsabilidades claras no processo de coleta.

O processo de coleta pode ser feito através de registro manual, de informações gerenciais e através da contabilidade.

O registro manual tem a vantagem de se obter um maior detalhamento da perda como a identificação precisa das causas, efeitos e ações corretivas. No entanto, isso requer um certo investimento em recurso humano e treinamento para abranger o total de perdas.

No que se refere às informações gerenciais, por não serem consideradas informações oficiais, possuem menos confiabilidade.

A contabilidade, embora seja uma fonte oficial, peca por ter sua arquitetura estar despreparada para registrar as perdas de RO da forma necessária para a modelagem.

O CSBB estabelece que a base de dados esteja de acordo com a estrutura metodológica de eventos, efeitos e causas:

Evento descreve o que ocorreu, erro de execução, falha tecnológica etc.. É o meio caminho entre a causa e o efeito e pode ser útil para o macro gerenciamento de risco. Também, é necessário o relacionamento com as linhas de negócios da instituição financeira.

Efeito descreve o tipo de perda pelo ponto de vista de padronização e poderá ser utilizada a classificação para capital regulatório (fraude interna, fraude externa, baixa de ativo financeiro ou não, práticas de negócios, relações empregatícias, problema de sistemas, eventos externos).

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

4. Modelagem de Banco de Dados

Causa descreve por que ocorreu (cartão clonado, incêndio, erro de preenchimento, ação trabalhista etc.). Rica em informações para gerenciamento pró-ativo de riscos.

Tabela 10

Associação entre Causa e Efeito

Causa	Efeito (sobre o L&P)
Erros humanos Falta de experiência Falta de capacidade (...)	Cobrança de Juros
Erros de sistema <i>Downtime</i> do sistema Defeito no software (...)	Taxas e Multas
	Processos Legais

As perdas atribuíveis às manifestações de RO, são obviamente muito importantes, já que representam o impacto direto nos resultados da instituição. As causas dessas perdas podem ser categorizadas de várias formas.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

4. Modelagem de Banco de Dados

A Tabela 11 foi sugerida pelo CSBB para mostrar como o RO pode ser classificado em vários tipos de eventos dentro de uma instituição financeira e em diversos níveis¹⁴, representando a base do que está sendo utilizado por órgãos reguladores em todo o mundo.

Tabela 11

Classificação das perdas operacionais

Categoria de tipo de evento (nível I)	Definição	Categorias (nível II)
Fraudes internas	Perdas devidas a atos com intenção de fraudar a instituição, violar regulamentos, a lei ou políticas, que envolvam ao menos uma parte interna.	Atividade não autorizada, roubo e fraude.
Fraude externa	Perdas devidas a atos com intenção de fraudar a instituição, violar regulamentos, a lei ou políticas internas, que sejam cometidos por terceiros.	Roubo e fraude, segurança de sistemas.
Práticas empregatícias e segurança no ambiente de trabalho	Perdas devidas a atos inconsistentes com as condições empregatícias. Violações de acordos sanitários ou de segurança trabalhista ou perdas com danos de acidentes de trabalho ou de ações de discriminação de qualquer tipo.	Relações trabalhistas, ações na justiça do trabalho, segurança no ambiente de trabalho, diversidade.
Clientes, produtos e práticas de negócio	Perdas oriundas de falhas em cumprir obrigações com clientes ou perdas por causa de desenhos / estruturas de produtos.	Prática de negócio imprópria, falhas em produtos, falhas em conselhos / consultoria etc..
Danos a ativos físicos	Perdas oriundas de danos a ativos físicos.	Desastres e outros eventos.
Interrupção de negócios e falhas nos sistemas tecnológicos	Perdas devidas a qualquer interrupção do negócio ou falhas em sistemas.	Sistemas.

¹⁴ Mostrado aqui até o segundo nível. No anexo 7, *Detailed Loss Event Type Classification*, ao documento de junho de 2004 da Basileia, encontra-se esse quadro detalhado até o terceiro nível.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

5.1. Introdução

Esse capítulo tem como objetivo, discorrer sobre a modelagem quantitativa avançada de mensuração do RO onde será abordado o modelo LDA ou $VaR_{Operacional}$.

Esse modelo baseia-se nos processos estocásticos inerentes às perdas oriundas de RO, que se caracterizam por um baixo valor de perdas de alta frequência e alto valor de perdas de baixa frequência. Estando este modelo relacionado às distribuições discretas (frequência) e contínuas (severidade)¹⁵.

As razões que orientam a separação das perdas oriundas de RO em um processo de frequência e outro de severidade, é que as componentes que regem essas distribuições são por hipótese independentes¹⁶ (ver Anexo 2).

O que vale dizer que o processo que determina a ocorrência da perda, independe do seu valor e o processo que determina o valor da perda, independe da frequência de eventos.

A agregação de uma distribuição de severidade com outra de frequência, que, por sua vez, se ajustaram à base de dados, resultará em um $VaR_{Operacional}$ de um determinado nível de confiança e unidade específica de tempo. Este $VaR_{Operacional}$ será tomado como o valor de alocação de capital para RO no modelo avançado, seja para alocação de capital econômico, quanto para o regulatório¹⁷.

¹⁵ Como exemplo, Guimarães (2003), faz essa constatação empírica ao analisar o perfil do banco de dados de perdas de RO do Banco Real ABN Amro S.A.:” *O que podemos observar é que praticamente toda a distribuição de ocorrência de perdas esta concentrada nas faixas de valores baixos e que apenas 1% da distribuição de perdas corresponde às perdas de valores altos. No entanto estas perdas, que representam apenas 1% do número de ocorrências, equivalem a 45% do montante total das perdas*”.

¹⁶ O Modelo LDA é proveniente da indústria de seguros em que as hipóteses de independência são verificadas. Um exemplo seria o fato da utilização de cinto de segurança reduzir o número de acidentes fatais (severidade) sem, no entanto, reduzir o número de acidentes (frequência). Para perdas com Risco Operacional, essas hipóteses também são verificáveis como, por exemplo, a limitação de saque diário com cartão 24 horas, que em caso de clonagem do cartão, reduz o valor da fraude sem ter, no entanto, influência sobre o número de fraudes.

¹⁷ Pelo que se tem observado em seminários sobre o assunto, a tendência dos bancos no Brasil é a de enquadrar esse modelo às exigências do AMA, até por uma questão de custo. Ficando a distinção do capital alocado, econômico e regulatório, por conta do nível de confiança ou de algum tipo de calibragem do modelo.

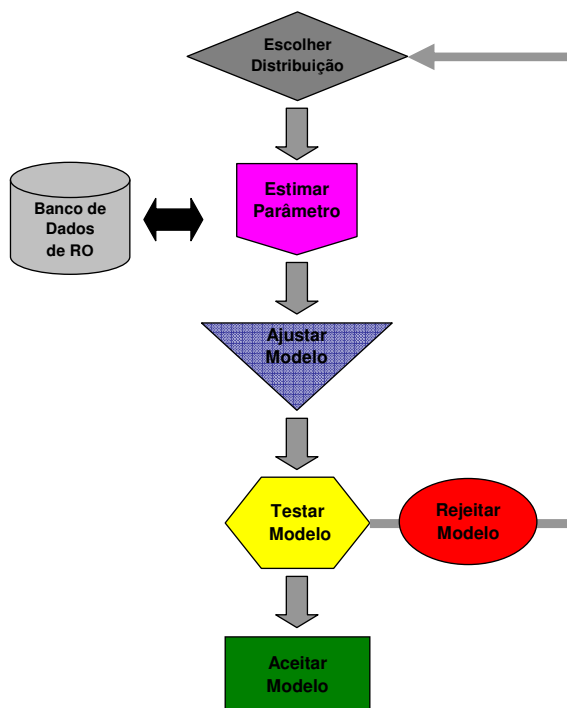
RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

O capítulo seguirá o fluxo operacional de aceitação do modelo LDA ou $Var_{Operacional}$ e pode ser representado pela figura abaixo:

Figura 3

Abordagem Geral para Ajustar Distribuições Estatísticas



Ao final do capítulo, será apresentado um estudo de caso onde mostra-se a efetividade do modelo de mensuração do RO.

5.2. Seleção da Distribuição

O primeiro passo, na modelagem pelo LDA, é selecionar as distribuições de frequência e severidade. Geralmente selecioná-las pelo ajuste aos dados, pode trazer uma série de distribuições como candidatas ao processo de modelagem. No entanto, algumas distribuições são preferíveis por uma série de razões práticas, como por exemplo a simplicidade e fácil interpretação da distribuição e principalmente o bom "en-

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

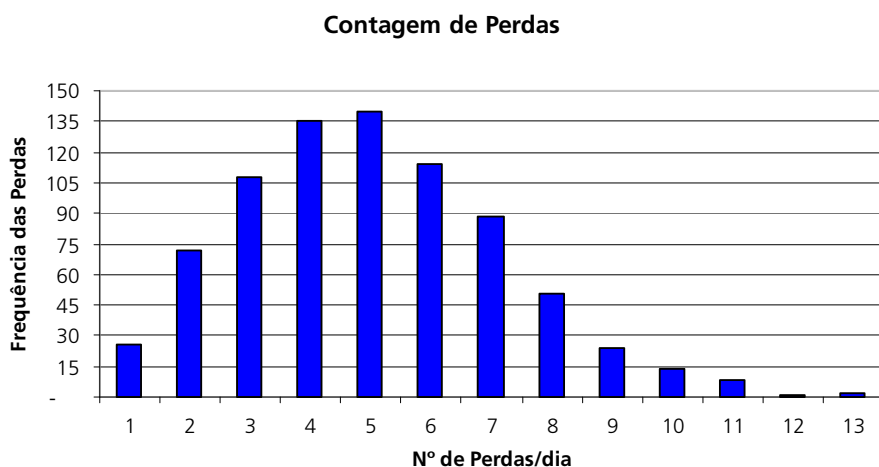
5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

trosamento” das distribuições no processo de agregação¹⁸. Na prática, combinar Poisson com Log-normal ou Gama e Binomial com GEV¹⁹, produzem bons resultados na agregação.

5.2.1. Seleção da Distribuição de Frequência

A modelagem da distribuição de frequência no RO é bastante simples, pois envolve a contagem dos eventos de perdas em um determinado intervalo de tempo como exemplificado no Gráfico 1.

Gráfico 1



As distribuições de frequência mais utilizadas em RO são a de Poisson, Binomial Negativa e Binomial (ver Cruz 2002).

A distribuição de Poisson é, certamente, uma das mais utilizadas na estimação de frequência de RO, devido a sua simplicidade e ao fato de se ajustar muito bem à maioria dos bancos de dados. Como o truncamento de bancos de dados é cons-

¹⁸ Em recente seminário sobre Risco Operacional organizado pela FCE em São Paulo, o Dr. Lourenço Miranda do ABN Amro Real, que participou da modelagem de risco operacional no ABN na Holanda, sugere começar a modelagem com modelos mais simples. Diz que o “*plain vanilla*” é utilizar Poisson para frequência e Log-normal para severidade. Utilizar de saída modelos mais complexos como por exemplo modelos de distribuições de valores extremos, não é indicado, faltam dados e o resultado pode ser assustador em termos de alocação de capital.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

tantamente necessário, a distribuição de Poisson se revela uma escolha interessante e simples, já que, se a distribuição se ajusta a um banco de dados inteiro, ela também se ajusta a um banco de dados truncado. Essa distribuição também tem uma propriedade interessante: Poisson (a) + Poisson (b) = Poisson (a + b), portanto, é fácil acrescentar mais dados sem alterar estruturalmente a análise.

A distribuição Binomial Negativa é provavelmente a mais usada em RO depois da distribuição de Poisson. Por possuir dois parâmetros, ela tem mais flexibilidade de formato do que a de Poisson. Em termos técnicos, talvez a maioria dos eventos de RO se adequem melhor a esta distribuição do que à de Poisson.

Para amostras nas quais a variância é menor que a média, a Binomial pode fornecer um melhor nível de ajuste. A Binomial retrata uma situação na qual um conjunto de “m” riscos está sujeito a um certo evento. Existem dois parâmetros, “m” (riscos independentes e idênticos) e “q” (probabilidade).

5.2.2. Seleção da Distribuição de Severidade

O modelo de distribuição de severidade, utiliza-se das distribuições contínuas para modelar o valor das perdas de RO.

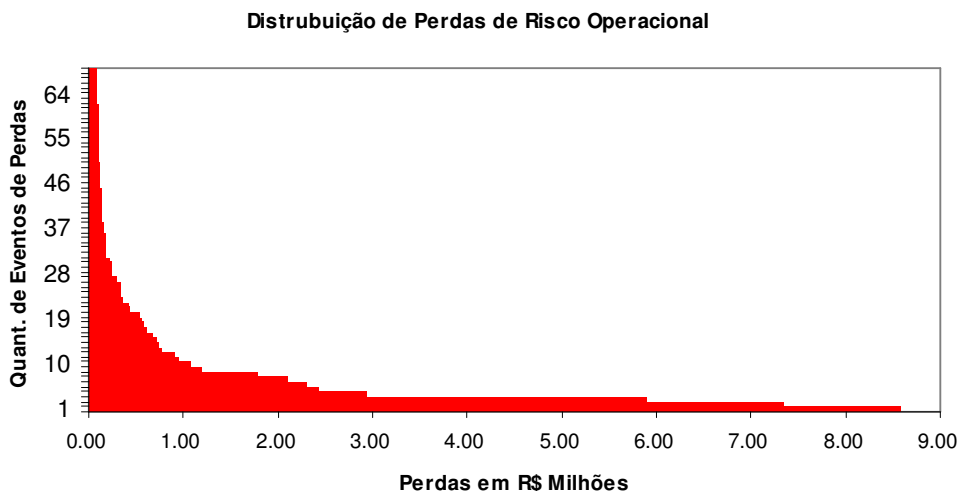
Assim como, para as distribuições de frequência, onde já existe um grupo de distribuições paramétricas que tendem a melhor representar o processo estocástico da ocorrência de perdas, o mesmo se aplica para às de severidade. Neste caso as que se candidatam são Log-normal, Weibull, Exponencial, Pareto dentre outras (ver Cruz 2002). Essas distribuições são muito úteis para RO pois têm como característica o peso de sua cauda, importante na captura de valores extremos de perdas operacionais.

¹⁹ Generalized Extreme Value.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Gráfico 2



5.3. Estimação de Parâmetros

Após a seleção da distribuição para a modelagem, é necessário estimar seus parâmetros gerados a partir do banco de dados de perdas.

Existem duas categorias para se estimar parâmetros. Na primeira, eles são estimados através da resolução de um sistema de equações equivalente ao número de parâmetros. Na segunda, por meio de otimização.

Na categoria de sistema de equações, encontra-se o método de probabilidade dos momentos.

No método dos momentos, os parâmetros são estimados por:

Equação 6

$$E(X^r) = \int_0^1 \{x(u)\}^r du$$

Na categoria de estimação por otimização encontra-se o método de máxima verossimilhança. Neste caso uma função de verossimilhança para um conjunto de n observações independentes é estimada como sendo:

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Equação 7

$$L(\theta) = \prod_{j=1}^n L_j(\theta)$$

A função deve ser maximizada, igualando as derivadas parciais a zero e resolvendo as equações resultantes.

Os métodos mais comuns para medir o desempenho de um estimador $\hat{\theta}$ do parâmetro θ , são o seu viés e a raiz do erro quadrático médio (RMSE) definidos por:

Equação 8

$$\text{Viés}(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta} - \theta)$$

Equação 9

$$\text{RMSE}(\hat{\theta}) = \sqrt{E(\hat{\theta} - \theta)^2}$$

Costuma-se dizer que $\hat{\theta}$ será não viesado se $\text{Viés}(\hat{\theta}) = 0$, ou seja, se os parâmetros estimados forem iguais a zero.

No Anexo 1, encontram-se fórmulas de estimadores e as respectivas funções de probabilidade e acumulada de algumas distribuições²⁰.

5.4. Ajustamento do Modelo

No caso específico dos modelos de severidade, o primeiro passo é transformar os dados em sua distribuição empírica, que seria o equivalente à sua função de probabilidade acumulada. Para a realização dessa transformação, é necessário que os n dados de perdas estejam ordenados em forma decrescente. Em seguida, as perdas devem ser ranqueadas, de maneira que o maior valor de perda do banco de dados esteja em primeiro lugar do ranking, ou seja, $k=1$. Com essas variáveis e com o emprego da fórmula abaixo, chega-se aos percentuais da distribuição empírica.

²⁰ Cruz (2002) contém a íntegra das distribuições utilizadas em RO.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Equação 10

$$F_n(p^k, n) = \frac{n - k + 0,5}{n}$$

Onde n é o número de dados e k é a ordem do dado (o maior tem ordem 1).

O segundo passo é aplicar os parâmetros na equação de distribuição acumulada de severidade, gerando a série de probabilidades acumuladas da distribuição ajustada.

Com a função de probabilidade acumulada ajustada $F(x)$ e a empírica calculadas, já podem ser efetuados os testes gráficos e de ajustamento para aceitação do modelo.

O procedimento com os modelos de frequência é um pouco diferente mas com o mesmo raciocínio de comparação gráfico e para o teste aplicado para esses modelos.

Primeiramente, é necessário que os eventos por unidade de tempo sejam agrupados. Para isso, devem ser identificadas todas as quantidades de eventos de perda por unidade de tempo, que ocorreram dentro do período do banco de dados. Uma vez finalizado esse procedimento, deve ser realizada uma contagem, que consiste em apontar quantas vezes aquela quantidade de eventos, por unidade de tempo, se repetiu ao longo do banco de dados. Feito isso, temos definida a contagem ou a frequência em que cada quantidade de eventos por unidade de tempo ocorreu. Comparativamente, é o mesmo que se estivesse calculando uma distribuição empírica para o ajustamento dos modelos de severidade.

Agora, resta calcular com o emprego do parâmetro estimado do modelo, na fórmula da função de probabilidade da distribuição selecionada, as probabilidades de ocorrência de cada uma das quantidades de eventos por unidade de tempo. Essas probabilidades multiplicadas pela quantidade total de eventos do banco de dados resultarão na contagem ajustada. Com isso, tem-se a contagem real sendo comparada a contagem ajustada para fins de testes gráficos e teste de qualidade de ajuste.

A tabela e o gráfico abaixo exemplificam o processo e uma visualização do ajustamento.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

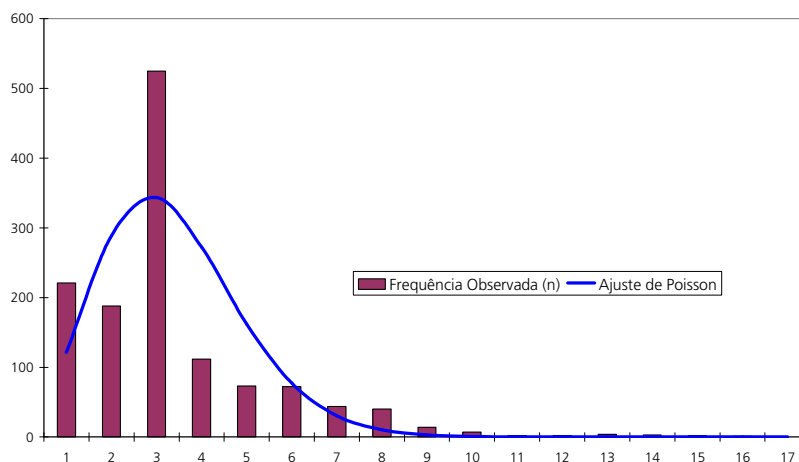
5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Tabela 12

Ajustamento de Poisson

Nº de Eventos/dia (k)	Frequência Observada (n)	Ajuste de Poisson
0	221	121
1	188	289
2	525	343
3	112	272
4	73	162
5	72	77
6	44	31
7	40	10
8	14	3
9	7	1
10	2	0
11	2	0
12	4	0
13	3	0
14	2	0
15	1	0
16	0	0

Gráfico 3



5.5. Teste de Aceitação do Modelo

Uma vez ajustado o modelo, deve-se submetê-lo aos testes de validação visando concluir se a distribuição utilizada obteve um bom ajuste (*goodness of fit*) aos dados, fundamental para o sucesso na estimação das ocorrências e das perdas futuras.

Para cada uma das estatísticas de ajustamento, quanto menor o valor, melhor é a qualidade do ajustamento.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Quando mais de uma estatística encontra-se disponível, não existe uma “*hard rule*” para decidir que teste terá o “melhor” resultado. Cada teste tem um certo tipo de abrangência e determinada potência.

Os testes possuem algumas características em comum como valor crítico, nível de significância e escala.

O valor crítico é um valor variável, que é determinado em função do nível de significância e para alguns testes, também é função do tamanho da amostra. O resultado do teste deve ser comparado com o valor crítico do nível de significância escolhido. Caso o resultado do teste fique abaixo desse valor crítico, se aceita a hipótese de bom ajuste aos dados; ficando acima, rejeita-se essa hipótese. A escolha do nível de significância é importante, pois ela determinará a probabilidade de incorretamente se rejeitar a distribuição que por conta de um problema de geração, devido às flutuações estatísticas, acabou viesando o resultado do teste, que ficou acima do valor crítico.

Aceitar ou rejeitar hipótese dado um nível de significância pode melhor ser visualizado no quadro do teste de hipótese, que explica em que circunstâncias e com qual probabilidade se estará tomando a decisão da eficácia do teste.

Tabela 13

Teste de Hipótese

Hipótese	Teste < Valor Crítico		Teste > Valor Crítico	
H₀	Aceito	1- α acerto α erro	Rejeito	1- α acerto α erro
H₁	Rejeito	1- α acerto α erro	Aceito	1- α acerto α erro

A escala é um fator de ajuste variável em função do tamanho da amostra, que deve ser aplicado ao resultado do teste antes de submetê-lo à tabela de valores críticos.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

5.5.1. Teste de Ajustamento do Modelo de Frequência

Para o modelo de frequência, o teste mais recomendado é o teste Qui-Quadrado - χ^2 cujo objetivo é comparar a frequência real dos dados com a frequência ajustada.

A estatística tem a seguinte fórmula:

Equação 11

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

Onde $n \times k$ é a frequência observada e E_k a frequência esperada.

Utilizando o teste de hipótese temos que H_0 é a hipótese de bom ajustamento e H_1 a hipótese de mau ajustamento.

Nesse teste deve ser calculado o número de graus de liberdade, que vai determinar o valor crítico. Pela característica dos dados, que são dispostos em uma única coluna, o número de graus de liberdade é calculado como $d=k-r-1$, onde k é o número máximo de eventos de RO ocorrido por unidade de tempo e r é a quantidade de parâmetros necessários para calcular a distribuição objeto do ajustamento.

A hipótese nula será rejeitada se exceder χ^2 com $d=k-r-1$ graus .

5.5.2. Testes de Ajustamento do Modelo de Severidade

Os testes usualmente utilizados para avaliar o modelo de severidade são: Kolmogorov-Smirnov (K-S), Anderson-Darling (A-D) e Cramer-Von Mises (C-VM).

O teste K-S verifica, basicamente, as diferenças entre a distribuição empírica (Equação 12) e a ajustada. O teste se baseia na distância máxima observada entre as duas funções. A estatística de K-S é :

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Equação 12

$$D_n = \max \left[\left| F_n(x) - F(x) \right| \right]$$

Em que D_n é conhecido como a distância de K-S; n é o número de dados; F_n (Equação 10) e $F(x)$ é a distribuição acumulada ajustada.

O principal problema com a estatística K-S é sua falta de potência, pois, se preocupa apenas com o nível máximo de discrepâncias, sem levar em consideração se a distribuição, como um todo, se ajusta razoavelmente bem. Isso é, especialmente, verdade para pequenas amostras.

A estatística de A-D, é uma versão mais sofisticada da estatística de K-S. A estatística A-D é calculada por:

Equação 13

$$A_n^2 = \int_{-\infty}^{\infty} \left| F_n(x) - F(x) \right|^2 \psi(x) f(x) dx \text{ em que}$$

Equação 14

$$\psi = \frac{n}{F(x)(1 - F(x))}$$

Em que n é o número de dados; $F(x)$ é a CDF da distribuição ajustada e $f(x)$ é a função de densidade da distribuição ajustada

O aumento da potência do teste vem do fato de que as distâncias verticais são integradas sobre todos os valores de x , utilizando ao máximo os dados observados. $\psi(x)$ equilibra a variância aumentada das distâncias verticais entre distribuições e a função de densidade da distribuição ajustada pondera as distâncias observadas pela probabilidade de que um valor será gerado no valor x .

A estatística C-VM é uma medida do desvio quadrado médio da distância entre os dados do modelo, com uma correção baseada no tamanho da amostra. A estatística de C-VM é calculada por:

Equação 15

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

$$W^2 = \sum |F(x) - F_n(x)|^2 + \frac{1}{12n}$$

Os resultados dos testes descritos anteriormente, devem ser comparados com a tabela de seus respectivos valores críticos conforme abaixo:

Tabela 14

Valores Críticos		
Testes	Valor Crítico	Nível de Significância
Kolmogorov -Smirnov	1.07/ \sqrt{n}	20%
	1.22/ \sqrt{n}	10%
	1.36/ \sqrt{n}	5%
	1.63/ \sqrt{n}	1%
Cramer-Von Mises	0.124	5%
	0.174	1%
Anderson-Darling	0.757	5%
	0.050	1%
Escala ¹	$1 + (0.2/\sqrt{n})$	

¹ Ajuste que deve ser feito ao resultado dos testes C-VM e A-D em função do tamanho da amostra - escala x resultado do teste

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

5.6. Cálculo do $VaR_{Operacional}$

Os modelos de VaR surgiram no setor financeiro no início da década de 1990, são atualmente, considerados a medida padrão para Risco de Mercado e utilizados intensivamente na gestão de risco.

O VaR de Mercado mede as perdas máximas esperadas no valor de mercado, de um determinado portfólio, até que a posição possa ser eliminada. Em outras palavras, calcula uma possível perda máxima, resultante de se manter um portfólio, por um determinado período, usando como medida de risco a volatilidade dos preços dos ativos nos últimos n dias. Mais precisamente, a perda máxima é o x_p quantil $100(1-\alpha)\%$ de uma distribuição. Assim, o VaR estima x_p para valores suficientemente baixos de α .

Nesta seção, será mostrado que uma abordagem semelhante, baseada nos mesmos princípios de gestão de Risco de Mercado, poderá ser aplicada ao RO, calculando-se um $VaR_{Operacional}$.

O $VaR_{Operacional}$ é, basicamente, função da agregação de dois processos estocásticos, o de frequência e o de severidade das perdas históricas coletadas internamente, que são calculados separadamente e unidos preferencialmente por simulação.

O processo seria resolvido coletando os dados e em seguida estimando quais os processos estocásticos (distribuições estatísticas) que melhor refletem a frequência e a severidade das perdas operacionais internas, estimando seus parâmetros e agregando os dois processos por meio de simulação, gerando assim o $VaR_{Operacional}$.

5.6.1. Agregação dos Modelos – Simulação de Monte Carlo

Tendo calculado, separadamente, os processos de severidade e de frequência, agora é necessário combiná-los em uma distribuição de perdas agregada que permita a estimação das perdas operacionais futuras.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

No Anexo 2, demonstramos a derivação da função de probabilidade da distribuição de perda agregada, mas, em geral, não há solução analítica para esta equação e a agregação precisa ser realizada através da aplicação de métodos recursivos como a Simulação de Monte Carlo (SMC)²¹.

A SMC é um método numérico que utiliza números “aleatórios”²² para resolver problemas que não possuem solução analítica. Seu fundamento teórico é baseado no Teorema Central do Limite, onde o valor médio, de uma seqüência de variáveis aleatórias, converge para sua média quando essa seqüência aumenta de tamanho.

O algoritmo da SMC pode ser descrito como se segue:

Gerar F_1 , primeira simulação de frequência baseada nos parâmetros estimados da distribuição de frequência ajustada selecionada.

Gerar respectivos valores de perdas S_1, S_2, \dots, S_{F_1} para $F_1 > 0$, baseados nos parâmetros estimados da distribuição de severidade ajustada selecionada.

Calcular $S_{F_1} = \sum_{i=1}^{F_1} S_i$.

Gerar F_2 e S_{F_2} , F_3 e S_{F_3} ... F_n e S_{F_n}

Quanto maior a quantidade de repetições de F_n e S_{F_n} , melhor será a qualidade da simulação.

Arranjar os $S_{F_1}, S_{F_2}, \dots, S_{F_n}$ em ordem decrescente e atribuir respectivos níveis de significância $(1-\alpha_n)$

Seja k_n a posição no ranking de S_{F_n} , sendo $k_1=1$ para o maior valor de perda e $k_n = n$ para o menor valor de perda, então α_n será dado por:

Equação 16

$\alpha_n = \frac{k_n}{n}$ e conseqüentemente $1-\alpha_n$ o nível de significância.

²¹ Uma outra técnica utilizada é a transformação rápida de Fourier

²² Na realidade não existem números aleatórios e sim algoritmos que seguem certas propriedades estatísticas na geração desses números.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Assim podemos concluir que o $\text{VaR}_{\text{Operacional}}$ para cada nível de significância $1-\alpha_n$, será dado por:

Equação 17

$$\text{VaR}_{\text{Operacional}}^{1-\alpha_n} = \sum_{f=1}^{F_n} S_f \text{ com base t de tempo}$$

O $\text{VaR}_{\text{Operacional}}$ assim como o VaR de mercado, é definido para uma determinada base de tempo. A base em que será calculado $\text{VaR}_{\text{Operacional}}$ será o determinante de como os dados deverão ser agregados.

5.6.2. Diferenças entre VaR de Mercado e $\text{VaR}_{\text{Operacional}}$

A primeira diferença diz respeito ao processo estocástico. Enquanto o processo que regulamenta o Risco de Mercado é contínuo, o do RO é discreto. Por esse motivo, a frequência dos eventos que é irrelevante em Risco de Mercado, passa a ser parte fundamental do processo.

A segunda diferença é que no VaR de mercado pode-se saber como, possíveis mudanças de preço nos fatores de risco afetam o VaR. No RO, como os fatores de mudança são exógenos ao sistema, precisa-se de um modelo auxiliar para um teste de stress. Isto significa que a hipótese de normalidade não se aplica na grande maioria dos casos para o $\text{VaR}_{\text{Operacional}}$.

5.7. *Backtesting*

Backtesting é um teste seqüencial de um modelo em comparação com a realidade para verificar a precisão das suas previsões.

Os resultados do modelo são comparados com os resultados efetivos durante um determinado período. Os resultados do *back test* são utilizados para validar um modelo e na gestão de risco, os agentes reguladores os utilizam para verificar o grau de precisão de um modelo.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Na avaliação do modelo deve-se preocupar com quatro tipos de estatísticas.

O primeiro refere-se ao *cluster* das violações que poderá indicar que o modelo não foi capaz de proteger contra perdas inesperadas ou que uma seqüência de violações poderia ser explicada por algum tipo de evento.

O segundo é a freqüência das violações para verificar se estão em níveis aceitáveis.

O terceiro refere-se ao tamanho das violações, que é importante para se definir o “tamanho crítico” das perdas para decisão de aceitação do modelo.

O quarto tipo refere-se ao tamanho da super ou subalocação de capital. Caso as perdas operacionais médias estiverem em determinado nível provavelmente a alta administração não vai gostar de saber que está de alocando capital em alguns múltiplos dessas perdas médias.

Cabe mencionar que no caso do RO, em que os dados começaram a ser coletados, é natural que nos primeiros dias de *Backtesting* o número de violações não seja animador, afinal a tendência é que a quantidade de violações venham a se reduzir, a medida que mais dados sejam incluídos.

Segundo a literatura, os testes geralmente aplicados são Teste de Kupiec e o Teste Q.

O Teste de Kupiec, basicamente, tenta verificar se o quociente de violações do modelo é igual ao nível de confiança determinado. Já o Teste Q, tem por objetivo encontrar o ajuste das previsões ao impacto real, comparando a função de distribuição de probabilidade da previsão com a distribuição uniforme. Para maiores detalhes sobre os referidos testes, ver Cruz(2002).

5.8. Aplicação Prática da Modelagem Avançada - Estudo de Caso

Esse estudo de caso tem como propósito, descrever o passo a passo prático e básico da implementação de um modelo proprietário de estimação de perdas de RO, cumprindo todo o fluxo operacional a partir da obtenção dos dados, seguindo com o tes-

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

te dos modelos e, finalmente, empregando o método de distribuição de perda - LDA ou como alguns precursores do Risco de Mercado, convencionaram chamar, $VaR_{Operacional}$, para calcular a alocação de capital.

Infelizmente a obtenção de dados reais de perdas de RO para pesquisa é tarefa das mais difíceis. Primeiro pela própria escassez de dados, segundo por que os bancos por uma questão estratégica e de concorrência, não tem interesse em torná-los públicos, mesmo com fins restritos.²³

Em razão desta limitação, como alternativa, um banco de dados fictício foi criado, para este trabalho, com as mesmas características dos bancos de dados de perdas do RO, ou seja, muitos eventos com “*tickets*” baixos e poucos eventos com “*tickets*” extremos. Esse banco de dados foi criado com o equivalente a três anos de perdas, podendo-se imaginar que represente a informação de perdas de uma determinada linha de negócio de um banco qualquer.

Para a criação desse banco de dados, utilizamos a técnica de gerarmos números pseudo aleatórios para frequência e severidade das perdas. Essas séries foram geradas de forma independente, seguindo a hipótese de independência entre os processos estocásticos do Modelo LDA. Para isso escolhemos os tipos de distribuições com os quais gostaríamos que nosso banco de dados se parecesse. Para frequência selecionamos Poisson com parâmetro arbitrado $\lambda=5$ e para Severidade, Log-normal com parâmetros arbitrados $\mu = 7,2$, $\sigma^2 = 15,21$. Com isso, o estudo de caso pretende mostrar que todos os procedimentos adotados de aceitação do modelo, vão levar à escolha dessas distribuições para fins de cálculo do $VaR_{Operacional}$.

²³ Mesmo quando o assunto é a troca de informações entre os bancos, isso é uma prática restrita. Um consórcio de bancos mantém um banco comum de dados de perdas oriundas de risco operacional, administrado pela PriceWaterhouseCoopers, chamado ORX – Operational Riskdata eXchange. As informações são enviadas sem identificação do banco à Zurich, onde a PWC custodia o banco de dados, sendo adotados todos os procedimentos de segurança e salvaguarda das informações.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Após essas considerações iniciais, será descrito o passo a passo de implementação do modelo.

1º Passo: Obtenção dos Dados

Antes dos modelos serem aplicados ao banco de dados, é importante fazer uma auditoria no mesmo. O mercado denomina esse processo de "data cleansing". Os dados devem estar bem filtrados. Lembre-se que no RO esses dados saem das mais diversas fontes dentro de um banco e podem existir erros na entrada de dados, por exemplo, e as informações podem estar incompletas. Além disso, deve estar bem claro qual o objetivo da modelagem, se é para apenas calcular o VaR ou também para gerenciar o risco e outras tomadas de decisões.

Apresentamos abaixo o nosso banco de dados fictício, aglutinado para fins de demonstração em bases mensais, sendo que em nosso estudo de caso, utilizaremos os dados diários.

Tabela 15

Banco de Dados de Perdas Agregados por Mês
Valores em R\$

Meses	2002		2003		2004		Total Geral	
	Severidade	Freq.	Severidade	Freq.	Severidade	Freq.	Severidade	Freq.
Jan	389,684	111	1,620,055	122	738,350	104	2,748,089	337
Fev	701,908	81	2,867,337	108	599,967	100	4,169,212	289
Mar	3,515,828	117	9,791,437	117	479,086	116	13,786,351	350
Apr	1,696,755	110	1,410,411	113	1,857,615	102	4,964,781	325
May	2,203,921	109	468,722	104	429,051	92	3,101,694	305
Jun	88,295	91	255,452	110	401,491	125	745,237	326
Jul	316,479	111	282,814	116	516,724	117	1,116,017	344
Aug	1,025,418	126	179,188	106	654,477	114	1,859,084	346
Sep	134,146	98	7,586,110	104	2,921,074	122	10,641,330	324
Oct	310,604	110	2,333,165	138	97,755	96	2,741,524	344
Nov	241,359	104	1,951,563	99	7,032,959	122	9,225,880	325
Dec	415,603	104	80,059	94	401,635	123	897,297	321
Total	11,039,999	1,272	28,826,314	1,331	16,130,183	1,333	55,996,496	3,936

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

2º Passo: Análise de Dados

A análise de dados serve para extrair um perfil inicial da base. Através dessa análise, podem ser captadas algumas características de seus dados e verificar se essas características se assemelham, por exemplo, com as distribuições de severidade indicada pelo valor da curtose, que mede o peso da cauda, ou mesmo a dispersão dos dados através da média e desvio-padrão.

Tabela 16

Estatística Descritiva		
Estadística	Freq.	Severidade
Observações	783	783
Somatório	3,924.00	55,996,496.32
Máximo	13.00	8,592,551.99
Mínimo	1.00	0.16
Média	5.01	71,515.32
Moda	5.00	#N/A
Mediana	5.00	1,831.50
Variância	4.80	250,317,718,622.34
Desvio- Padrão	2.19	500,317.62
Assimetria	0.47	12.99
Curtose	0.10	190.12

A distribuição de frequência dos dados possui variância um pouco abaixo da média, indício de que a Binomial e Poisson podem ser candidatas. Já no caso de severidade, a curtose é bem alta, indicando distribuições com cauda pesada.

A tabela abaixo mostra o perfil de assimetria e curtose para algumas distribuições.:

Tabela 17

Distribuição	Assimetria	Curtose
Normal	0	3
Log-normal	0 a ∞	3 a ∞
Poisson	0 a ∞	3 a ∞
Binomial	$-\infty$ a ∞	1 a ∞

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

3º Passo: Escolher Distribuição, Estimar Parâmetros e Ajustar Modelo²⁴

Neste passo deve ser efetuada a seleção das distribuições de frequência e severidade. Em nosso estudo de caso, para fins de comparação, submete-se de uma só vez, mais de uma distribuição para frequência e severidade. Para frequência, foi utilizado Poisson, Binomial, Binomial Negativa de um parâmetro e Binomial Negativa de dois parâmetros e para severidade, Exponencial, Log-normal, Pareto e Weibull.

Segue abaixo a demonstração do ajustamento. O objetivo foi comparar a série da distribuição empírica com as séries ajustadas das distribuições de severidade, e a série da contagem real dos dados com as das contagens das distribuições de frequência.

Tabela 18

Ajustamento das Distribuições de Severidade

Rank	Distribuição Empírica	Exponencial	Log-Normal	Pareto	Weibull
1	99.94%	100.000%	99.868%	85.19%	99.9997%
2	99.81%	100.000%	99.842%	84.94%	99.9993%
3	99.68%	100.000%	99.797%	84.57%	99.9983%
4	99.55%	100.000%	99.570%	83.38%	99.9810%
7	99.17%	100.000%	99.392%	82.77%	99.9494%
...
217	72.35%	12.881%	72.702%	69.35%	67.1455%
218	72.22%	12.750%	72.572%	69.32%	67.0016%
223	71.58%	11.982%	71.781%	69.10%	66.1307%
...
351	55.24%	3.636%	55.454%	64.71%	50.1035%
352	55.11%	3.634%	55.444%	64.70%	50.0950%
355	54.73%	3.430%	54.619%	64.48%	49.3681%
356	54.60%	3.430%	54.618%	64.48%	49.3670%
...
434	44.64%	1.609%	43.805%	61.44%	40.3885%
437	44.25%	1.508%	42.887%	61.16%	39.6676%
438	44.13%	1.503%	42.842%	61.15%	39.6323%
...
560	28.54%	0.513%	28.646%	56.37%	29.0271%
561	28.42%	0.512%	28.630%	56.37%	29.0157%
562	28.29%	0.501%	28.360%	56.26%	28.8208%
...
782	0.19%	0.000%	0.072%	3.57%	2.4071%
783	0.06%	0.000%	0.047%	0.00%	2.1354%

Tabela 19

²⁴ Na vida real, por questões práticas e de agilidade, esses e os demais procedimentos, que virão a seguir no Estudo de Caso, são processados através de sistemas específicos e até em máquinas de grande porte princi-

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Ajustamento das Distribuições de Frequência

N° de Perdas Dia	Contagem Real	Contagem das Distribuições			
		Bin.		Bin.	Bin.
		Poisson	Binomial	Negativa (1)	Negativa (2)
1	26	26	24	-	26
2	72	65	63	-	66
3	108	109	109	168	109
4	135	137	139	202	137
5	140	137	140	162	137
6	114	115	117	109	115
7	88	82	83	65	82
8	51	51	51	37	51
9	24	29	28	20	29
10	14	14	13	10	14
11	8	7	6	5	7
12	1	3	2	2	3
13	2	1	1	1	1
Total	783	777	778	782	777

Os parâmetros que originaram as séries ajustadas foram:

Tabela 20

Estimação de Parâmetros					
Severidade			Frequência		
Exponencial	$\lambda =$	0.00001398	Poisson	$\lambda =$	5.01149
Log-normal	$\mu =$	7.49554	Binomial	$n =$	118.00000
	$\sigma =$	2.81691		$p =$	0.04247
Pareto	$\alpha =$	0.16261	Binomial Negativa (1)*	$k =$	3.00000
	$\theta =$	0.10739		$p =$	0.59862
Weibull	$\alpha =$	0.358025	Binomial Negativa (2)	$k =$	21,472.07
	$\beta =$	7311.535		$p =$	0.000233

4° Passo: Testar Modelo

Nesse passo, precisa-se concluir se os modelos de frequência e de severidade ajustados se adequaram à base de dados de perdas para se seguir adiante e adotar tais modelos na estimação das perdas futuras. Para isso, devem-se definir os testes a serem utilizados. O recurso visual, através de gráficos comparativos das distribuições, também pode ser útil no apoio à decisão de aceitação do modelo.

palmente, quando o volume de dados for muito grande, ou em planilhas e com a utilização de pacotes estatísticos para um volume de dados menores.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

No estudo de caso foram obtidos os seguintes resultados dos testes estatísticos e gráficos:

Tabela 21

Testes de Ajustamento de Severidade

Teste	Exponencial	Log-normal	Pareto	Weibull
Kolmogorov-Smirnov	0.59777	0.01980	0.37668	0.07102
Kolmogorov-Smirnov P-Value	< 0.0001	0.89907	N/A	0.00064
Cramer-Von Mises	123.49927	0.03692	36.05474	1.40163
Cramer-Von Mises Ajustado	124.38197	0.03718	36.31244	1.41165
Cramer-Von Mises P-Value	0.00	N/A	0.00	< 0.01
Anderson Darling	1,180.37900	0.32910	175.80190	9.59737
Anderson-Darling Ajustado	1,188.81566	0.33145	177.05843	9.66596
Anderson-Darling P-Value	0.00	N/A	0.00	< 0.01

Valores Críticos

Testes	Valor Crítico	Nível de Significância
Kolmogorov -Smirnov	0.038238680	20%
	0.043599243	10%
	0.048602435	5%
	0.058251448	1%
Cramer-Von Mises	0.1240	5%
	0.1740	1%
Anderson-Darling	0.757	5%
	0.05	1%

Escala ³	1.007147417
---------------------	-------------

¹ Resultado do Teste abaixo do valor crítico aceita-se a hipótese nula de goodness-of-fit

² Probabilidade de incorretamente rejeitar-se a hipótese nula de goodness-of-fit, devido ao resultado do teste estar acima do valor crítico

³ Ajuste que deve ser feito ao resultado dos testes C-VM e A-D em função do tamanho da amostra - escala x resultado do teste

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Tabela 22

Testes de Ajustamento de Frequência

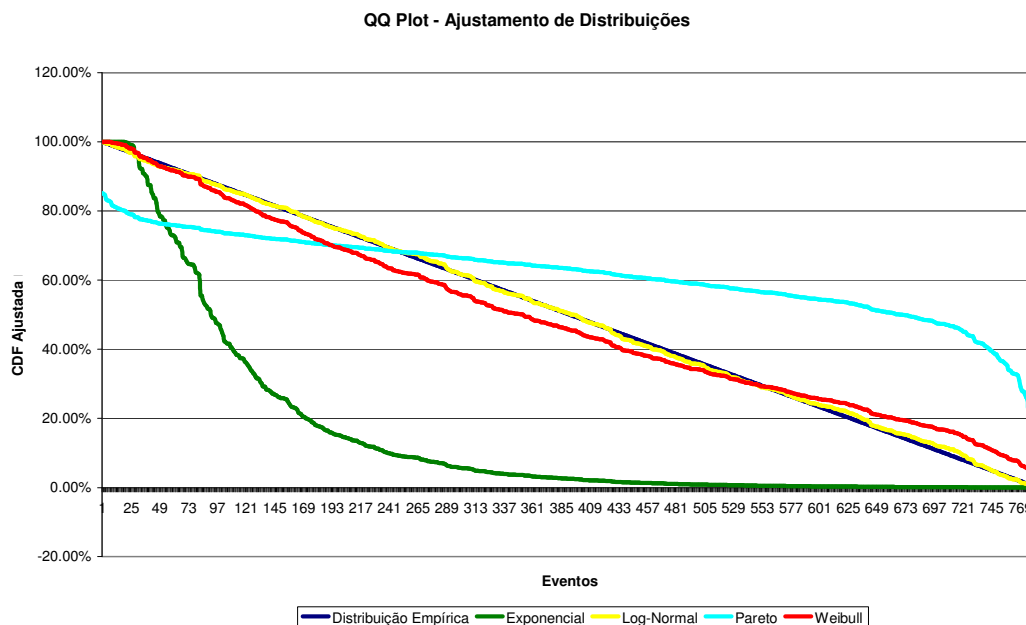
Teste	Poisson	Binomial	Bin. Negativa (1)	Bin. Negativa (2)
Chi-square Valor Observado	4.211	5.414	65.971	4.208
Chi-square Valor Crítico ¹	19.675	18.307	18.307	18.307
Graus de Liberdade ²	11.000	10.000	10.000	10.000
One-tailed p-value	0.963	0.862	0.000	0.937
Nível de Significância ³	5%	5%	5%	5%

¹ Resultado do Teste abaixo do valor crítico aceita-se a hipótese nula de goodness-of-fit

² Define o valor crítico, sendo a quantidade de perdas dia subtraída de um e do número de parâmetros da amostra

³ Probabilidade de incorretamente rejeitar-se a hipótese nula de goodness-of-fit, devido ao resultado do teste estar acima do valor crítico

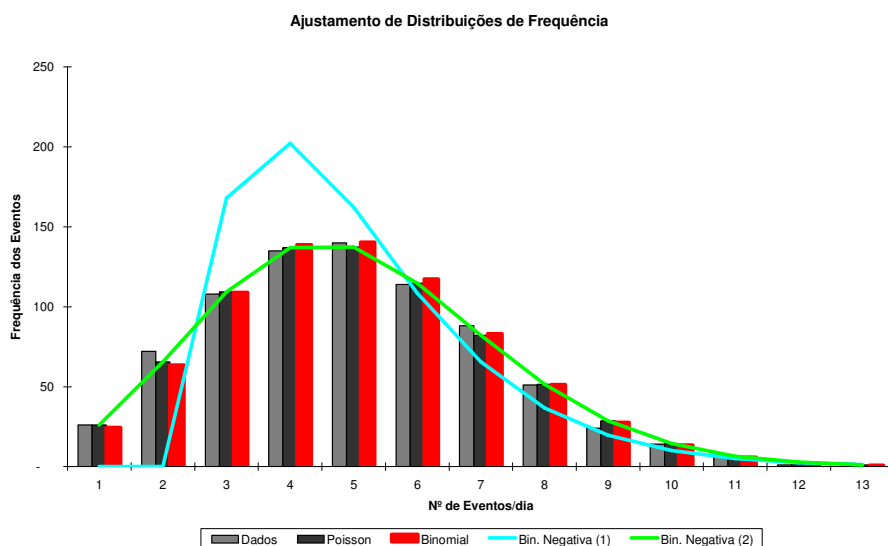
Gráfico 4



RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Gráfico 5



Os resultados dos testes para severidade mostraram que não deve ser rejeitada a hipótese nula de que a distribuição se ajusta à base de dados para fins de modelo de estimação de perdas oriundas de RO apenas para a distribuição Log-normal. O gráfico também leva a mesma conclusão. A linha da Log-normal praticamente cobre a linha da distribuição empírica.

Os resultados, dos testes para frequência, mostraram que não deve ser rejeitada a hipótese nula de que a distribuição se ajusta à base de dados para fins de modelo de estimação de frequência de perdas oriundas de RO, para todas as distribuições, com exceção da Binomial Negativa de um parâmetro cuja hipótese nula foi rejeitada. Também, como pode ser confirmado pela análise gráfica, foram três candidatas: Poisson, Binomial e Binomial Negativa de dois parâmetros. Em termos práticos, a Poisson é a que melhor se adapta à agregação de distribuição com a Log-normal. No entanto, pode-se adotar um critério de desempate, verificando qual distribuição cujo resultado do teste ficou mais longe em termos relativos em relação a seu valor crítico ou de maior *p-value*. Nos dois critérios de desempate, a Poisson foi a que teve o maior *p-value* (96%) e que ficou mais distante de seu valor crítico (21%). Como é sabido, a

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

qualidade de um teste aponta para um *p-value* mais próximo de 1 e um resultado de teste mais próximo de zero.

A conclusão a que se chega é que o modelo de estimação das perdas futuras de RO será composto das distribuições de Poisson para frequência e Log-normal para severidade, neste caso.

5º Passo: SMC e Cálculo do $VaR_{Operacional}$

Executamos o algoritmo da SMC para um $N_i=10.000$ tendo utilizado os parâmetros das distribuições selecionadas.

Tabela 23

Parâmetros do Modelo

Log-normal	$\mu =$	7.49554
	$\sigma :$	2.81691
Poisson	$\lambda =$	5.01149

Tabela 24

Cálculo do VaR Operacional por Simulação

Freq.	10,000	Log- normal						Total de Perdas	Total de Perdas Ordenadas	Nível de Confiança
		Poisson	1	2	3	4	...			
10	8	135,438	197	145	976	...	-	153,129	33,727,123	99.90%
:	:	:	:	:	:	...	:	:	:	:
100	2	24	23,503	-	-	...	-	23,526	6,284,754	99.00%
:	:	:	:	:	:	...	:	:	:	:
500	7	765	1,157	2,739	3,013	...	-	53,392	1,364,739	95.00%
:	:	:	:	:	:	...	:	:	:	:
1000	4	58,935	1,914	28	475	...	-	61,351	651,878	90.00%
1001	5	21,127	2,217	934	44	...	-	24,369	651,742	89.99%
1002	4	1,356	685	2,028	33	...	-	4,101	651,590	89.98%
1003	3	22,671	14,578	3	-	...	-	37,251	651,389	89.97%
1004	6	160	6,420	29,550	165,082	...	-	397,670	650,247	89.96%
:	:	:	:	:	:	...	:	:	:	:
10000	9	455	98	100	3,206	...	-	69,781	-	0.00%

Os valores, destacados na tabela, representam o $VaR_{Operacional}$ para cada nível de confiança e representam o valor máximo de perda para um dia.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

5. Modelo Avançado de Alocação de Capital

Em uma análise superficial, o $VaR_{Operacional}$ pode ser comparado a maior perda do banco de dados de R\$8,6 milhões. Com essa perda o VaR com nível de confiança de 99% não seria o suficiente para cobri-la. No entanto o VaR de 99,9% parece alto demais. Como a hipótese de normalidade que fundamenta o nível de significância do VaR de mercado não se aplica ao RO, o intervalo de confiança das estimativas de valor em risco poderá variar consideravelmente. Um nível obrigatório de 99,9% como definido pelo NACB para o AMA, poderá gerar um excesso de capital regulatório alocado.

6º Passo: Aplicando o Backtesting ao Modelo

O último passo da modelagem, visando a alocação de capital, é testar a eficiência do modelo. Para isso, existem alguns testes, como exemplo Kupiec, onde é verificado se o VaR gerado na unidade de tempo teve a eficiência proposta pelo nível de significância escolhido. Caso o modelo para a Basileia fosse testado, por exemplo, que exige 99,9% de nível de confiança, o VaR anual em relação a perda real anual, deveria ser superior a perda real em 99,9% das vezes, significando que o VaR seria superado pela perda real em apenas 0,1%. Se o resultado do teste ficasse muito longe disto, o modelo precisaria ser checado.

Infelizmente, neste estudo de caso, não foi possível realizar um Backtesting, pois isso, implicaria em simular várias vezes o mesmo estudo, com a janela de dados móvel, até acumularmos certo número de VaR's diários e compará-los com a perda real diária, o que dispensaria uma quantidade de tempo muito grande.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

6. Conclusão

Com a globalização do sistema financeiro mundial, muitos benefícios aos sistemas financeiros locais, principalmente, em países em desenvolvimento, têm ocorrido.

Neste contexto, o NACB tornou-se um marco em relação ao aperfeiçoamento da mensuração e do gerenciamento de risco, com a inclusão de mais um risco na sua relação, o RO responsável por perdas significativas e até falência de bancos como foi o caso do Barings.

O CSBB mostrou-se bastante flexível e incentivador dos bancos para que busquem cada vez mais inovações técnicas na área de RO.

Ao contrário do que se imaginava há alguns anos, o RO pode e deve ser modelado quantitativamente. Certamente, também ainda vão ocorrer vários progressos nos próximos anos na área de mensuração de RO, como por exemplo, os estudos de fronteira relacionados à teoria do valor extremo e ao próprio desenvolvimento e maturação dos dados de perdas operacionais.

Métodos avançados como os exibidos neste trabalho, estão sendo desenvolvidos em várias instituições financeiras que querem não somente se beneficiar de um menor capital regulatório, mas também ter um melhor entendimento do lado de custos e operacional do banco. As instituições que investirem nesses métodos quantitativos terão certamente uma vantagem competitiva em relação à concorrência.

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

7. Referências Bibliográficas

- BACEN (2004), Comunicado nº 12.746 de 9/12/2004
- Basel Committee on Banking Supervision (2001), "Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk", BIS, September 2001
- Basel Committee on Banking Supervision (2004), "Implementation of Basel II: Practical Considerations", BIS, July 2004
- Basel Committee on Banking Supervision (2004), "International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards, A Revised Framework", BIS, June 2004
- Basel Committee on Banking Supervision (2004), "Principles for the home host recognition of AMA operational risk capital", BIS, January 2004
- Cruz, Marcelo G. (2002), "Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk", Wiley Finance
- Cruz, Marcelo G. (2004), "Operational Risk Modeling and Analysis: Theory and Practice", Risk Books
- Duarte Jr., Antônio M. e Varga, Gyorgy (2003), "Gestão de Riscos no Brasil"- Financial Consultoria
- FEBRABAN, Subcomissão de Gestão de Riscos Operacionais (2004), "Pesquisa sobre Práticas de Gestão de Riscos Operacionais no Mercado Brasileiro", Dezembro 2004
- Gomes, Jackson (2005), Basiléia II: desafios para implementação e potenciais impactos no processo de gerenciamento de risco, "Conferência de Risco Operacional", FCE ,SP 10/03/2005
- Guimarães, Terence A. (2003), "Implementação do Método de Distribuição de Perdas para Risco Operacional", Universidade de São Paulo
- Jorion, Philippe (2001), "Value at Risk", McGraw-Hill
- King, Jack L. (2001), "Operational Risk – Measurement & Modelling", John Wiley & Sons
- Marshal, C.L. (2000), "Measuring and Managing Operational Risk in Financial Institutions", John Wiley & Sons
- Milone, Giuseppe (2004), "Estatística Geral e Aplicada", Thomson
- Miranda, Lourenço (2005), Modelagem matemática em risco operacional, "Conferência de Risco Operacional", FCE ,SP 10/03/2005
- Ramanathan, Ramu (1993), "Statistical Methods in Econometrics", Academic Press, Inc

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

Anexo 1 – Tabela de funções e estimadores de parâmetros das distribuições de severidade e frequência

Distribuição	Função de Probabilidade	Função de Distribuição Acumulada	Estimador de Parâmetro
Log-Normal	$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) = \frac{\Phi(z)}{\sigma x},$ $z = \frac{\log x - \mu}{\sigma}$	$F(x) = \Phi(z)$	<p>A estimação dos parâmetros é feita considerando-se $z_i = (\log X_i - \mu)$</p> $\hat{\mu} = \bar{Z} \text{ e } \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (Z_j - \bar{Z})^2}{n}}$
Exponencial	$f(x) = \frac{e^{-x/\lambda}}{\lambda}$	$F(x) = 1 - e^{-x/\lambda}$	$\hat{\lambda} = \frac{1}{\sum_{j=1}^n X_j / n}$
Weibull	$f(x) = \frac{\alpha}{\beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-(x/\beta)^\alpha}$	$F(x) = 1 - e^{-(x/\alpha)^\beta}$	<p>O método de igualdade de percentis proporciona o seguinte método para calcular os parâmetros. Inicialmente calcula-se um parâmetro auxiliar c:</p> $c = \frac{\ln(\ln(4))}{\ln(\ln(4/3))} = -0,262167$ $\beta = \frac{c \ln(a) - \log(b)}{(c-1)} \text{ e } \alpha = -\frac{\ln(\ln(4))}{\ln(b) - \ln(\beta)}$ <p>Em que a e b são o 25° e o 75° percentil</p>

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

Anexo 1 – Tabela de funções e estimadores de parâmetros das distribuições de severidade e frequência

Distribuição	Função de Probabilidade	Função de Distribuição Acumulada	Estimador de Parâmetro
Poisson	$p_k = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}$ $k=0, 1, 2, \dots$	$F(x) = e^{-\lambda t} \sum_{i=0}^{\lfloor x \rfloor} \frac{(\lambda t)^i}{i!}$	$\hat{\lambda} = \frac{\sum_{k=0}^{\infty} kn_k}{\sum_{k=0}^{\infty} n_k}$
Binomial Negativa	$p_k = \binom{k+x-1}{x} \left(\frac{1}{1+\beta} \right)^x \left(\frac{\beta}{1+\beta} \right)^k$ $k=0, 1, \dots, n; r > 0, \beta > 0$	$F(x) = \sum_{i=0}^{\lfloor x \rfloor} \binom{k+i-1}{i} \beta^i (1-\beta)^i$	<p>Os parâmetros r e β são estimados resolvendo-se o seguinte sistema de equações de momento:</p> $r\beta = \frac{\sum_{k=0}^n kn_k}{n} e$ $r\beta(1+\beta) = \frac{\sum_{k=0}^n k^2 n_k}{n} - \left(\frac{\sum_{k=0}^n kn_k}{n} \right)^2$
Binomial	$p_k = \binom{m}{k} q^k (1-q)^{m-k}$ $k=0, 1, \dots, m$		$\hat{q} = \frac{\text{número de eventos observados}}{\text{número de eventos possíveis}} = \frac{1}{m} \frac{\sum_{k=0}^m kn_k}{\sum_{k=0}^m n_k}$ <p>Geralmente o valor de m é conhecido e fixo</p>

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

Anexo 2 – Derivação da Função de Probabilidade da Distribuição de Perda Agregada

O processo estocástico, onde as distribuições de frequência e severidade das perdas são agregadas, é chamado na literatura de Modelo de Distribuição de Perdas. O ponto chave, na definição deste processo, é considerar a perda total como a soma das perdas S de um número estocástico de ocorrências N , ou seja:

Equação 18

$$S = X_1 + X_2 + \dots + X_N \quad N = 0, 1, 2, \dots$$

As hipóteses assumidas neste modelo são:

1-Condicionadas a $N = n$, as variáveis aleatórias X_1, X_2, \dots, X_n são independentes e identicamente distribuídas, i.i.d

2- Condicionadas a $N = n$, a distribuição das variáveis aleatórias X_1, X_2, \dots, X_n independente de n .

3-A distribuição de N não depende dos valores das variáveis aleatórias X_1, X_2, \dots, X_n .

Seja S a soma das perdas definidas na Equação 18, onde N representa distribuição de frequência sua distribuição é:

Equação 19

$$F_S(x) = P(S \leq x) = \sum_{n=0}^{\infty} p_n P(S \leq x / N = n)$$

A distribuição da variável aleatória definida na Equação 18 é

Equação 20

$$= \sum_{n=0}^{\infty} p_n F_x^{*n}(x)$$

Onde $F_x(x) = P(S \leq x)$ é a função de distribuição de X_S , $p_n(x) = P(N = n)$ e na Equação 21 $F_x^{*n}(x)$ é a n -ésima agregação da distribuição acumulada de X , obtida como:

Equação 21

RISCO OPERACIONAL – MODELOS DE ALOCAÇÃO DE CAPITAL APLICADOS AOS BANCOS NO BRASIL

Anexo 2 – Derivação da Função de Probabilidade da Distribuição de Perda Agregada

$$F_x^{*0}(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 0 \\ 1, & \text{se } x \geq 0 \end{cases} e$$

Equação 22

$$F_x^{*k}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} F_x^{*(k-1)}(x-y) dF_x(y)$$

Se X é uma variável contínua com probabilidade nula para valores negativos, então temos:

Equação 23

$$F_x^{*k}(x) = \int_0^x F_x^{*(k-1)}(x-y) f_x(y) dy$$

Diferenciando a Equação 23, obtemos a função de densidade de probabilidade:

Equação 24

$$f_x^{*k}(x) = \int_0^x f_x^{*(k-1)}(x-y) f_x(y) dy$$

Se X é uma variável discreta contínua com probabilidade para $x=0,1,2,\dots$, então temos:

Equação 25

$$F_x^{*k}(x) = \sum_{y=0}^x F_x^{*(k-1)}(x-y) f_x(y) \quad x = 0,1,2,\dots$$

E a correspondente função de densidade de probabilidade é:

Equação 26

$$f_x^{*k}(x) = \sum_{y=0}^x f_x^{*(k-1)}(x-y) f_x(y) \quad x = 0,1,2,\dots$$

A distribuição da Equação 18 é denominada de perda agregada e a sua função de probabilidade é:

Equação 27

$$f_s(x) = \sum_{n=0}^{\infty} p_n F_x^{*n}(x)$$