

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

LUCIANO RACHMAN

MODELAGEM DE PERDAS COM AÇÕES TRABALHISTAS
EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS

Orientador Prof. Dr. Juan Carlos Ruilova Terán

SÃO PAULO

2013

LUCIANO RACHMAN

**MODELAGEM DE PERDAS COM AÇÕES TRABALHISTAS
EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS**

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas como requisito para obtenção do título de Mestre em Finanças e Economia de Empresas

Campo do conhecimento:
Finanças Quantitativas

Orientador Prof. Dr. Juan Carlos Ruilova Terán

SÃO PAULO

2013

Rachman, Luciano

Modelagem de Perdas com Ações Trabalhistas em Instituições Financeiras /
Luciano Rachman - 2013

94 f.

Orientador: Juan Carlos Ruilova Téran.

Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo.

1. Instituições financeiras. 2. Risco operacional. 3. Justiça do trabalho - Brasil. 4. Dissídio trabalhista. I. Terán, Juan Ruilova. II. Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo. III. Título.

CDU 658.155

LUCIANO RACHMAN

**MODELAGEM DE PERDAS COM AÇÕES TRABALHISTAS
EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS**

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas como requisito para obtenção do título de Mestre em Finanças e Economia de Empresas

Campo do conhecimento:

Finanças Quantitativas

Data de aprovação: ___/___/_____

Banca examinadora:

Prof. Dr. Juan Carlos Ruilova Terán (Orientador)
FGV-EESP

Prof. Dr. Afonso de Campos Pinto
FGV-EESP

Prof. Dra. Samya Berlamino Paiva Macedo

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à Vivian, a minha amada esposa e à Mel,
que nasceu durante meu mestrado e que, apesar de não
entender o que seja, trouxe alegria para as noites
em que precisava escrever a dissertação,
além de aprender a falar “papai”
às vésperas da entrega final

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Dr. Juan Carlos Ruilova Terán, por me ter possibilitado crescer intelectualmente e adquirir maior amadurecimento.

Ao Professor Afonso de Campos Pinto, pelo apoio na continuidade do curso e pela compreensão no momento tão importante na minha vida quanto do nascimento de minha filha.

Aos meus colegas de mestrado: Eitan, Flávio, Gabriel, Guilherme, Gustavo, Naio, Pedro, Renato e Roberto, por terem tornado os anos de mestrado muito mais fáceis.

RESUMO

As perdas trabalhistas nas Instituições Financeiras representam um valor considerável que devem ser consideradas no modelo de capital regulatório para risco operacional, segundo Basileia. A presente dissertação demonstra uma forma de mensurar o risco às quais as Instituições Financeiras estão expostas nesse tipo de perdas. Diversos tipos de distribuições são analisados conforme sua aderência tanto na frequência como na severidade das perdas. Para os valores de frequência, foi obtida uma amostra de dados real, enquanto para a severidade foram utilizados valores obtidos de relatórios de instituto de pesquisa que serviram de insumo para os cálculos de ações trabalhistas conforme legislação brasileira vigente na CLT (Consolidação das Leis do Trabalho).

Palavras-chave: risco operacional, perdas trabalhistas, Loss Distribution Approach (LDA), Value at Risk (VaR), Capital Econômico, Advanced Model Approach (AMA), Basileia

ABSTRACT

According to Basel, the labor losses in Financial Institutions represent a substantial value that should be regarded in the model of regulatory capital for operational risk. This dissertation demonstrates a way to measure the risk to which Financial Institutions are exposed to in this type of loss. Several types of distributions are analyzed according to their adherence both in frequency and severity of losses. For frequency values, it was obtained a sample of actual data, whilst for the severity were used values given from reports of research institute which served as an input for the calculations of labor actions according to the present Brazilian legislation in CLT (Consolidation of Labor Laws).

Keywords: operational risk, labor losses, Loss Distribution Approach (LDA), Value at Risk (VaR), Economic Capital, Advanced Model Approach (AMA), Basel

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Representação do VaR.....	30
Figura 2 – Representação gráfica do LDA.....	34
Figura 3 – Gráfico de KS para as distribuições de tempo de duração da ação trabalhista.....	51
Figura 4 – Frequência de horas extras de entrada ao longo do tempo.....;	52
Figura 5 – Frequência de horas extras de entrada ao longo do tempo (Cargo de Confiança)..	53
Figura 6 – Frequência de Horas Extras de entrada ao longo do tempo (equiparação salarial)	54
Figura 7 – Total de desligamentos por tempo de emprego em IFs no Brasil – jan/10- a dez/10	58
Figura 8 – Gráfico ROC de horas extras.....	68
Figura 9 – Curva ROC conceitual.....	79
Figura 10 – Gráfico ROC de cargo de confiança.....	89
Figura 11 – Gráfico ROC de equiparação salarial.....	90

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Valores percentuais da abordagem SA para cada linha de negócio	26
Tabela 2 – Modalidade de distribuições.....	38
Tabela 3 – Aderência da distribuição de tempo de duração da ação trabalhista.....	50
Tabela 4 – Testes Chi Quadrado para frequência de horas extras entre 07/2007 e 12/2009....	52
Tabela 5 – Testes Chi Quadrado para frequência de horas extras entre 10/2010 e 08/2012....	52
Tabela 6 – Testes Chi Quadrado para frequência de cargo de confiança entre 07/2007 e 12/2009.....	53
Tabela 7 – Testes Chi Quadrado para frequência de cargo de confiança entre 01/2010 e 08/2012.....	53
Tabela 8 – Teste Chi Quadrado para frequência de equiparação salarial entre 07/2007 e 12/2009.....	54
Tabela 9 – Teste Chi Quadrado para frequência de equiparação salarial entre 01/2010 e 08/2012.....	54
Tabela 10 – Distribuição de quantidade de demissões por faixa de salários.....	57
Tabela 11 – Distribuição de funcionários por faixa de horas extras realizadas.....	59
Tabela 12 – Demissões por cargo.....	59
Tabela 13 – Salários por cargo (Base fevereiro 2013).....	60
Tabela 14 – Matriz de confusão (horas extras).....	67
Tabela 15 – Previsão de encerramento ações em estoque.....	69
Tabela 16 – VaR de horas extras.....	71
Tabela 17 – VaR de cargo de confiança.....	71
Tabela 18 – VaR de equivalência salarial.....	71
Tabela 19 – VaR Total.....	72
Tabela 20 – Estoque ações no mercado.....	73
Tabela 21 – Matriz de confusão conceitual.....	78
Tabela 22 – Frequência de horas extras entre 07/2007 e 12/2009.....	80

Tabela 23 – Frequência de horas extras entre 01/2010 e 08/2012.....	81
Tabela 24 – Frequência de cargo de confiança entre 07/2007 e 12/2009.....	82
Tabela 25 – Frequência de cargo de confiança entre 01/2010 e 08/2012.....	83
Tabela 26 – Frequência de equiparação salarial entre 07/2007 e 12/2009.....	84
Tabela 27 – Frequência de equiparação salarial entre 01/2010 e 08/2010.....	85
Tabela 28 – Dados simulados para cálculo de severidade de horas extras.....	86
Tabela 29 – Severidade de horas extras.....	86
Tabela 30 – Dados simulados para cálculo de severidade de cargo de confiança.....	87
Tabela 31 – Severidade de cargo de confiança.....	87
Tabela 32 – Dados simulados para cálculo de severidade de equiparação salarial.....	88
Tabela 33 – Severidade de cargo de equiparação salarial.....	88
Tabela 34 – Matriz de confusão (cargo de confiança).....	89
Tabela 35 – Matriz de confusão (equiparação salarial).....	89

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	14
1.1	RISCO OPERACIONAL	14
1.2	PERDAS TRABALHISTAS	15
1.3	ESTRUTURA DO TRABALHO	19
2.	CAPITAL PARA RISCO OPERACIONAL.....	20
2.1	O ACORDO DE BASILEIA E A REGULAMENTAÇÃO SOBRE GESTÃO DE RISCOS NO BRASIL	20
2.1.1	NOVO ACORDO DE BASILEIA	20
2.1.2	BREVE HISTÓRICO DA INFLUÊNCIA DE BASILEIA SOBRE A REGULAMENTAÇÃO BRASILEIRA.....	23
2.1.2.1	ABORDAGEM INDICADOR BÁSICO (BIA).....	25
2.1.2.2	ABORDAGEM PADRONIZADA (SA).....	26
2.1.2.3	ABORDAGEM PADRONIZADA ALTERNATIVA (ASA).....	27
2.1.2.4	ABORDAGEM DE MENSURAÇÃO AVANÇADA (AMA)	27
2.1.2.4.1	PERDAS INESPERADAS E ALOCAÇÃO DE CAPITAL.....	30
2.1.2.4.2	PERDAS ESPERADAS E PROVISIONAMENTO	32
2.2	DETERMINAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DE PERDA AGREGADA	33
2.2.1	MODELOS DE FREQUÊNCIA	35
2.2.1.1	INTERVALO DE TEMPO – FREQUÊNCIA	36
2.2.1.2	INDEPENDÊNCIA DAS DISTRIBUIÇÕES DE FREQUÊNCIA E DE SEVERIDADE.....	37
2.2.2	MODELOS DE SEVERIDADE	37
2.2.3	TESTES DE QUALIDADE DE AJUSTE	39
2.3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA DE RISCO OPERACIONAL E PERDAS TRABALHISTAS	39
3.	MODELAGEM DE PERDAS TRABALHISTAS PROPOSTO.....	45
3.1	APLICAÇÃO DO MODELO	45
3.2	BASE DE DADOS	45
3.3	VARIÁVEL DE RETORNO DO MODELO.....	46
3.4	VAR DAS AÇÕES TRABALHISTAS.....	47
3.5	SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO	47

3.6	AÇÕES ENCERRADAS	48
3.6.1	AÇÕES ORIGINADAS DENTRO DOS 12 MESES DE ANÁLISE.....	48
3.6.1.1	PERDAS AÇÕES ORIGINADAS NOS 12 MESES DE ANÁLISE	49
3.6.1.2	TEMPO DE DURAÇÃO DE UMA AÇÃO.....	50
3.6.1.3	FREQUÊNCIA.....	51
3.6.1.3.1	AÇÕES HORAS EXTRAS	51
3.6.1.3.2	AÇÕES CARGO DE CONFIANÇA	52
3.6.1.3.3	AÇÕES DE EQUIPARAÇÃO SALARIAL	53
3.6.1.4	SEVERIDADE.....	54
3.6.1.4.1	SIMULAÇÃO SEVERIDADE DE CADA AÇÃO	57
3.6.1.4.2	ÚLTIMO SALÁRIO DO RECLAMANTE	57
3.6.1.4.3	MESES TRABALHADOS RECLAMADOS	57
3.6.1.4.4	HORAS EXTRAS RECLAMADAS POR MÊS	58
3.6.1.4.5	DIFERENÇA DE SALÁRIO RECLAMADO.....	59
3.6.2	ESTOQUE DE AÇÕES ORIGINADAS ANTERIORMENTE AOS 12 MESES DE ANÁLISE.....	64
3.6.2.1	PERDAS AÇÕES EM ESTOQUE DE AÇÕES DE ANOS ANTERIORES AOS 12 MESES DE ANÁLISE.....	66
3.7	VAR TOTAL.....	69
4	RESULTADOS - CÁLCULO DO VAR	71
5	CONCLUSÃO	74
6	APÊNDICE	75
6.1	TESTES DE ADERÊNCIA	75
6.1.1	TESTE χ^2	75
6.1.2	TESTE DE KOLGOROMOV-SMIRNOV	76
6.1.3	TESTE DE ANDERSON-DARLING.....	76
6.1.4	ERRO MÉDIO QUADRÁTICO (EQM)	77
6.1.5	MODELOS GRÁFICOS	77
6.1.6	MATRIZ DE CONFUSÃO.....	77
6.1.7	CURVA ROC.....	78
6.2	TABELAS	80
	REFERÊNCIAS	91

1. INTRODUÇÃO

1.1 RISCO OPERACIONAL

O Risco Operacional está se tornando cada vez mais importante de mensuração para as Instituições Financeiras, quer seja por perdas recentes de grandes valores ou por motivos regulatórios.

Os casos mais conhecidos de grandes perdas ocasionadas por Risco Operacional são o do inglês Barings, em que um operador quebrou o banco ocultando posições de futuros e derivativos na Ásia em 1995 e do francês Soci t  G n rale em 2008, em que um operador realizou opera es fraudulentas e burlou os sistemas de controle.

A perda no Barings ocorreu porque o operador em quest o era respons vel por realizar as opera es e, ao mesmo tempo, control -las. No caso do Soci t  G n rale, o operador lan ava opera es fict cias para tornar o resultado l quido de suas opera es iguais a zero, em caso de perdas; al m da constitui o de provis es positivas e negativas para ocultar saldo conforme seu interesse.

Segundo Cruz (1995), “quando o Risco Operacional come o a ser mais publicamente discutido, as ideias eram que o Risco Operacional era um risco n o mensur vel ou que somente modelos qualitativos e subjetivos podiam ser usados para avaliar o risco operacional”.

Posto isto, diversos estudos foram realizados, assim como o tema do Risco Operacional foi incorporado   Basileia II. De fato, para se candidatar   abordagem AMA (*Advanced Measurement Approach*), as institui es devem utilizar metodologias avan adas de c culo.

O modelo mais utilizado para atendimento a AMA   o modelo estoc stico de *Loss Distribution Approach* (LDA), em que a partir de distribui es param tricas de frequ ncia e severidade, supostas independentes, determina-se a distribui o de perda agregada. Dessa forma,   poss vel gerar o valor em risco (VaR – *Value at Risk*) operacional.

Outros modelos possíveis são os causais. Esses modelos possibilitam entender quais são as causas do VaR operacional, ou seja, conforme Cruz (1995), “os modelos procuram construir uma ponte entre o modelo de VaR e os fatores causais gerenciais”. Esses modelos permitem fácil visualização de perdas em função de suas causas e a incorporação de conhecimento subjetivo de especialistas. Modelos econométricos, redes neurais e bayesianas são exemplos de modelos causais.

1.2 PERDAS TRABALHISTAS

As perdas trabalhistas se enquadram em uma categoria de risco operacional conforme Basileia: “práticas empregatícias e segurança no mercado de trabalho”. O mercado brasileiro é bastante peculiar neste assunto, pois o pagamento de Fundo de Garantia por Tempo de Serviço (FGTS), 13º Salário e Instituto Nacional do Seguro Nacional (INSS) fazem parte da Consolidação das Leis Trabalhistas (CLT) e não encontram paralelo no mundo. Estas parcelas oneram os custos das organizações e impactam por consequência no valor de ações reclamadas por ex-funcionários.

No Brasil, o tema de perdas trabalhistas em instituições financeiras atinge a marca de bilhões de reais, como pode ser verificado nos balanços publicados pelos principais bancos brasileiros. No caso do Itaú, o valor de provisões trabalhistas atingia R\$1.019 milhões e do Bradesco R\$2.362 milhões em março de 2012, conforme informações públicas de balanço disponíveis nos sites dos bancos: www.itaubank.com.br e www.bradesco.com.br.

Este tipo de perda constitui um importante risco para as instituições financeiras. Primeiro, porque os valores totais representam valores significativos e segundo, ações trabalhistas ganhas em determinada instituição podem contaminar as demais pelo princípio da Jurisprudência. A Jurisprudência pode ser entendida como o conjunto de ações dadas pelos tribunais às questões de direito. Ela compreende um conjunto de decisões uniformes dos tribunais, proveniente de uma aplicação uniforme de um mesmo conjunto de normas a casos semelhantes.

Além do mais, existe um agravante nas perdas trabalhistas. O valor das ações também está relacionado a fatores externos, independentemente do ambiente de controle da organização. A figura externa está identificada pelo *juiz* que estipulará a procedência das causas reclamadas pelos ex-funcionários e quais as quantias a serem pagas.

As ações trabalhistas podem se estender por anos, além de apresentar valores elevados. Existem casos de ações trabalhistas que podem demorar mais de cinco anos para serem finalizadas. Elas fazem parte do Direito Processual do Trabalho que é o conjunto de princípios, regras e instituições destinado a regular a atividade de órgãos jurisdicionais na solução de dissídios, individuais ou coletivos, sobre relação de trabalho.

O Risco Operacional deve incorporar as perdas trabalhistas que, conforme conceito definido em Basileia II, é o risco de perda resultante de processos internos falhos ou inadequados, pessoas e sistemas ou de eventos externos. Esta definição inclui o risco legal, mas exclui o estratégico e reputacional.

Muitas são as causas que levam um funcionário a entrar com uma ação trabalhista contra o banco em que trabalhava. Para chegar às principais, foi realizado contato com uma Ordem de Classe dos Bancários de São Paulo. Identificamos que todas as causas dependem do fator externo *juiz*, porém para estipular o valor da ação, o juiz poderá fixar o valor devido (sentença líquida) ou definir o critério para o cálculo do valor (sentença ilíquida), conforme definições a seguir.

“Sentença líquida é aquela que envolve condenação em quantia certa e determinada” (ALMEIDA, 2009). Conforme explica CASTILHO (1998), quando a própria sentença já fixa o valor devido, e o valor a ser executado posteriormente depende apenas de simples atualização, em decorrência do espaço e do tempo decorrido, tal sentença é dita líquida. É exemplo de sentença líquida a decisão proferida nos seguintes termos: “Isto posto, julgo procedente a presente ação e, por via da consequência, condeno a Reclamada a pagar ao Reclamante a soma de \$, a título de férias simples, a ser acrescida de juros, que serão apurados pela Contadoria Judiciária” (ALMEIDA, 2009)

“Sentença ilíquida é aquela que, conquanto condenatória, não especifica o valor da condenação, tornando necessária a chamada liquidação de sentença para a fixação do seu respectivo valor”. A decisão a seguir constitui exemplo de sentença ilíquida: “Isto posto, julgo procedente a presente ação e, por via de consequência, condeno a Reclamada a pagar ao Reclamante horas extras, cujo número e valores serão apurados em regular liquidação de sentença, por artigos de liquidação” (ALMEIDA, 2009).

Segundo Rocha (2010), “a maioria das sentenças, na Justiça do Trabalho, é prolatada de forma ilíquida, nelas, o magistrado fixa os tipos de verbas devidas, as normas gerais e os procedimentos para elaboração de cálculos”.

Se a sentença condena o empregador a pagar ao empregado duas horas extras por dia, de segunda a sexta-feira, tal sentença é ilíquida, porque não especifica o valor da condenação. Mas ela determina quais são os elementos necessários para se chegar a tal montante: duas horas extras por dia, de segundo a sexta-feira. Esta sentença, portanto, pode ser liquidada por meio de cálculos, bastando, para isso, verificar o valor das horas extras, multiplica-lo por número de dias correspondentes e então acrescentar ao valor apurado os devidos adicionais (ALMEIDA, 2009).

As sentenças ilíquidas são mais fáceis de modelar, porque é possível modelar as variáveis específicas que as afetam para se chegar ao valor final das ações. As sentenças líquidas, por sua vez, dependem do valor final que o *juiz* definiu, sendo, portanto mais imprevisível e de difícil modelagem.

Exemplos de sentenças ilíquidas são pagamento de horas extras e equiparação salarial, que detalharemos mais adiante; e de sentenças líquidas são assédio moral e sexual.

Desta forma, optamos neste trabalho a estudar a modelagem das ações ou sentenças ilíquidas, que são mais representativas em frequência de ocorrência, na severidade e pela maior facilidade de modelagem. Além do mais, como será mencionado no trabalho, o sigilo de informações não nos permitiu obter dados de severidade das ações, o que nos obrigou a obter dados públicos de pesquisa em que foi possível se estimar as variáveis específicas das

sentenças ilíquidas para se estimar a sua severidade; o que não seria possível fazer com as sentenças líquidas.

Assim posto, trabalharemos com os seguintes objetos de ações:

Horas extras: é a reclamação trabalhista de todo período trabalhado excedente à jornada contratualmente acordada e não remunerada. Podendo ocorrer antes do início, no intervalo do repouso e alimentação, após o período, dias que não estão no contrato (sábado, domingo ou feriado). Não se faz necessário o exercício do trabalho, mas estar à disposição do empregador ou de prontidão, configura-se a hora extra. Trata-se de caso bastante específico do mercado brasileiro, pois no ramo bancário, se dá pela reclamação das 7ª e 8ª horas trabalhadas no dia; pois a maioria dos funcionários do setor possui expediente de 8 horas diárias apesar do contrato de trabalho especificar somente 6 horas.

Cargo de confiança: é a reclamação trabalhista de funcionário que reclama possuir cargo de confiança sem de fato exercê-lo. Os funcionários com cargo de confiança são aqueles nas Instituições Financeiras com cargo de gerentes e administradores com reais poderes de gestão e que ocupam cargos de direção na empresa e não tem direito a recebimento de hora extra. Consideraremos que neste caso, os funcionários reclamam serem elegíveis ao pagamento das horas extras não recebidas.

Equiparação salarial: Um trabalhador que exerce uma determinada função, mas na verdade tem atribuições de um cargo superior, pode pedir equiparação salarial; ou seja, a diferença de seu salário para o salário do funcionário de cargo equivalente.

Uma ação geralmente possui diversos objetos ao mesmo tempo. Por exemplo, o ex-funcionário pode pedir indenização por horas-extras, equiparação salarial e assédio moral. Na nossa análise, dividimos esta ação em três, ou seja, uma de indenização por horas-extras, outra por equiparação salarial e a última por assédio moral. Esta análise é válida, porque o juiz na análise final da sentença incorporará cada um destes objetos individualmente para determinar o valor final da ação. Como já dito anteriormente, desconsideramos a ação de assédio moral por ser uma sentença líquida.

Será proposta, no trabalho, uma possível metodologia para cálculo de perdas que constitui insumo para se determinar o mínimo de capital exigido conforme o Banco Central do Brasil. Esta metodologia se aplica apenas para perdas trabalhistas, uma vez que levam em consideração os cálculos das ações conforme a Consolidação das Leis Trabalhistas (CLT) do Brasil. Mas, em função dos altos montantes de perdas relacionadas a questões trabalhistas, justifica-se um modelo específico para este assunto.

Portanto, a presente dissertação de mestrado foi desenvolvida com o intuito de ajudar a solucionar algumas das necessidades do mercado de Instituições Financeiras relacionado à mensuração do risco proveniente das *perdas trabalhistas*, que é uma categoria de risco operacional. A metodologia apresentada pode ser utilizada para atender a uma das necessidades da abordagem AMA de Basileia, que é o da perda total. O resultado deste estudo pode ser utilizado como fonte para se realizar a alocação de capital, porém não faz parte do presente trabalho.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado em 5 capítulos. No capítulo 2 há a revisão bibliográfica a respeito de capital em risco operacional e o que foi pesquisado de perdas trabalhistas, além da principal fundamentação teórica utilizada para apuração deste tipo de risco. O capítulo 3 apresenta a metodologia adotada para resolução do problema proposto. No capítulo 4 encontram-se os resultados obtidos e, por fim, as conclusões no capítulo final.

2. CAPITAL PARA RISCO OPERACIONAL

2.1 O ACORDO DE BASILEIA E A REGULAMENTAÇÃO SOBRE GESTÃO DE RISCOS NO BRASIL

2.1.1 NOVO ACORDO DE BASILEIA

O Comitê de Basileia em Supervisão Bancária subordina-se ao BIS (*Bank of International Settlement*). O BIS foi estabelecido em 1930 com o objetivo de viabilizar pagamentos de reparação de impostos aos alemães. Esses pagamentos foram impostos pelo tratado de Versailles como consequência da Primeira Guerra Mundial. Atualmente, o BIS promove a estabilidade financeira e a cooperação entre bancos centrais, viabilizando transações e concedendo créditos em diversas moedas. O Banco Central do Brasil é um dos 51 membros do BIS.

O Comitê de Basileia foi criado em 1974 e é formado por dirigentes dos bancos centrais dos países do G10 e dos principais bancos internacionais. Esse comitê se reúne trimestralmente na cidade de Basileia, Suíça. Sua principal função é exercer coordenação de políticas regulatórias no âmbito mundial.

Em 1975, foi estabelecido o Comitê de Supervisão Bancária de Basileia (*Basel Committee on Banking Supervision - BCBS*), ligado ao BIS.

Em 1988, o BCBS divulgou o primeiro Acordo de Capital da Basileia, oficialmente denominado *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*, com o objetivo criar exigências mínimas de capital para instituições financeiras como forma de fazer face ao risco de crédito. A abordagem padrão de alocação de capital regulatório para risco de crédito correspondia a cerca de 8% de todo o capital próprio da instituição financeira. Diretrizes sobre o tratamento de risco operacional começaram a ser elaboradas somente no fim de 1998 com a publicação n. 42 do comitê de Basileia: *Operational Risk Management*.

Apesar do Acordo de Basileia de 1988 estabelecer um requisito de capital somente para risco de crédito mediante fatores de ponderação ao risco para os ativos, acreditava-se que

o requisito global de capital (isto é, o índice mínimo de 8% de ativos ponderados a risco) seria suficiente para cobrir também outros riscos (de mercado e operacional).

Os mercados passaram por várias transformações desde a publicação do acordo de capitais de 1988 com o desenvolvimento de métodos de identificação, avaliação e administração de risco. Visando a incorporar os avanços na estrutura de riscos, advinda dessa nova forma de execução das atividades bancárias, aliadas à realidade do sistema vigente, o Comitê da Basileia propôs a revisão desse acordo, procurando desenvolver “sistema com maior alcance no sentido de fortalecer a solidez e a estabilidade do sistema bancário internacional, mantendo a consistência suficiente de que a regulação de capital não seria fonte de desequilíbrio competitivo entre os bancos internacionalmente ativos”.

Em 1996, o Comitê publicou uma emenda ao Acordo de 88, incorporando ao capital exigido parcela para cobertura dos riscos de mercado (Emenda de 96).

Em 2004, o BCBS divulgou revisão do Acordo de Capital da Basileia, conhecida como Basileia II, com o objetivo de buscar uma medida mais precisa dos riscos incorridos pelos bancos internacionalmente ativos.

A grande novidade de Basileia II é a incorporação do risco operacional em sua estrutura. O novo acordo trouxe novas opções para cálculo de risco de crédito e operacional, tratando pela primeira vez esses riscos de forma separada. O Comitê quis enfatizar a importância da fiscalização e da disciplina de mercado como complementos essenciais às necessidades mínimas de capital.

O novo acordo é direcionado aos grandes bancos tendo como base, além dos Princípios Essenciais para uma Supervisão Bancária Eficaz (Princípios da Basileia), três pilares mutuamente complementares:

- I. **Pilar 1** – Capital Mínimo Requerido: determina que a Instituição deve possuir um volume de capital próprio condizente com suas atividades. Esse volume é estimado de forma a cobrir riscos;

- II. Pilar 2** – Revisão supervisionada da adequação de capital. Estipula práticas a serem adotadas de forma a aumentar a transparência dos processos de gerenciamento de riscos e a consistência das informações;
- III. Pilar 3** – Disponibilização ao público de informações sobre o risco. Determina que as informações apuradas estejam disponíveis para investidores e credores e outros atores sujeitos ao risco da instituição.

Os pilares 2 e 3 não serão abordados no presente trabalho, apesar de serem de suma importância para o objetivo final da regulamentação.

O gerenciamento de risco operacional em instituições financeiras representa evolução submetida a extensos debates ocorridos, em grande parte, pela escassez de literatura a respeito do tema, principalmente quanto à captura e à modelagem dos dados de perdas.

O Comitê de Basileia tem promovido ações com o objetivo de desenvolver sistema mais flexível de adequação de capital, encorajando as instituições financeiras a melhorar sua capacidade de avaliação de riscos.

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

- I. fraudes internas:** atividades não autorizadas, proibidas por lei ou em desacordo com as políticas da empresa, com o objetivo de apropriação indevida de valores e/ou contornar regulamentações, que envolva pelo menos um membro da instituição;
- II. fraudes externas:** atividades não autorizadas ou proibidas por lei, realizadas por terceiros, com o objetivo de se apropriar de valores;
- III. práticas empregatícias e segurança do ambiente de trabalho:** atos inconsistentes com a regulamentação sobre acordos empregatícios, segurança do ambiente de trabalho e discriminação de funcionários;

- IV. clientes, produtos e práticas comerciais:** falha não intencional ou negligente no atendimento de uma obrigação profissional para clientes específicos, ou decorrente da natureza ou do projeto de um produto;
- V. danos no patrimônio físico:** danos aos ativos físicos decorrentes de desastres naturais e eventos externos como vandalismo e terrorismo;
- VI. paralisação dos negócios e falhas de sistemas:** perdas consequentes da paralisação de processos devido a falhas de sistemas;
- VII. falhas na execução, disponibilização e gerenciamento de processos:** Perdas decorrentes de falhas no processamento e gerenciamento de transações nas relações entre a instituição e terceiros.

As perdas trabalhistas se enquadram na categoria de práticas empregatícias e segurança do ambiente de trabalho.

2.1.2 BREVE HISTÓRICO DA INFLUÊNCIA DE BASILEIA SOBRE A REGULAMENTAÇÃO BRASILEIRA

No Brasil, o Acordo de 88 (Basileia I) foi implementado por meio da Resolução 2.099, de 17 de agosto de 1994. Essa resolução introduziu exigência de capital mínimo para as instituições financeiras, em função do grau de risco de suas operações ativas.

O Banco Central do Brasil instituiu, baseado no Pilar 1, o conceito de patrimônio de referência exigido (PRE) com o objetivo de garantir que a instituição possua capital suficiente para cobrir eventuais perdas inesperadas. Esse patrimônio é estipulado por meio dos riscos a que uma instituição financeira está submetida: crédito, mercado e operacional. O Patrimônio de Referência (PR) deve representar o capital do banco que será capaz de garantir as perdas. É composto principalmente pelo patrimônio líquido. No Brasil, a alocação de capital é mais conservadora que Basileia, e adota índice mínimo de 11% ao invés de 8%.

A implementação do Novo Acordo de Capital da Basileia no Brasil está sendo feita de forma gradual. A primeira manifestação formal do Banco Central do Brasil para sua adoção se deu por meio do Comunicado 12.746, de 9 de dezembro de 2004, em que foi

estabelecido cronograma simplificado com as principais fases a ser seguidas para a adequada implementação da nova estrutura de capital.

No que diz respeito às três parcelas de riscos, o Banco Central do Brasil faculta a utilização de modelos internos pelas Instituições Financeiras conforme sua maturidade no gerenciamento dos respectivos riscos.

O Capital Alocado exigido pelo Banco Central do Brasil deve seguir formulação abaixo, onde PRE é o Patrimônio de Referência Exigido:

$$PRE = P_{EPR} + P_{CAM} + P_{JUR} + P_{COM} + P_{ACS} + P_{OPR}$$

Os elementos $P_{CAM} + P_{JUR} + P_{COM} + P_{ACS}$ compõem a parcela do capital PRE referente a risco de mercado e adicionalmente a P_{BAN} que é calculada fora do PRE, onde temos:

- P_{CAM} : operações expostas a variações cambiais. Exemplos: *export notes*, operações de assunção de dívidas, operações do mercado futuro de dólar e títulos públicos corrigidos pela variação cambial. Aplicado para operações de Trading e Banking;
- P_{JUR} : podem ser subdivididas em operações que apresentam riscos pré e pós-fixadas. Aplicado para operações de Trading;
- P_{COM} : operações de commodities. Aplicado para operações de Trading e Banking;
- P_{ACS} : operações cuja variação depende do mercado, a saber: operações do mercado de opções e constituição de carteira própria de ações. Aplicado para operações de Trading;
- P_{BAN} : cálculo do risco de variação em taxas de juros em operações de empréstimos na carteira de Banking. Possui frequência de atualização mensal para reporte ao BACEN e baseia-se em dados contábeis;

P_{EPR} e P_{OPR} correspondem às parcelas de risco de crédito e operacional, respectivamente:

- P_{EPR} : a parcela referente às exposições ponderadas pelo fator de ponderação a risco a ele atribuído:
- P_{OPR} : a parcela de patrimônio alocada ao Risco Operacional que pode ser calculada através de diferentes critérios definidos pelo BACEN e derivados do Acordo de Basileia II.

Para cálculo do P_{OPR} , Basileia estipula quatro métodos de cálculo:

- Abordagem Indicador Básico (BIA)
- Abordagem padronizada (SA)
- Abordagem Padronizada Alternativa (ASA)
- Abordagem de Mensuração Avançada (AMA)

O modelo proposto no presente trabalho visa a ser uma possível metodologia sugerida de modelo interno para cálculo da parcela de risco operacional P_{OPR} do PRE, referente somente a perdas trabalhistas.

2.1.2.1 ABORDAGEM INDICADOR BÁSICO (BIA)

Nesse método, a partir da média da receita bruta dos últimos três anos (ou 36 meses) da instituição financeira, aplica-se o fator de 15% e obtém-se a alocação de capital para o risco operacional. Trata-se de alocação mais simplificada e baseada exclusivamente em padrões contábeis. Deve seguir a seguinte fórmula:

$$P_{OPR}^{BIA} = \frac{1}{3} * \sum_{i=1}^3 \max (15\% * Receita Bruta_i, 0)$$

Este é o método mais simples e funciona para instituições que não possuem divisão clara entre as suas linhas de negócios.

2.1.2.2 ABORDAGEM PADRONIZADA (SA)

Essa abordagem apresenta evolução em relação à anterior, pois cria oito linhas de negócio:

Tabela 1 – Valores de percentuais da abordagem SA para cada linha de negócio

Linha de negócio	Fator β
Finanças Corporativas (β_1)	18%
Negociação e vendas (β_2)	18%
Pagamentos e liquidações (β_3)	18%
Serviços de agente financeiro (β_4)	15%
Administração de ativos (β_5)	12%
Corretagem de varejo (β_6)	12%
Varejo (β_7)	12%
Comercial (β_8)	15%

Evidentemente, a obtenção desses dados contábeis registrados nos ativos da Instituição Financeira é extremamente importante para assegurar que seja adequado o número que resultará o capital alocado.

Para que seja possível a utilização desta metodologia, é necessário alinhamento entre os resultados contábeis e gerenciais das Instituições Financeiras, capaz de obter as linhas de negócios. Geralmente simplificações são realizadas, principalmente nas despesas de intermediação financeira.

O capital alocado deve seguir a seguinte fórmula:

$$P_{OPR}^{SA} = \frac{1}{3} * \sum_{i=1}^3 \max \left(\sum_{j=1}^8 \beta_j * \text{Receita Bruta}_{ij}, 0 \right)$$

A Receita Bruta é a soma do resultado de intermediação financeira, receita de prestação de serviços abatida de despesas de intermediação financeira.

O valor do β , portanto, deve variar conforme a linha de negócios da instituição financeira da tabela 1.

No Brasil, esta metodologia tende a exigir maior alocação de capital na linha de negócio “varejo”, em função de sua alta receita que é resultado da alta taxa de inadimplência do país comparada com economias mais maduras.

2.1.2.3 ABORDAGEM PADRONIZADA ALTERNATIVA (ASA)

Essa abordagem é praticamente idêntica à anterior. A única diferença é a maior flexibilidade em duas linhas de negócio: banco comercial e banco de varejo. Ela permite que seja utilizado o volume de empréstimos multiplicado por um fator M, de valor 0,035, ao invés do faturamento. Os fatores β específicos dessas linhas de atividade são os mesmos utilizados na abordagem padrão.

$$P_{OPR}^{ASA} = \frac{1}{3} * \sum_{i=1}^3 \max \left(\sum_{j=1}^6 \beta_j * \text{Receita Bruta}_{ij} \right) + \left(\sum_{j=7}^8 \beta_j * M * \text{Empréstimos}_j \right)$$

2.1.2.4 ABORDAGEM DE MENSURAÇÃO AVANÇADA (AMA)

Trata-se da abordagem mais complexa, pois compreende a adoção de métodos de mensuração, incluindo critérios quantitativos e qualitativos, e pode resultar em redução na alocação de capital, uma vez que o enfoque é o conhecimento das perdas operacionais da instituição financeira e sua respectiva mitigação.

Permite que a instituição financeira desenvolva seu próprio método de cálculo do capital mínimo a ser alocado, baseado em suas bases históricas, desde que essas sejam suficientemente abrangentes e sistematizadas. A montagem e a estruturação do banco de dados de perdas requerem inicialmente, no mínimo, três anos de informação, sendo o ideal cinco anos, conforme recomendações de Basileia II.

O documento consultivo sobre riscos operacionais publicado pelo Comitê de Basileia em 2001 cita três exemplos de modelos avançados:

- I. Método de Mensuração Interna:** este modelo propõe um fator padrão da indústria, chamado *gamma*, para linhas de negócios e níveis de risco que deve ser multiplicado pelos valores das perdas operacionais esperadas.
- II. Método de Distribuição de Perdas (*Loss Distribution Approach – LDA*):** segue uma metodologia atuarial em que se estima a severidade e frequência das perdas com base em dados históricos, e depois, por meio de Simulação de Monte Carlo, chega-se à distribuição agregada de perdas, podendo assim obter o VaR (*Value at Risk*) que inclui as perdas esperadas e inesperadas.
- III. Método de *Scorecard*:** considera o encargo de capital de todo o banco e o modifica e/ou aloca no decorrer do tempo, com base em indicadores de risco ou outros critérios qualitativos.

Métodos quantitativos em risco operacional constituem um tema muito recente e a literatura atual é muito escassa. Não existe, até o momento, uma convergência sobre quais modelos melhor se aplicam em cada situação.

Quanto à bibliografia referente a perdas trabalhistas a escassez de dados é ainda maior. Primeiro, porque estas perdas são uma categoria de risco operacional, que já possui bibliografia escassa, como dito acima. Segundo, devido ao sigilo das informações e à particularidade do mercado brasileiro, que não encontra similaridade com os outros países e torna o seu impacto no valor de perdas muito maior. De fato, a Consolidação das Leis Trabalhistas (CLT) no Brasil são uma forma de custo adicional às Instituições Financeiras e encargos como FGTS, 13º salário e INSS são muito representativos na constituição do valor das ações.

Exatamente por ser um assunto pouco discutido na literatura, além dos altos montantes envolvidos o presente trabalho possui relevância justificada.

Grande parte dos estudos existentes refere-se à escolha das melhores distribuições para modelar a frequência e a severidade das perdas no *Loss Distribution Approach* (LDA).

A abordagem AMA prevê a conjunção de distribuições de perdas internas e externas, além da análise de cenários e indicadores. No presente trabalho, proporemos a utilização de apenas perdas internas que são suficientes para o método do LDA. Por este método, é possível determinar a distribuição da perda agregada e conseqüentemente o VaR.

Desta forma, o modelo proposto pretende ser uma metodologia aplicável ao modelo AMA de risco operacional específico para perdas trabalhistas para o mercado brasileiro. Abordaremos o cálculo do VaR de risco operacional, pelo método LDA, que é uma parte para a determinação de alocação de capital, pois ele compreende as perdas esperadas e inesperadas.

Não abordaremos no estudo o valor das perdas esperadas, que é necessário para se obter o valor de capital a ser alocado. Porém, o estudo pode permitir uma melhor alocação de capital dos bancos brasileiros, além de servir como subsídio a bancos não instalados no país a compreender as peculiaridades do mercado nacional nas questões trabalhistas caso venham a querer se estabelecer no país.

Além do mais, o modelo proposto, que será apresentado na presente dissertação, permite que as Instituições Financeiras cheguem ao valor de severidade por meio de variáveis internas (ofensores da severidade) ao banco, como salários dos funcionários, meses trabalhados e horas extras realizadas, que são facilmente capturados, sem o valor da severidade em si. Assim, entendemos que o cálculo das perdas poderia ser realizado mesmo na ausência de uma base de dados completa das perdas, pois os bancos geralmente possuem os dados dos principais ofensores da severidade.

2.1.2.4.1 PERDAS INESPERADAS E ALOCAÇÃO DE CAPITAL

O Capital Econômico deve ser entendido como o responsável por cobrir os riscos, a um determinado intervalo de confiança e certo horizonte de tempo, as perdas inesperadas futuras. O Capital Regulatório é o capital necessário exigido pelos reguladores para que as instituições financeiras garantam a sua solvência. No caso brasileiro, é representado pelo Patrimônio de Referência Exigido (PRE).

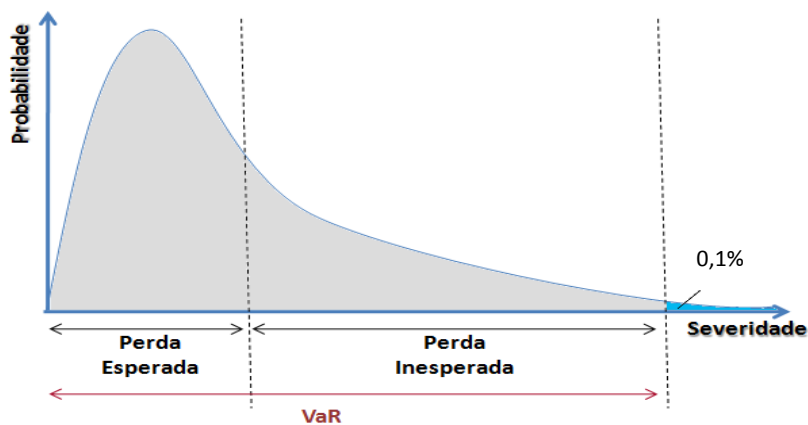


Figura 1 – Representação das Perdas Agregadas

O conceito do VaR pode ser melhor compreendido pela Figura 1. A perda esperada é o valor esperado para a função de densidade de perdas. Nas Instituições Financeiras, a perda esperada deve ser atribuída às provisões relacionadas a estas perdas que são lançadas contabilmente no balancete. A perda inesperada é a diferença entre o VaR para o nível de confiança desejado (no exemplo 99,9%) e a perda esperada.

O VaR é definido em função do período e o nível de confiança (geralmente 99%). O VaR Operacional para um ano com 99% de confiança representa a maior perda possível no prazo de um ano em 99% dos casos. O VaR de risco de mercado é geralmente estimado para um dia ou para um mês com intervalos de confiança entre 95% e 99,9%.

Adicionalmente, no risco de mercado faz sentido calcular o VaR para 1 dia; pois em uma carteira de negociação os operadores podem se desfazer de suas operações em um curtíssimo período de tempo. Não é o que ocorre com o risco operacional, cujo VaR costuma-se calcular para o período de 1 ano.

Segundo Cruz (2002), existem duas diferenças fundamentais entre risco de mercado e operacional. A primeira diferença, os processos estocásticos subordinados às perdas operacionais não são explicados de forma alguma por uma distribuição normal, como se poderia esperar do risco de mercado. A segunda diferença, é que os modelos de VaR de mercado não se preocupam com a ‘frequência de eventos’, uma vez que se assume com razão que os preços dos ativos seguem um processo estocástico contínuo, ou seja, sempre existe uma cotação de preço disponível para um ativo enquanto os mercados estiverem abertos. Perdas operacionais seguem processos estocásticos discretos. Isto quer dizer que elas podem ser contadas num determinado período, ou seja, um determinado evento operacional acontece n vezes por dia, o que não faz nenhum sentido na mensuração do risco de mercado. Além disso, medimos por perdas observadas, não por mudanças no valor MtM (mercado a mercado).

Desta forma, o risco operacional é muito semelhante aos modelos atuariais de perda. Nestes modelos são utilizadas distribuições discretas para se contar a quantidade de vezes que determinado sinistro ocorreu (por exemplo: sinistro de automóveis) e para cada um destes sinistros o seu valor. A distribuição de quantidade de vezes em que ocorreu representa a frequência do evento e a distribuição do valor a severidade.

No risco operacional podem ser consideradas duas categorias de eventos: a primeira consiste em perdas de alta frequência, porém baixa severidade e, assim, podem ser mitigadas por meio de ações e técnicas preventivas e cobertas por provisões. A segunda consiste na de baixa frequência, porém alta severidade, e deve ser fortemente considerada pelos bancos, pois pode causar impactos e/ou consequências graves.

A abordagem avançada de Basileia (AMA) estabelece métodos mais sofisticados para determinação do Capital Econômico, que é a diferença entre o VaR a determinado intervalo de confiança (Perda Esperada mais Perda Inesperada) e o valor das provisões de perdas (Perda Esperada).

Portanto, o valor do Capital Econômico depende fundamentalmente do intervalo de confiança adotado e do critério de provisionamento das perdas trabalhistas de cada Instituição Financeira.

2.1.2.4.2 PERDAS ESPERADAS E PROVISIONAMENTO

Um dos motivos da importância do tema está relacionado ao provisionamento das ações trabalhistas. O valor das provisões deve ser considerado como perdas esperadas, e portanto, os critérios estabelecidos por cada Instituição Financeira para provisionar as perdas acabará influenciando o valor de capital a ser alocado.

Segundo Cruz (2005), “diferentemente do risco de crédito, em que perdas de crédito esperadas calculadas podem ser cobertas por provisões gerais e/ou específicas no balancete, para o risco operacional, devido à sua natureza multidimensional, o tratamento de perdas esperadas é mais complexo e restrito. Recentemente, com a edição da IAS37 pelo International Account Standard Board, as regras tornaram-se mais claras quanto ao que pode estar sujeito a provisões (ou não). A IAS37 estabelece três aplicações específicas dessas exigências gerais:

- I. Uma provisão deve ser reconhecida para perdas operacionais futuras
- II. Uma provisão deve ser reconhecida para um contrato custoso – um contrato em que os custos inevitáveis de se cumprir as suas obrigações excedem os benefícios econômicos esperados
- III. Uma provisão para custos de reestruturação deve ser reconhecida apenas quando a empresa tiver um plano formal e detalhado para a reestruturação e tiver gerado uma expectativa válida nas pessoas afetadas

A IAS37 exige que provisões devem ser reconhecidas no balancete quando, e somente quando, uma empresa tiver uma obrigação presente (legal ou construtiva) como resultado de um evento passado. Os recursos da instituição devem ser demandados para liquidar a obrigação gerada, e o mais importante, é que seja possível uma estimativa confiável do montante da obrigação.”

Cada ação trabalhista apresenta uma probabilidade de ser perdida na justiça. Geralmente, é prática de mercado nas Instituições Financeiras atribuir a probabilidade de perda das ações para realizar o provisionamento. Porém, não existe um consenso na interpretação do IAS37 se independentemente da probabilidade, o valor de provisão deveria ser total. De qualquer maneira, as perdas esperadas já afetam o balancete das Instituições Financeiras.

Porém, é importante atentar que, para um valor de VaR considerando determinado intervalo de confiança, se a Instituição Financeira optar em ser mais conservadora no provisionamento, ou seja, provisionar em 100% o valor das ações, independentemente da probabilidade de perda, menor será o seu capital alocado. O inverso também é verdadeiro, menor volume de provisões implica maior montante de alocação de capital.

2.2 DETERMINAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DE PERDA AGREGADA

Para se obter a distribuição agregada, o presente trabalho utilizou o método *Loss Distribution Approach* (LDA). A partir da distribuição de perda agregada é possível determinar o VaR a determinado nível de confiança. Realiza-se a simulação de Monte Carlo por meio de um algoritmo que consiste na repetição de um número n grande de vezes dos passos seguintes:

- I. gera-se um número m segundo a distribuição de frequência de perdas;
- II. geram-se m números $[s_1, s_2, \dots, s_m]$ segundo distribuição de severidade das perdas;
- III. calcula-se a amostra simulada da perda agregada $L = \sum_{i=1}^m s_j$;
- IV. Repetem-se os passos de um I a III por um número grande N de vezes (por exemplo $N=100.000$), obtendo-se uma série simulada de perdas agregadas $[L_1, L_2, \dots, L_N]$;
- V. Ordena-se a série de perdas simuladas obtida no passo IV;
- VI. Calcula-se $j = \text{int}(1 + N * \alpha)$, onde $\text{int}(x)$ representa a parte inteira do número real x . O VaR com nível de confiança α será o j -ésimo elemento obtido da série no passo IV.

O número N de simulações deve ser suficientemente grande para que a distribuição agregada seja povoada com um número grande de pontos. Para calibrar o número de simulações, calcula-se o VaR para um número inicial de simulações, por exemplo 10.000. A seguir, aumenta-se n e calcula-se novamente o VaR. Se a diferença entre os dois valores de VaR obtidos for superior a um determinado ε , aumenta-se ainda mais o valor de n e recalcula-se o VaR, aceitando-se o VaR quando a diferença for inferior a ε .

A figura 2 exemplifica o uso do LDA para os dados históricos de um tipo de evento de perda. Na distribuição de frequência, as barras representam as probabilidades observadas na amostra histórica (variável discreta). Na distribuição de severidade, a função densidade de probabilidade é contínua. O gráfico mais abaixo representa a distribuição agregada obtidas das distribuições paramétricas de frequência e severidade por meio de uma simulação de Monte Carlo.

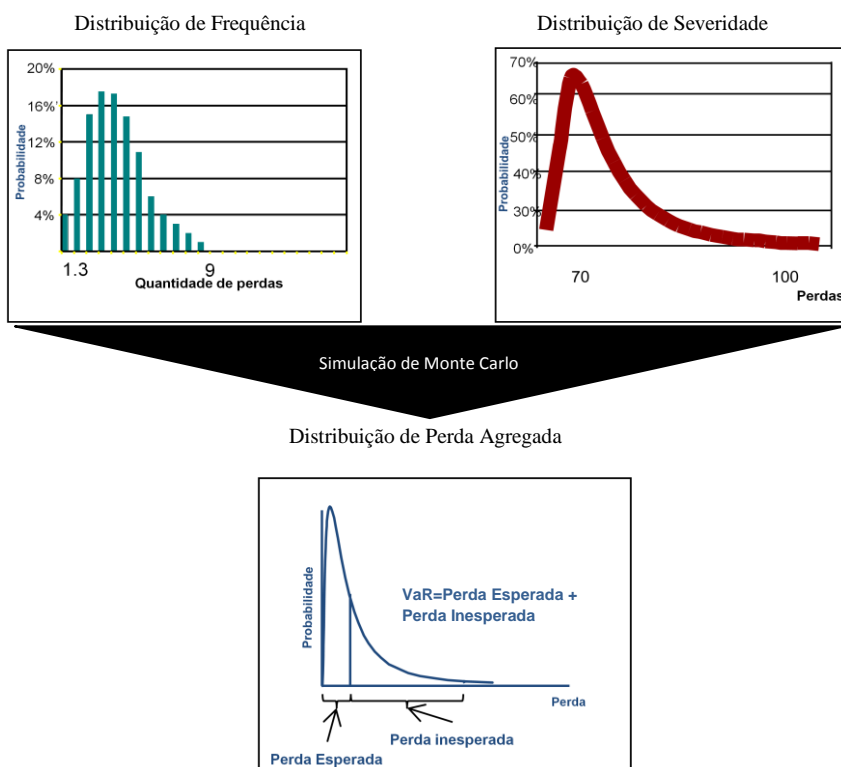


Figura 2 – Representação gráfica do LDA

2.2.1 MODELOS DE FREQUÊNCIA

A frequência de perdas anual pode ser representada por uma variável aleatória positiva e discreta N , com função de probabilidade p e função de distribuição de probabilidade P . Muitas distribuições podem modelar a frequência de perdas operacionais, em particular a de Poisson, geométrica e negativa binomial. A distribuição de Poisson é a mais utilizada por ser univariada e, portanto mais fácil de modelar. Apesar da geométrica também ser univariada, ela é um caso especial da negativa binomial, que é bivariada, em que um dos parâmetros possui valor igual a 1.

Uma variável aleatória N é definida como uma variável de Poisson com parâmetro λ e é escrita como $N \sim Po(\lambda)$ e possui a seguinte função de distribuição de probabilidade:

$$\mathbb{P}(N = x) = p_n = e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{x!} \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

A estimação do parâmetro $\hat{\lambda}$ pode ser realizada pela média empírica do número de perdas por determinado período (por exemplo: mensal, anual):

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Onde

n é o número de perdas que ocorreram no período;

x_i é o valor da perda i

A fórmula é equivalente a:

$$\hat{\lambda} = \bar{X}$$

Essa distribuição possui algumas limitações, pois assume uma taxa de perda constante ao longo do tempo. Na realidade, a frequência das perdas operacionais não é constante, e a distribuição binomial negativa pode ser utilizada como modelo de frequência

para perdas operacionais. A distribuição Binomial Negativa é uma generalização do processo de Poisson e requer a estimação de dois parâmetros.

A distribuição binomial negativa possui a seguinte função de probabilidade:

$$p(n; \alpha; \beta) = \binom{n + \alpha - 1}{n} \left(\frac{1}{1 + \beta}\right)^\alpha \left(\frac{\beta}{1 + \beta}\right)^n \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

sendo $\alpha > 0$ e $\beta > 0$. O estimador pelo método dos momentos dos parâmetros pode ser obtido por meio do seguinte sistema de equações:

$$\begin{cases} \alpha\beta = \mu_{amostra} \\ \alpha\beta(1 + \beta) = \sigma_{amostra}^2 \end{cases}$$

onde $\mu_{amostra}$ e $\sigma_{amostra}^2$ são a média e a variância empíricas, respectivamente.

Quanto mais variáveis possui uma distribuição maior a facilidade terá de se ajustar à distribuição de probabilidade real observada de uma determinada amostra histórica. Sob este ponto de vista, esta é uma vantagem da negativa binomial sobre a de Poisson. Entretanto, a inserção de novas variáveis torna cada vez mais difícil a estimação dos parâmetros do modelo.

2.2.1.1 INTERVALO DE TEMPO – FREQUÊNCIA

A frequência é modelada levantando o número de ocorrências do evento que podem acontecer em determinado período de tempo.

Esse período deve ser escolhido considerando:

- I. quantidade de dados:** o número deve ser relevante para que a modelagem seja precisa e confiável o suficiente;
- II. número de observações por período:** como o risco operacional lida com eventos discretos, o tamanho do período escolhido deve ser suficientemente grande para que um número relevante de dados ocorra em um período. Caso

contrário, seria introduzida uma volatilidade desnecessária nos dados e comprometeria o poder de explicação da análise;

- III. qualidade da base de dados:** problemas durante a fase de aquisição dos dados podem fazer com que eventos sejam registrados em datas erradas. Com um período maior, esse problema pode ser neutralizado;

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

2.2.1.2 INDEPENDÊNCIA DAS DISTRIBUIÇÕES DE FREQUÊNCIA E DE SEVERIDADE

O LDA parte do pressuposto de que as distribuições de frequência e severidade são independentes. Isso não é necessariamente verdade. Em casos de catástrofe, como terremotos, a frequência provavelmente estará correlacionada com a severidade, com aumento significativo de ambos.

2.2.2 MODELOS DE SEVERIDADE

Seja x_1, x_2, \dots, x_n uma amostra de uma variável aleatória X .

A severidade é representada pela variável aleatória contínua X e pode ser descrita como uma função de densidade de probabilidade $f_X(x, \theta)$ onde θ é o parâmetro ou vetor de parâmetros.

Para estimar os parâmetros, o método de máxima verossimilhança é aplicado. A função de verossimilhança é dada por:

$$L(x_1, \dots, x_n, \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta)$$

O estimador de máxima verossimilhança maximiza a função de verossimilhança.

Alguns exemplos de distribuição de densidades de probabilidade que podem ser usados para modelar a severidade são:

Tabela 2 – Modalidades de distribuições

Nome da Distribuição	Função de Densidade
Lognormal (μ, σ)	$f(x; \mu; \sigma) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$
Exponencial (θ)	$f(x; \theta) = \theta \exp(-\theta x)$
Pareto (α, θ)	$f(x; \alpha; \theta) = \frac{\alpha\theta^\alpha}{(x + \theta)^{\alpha+1}}$
Weibull (θ, τ)	$f(x; \theta; \tau) = \frac{\tau \left(\frac{x}{\theta}\right)^{\tau-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{\theta}\right)^\tau\right)}{x}$
Gamma (α, θ)	$f(x; \alpha; \theta) = \frac{\left(\frac{x}{\theta}\right)^{\alpha-1} \exp\left(-\frac{x}{\theta}\right)}{x\Gamma(\alpha)}$
LogLogistic (γ, θ)	$f(x; \gamma; \theta) = \frac{\gamma(x/\theta)^{\gamma-1}}{x[1 + (x/\theta)^\gamma]}$
Extreme Value	$f(x; \mu; \sigma) = \sigma^{-1} \exp\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right) \exp\left(-\exp\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)\right)$

Das distribuições acima, a de Pareto apresenta a cauda mais pesada, a de Weibull a mais leve, e tanto a Exponencial quanto a Gamma apresentam caudas intermediárias.

Outra distribuição bastante utilizada é a GPD (*Generalized Pareto Distribution*), que possui a seguinte distribuição:

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

onde ξ e β são parâmetros da distribuição.

A GPD é particularmente importante para modelar pontos muito distantes dos demais (pontos extremos), acima de um valor T (*Threshold*). Dessa forma, abaixo de T é utilizada a distribuição que melhor adere a esses dados, designada distribuição inferior, e acima do mesmo a GPD.

2.2.3 TESTES DE QUALIDADE DE AJUSTE

É muito importante testar o ajuste dos modelos e ver qual deles é o mais apropriado. Esses testes verificam a aderência das distribuições paramétricas teórica estimada e a distribuição empírica.

Supondo que uma amostra x_1, \dots, x_n é a realização de um conjunto de variáveis aleatórias i.i.d. com função de distribuição de probabilidade $F(x)$, então as seguintes hipóteses serão testadas:

H_0 : a amostra segue a distribuição $F(x)$

H_1 : a amostra não segue a distribuição $F(x)$

Vamos utilizar os testes χ^2 , Kolgoromov-Smirnov e Anderson-Darling (ver definição dos testes no anexo).

2.3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA DE RISCO OPERACIONAL E PERDAS TRABALHISTAS

O tema de risco operacional é ainda bastante recente, sendo que não existem muitos estudos sobre modelos de capital para esse tema. Grande parte dos estudos se refere à escolha das melhores distribuições para modelar a frequência e severidade. O LDA é o método mais utilizado, que é um modelo não causal, ou seja, não leva em consideração os fatores de risco que interferem na materialização das perdas. Modelos causais, por sua vez, ainda possuem literatura mais escassa.

Quando nos deparamos com estudos específicos para o mercado brasileiro, os estudos ainda se tornam mais raros. No caso de perdas trabalhistas, o assunto apresenta particularidades das leis trabalhistas do país e, portanto, a literatura internacional pode não ser aplicada a essa realidade.

O uso da teoria de valores extremos (EVT) é utilizado por Medova e Kyriacou (2001) e Medova (2000). Eles utilizaram a abordagem de POT (*Peaks over Threshold*) em que são modelados pontos acima de um valor T (*Threshold*). Abaixo deste T é utilizada a distribuição que melhor adere a estes dados, designada distribuição inferior, e acima uma função específica para valores extremos. Os casos do Barings e Soci t  G n rale (mencionados nesta disserta  o) podem ser enquadrados como casos extremos, pois sua frequ ncia   baix ssima, por m a severidade t o alta que pode inclusive ocasionar a ruptura do banco, como foi o caso de Barings.

Embrechts e Samorodnitsky (2003) trabalham com a teoria da ru na que lida com a probabilidade da reserva de uma seguradora ficar negativa em algum instante de tempo, dado o capital inicial $U(0) = u$. A ru na ocorre quando a seguradora atinge valores abaixo de zero de capital. No estudo, eles avaliam a possibilidade de uma companhia de seguro ficar com reserva insuficiente para pagar as indeniza  es nas situa  es de sinistros severos e/ou aumento na sua frequ ncia de ocorr ncia.

Moscadelli (2004) utilizou dados de perdas de 89 bancos participantes com mais de 47.000 observa  es, provenientes do *Grupo de Gerenciamento de Risco do Comit  de Basileia*. Os dados foram agrupados por unidades de neg cios e tipos de eventos. O trabalho demonstra que o EVT por meio do *Peaks Over Threshold (POT)*, explica de forma consistente os valores na cauda da distribui  o. O c lculo das frequ ncias e severidades   determinado para cada uma das unidades de neg cios e sua contribui  o na constitui  o de capital regulat rio das institui  es.

Fontnouvelle (2004) trabalhou com dados de seis grandes bancos internacionais para determinar se os valores publicados de capital econ mico pelos bancos s o consistentes. Os principais pontos encontrados s o: a) as perdas por linhas de neg cios e tipos podem ser mais

bem modeladas por uma distribuição de Pareto, b) o *ranking* das severidades é consistente entre as organizações. Clientes, produtos e práticas de negócios são os tipos de eventos que apresentam maior severidade, enquanto fraudes externas e práticas de empregados apresentam a menor severidade, e c) as caudas da distribuição para algumas unidades de negócios e tipos de evento são mais pesadas.

Dutta e Perry (2007) modelaram a severidade por meio de diversas distribuições para atender ao modelo avançado de cálculo de capital de risco operacional. O objetivo do estudo era encontrar a distribuição que melhor possuía aderência do corpo da distribuição assim como da cauda pesada da amostra. Eles demonstraram que técnicas que focam somente na cauda podem não apresentar resultados consistentes se a cauda está contaminada por eventos extremos adicionais definidos por cenários. Eles provam que a distribuição que melhor se adequa é a *g-and-h* (*g&h*), em relação ao EVT, incluindo a GPD (*Generalized Pareto Distribution*). O teste de hipóteses a que eles estão a analisar é:

- H_0 : a distribuição *g&h* fornece estimativa de capital consistente com a análise de cenário
- H_1 : a teoria de valores extremos (*EVT – Extreme Value Theorem*) fornece estimativa consistente com a análise de cenário

Dahen (2007) testou quatro distribuições para severidade: exponencial, lognormal, Weibull e GB2 (*Generalized Beta distribution of second kind*) para o corpo da distribuição, e Pareto para a cauda; e duas para a frequência: negativa binomial e Poisson. Eles chegam à conclusão que GB2 é a melhor distribuição para a severidade e a negativa binomial para a frequência.

Brandts (2004) incorpora ao modelo de risco operacional o seguro de perdas. Nesse caso, para perdas maiores que determinado patamar, o segurador deveria pagar. Nesse contexto, existem duas partes que lidam com o risco: a primeira, o segurador interno, que deve gerenciar o risco, e a segunda, que pode ser vista como um ressegurador. Na modelagem deve ser incorporada a probabilidade de inadimplência do ressegurador.

Na bibliografia descrita acima, apesar de graus de sofisticação maiores de um estudo para outro, esses consideram a independência entre as distribuições de frequência e severidade. Modelos causais podem resolver a questão temporal, pois consideram indicadores de risco, critérios qualitativos, além do histórico de perdas que interferem na sua materialização. A seguir, bibliografia encontrada que busca identificar dependência entre causa e efeito.

Existem estudos que incorporam ao *Loss Distribution Approach* (LDA) dependências dos diversos riscos de uma instituição financeira por meio de uso de cópulas. Frachot, Salomon e Roncalli (2001) demonstram correlação das perdas agregadas, o que abre possibilidade para grande diversificação de efeitos, muito maior que o comitê de Basileia estabelece.

Embrechts (2004) modela a insolvência de uma instituição financeira (teoria da ruína) por meio de estimativa do número de ocorrência de perdas operacionais por modelagem estocástica, correlacionados com fatores exógenos econômicos, que permitem valores extremos (cauda pesada de distribuição de severidades). Os resultados demonstraram ser robustos com respeito às variações de perdas pela modelagem estocástica.

McNeil e Lindskog (2001) estudaram a dependência que pode existir entre as perdas ao longo de um horizonte de tempo. Por exemplo, catástrofes naturais podem provocar grandes perdas em diversas unidades de negócio de uma organização. O estudo é embasado em modelos de Poisson com choques. Ou seja, considera-se que para períodos em que não haja eventos extremos (por ex., terremotos) o parâmetro λ da distribuição de perdas é um valor específico. Caso ocorra o evento extremo, definido por equação de Bernoulli, o parâmetro λ muda de o valor (choque).

Ebnöther, Vanini, McNeil e Antonilez-Fehr (2001) demonstram que, para um banco suíço, com fluxo de processos bem definidos e com um conhecimento bem apurado em seis tipos de risco operacional, o risco operacional pode ser modelado eficientemente. Eles consideraram situações em que havia independência entre a frequência de cada um dos tipos de risco operacional, assim como dependência do valor das perdas com eventos como falhas em sistemas, grandes catástrofes e redução temporária de quadro de funcionários.

Alexander (2002) demonstra as vantagens da utilização de redes Bayesianas e diagramas de influência no gerenciamento e mensuração de alguns riscos operacionais, como riscos humanos no processamento de transações. A distribuição agregada de perdas é modelada diretamente das redes, perdendo-se os conceitos de frequência e severidade de perdas.

No Brasil, Queiroz (2008) utilizou redes Bayesianas para gerenciamento e mensuração de Risco Operacional e Sayuri (2010) redes neurais.

Obviamente, todos os estudos de risco operacional podem ser adaptados ao risco de perdas trabalhistas, pois esta faz parte de um tipo de perda operacional. Mas, não encontramos na bibliografia estudo específico neste assunto para modelagem das perdas. Em nosso caso, em função da particularidade da CLT no mercado nacional, este trabalho se tornou mais difícil.

De fato, no que diz respeito a perdas trabalhistas, existem estudos acadêmicos internacionais como o de Fraisse (2011), que estudou o impacto da atividade judicial com dados de disputas trabalhistas em cortes francesas entre 1996 e 2003 na oferta de trabalho. Ele demonstra por meio de um modelo de otimização, cujas variáveis dependentes são o custo de demissão e a severidade de ações trabalhistas, que quanto mais caras e frequentes forem as disputas trabalhistas vencidas pelos funcionários, maior será estímulo do empresário em demitir em virtude do alto custo trabalhista. Inclusive, nesses casos, as demissões serão mais motivadas pelas questões trabalhistas do que por razões macroeconômicas.

Simintzi (2010) estudou que o poder de barganha de trabalhadores em uma empresa está correlacionado com seu grau de alavancagem operacional. Quanto mais dependente a empresa for da sua mão de obra e quanto menor for o valor de seus ativos, maior será o poder de barganha dos trabalhadores e maior será a tendência de acréscimo de sua alavancagem operacional em detrimento da alavancagem financeira.

Porém, tanto o estudo de Fraisse (2011) e Simintzi (2010) não estão diretamente relacionados ao estudo de perdas com o propósito de atender Basileia no quesito de alocação

de capital. O primeiro se refere mais a um impacto no mercado de trabalho de disputas judiciais trabalhistas e o segundo ao poder de barganha de trabalhadores e empregados em reivindicações salariais.

Em âmbito nacional, Pavanelli (2007) mensurou a previsão de tempo de duração dos processos trabalhistas, especificamente da Primeira Vara do trabalho de São José dos Pinhais (SJP), Paraná. Ele utilizou redes bayesianas em que diversos indicadores eram inseridos no sistema de forma a projetar estas durações, considerando o fator externo *juiz*, que define o quando e qual o valor que deve ser pago pela ação.

Não encontramos estudo paralelo ao realizado neste trabalho em perdas trabalhistas, sendo que o último de Pavaneli (2007) é o que mais se aproxima. De fato, o tempo de duração das ações é uma das variáveis consideradas no modelo proposto que será apresentado neste trabalho.

Como o tema de perdas trabalhistas ainda é pouco explorado no Brasil, optamos em utilizar a metodologia não causal LDA no nosso trabalho. Esperamos que a dissertação possa contribuir para a utilização efetiva do modelo que será proposto nas Instituições Financeiras e para futuros trabalhos que possam incorporar fatores causais ao longo o tempo.

3. MODELAGEM DE PERDAS TRABALHISTAS PROPOSTO

Este capítulo apresenta a aplicação do modelo proposto para cálculo de perdas trabalhistas, incluindo a descrição da base de dados obtida, a aplicação do modelo de *Loss Distribution Approach* (LDA) e a simulação de Monte Carlo mensal para obtenção do VaR anual.

Quando um ex-funcionário entra com uma ação na justiça, chamamos esta ação como *originada*. A ação é *encerrada* quando ocorre o desembolso financeiro pela Instituição Financeira após decisão do juiz.

O cálculo das perdas considera as ações originadas nos 12 meses de análise do VaR, assim como as ações em estoque originadas anteriormente a estes período. Estimaremos para as ações originadas quais serão encerradas nos próximos 12 meses para estimar a perda.

Para a frequência de ações originadas, utilizou-se a Base de Dados para estimar as curvas que melhor apresentavam aderência, enquanto para a severidade, em função de não disponibilização na base de dados, analisaram-se as variáveis que as afetam e para cada uma delas realizou-se simulação por meio das curvas mais aderentes.

3.1 APLICAÇÃO DO MODELO

O presente estudo visa utilizar o método LDA, por meio da frequência ações trabalhistas originadas para se estimar as ações encerradas e com uso das diversas variáveis que se aplicam no impacto da severidade. Obtém-se, pelo modelo proposto, o VaR anual que é um dos componentes para se determinar o capital a ser alocado pela modelagem avançada (AMA) de Basileia.

3.2 BASE DE DADOS

A base foi obtida de uma Ordem de Classe dos Bancários com dados de 07/2007 até 08/2012. Ela contempla as seguintes informações:

- Data de entrada das ações (mês/ano)

- Data de encerramento das encerradas (mês/ano)
- Objeto da ação (motivo da ação)

Com estes dados podemos determinar a frequência de origem das ações e tempo de duração de cada uma delas.

Faremos a modelagem dos objetos de ações mais recorrentes nas ações trabalhistas de instituições financeiras, conforme descrito na introdução:

- Horas Extras
- Cargo de Confiança
- Equiparação Salarial

A base de dados utilizada não apresenta a severidade das ações. Para os objetivos do trabalho, simularemos as curvas de severidade conforme as características das variáveis que influenciam os objetos das ações.

3.3 VARIÁVEL DE RETORNO DO MODELO

O objetivo do estudo será calcular o *VaR Operacional Anual* relacionado às perdas de ações trabalhistas encerradas, ou seja, a perda em pagamento de ações perdidas em disputas judiciais em um período dos próximos 12 meses.

Como somente possuímos dados internos às Instituições Financeiras de valores de frequência e severidade, a metodologia *Loss Distribution Approach* (LDA) é a mais indicada para o cálculo do VaR, pois ela incorpora a perda agregada por meio de frequência e severidade de ações trabalhistas.

A frequência será a quantidade de ações encerradas dentro dos 12 meses de análise e a severidade o valor de cada uma destas ações trabalhistas.

3.4 VAR DAS AÇÕES TRABALHISTAS

O VaR das ações trabalhistas no ano de análise será calculado em função das perdas de ações novas que serão encerradas nos próximos 12 meses (1 ano) e ações em estoque, por meio do modelo de frequência e severidade conceitual que será apresentado neste capítulo.

3.5 SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

A base de dados de dados apresenta 5 anos. Em função de fusões e aquisições que ocorreram, o número de demissões aumentou no mercado, principalmente a partir de 2010. Deste modo, dividiremos a base em dois períodos: o primeiro de 07/2007 a 12/2009 e o segundo de 01/2010 a 08/2012, para se verificar o impacto destas fusões nas perdas trabalhistas das Instituições Financeiras.

Como cada um destes dois períodos é relativamente curto (aproximadamente 2,5 anos), optamos por realizar as simulações para cada um dos meses isoladamente para após consolidar os valores para obter o VaR anual, ou seja:

$$S_j = \sum_{i=1}^{freq_j} X_{ij}$$

Onde $freq_j$ é a frequência de perda no mês j , X_{ij} é a perda i no mês j e S_j é a perda do mês j , para j de 1 a 12, representando os meses do ano.

Dessa forma, para obtermos a perda anual, basta fazermos:

$$S_{anual} = \sum_{j=1}^{12} S_j$$

Portanto, chegamos assim à distribuição de perda agregada, realizando um número n grande de simulações. Esta metodologia é análoga à descrita no item 2.2 deste trabalho. Porém, a proposta em nosso trabalho incorpora quatro novas considerações:

- realização da simulação de frequência mensal para se obter o VaR anual, em função da reduzida quantidade de dados anuais;
- tempo de duração de cada uma das ações para as ações originadas dentro dos 12 meses de análise para verificar se serão encerradas neste período;
- estoque de ações de anos anteriores aos 12 meses de análise, que podem ser encerradas dentro deste período;
- severidade de cada ação conforme distribuição de variáveis que a influenciam.

Trataremos estas quatro considerações a seguir.

3.6 AÇÕES ENCERRADAS

Em função do prazo de duração das ações trabalhistas originadas no ano, elas podem ou não ser encerradas dentro dos 12 meses de análise. Quando formos considerar o cálculo do VaR, devemos considerar apenas as ações que forem encerradas nos 12 meses de análise, descartando as que continuam em aberto.

Consideraremos a curva de distribuição de tempo de duração de cada ação. Dividiremos nossa análise em duas partes:

- Ações originadas dentro dos 12 meses de análise
- Estoque de ações originadas anteriormente aos 12 meses de análise

3.6.1 AÇÕES ORIGINADAS DENTRO DOS 12 MESES DE ANÁLISE

Para cada mês do ano, estimamos se o período restante para o final do ano é maior que o prazo de duração da ação, o que nesse caso conduz a encerramento da ação dentro dos 12 meses de análise, respeitando o seguinte processo:

Se prazo da ação < meses faltantes final do ano \Rightarrow ação encerrada nos 12 meses de análise

Senão \Rightarrow ação não encerrada nos 12 meses de análise

3.6.1.1 PERDAS AÇÕES ORIGINADAS NOS 12 MESES DE ANÁLISE

As perdas de ações novas serão calculadas conforme fórmula abaixo:

$$Perdas_{ações\ novas} = \sum_{j=1}^{12} \sum_{i=1}^{Freq.AE_j} (Valor\ da\ Ação)_{ij}$$

Onde

- i representa a i -ésima perda dentro do número de ações de entrada
- j representa o mês do ano, ou seja, para $j=1$; mês 1, $j=2$; mês 2, ..., $j=12$, mês 12
 - $Valor\ Ação_{ij}$ representa o valor da ação i reclamada no mês de entrada j
 - $(Valor\ Ação)_{ij} = 0$ se $t_{ij} > (12 - j)$, ou seja, meses que faltam para o final dos 12 meses
 - $(Valor\ Ação)_{ij} = (Severidade\ da\ Ação)_{ij}$ se $t_{ij} < (12 - j)$, ou seja, meses que faltam para o final dos 12 meses
 - t_{ij} = tempo de duração estimado da ação i no mês j e dentro dos 12 meses de análise
- $Freq. AE_j$: número de ações de entrada no mês j , considerando a distribuição de frequência de entrada de ações

3.6.1.2 TEMPO DE DURAÇÃO DE UMA AÇÃO

O prazo de duração de uma ação deve ser considerado para verificar se ela será encerrada ou não dentro dos 12 meses de análise. Se a ação for encerrada neste período, deve-se considerá-la na perda anual, caso contrário deve-se descartá-la.

Não sabemos, a princípio, qual o prazo que cada ação despenderá. Entretanto, possuímos o histórico de prazo de duração das ações, de forma que podemos encontrar uma distribuição de probabilidades de prazo de duração de ações.

Para cada ação, a base de dados recebida possui a data de origem da ação e a sua data de encerramento. Mediante a diferença destas duas datas, conseguimos determinar o tempo médio de cada ação. Consideramos o prazo em dias.

Desta forma, realizamos teste de aderência para verificar a curva que melhor aderiria ao prazo de duração de uma ação em dias.

Tabela 3 – Aderência da distribuição de tempo de duração da ação trabalhista

Distribuição	KS	A-D	χ^2
Log-normal	0,061	78,339	2.135,704
Exponencial	0,200	530,492	4.133,413
Pareto	0,375	n/d	n/d
Weibull	0,113	n/d	n/d
Gamma	0,137	n/d	n/d

A distribuição log-normal foi a que a melhor possui aderência. Os parâmetros são $\mu=0,93816$ e $\sigma=2,0439$.

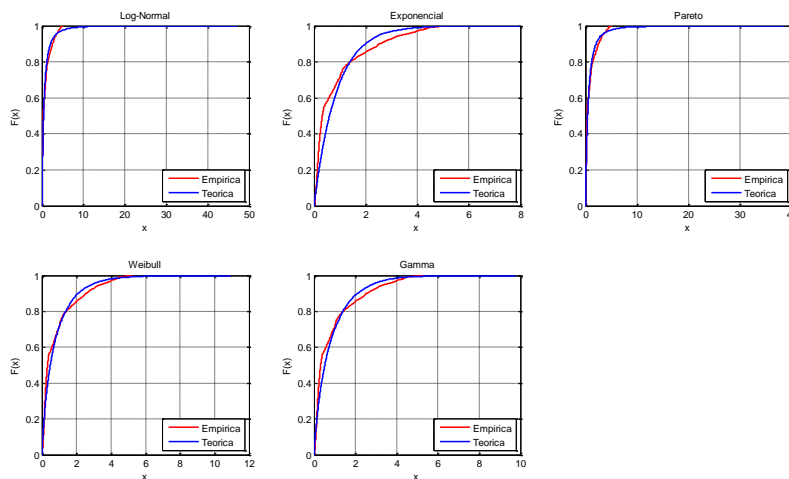


Figura 3 – Gráfico de KS para as distribuições de tempo de duração da ação trabalhista

A curva de distribuição indica que cerca de 80% das ações se encerram em menos de 1 ano de duração, porém algumas podem durar até 5 anos.

3.6.1.3 FREQUÊNCIA

3.6.1.3.1 AÇÕES HORAS EXTRAS

As frequências de originação de ações foram obtidas diretamente da base de dados. Foram testadas as distribuições de Poisson, Normal e Negativa Binomial.

Percebe-se uma elevação clara na frequência a partir do ano de 2.010. Um dos motivos supostos para essa avaliação é consolidação de fusões e aquisições no mercado nos anos anteriores que começaram a apresentar efeito na frequência de ações trabalhistas.

Realizaremos o estudo das perdas para dois períodos distintos, o primeiro de 07/2007 e 12/2009, e o segundo de 01/2010 e 08/2012, para posterior comparação. Faremos a mesma análise para os casos de cargo de confiança e equiparação salarial.

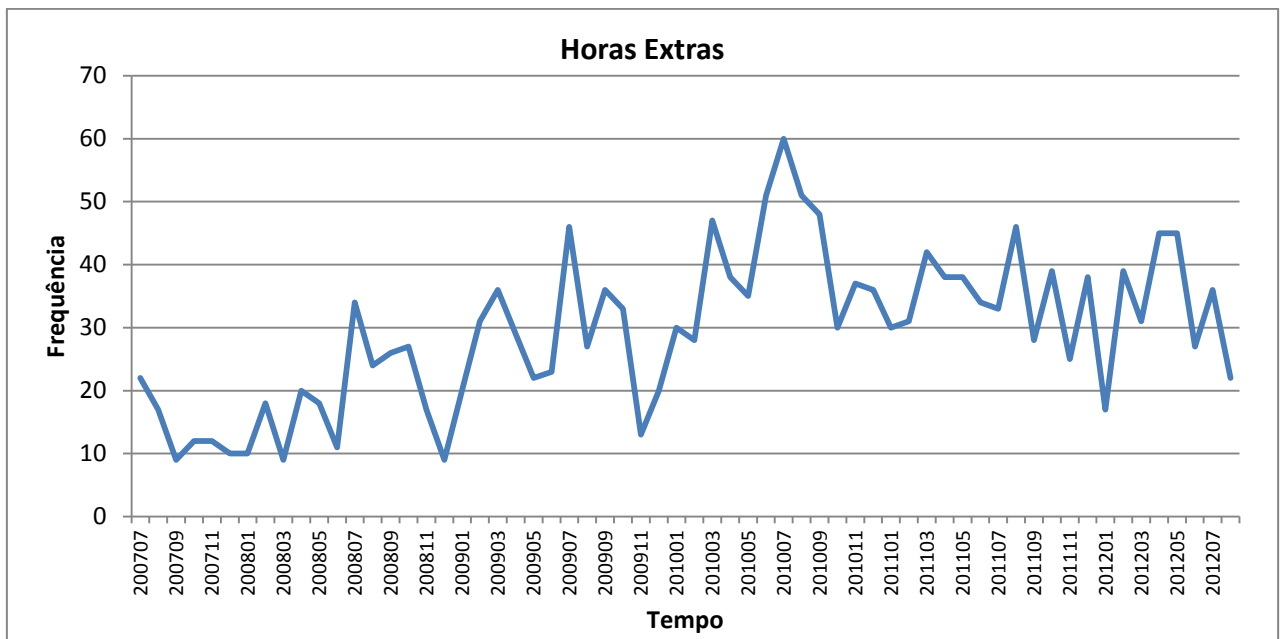


Figura 4 – Frequência de Horas Extras de entrada ao longo do tempo (Horas Extras)

O teste de ajuste obteve os seguintes resultados:

Tabela 4 – Testes Chi Quadrado para Frequência de Horas Extras entre 07/2007 e 12/2009

Frequência	Poisson	Negativa Binomial
Teste χ^2	15,0428	6,1793

A distribuição Negativa Binomial é a que melhor se ajusta com $\alpha = 7$ e $\beta = 0,24677$.

Tabela 5 – Testes Chi Quadrado para Frequência de Horas Extras entre 01/2010 e 08/2012

Frequência	Poisson	Negativa Binomial
Teste χ^2	12,5170	1,9009

A distribuição Negativa Binomial é a que melhor se ajusta com $\alpha = 28$ e $\beta = 0,43264$.

3.6.1.3.2 AÇÕES CARGO DE CONFIANÇA

Foram testadas as distribuições de Poisson, Normal e Binomial Negativa. Da mesma forma que a análise de horas extras, dividiremos a análise em dois períodos.

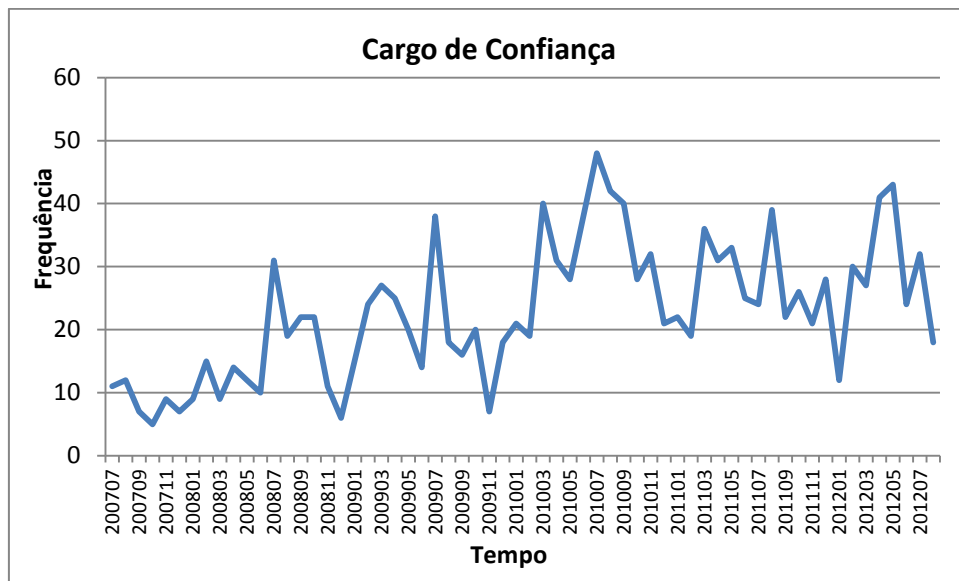


Figura 5 – Frequência de Horas Extras de entrada ao longo do tempo (Cargo de Confiança)

Tabela 6 – Testes Chi Quadrado para Frequência de Cargo de Confiança entre 07/2007 e 12/2009

Frequência	Poisson	Negativa Binomial
Teste χ^2	13,9407	1,3131

A distribuição Negativa Binomial é a que melhor se ajusta com $\alpha = 6$ e $\beta = 0,27565$.

Tabela 7 – Testes Chi Quadrado para Frequência de Cargo de Confiança entre 01/2010 e 08/2012

Frequência	Poisson	Negativa Binomial
Teste χ^2	7,9373	3,2747

A distribuição Negativa Binomial é a que melhor se ajusta com $\alpha = 19$ e $\beta = 0,39251$.

3.6.1.3.3 AÇÕES DE EQUIPARAÇÃO SALARIAL

Foram testadas as distribuições de Poisson, Normal e Binomial Negativa. Da mesma forma que a análise de horas extras, dividiremos a análise em dois períodos.

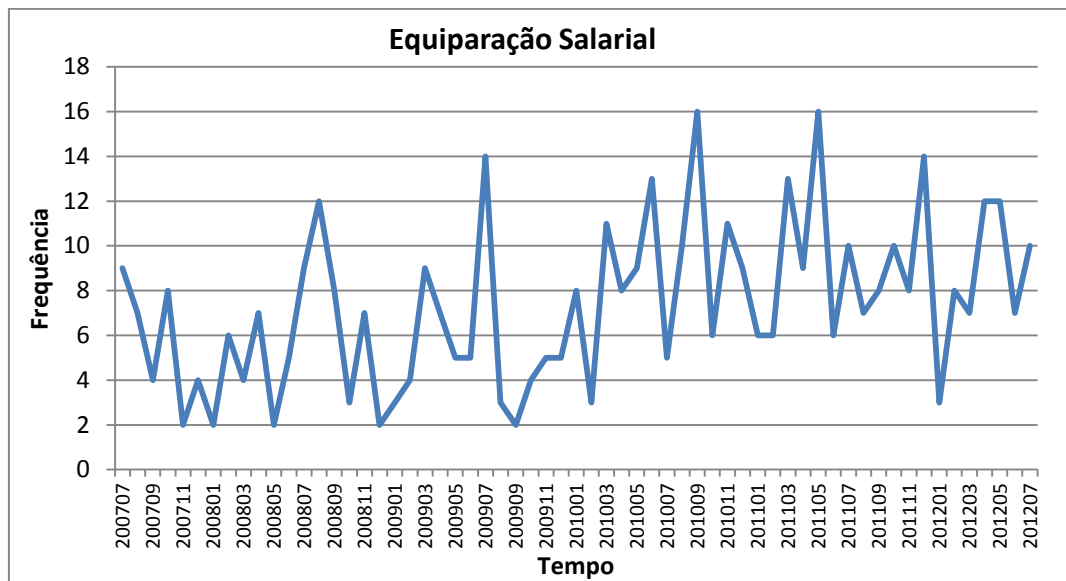


Figura 6 – Frequência de Equiparação Salarial de entrada ao longo do tempo

Tabela 8 – Testes Chi Quadrado para Frequência de Equiparação Salarial entre 07/2007 e 12/2009

Frequência	Poisson	Negativa Binomial
Teste χ^2	4,6470	0,8004

A distribuição Negativa Binomial é a que melhor se ajusta com $\alpha = 10$ e $\beta = 0,6424$.

Tabela 9 – Testes Chi Quadrado para Frequência de Equiparação Salarial entre 01/2010 e 08/2012

Frequência	Poisson	Negativa Binomial
Teste χ^2	1,0257	0,3419

A distribuição Negativa Binomial é a que melhor se ajusta com $\alpha = 45$ e $\beta = 0,8343$.

3.6.1.4 SEVERIDADE

A Base de dados adquirida da Ordem de Classe dos Bancários de São Paulo contempla a frequência das ações originadas e encerradas por objetos de ações. Entretanto, não conseguimos a severidade para cada um desses itens.

Assim, simularemos a severidade a partir de algumas premissas. Conforme as leis trabalhistas brasileiras, o cálculo dos valores reclamados das ações trabalhistas referentes às horas extras (horas extras normais e de cargo de confiança) e equiparação salarial leva em consideração três componentes, conforme art. 457 CLT (Consolidação das Leis Trabalhistas) e súmulas 24 e 45 do Tribunal Superior do Trabalho (TST):

- Último salário do reclamante (ex-funcionário da instituição financeira)
- Meses trabalhados reclamados
- Quantidades de horas extras reclamadas por mês trabalhado

Para a equiparação salarial levaremos adicionalmente em consideração o quarto componente abaixo:

- Diferença de salário reclamado (somente para equiparação salarial)

O valor da ação que afetará severidade segue as fórmulas abaixo:

Valor Horas Extras Total = $1,2 \times (\text{Salário}/220 \times 1,5) \times (\text{qtde. horas extras}) \times \text{meses reclamados}$

O valor de 1,2 refere-se a 20% pelo gozo dos finais de semana (considerado 1/5 do total da semana ou do mês em referência).

O valor de 220 refere-se ao valor de horas trabalhadas no mês conforme a legislação trabalhista vigente. Dessa forma, a divisão (salário/220) chega-se ao valor médio da hora extra. Deve-se ainda aplicar um adicional de 50% sobre o valor da hora extra trabalhada, que a lei trabalhista estabelece como recompensa pelo período adicional na jornada de trabalho.

As horas extras impactam no aviso prévio, férias proporcionais, 13º Salário e FGTS não depositado:

Aviso Prévio = Valor Horas Extras/mês x Qtde. Horas Extras no mês

Onde Valor Horas Extras/mês = Salário/220 x 1,5

Férias proporcionais = $4/3 \times \text{Aviso Prévio}/12 \times \text{meses trabalhados}$

13º Salário proporcional = $\text{Aviso Prévio}/12 \times \text{meses trabalhados}$

A lei estipula pagamento de 8% de FGTS sobre o aviso prévio e o 13º Salário proporcional, além de multa de 40% sobre esse valor. Ou seja:

FGTS não depositado = $(\text{Aviso Prévio} \times \text{meses trabalhados} \times 8\% + 13^\circ \text{ Salário proporcional} \times 8\%) \times 1,4$

Para o INSS, o valor é de 20% sobre o aviso prévio.

INSS não pago = $20\% \times \text{Aviso Prévio} \times \text{meses trabalhados}$

Se for equiparação salarial, existe multa que é equivalente à diferença de salário pelos meses trabalhados:

Multa = Salário x meses trabalhados (*somente para equiparação salarial*)

Valor da ação = Valor de horas extras + Aviso Prévio + Férias Proporcionalis + 13º Salário Proporcional + FGTS não depositado + INSS não pago + Multa

3.6.1.4.1 SIMULAÇÃO DA SEVERIDADE DE CADA AÇÃO

Desta forma, para simular o valor de cada severidade, seguimos os seguintes passos:

- I. Gera-se número aleatório “Salário”
- II. Gera-se número aleatório “Horas Extras”
- III. Gera-se número aleatório “Meses Trabalhados”
- IV. Obtém-se o valor da severidade da ação, conforme as fórmulas do presente capítulo

Portanto, precisamos de curvas de distribuição para a severidade de “Salário”, “Horas Extras” e “Meses Trabalhados” para realizar as simulações, que obtivemos de fontes de pesquisa, que descrevemos a seguir.

3.6.1.4.2 ÚLTIMO SALÁRIO DO RECLAMANTE

Para obter a melhor estimativa dos salários de mercado, utilizaremos a distribuição empírica de demitidos por salário conforme a “Pesquisa de Emprego Bancário” da Contraf:

Tabela 10 – Distribuição de quantidade de demissões por faixa de salários

Faixa de salário	Qtde. de demissões
De 1,00 a 1,50 s.m.	1.057
De 1,51 a 2,00 s.m.	215
De 2,01 a 3,00 s.m.	7.806
De 3,01 a 4,00 s.m.	5.330
De 4,01 a 5,00 s.m.	3.407
De 5,01 a 7,00 s.m.	5.452
De 7,01 a 10,00 s.m.	4.340
De 10,01 a 15,00 s.m.	2.782
De 15,01 a 20,00 s.m.	1.528
+ de 20,01 s.m.	1.481
Total	33.398

Nota: s.m. = quantidade de salários mínimos

O salário mínimo à época da pesquisa era de R\$678.

3.6.1.4.3 MESES TRABALHADOS RECLAMADOS

Para estimativa dos meses trabalhados média, utilizamos a “Pesquisa de Emprego Bancário” realizada pelo DIEESE em conjunto com a Contraf (Confederação Nacional dos Trabalhadores do Ramo Financeiro).

Segundo a pesquisa, para o ano de 2010, foram demitidos 33.398 trabalhadores de instituições financeiras, tendo em vista que 25,23% ou 8.433 deles estavam no emprego há 10 anos ou mais e recebiam remuneração média de R\$4.192,23.

Apenas 16,67% das demissões estão concentradas nas faixas inferiores a 12 meses de contratação.

A faixa com menor número de demissões é a de 1,0 a 2,9 meses de tempo no emprego, em que ocorreram apenas 1.326 desligamentos em 2010 ou 4,05% do total de demissões. Essa é a faixa que apresenta menor remuneração média (R\$2.698,69).

Utilizaremos a distribuição empírica conforme a figura abaixo.

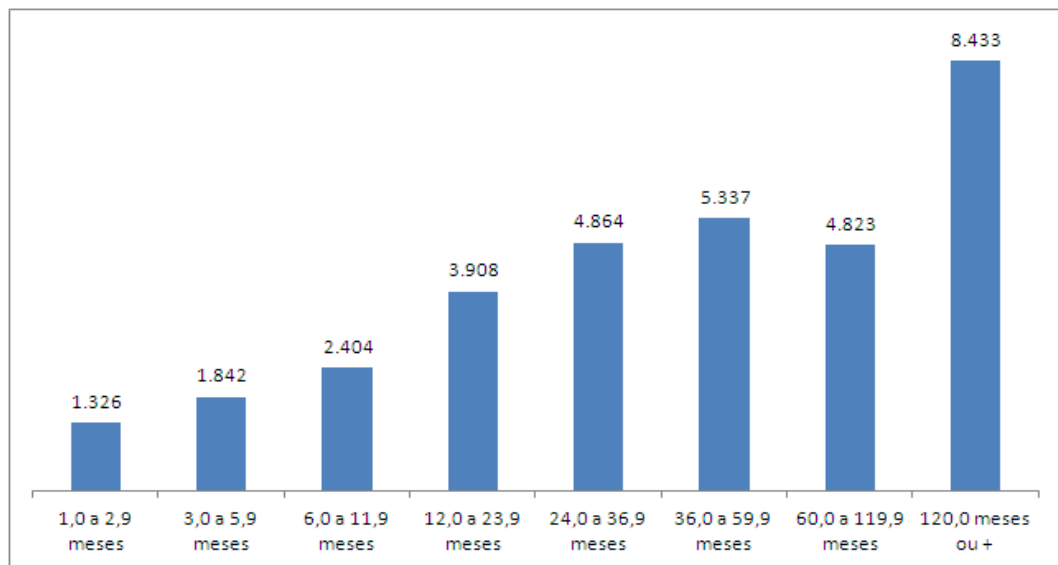


Figura 7 – Total de desligamentos por tempo de emprego em IFs no Brasil – jan/10 a dez/10 (Fonte: DIEESE – Pesquisa Emprego Bancário)

3.6.1.4.4 HORAS EXTRAS RECLAMADAS POR MÊS

Para estimativa do número de horas extras por mês reclamadas, levamos em consideração a pesquisa do Datafolha de 1996, conforme Mateu (2007). Utilizaremos a distribuição empírica considerando 50 horas como o valor limite de horas extras.

Tabela 11 – Distribuição de funcionários por faixa de horas extras realizadas

Número de horas extras por mês	% de funcionários
Até 10 horas	18%
10 a 20 horas	10%
20 a 50 horas	19%
Mais de 50 horas	6%

Fonte: Datafolha/1996

3.6.1.4.5 DIFERENÇA DE SALÁRIO RECLAMADO¹

Para identificar a diferença de salário reivindicada para fins de equiparação salarial, devemos primeiro identificar o cargo ao qual pertencia o ex-empregado e qual a curva de distribuição de salários para esse cargo.

O valor da diferença será aplicado nas mesmas fórmulas do item 3.6.1.4 como variável *Salário*. Entretanto, precisamos estimar esta variável de forma diferente do que foi feito no item 3.6.1.4.2, pois não basta possuímos a curva de distribuição de salários. Precisamos saber qual o cargo que o ex-funcionário possuía para podermos estimar por diferença em relação ao cargo que ele pleiteia a equiparação salarial.

Utilizaremos a distribuição empírica, conforme a tabela abaixo obtida da Pesquisa Bancária da Contraf, para estimar o último cargo do ex-funcionário:

Tabela 12 – Demissões por cargo

Cargo	Núm. de desligados
Supervisores	1.349
Coordenador	4.383
Caixa	11.432
Operador de Terminal	4.070
Outros	6.228
Total	27.462

Fonte: Pesquisa Emprego Bancário/Contraf (2011)

¹ Aplicável apenas a Equiparação Salarial

De posse do cargo do funcionário, utilizaremos a base salarial da Catho, que está disponível para compra no site www.catho.com.br, para obter os valores de salários de equiparação salarial reclamados:

Tabela 13 – Salários por cargo (Base fevereiro 2013)

Cargo	Média	25° quartil	Mediana (50° quartil)	75° quartil
Coordenador	10.902	9.823	10.631	11.981
Supervisor	8.950	7.930	8.861	9.952
Analista	5.156	3.011	5.735	7.100
Operador Terminal	1.870	1.719	1.866	2.240
Caixa	2.713	2.273	2.699	3.126

Fonte: Catho.

Adotaremos que o “outros” da Tabela de Demissões por cargos refere-se ao cargo de analistas.

Para estimar os valores reclamados, de posse do cargo do funcionário, sorteamos aleatoriamente o seu salário conforme o seu cargo, e se for abaixo da mediana, o valor reclamado será a diferença entre a mediana e o salário atual.

Considerando os cargos com distribuições normais, e de posse dos percentis, é fácil encontrar o desvio-padrão:

Para coordenadores: utilizando a estimativa dos parâmetros pelo método do percentil, temos que resolver a seguinte equação:

Diferença mediana e 25° quartil: $10.631 - 9.823 = 808$

Diferença 75° quartil e mediana: $11.981 - 10.631 = 1.350$

$$Média = \frac{1350 + 808}{2} = 1.079$$

Adotaremos a curva normal com os seguintes quartis:

$$25^\circ \text{ Quartil} = \text{Média amostra} - \text{Média quartil} = 10.902 - 1.079 = 9.823$$

$$75^\circ \text{ Quartil} = \text{Média amostra} + \text{Média quartil} = 10.902 + 1.079 = 11.981$$

Para esses quartis, o valor de z de uma curva normal padronizada $N(0,1)$ é $z = \pm 0,68$.

Nesse caso, temos:

$$0,68 = \frac{11.981 - 10.902}{\sigma}$$

$$\hat{\sigma} = 1.586$$

Para supervisores: utilizando a estimativa dos parâmetros pelo método do percentil, temos que resolver a seguinte equação:

$$\text{Diferença mediana e } 25^\circ \text{ quartil: } 8.861 - 7.930 = 931$$

$$\text{Diferença } 75^\circ \text{ quartil e mediana: } 9.952 - 8.861 = 1.091$$

$$\text{Média} = \frac{931 + 1091}{2} = 1.011$$

Adotaremos a curva normal com os seguintes quartis:

$$25^\circ \text{ Quartil} = \text{Média amostra} - \text{Média quartil} = 8.861 - 1.011 = 7.850$$

$$75^\circ \text{ Quartil} = \text{Média amostra} + \text{Média quartil} = 8.861 + 1.011 = 9.872$$

Para esses quartis, o valor de z de uma curva normal padronizada $N(0,1)$ é $z = \pm 0,68$.

Nesse caso, temos:

$$0,68 = \frac{8.950 - 7.850}{\sigma}$$

$$\hat{\sigma} = 1.617$$

Para analistas: utilizando a estimativa dos parâmetros pelo método do percentil, temos que resolver a seguinte equação:

$$\text{Diferença mediana e 25º quartil: } 7.100 - 5.735 = 1.365$$

$$\text{Diferença 75º quartil e mediana: } 5.735 - 3.011 = 2.724$$

$$\text{Média} = \frac{2.724 + 1.365}{2} = 2.045$$

Adotaremos a curva normal com os seguintes quartis:

$$25^\circ \text{ Quartil} = \text{Média amostra} - \text{Média quartil} = 5.735 - 2.045 = 3.111$$

$$75^\circ \text{ Quartil} = \text{Média amostra} + \text{Média quartil} = 5.735 + 2.045 = 7.201$$

Para esses quartis, o valor de z de uma curva normal padronizada $N(0,1)$ é $z = \pm 0,68$.

Nesse caso, temos:

$$0,68 = \frac{7.201 - 5.156}{\sigma}$$

$$\hat{\sigma} = 3.007$$

Para operadores de terminal: consideramos que as diferenças entre os 25º e 75º em relação à mediana são próximas e, portanto, consideraremos curvas normais de distribuição:

$$\text{Diferença mediana e 25º quartil: } 2.240 - 1.860 = 380$$

$$\text{Diferença 75º quartil e mediana: } 1.866 - 1.719 = 147$$

$$Média = \frac{380 + 147}{2} = 264$$

Adotaremos a curva normal com os seguintes quartis:

$$25^\circ \text{ Quartil} = Média amostra - Média quartil = 1.870 - 264 = 1.606$$

$$75^\circ \text{ Quartil} = Média amostra + Média quartil = 1.870 + 264 = 2.134$$

Para esses quartis, o valor de z de uma curva normal padronizada $N(0,1)$ é $z = \pm 0,68$.

Nesse caso, temos:

$$0,68 = \frac{2.134 - 1870}{\sigma}$$

$$\hat{\sigma} = 388$$

Para caixas: consideramos que as diferenças entre os 25° e 75° em relação à mediana são próximas e, portanto, consideraremos curvas normais de distribuição:

$$\text{Diferença mediana e } 25^\circ \text{ quartil: } 3.126 - 2.699 = 427$$

$$\text{Diferença } 75^\circ \text{ quartil e mediana: } 2.699 - 2.273 = 426$$

$$Média = \frac{426 + 427}{2} = 426,5$$

Adotaremos a curva normal com os seguintes quartis:

$$25^\circ \text{ Quartil} = Média amostra - Média quartil = 2.713 - 427 = 2.286$$

$$75^\circ \text{ Quartil} = Média amostra + Média quartil = 2.713 + 427 = 3.140$$

Para esses quartis, o valor de z de uma curva normal padronizada $N(0,1)$ é $z = \pm 0,68$.

Nesse caso, temos:

$$0,68 = \frac{3.140 - 2.713}{\sigma}$$

$$\hat{\sigma} = 628$$

Adotaremos que os valores reclamados de equiparação salarial serão a diferença entre os valores sorteados da curva de salário abaixo da mediana e a mediana

3.6.2 ESTOQUE DE AÇÕES ORIGINADAS ANTERIORMENTE AOS 12 MESES DE ANÁLISE

Consideraremos que as ações originadas anteriormente ao ano de análise e que, portanto, ainda estão em aberto, podem ser ou não encerradas no ano de análise.

Para analisar a probabilidade de quantas ações serão encerradas, utilizaremos a regressão logística.

A regressão logística é especialmente útil quando estamos tratando de dados binários (0 para fracasso e 1 para sucesso). No caso deste trabalho, se a ação será ou não encerrada no ano de análise.

Portanto, primeiro definimos a variável aleatória binária:

$$Y = \begin{cases} 1 & \text{se resultado é sucesso} \\ 0 & \text{se resultado é fracasso} \end{cases}$$

Conforme Collet (2002), suponhamos que possuímos n observações binomiais na forma y_i/n_i , para $i=1,2,\dots,n$; em que o valor esperado da variável aleatória associada com a i -ésima observação, y_i , é dada por $E(Y_i)=n_i p_i$ e p_i é a correspondente probabilidade. O modelo

linear logístico para a variável aleatória p_i com os valores $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}$ de k variáveis explanatórias X_1, X_2, \dots, X_k é tal que:

$$\text{logit}(p) = \log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k$$

Com alguns arranjos, temos:

$$p = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)}$$

Os valores dos parâmetros $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ podem ser estimados pelo método da máxima verossimilhança. A função de verossimilhança é dada por:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n \binom{n_i}{y_i} p^{y_i} (1-p)^{n_i-y_i}$$

O logaritmo da função de verossimilhança é dado por:

$$\log L(\beta) = \sum_{i=1}^n \left\{ \log \binom{n_i}{y_i} + y_i \log p + (n_i - y_i) \log(1-p) \right\}$$

$$\log L(\beta) = \sum_{i=1}^n \left\{ \log \binom{n_i}{y_i} + y_i \log\left(\frac{p}{1-p}\right) + n_i \log(1-p) \right\}$$

$$\log L(\beta) = \sum_{i=1}^n \left\{ \log \binom{n_i}{y_i} + y_i n_i - n_i \log(1 + e^{n_i}) \right\}$$

A derivada da log-verossimilhança com respeito a $k+1$ parâmetros β desconhecidos é dado por:

$$\frac{\partial \log L(\beta)}{\partial \beta_j} = \sum_{i=1}^n y_i x_{ji} - \sum_{i=1}^n n_i x_{ji} (1 + e^{n_i})^{-1}, \quad j = 0, 1, \dots, k$$

A solução para os parâmetros somente pode ser resolvida numericamente.

Associando à variável aleatória Y (binária) n conjuntos preditores de valores x_i das variáveis aleatórias e admitindo-se que:

- existem m diferentes conjuntos de valores da(s) variável(is) preditor(a)s;
- para cada um desses m conjuntos de valores há uma probabilidade p_i ($i=1,\dots,m$) de êxito (de $Y=1$);
- existem n_i ($i=1,\dots,m$) observações efetuadas para cada uma dos m diferentes conjuntos de valores x_i das variáveis preditoras;
- há, ao todo, $n = \sum_{i=1}^m n_i$ observações.

Havendo observações independentes, o número de êxitos ($Y=1$) em cada uma das m situações é dado por uma variável aleatória com distribuição Binomial. Ou seja:

$$Y_i \sim B(n_i, p_i) \quad \forall i = 1, \dots, m$$

Para avaliar a aderência do modelo utilizaremos a matriz de confusão e a curva ROC (ver definição no anexo itens 6.1.6 e 6.1.7).

3.6.2.1 PERDAS AÇÕES EM ESTOQUE DE AÇÕES DE ANOS ANTERIORES AOS 12 MESES DE ANÁLISE

Para o cálculo das perdas de ações em estoque utilizaremos a regressão logística.

Consideraremos todas as ações que estão em aberto, e conforme o tempo já decorrido de cada uma delas, haverá uma probabilidade associada de ser encerrada no ano de análise.

A regressão logística apresentará o seguinte formato:

$$\text{logit}(p) = \log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 t$$

Onde t é o tempo decorrido da ação

Dessa forma, chegaremos ao número esperado de ações encerradas no ano (EA).

A perda para as ações em estoque será:

$$Perda_{ações\ estoque} = \sum_{i=1}^{EA} (Valor\ da\ Ação)_i$$

Onde

- i representa a i -ésima perda dentro do número de ações em estoque
- EA : estoque de ações que serão encerradas nos próximos 12 meses

Horas extras: A regressão logística apresentou os seguintes parâmetros: $\beta_0 = -3,0192$ e $\beta_1 = 0,0023$.

Obtivemos a seguinte matriz de confusão (ver definição de matriz de confusão no anexo 6.1.6):

Tabela 14 – Matriz de Confusão (Horas Extras)

Categoria de ação	Ação estoque não encerrada	Ação estoque encerrada	Total
Ação estoque não encerrada	929	314	1.243
Ação estoque encerrada	315	898	1.213
Total	1.244	1.212	2.456

Constatamos boa aderência dos valores pela matriz, sendo que principalmente o modelo é assertivo na maior parte das vezes (quadrantes com valores 929 e 898).

E abaixo o gráfico ROC (ver definição de ROC no anexo 6.1.7):

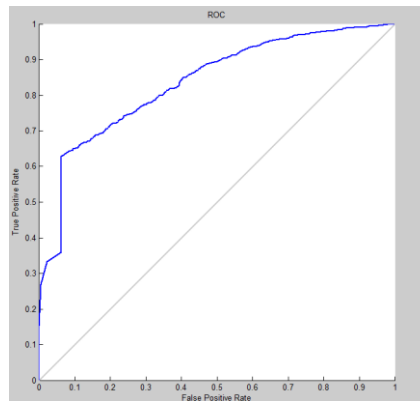


Figura 8 – Gráfico ROC de Horas Extras

A curva em azul representa os valores de taxa de verdadeiros positivos por falsos positivos e está bem distante da reta diagonal, que representa o caso em que de forma aleatória binária (sim ou não) sorteássemos se uma ação seria finalizada nos próximos 12 meses. Quanto mais distante da curva diagonal melhor a precisão do modelo. No caso acima, percebe-se bastante precisão.

De forma análoga, realizamos os cálculos para Cargo de Confiança e Equiparação Salarial. Os resultados das matrizes de confusão e ROC estão no anexo.

Cargo de confiança: A regressão logística apresentou os seguintes parâmetros: $\beta_0 = -2,8868$ e $\beta_1 = 0,0022$.

Equiparação Salarial: A regressão logística apresentou os seguintes parâmetros: $\beta_0 = -2,5871$ e $\beta_1 = 0,0019$.

Os resultados foram satisfatórios para ambos os casos acima.

Desta forma, obtemos a quantidade de 1296 ações encerradas previstas para serem consideradas na simulação, conforme tabela abaixo.

Tabela 15 – Previsão de encerramento de ações em estoque

Categoria de ação	Estoque de ações	Previsão de ações encerradas
Horas Extras	1.915	728
Cargo de Confiança	1.374	445
Equiparação Salarial	402	123
Total	3.691	1.296

Assim, a perda de ações em estoque será:

$$Perda_{ações em estoque} = \sum_{i=1}^{1296} (Valor da ação)_i$$

O valor da ação será obtido de forma análoga ao item 3.6.1.4.

3.7 VAR TOTAL

Realizaremos n simulações, sendo que obteremos para cada uma delas o valor de perda total, ou seja:

$$(Perda_{total})_j = (Perda_{ações novas})_j + (Perda_{ações estoques})_j \text{ para } j = 1 \dots n$$

A distribuição de perdas relacionadas a risco operacional costuma possuir grande curtose, severa assimetria e a cauda direita pesada devido a eventos extremos. Distribuições com essas características são conhecidas como leptocúrticas.

O VaR será obtido ordenando as n simulações de $Perda_{total}$ por meio do ponto correspondente ao percentil desejado.

Realizaremos o cálculo em separado do VaR para cada um dos objeto de ações, a saber:

- Horas Extras
- Cargo de confiança

- Equiparação salarial

4 RESULTADOS - CÁLCULO DO VaR

Para o cálculo do VaR, realizamos 100.000 simulações e obtivemos os seguintes resultados:

Tabela 16 – VaR de Horas Extras

Período	07/2.007 a 12/2.009			01/2.010 a 08/2.012			
	VaR _α /Prob.	VaR ações estoque	VaR ações entrada	VaR Total	VaR ações estoque	VaR ações entrada	VaR Total
VaR _{50,0%}		47.308.000	8.878.700	56.263.000	47.376.000	15.316.000	62.774.000
VaR _{95,0%}		52.314.000	12.127.000	62.182.000	52.376.000	19.097.000	68.961.000
VaR _{99,0%}		54.503.000	13.678.000	64.706.000	54.549.000	20.710.000	71.590.000
VaR _{99,9%}		57.003.000	15.496.000	67.698.000	56.990.000	22.693.000	74.664.000

Tabela 17 – VaR de Cargo de Confiança

Período	07/2007 a 12/2009			01/2010 a 08/2012			
	VaR _α /Prob.	VaR ações estoque	VaR ações entrada	VaR Total	VaR ações estoque	VaR ações entrada	VaR Total
VaR _{50,0%}		28.926.000	6.548.000	35.550.000	28.918.000	12.253.000	41.255.000
VaR _{95,0%}		32.884.000	9.323.000	40.296.000	32.907.000	15.705.000	46.455.000
VaR _{99,0%}		34.645.000	10.626.000	42.417.000	34.592.000	17.295.000	48.718.000
VaR _{99,9%}		36.662.000	12.200.000	45.001.000	36.565.000	19.335.000	51.275.000

Tabela 18 – VaR de Equivalência Salarial

Período	07/2007 a 12/2009			01/2010 a 08/2012			
	VaR _α /Prob.	VaR ações estoque	VaR ações entrada	VaR Total	VaR ações estoque	VaR ações entrada	VaR Total
VaR _{50,0%}		4.753.000	947.210	5.723.000	4.756.000	1.526.000	6.302.000
VaR _{95,0%}		5.739.000	1.531.200	6.844.000	5.745.000	2.224.000	7.490.000
VaR _{99,0%}		6.168.000	1.806.500	7.345.000	6.196.000	2.584.000	8.000.000
VaR _{99,9%}		6.671.000	2.123.000	7.959.000	6.683.000	2.924.000	8.628.000

As horas extras representam o maior impacto no VaR dos três objetos. Esse resultado já era esperado em função do maior volume de entrada de ações novas neste objeto, além do maior número de ações em estoque.

Percebemos também que houve um impacto no VaR no período do segundo período (01/2010 a 08/2012) em relação a (07/2007 a 12/2009). Existe suspeita que seja em função do movimento de fusões no mercado brasileiro.

Entretanto, em função da insuficiência de dados da amostra, não conseguimos identificar valores extremos para as frequências e severidades. Acreditamos que se tivéssemos casos de valores extremos teríamos valores maiores de VaR e de diferença entre os percentis.

O VaR demonstra que o valor das ações em estoque possui maior influência na perda total. Porém, as ações novas influenciam o estoque de ações nos períodos futuros, conforme elas não são encerradas no ano vigente de análise. Considerando que para o segundo período a frequência de entrada de ações aumentou, é de se esperar que no futuro as ações em estoque também aumentem.

Tabela 19 – VaR Total

Período	07/2007 a 12/2009			01/2010 a 08/2012		
	VaR ações estoque	VaR ações entrada	VaR Total	VaR ações estoque	VaR ações entrada	VaR Total
VaR _{50,0%}	81.049.000	16.494.000	97.625.000	81.138.000	29.216.000	110.400.000
VaR _{95,0%}	87.429.000	20.735.000	100.515.000	87.547.000	34.249.000	118.540.000
VaR _{99,0%}	90.156.000	22.624.000	108.500.000	90.255.000	36.543.000	121.890.000
VaR _{99,9%}	93.476.000	25.029.000	112.100.000	99.304.000	38.805.000	125.770.000

O VaR obtido está coerente com os valores esperados. A amostra utilizada não representa a totalidade das ações incorridas no Brasil. Porém, em consulta ao departamento de estatística do Tribunal Regional do Trabalho, o número de ações em estoque no ano de 2011 está representado na tabela abaixo:

Tabela 20 – Estoque de ações no mercado

Tipo Ação	Qtde. total ações	Qtde. ações amostra	%
Horas Extras	62.921	1.882	3,0%
Cargo de Confiança	29.370	1.375	4,7%
Equiparação Salarial	8.931	402	4,5%
Total	101.222	3.659	3,6%

Se considerarmos os percentuais da tabela acima, o VaR de todas ações no mercado brasileiro estaria na casa de bilhões de reais, em linha com as provisões de perdas trabalhistas dos principais bancos do mercado brasileiro.

5 CONCLUSÃO

O trabalho realizado estimou os valores das ações trabalhistas existentes contra instituições financeiras. Como inovação do trabalho, está a mensuração do VaR de ações trabalhistas no mercado financeiro, considerando as variáveis que afetam a severidade das ações conforme as leis trabalhistas vigentes no Brasil.

Como principais desafios, a obtenção da base de dados para estudo se mostrou a mais complexa. Para tanto, obtivemos dados apenas da Ordem de Classe de Bancários de São Paulo, não representando, portanto, a totalidade de ações no país.

Além do mais, a disponibilização da base foi apenas para a frequência das ações efetivadas e para o tempo de execução. Para a severidade, realizamos estimativas das principais variáveis que constituem o valor total da ação, como salário e tempo de emprego do funcionário. Para aprimorar a simulação, agregamos dados de mercado de salários por cargos, além de pesquisa de meses médios de trabalho assim como média de horas extras reclamadas.

Em função do reduzido período de dados que nos foi disponibilizado, optou-se por utilizar dados mensais para determinação do VaR anual. Supõe-se que as fusões no mercado tenham contribuído para aumento no VaR.

O modelo pode ser útil também para atendimento a Basileia, no que diz respeito à alocação de capital. O capital regulatório na abordagem básica requer um volume mínimo muito grande, e um modelo avançado tende a alocar menos capital e conseqüentemente, pode aumentar a competitividade dos bancos. Entretanto, o estudo se concentrou nas perdas totais pelo VaR, podendo ser base de futuros estudos para alocação de capital considerando perdas esperadas.

O presente trabalho não estudou modelos alternativos, como modelos econométricos, teoria de valores extremos, cópulas, redes neurais e fuzzy, que podem ser foco para novos estudos. A incorporação de modelos causais pode trazer novos benefícios ao estudo realizado. De maneira geral, o modelo apresentou resultados satisfatórios em relação aos números de mercado.

6 APÊNDICE

6.1 TESTES DE ADERÊNCIA

6.1.1 TESTE χ^2

A estatística desse teste apresenta a seguinte fórmula:

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

onde:

Q é a estatística do teste, com d graus de liberdade;

n_k é a frequência observada dos dados empíricos da classe k ;

E_k é a frequência esperada, segundo a distribuição paramétrica teórica da classe k ;

k é o número de classes ou valores considerado;

Se $Q > \chi_{d,\alpha}^2$ com $d=k-r-1$ graus de liberdade (k é a amostra e r o número de parâmetros), rejeito H_0 e aceito H_1 . Caso contrário, não rejeito H_0 , ou esquematicamente:

$$H_0: Q < \chi_{d,\alpha}^2$$

$$H_1: Q > \chi_{d,\alpha}^2$$

Onde α representa o nível de significância, que corresponde à probabilidade de cometermos o erro de rejeitar a hipótese nula quando ela é verdadeira, sob $\chi_d^2 \sim \chi^2$ com d graus de liberdade.

A frequência esperada é $E_k = n\widehat{p}_k$, sendo:

$$p\text{-valor} = P(\chi^2 > \chi_d^2)$$

Para qualquer nível de significância maior que o p-valor, a hipótese nula é rejeitada. Quanto mais próximo de 1 o valor do p-valor, menor a chance de rejeitarmos a hipótese nula.

6.1.2 TESTE DE KOLGOROMOV-SMIRNOV

O teste estatístico de Kolgoromov-Smirnov é o método no qual a aderência é testada pela máxima diferença entre a função distribuição de probabilidade (acumulada) do modelo e da amostra:

$$D = \max_{1 \leq i \leq n} |F_e(x) - F_t(x)|$$

Onde

$F_e(x)$ é a função distribuição acumulada empírica (das amostras);

$F_t(x)$ é a função distribuição acumulada teórica (da distribuição teórica);

D é a máxima diferença entre as funções de distribuição empírica e teórica.

6.1.3 TESTE DE ANDERSON-DARLING

O teste estático de Anderson-Darling é dado por:

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

Onde

$F(x)$ é função de distribuição teórica

$F_n(x_i) = \frac{n-i+0,5}{n}$ é a função de distribuição empírica

onde x_1, \dots, x_n é a realização de um conjunto de variáveis aleatórias i.i.d.

O teste de Anderson-Darling é mais eficaz que o de Kolgoromov-Smirnov, pois fornece um peso maior para a cauda da distribuição.

6.1.4 ERRO MÉDIO QUADRÁTICO (EQM)

O método do erro médio quadrático entre uma curva com n pontos (X_i, Y_i) e a função de distribuição teórica $f(x)$ com um parâmetro α é dado por:

$$EQM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f(x_i, \alpha) - y_i)^2}$$

O valor de α que minimiza o valor é chamado de aderência de mínimos quadrados. É o valor que minimiza a “distância” entre a curva teórica e os dados. A fórmula acima é facilmente generalizada para mais de um parâmetro.

6.1.5 MODELOS GRÁFICOS

Um dos métodos mais comuns de análise gráfica é o quartil-quartil ou qq plot. O gráfico permite a análise da compatibilidade da cauda da distribuição e uma comparação gráfica entre os quartis empíricos e estimados.

Dadas as perdas de uma amostra $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$, um gráfico é construído a partir dos seguintes pontos:

$$\left\{ \left(x_{(i)}, F^{-1} \left(\frac{i}{n+1} \right) \right) : i = 1, \dots, n \right\}$$

Se os pontos estão próximos da bissetriz, então eles podem ser considerados satisfatórios.

6.1.6 MATRIZ DE CONFUSÃO

Dada uma amostra binária, em que consideramos como ruins as ações trabalhistas que serão pagas e boas o contrário, por meio da regressão logística podemos definir a probabilidade de uma ação pertencer a um destes dois grupos. Considerando, por exemplo,

um valor de corte de probabilidade de 0,5, de tal forma que probabilidades maiores que o corte são classificadas como ruins, podemos contar o número de registros classificados corretamente e incorretamente como bons e ruins em uma matriz de confusão, conforme abaixo:

Tabela 21 - Matriz de confusão conceitual

	Valores Reais		
	Categoria de ação	Boa	Ruim
Valores previstos	Boa	VN	FN
Pelo modelo	Ruim	FP	VP

Onde:

VN: verdadeiro negativo

VP: verdadeiro positivo

FN: falso negativo

FP: falso positivo

6.1.7 CURVA ROC

Denotando o total de observações ruins como positivas (P) e boas como negativas (N), definimos as seguintes expressões:

- Sensibilidade: é a razão entre os verdadeiros positivos para o total de positivos

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{P} = \frac{VP}{VP + FN}$$

A sensibilidade também é conhecida por *true positive rate (TPR)*

- Especificidade definida por:

$$\text{Especificidade} = \frac{VN}{N} = \frac{VN}{VN + FP}$$

- O *false positive ratio* é definido por:

$$FPR = \frac{FP}{N} = \frac{FP}{VN + FP} = 1 - \text{Especificidade}$$

A curva *Receiver Operating Characteristic (ROC)* é criada em gráfico de $TPR \times FPR$ variando o valor de corte da matriz de confusão de 0 a 1, conforme figura abaixo:

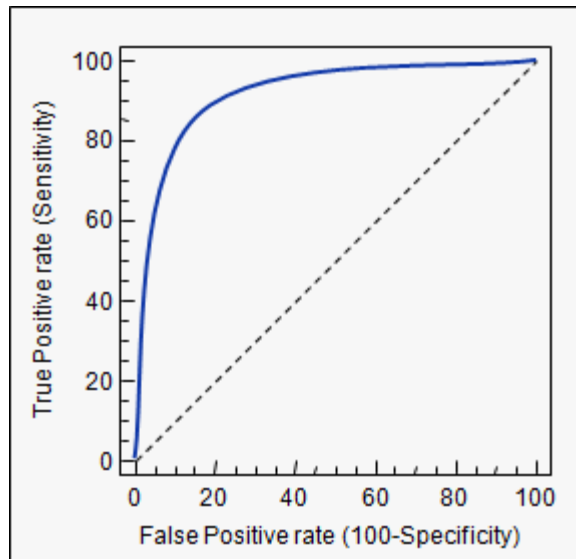


Figura 9 – Curva ROC Conceitual

Quanto mais distante estiver a curva da linha diagonal, melhor o resultado de aderência.

6.2 TABELAS

Tabela 22 – Frequência de Horas Extras entre 07/2007 e 12/2009

Percentil	Observada	Poisson	Negativa Binomial
1%	9	11	5
5%	9	14	8
10%	9	16	10
15%	10	17	12
20%	11	17	13
25%	12	18	15
30%	16	19	16
35%	17	19	17
40%	18	20	18
45%	20	21	19
50%	20	21	20
55%	22	22	21
60%	22	22	23
65%	24	23	24
70%	26	24	25
75%	27	24	27
80%	29	25	29
85%	33	26	31
90%	34	27	34
95%	36	29	38
99%	46	33	48

Tabela 23 – Frequência de Horas Extras entre 01/2010 e 08/2012

Percentil	Observada	Poisson	Negativa Binomial
1%	17	23	18
5%	22	27	23
10%	27	29	25
15%	28	30	27
20%	30	32	29
25%	30	33	30
30%	31	33	31
35%	33	34	33
40%	34	35	34
45%	36	36	35
50%	36	37	36
55%	38	37	37
60%	38	38	38
65%	38	39	40
70%	39	40	41
75%	43	41	43
80%	45	42	44
85%	47	43	46
90%	48	45	49
95%	51	47	53
99%	60	52	61

Tabela 24 – Frequência de Cargo de Confiança entre 07/2007 e 12/2009

Percentil	Observada	Poisson	Negativa Binomial
1%	5	7	3
5%	6	10	5
10%	7	11	7
15%	7	12	8
20%	9	12	9
25%	9	13	10
30%	10	14	11
35%	11	14	12
40%	12	15	13
45%	14	15	14
50%	14	16	15
55%	15	16	16
60%	17	17	17
65%	18	17	18
70%	19	18	19
75%	20	18	20
80%	22	19	22
85%	24	20	23
90%	25	21	26
95%	31	23	30
99%	38	26	38

Tabela 25 – Frequência de Cargo de Confiança entre 01/2010 e 08/2012

Percentil	Observada	Poisson	Negativa Binomial
1%	12	18	12
5%	18	21	16
10%	19	23	19
15%	21	24	21
20%	21	25	22
25%	22	26	23
30%	24	26	24
35%	25	27	26
40%	26	28	27
45%	28	29	28
50%	28	29	29
55%	30	30	30
60%	31	31	31
65%	32	31	32
70%	33	32	33
75%	36	33	35
80%	39	34	36
85%	40	35	38
90%	41	36	41
95%	43	39	45
99%	48	43	52

Tabela 26 – Frequência de Equiparação Salarial entre 07/2007 a 12/2009

Percentil	Observada	Poisson	Negativa Binomial
1%	2	1	0
5%	2	2	1
10%	2	3	2
15%	2	3	3
20%	3	4	3
25%	3	4	3
30%	4	4	4
35%	4	5	4
40%	4	5	5
45%	5	5	5
50%	5	5	5
55%	5	6	6
60%	5	6	6
65%	7	6	6
70%	7	7	7
75%	7	7	7
80%	8	7	8
85%	9	8	9
90%	9	9	9
95%	12	10	11
99%	14	12	14

Tabela 27 – Frequência de Equiparação Salarial entre 01/2010 a 08/2012

Percentil	Observada	Poisson	Negativa Binomial
1%	3	3	2
5%	3	4	4
10%	5	5	5
15%	6	6	6
20%	6	6	6
25%	6	7	7
30%	7	7	7
35%	8	8	7
40%	8	8	8
45%	8	8	8
50%	8	9	9
55%	9	9	9
60%	10	10	10
65%	10	10	10
70%	10	10	10
75%	11	11	11
80%	12	11	12
85%	13	12	12
90%	13	13	13
95%	16	14	15
99%	16	17	18

Tabela 28 – Dados simulados para cálculo de severidade de Horas Extras

Dado #	Salário	Horas Extras / Mês	Meses Trabalhados
1	4.538	7	15
2	5.833	38	18
3	1.741	20	16
4	4.862	41	29
5	4.318	50	13
6	2.692	30	31
7	3.566	12	31
8	4.342	49	26
9	7.578	18	14
10	6.769	9	24
...
100.000	5.065	22	13

Desta base, chegamos à severidade para cada ação:

Tabela 29 – Severidade de Horas Extras

Dado #	Horas Extras	Aviso Prévio	Férias Proporcionais	13º Salário	FGTS não recolhido	INSS não recolhido	Severidade
1	3.962	217	367	275	401	660	5.881
2	31.897	1.512	2.953	2.215	3.225	5.316	47.118
3	4.626	237	428	321	468	771	6.852
4	47.641	1.359	4.411	3.308	4.817	7.940	69.477
5	23.295	1.472	2.157	1.618	2.355	3.883	34.780
6	20.789	551	1.925	1.444	2.102	3.465	30.275
7	11.023	292	1.021	765	1.115	1.837	16.053
8	45.650	1.451	4.227	3.170	4.616	7.608	66.722
9	3.962	217	367	275	1.609	660	23.690
10	31.897	1.512	2.953	2.215	1.199	5.316	17.369
...
100.000	12.069	773	1.117	838	1.220	2.011	18.029

Tabela 30 – Dados simulados para cálculo de severidade de Cargo de Confiança

Dado #	Salário	Horas Extras / Mês	Meses Trabalhados
1	6.161	5	18
2	3.850	10	46
3	8.960	9	14
4	9.590	38	31
5	9.419	5	32
6	9.343	21	25
7	5.473	19	50
8	8.965	50	27
9	8.341	50	10
10	11.320	7	18
...
100.000	8.980	20	28

Dessa base, chegamos à severidade para cada ação:

Tabela 31 – Severidade de Cargo de Confiança

Dado #	Horas Extras	Aviso Prévio	Férias Proporcionais	13° Salário	FGTS não recolhido	INSS não recolhido	Severidade
1	4.537	210	420	315	459	756	6.697
2	14.490	263	1.342	1.006	1.465	2.415	20.981
3	9.237	550	855	641	934	1.539	13.757
4	92.430	2.485	8.558	6.419	9.346	15.405	134.643
5	12.330	321	1.142	856	1.247	2.055	17.951
6	40.132	1.338	3.716	2.787	4.058	6.689	58.720
7	42.540	709	3.939	2.954	4.301	7.090	61.534
8	99.023	3.056	9.169	6.877	10.012	16.504	144.640
9	34.122	2.844	3.159	2.370	3.450	5.687	51.632
10	11.670	540	1.081	810	1.180	1.945	17.226
...
100.000	2.782	203	258	193	281	464	4.180

Tabela 32 – Dados simulados para cálculo de severidade de Equiparação Salarial

Dado #	Diferença Salarial	Horas Extras / Mês	Meses Trabalhados
1	1.340	50	30
2	1.564	12	45
3	1.797	24	54
4	1.538	23	46
5	1.624	37	20
6	1.260	45	51
7	2.176	37	30
8	1.617	44	26
9	2.059	47	22
10	1.652	43	70
...
100.000	1.765	47	22

Dessa base, chegamos à severidade para cada ação:

Tabela 33 – Severidade de Equiparação Salarial

Dado #	Horas Extras	Aviso Prévio	Férias Proporcionais	13° Salário	FGTS não recolhido	INSS	Multa 477	Severidade
1	16.489	457	1.527	1.145	1.667	2.748	40.307	64.341
2	7.047	128	652	489	712	1.174	71.770	81.974
3	19.363	294	1.793	1.345	1.958	3.227	98.606	126.586
4	13.367	241	1.238	928	1.352	2.228	71.032	90.385
5	9.923	410	919	689	1.003	1.654	32.779	47.377
6	23.557	386	2.181	1.636	2.382	3.926	63.982	98.050
7	19.613	549	1.816	1.362	1.983	3.269	64.789	93.381
8	15.348	485	1.421	1.066	1.552	2.558	42.632	65.062
9	16.489	457	1.527	1.145	1.736	2.748	40.307	69.864
10	7.047	128	652	489	4.137	1.174	71.770	175.296
...
100.000	14.793	569	1.370	1.027	1.496	2.465	38.248	59.968

Tabela 34 – Matriz de Confusão (Cargo de Confiança)

Categoria de ação	Ação não estoque	Ação estoque	Total
	encerrada	encerada	
Ação não estoque encerrada	553	243	796
Ação estoque encerada	209	709	918
Total	762	952	1.714

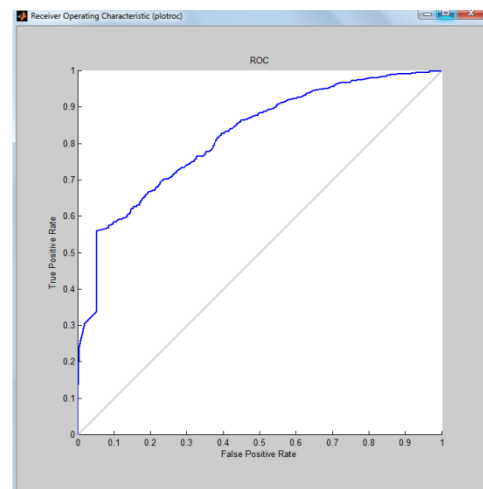


Figura 10 – Gráfico ROC de Cargo de Confiança

Tabela 35 – Matriz de Confusão (Equiparação Salarial)

Categoria de ação	Ação não estoque	Ação estoque	Total
	encerrada	encerada	
Ação não estoque encerrada	155	75	230
Ação estoque encerada	71	213	284
Total	226	288	514

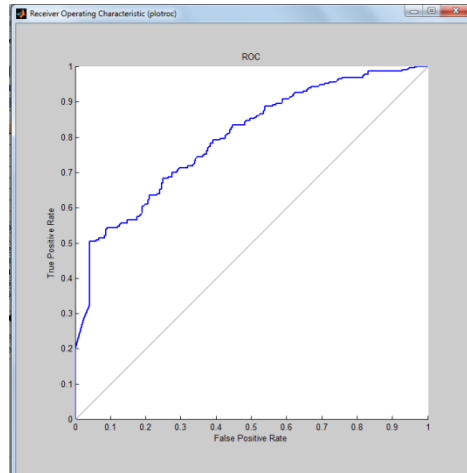


Figura 11 – Gráfico ROC de Equiparação Salarial

REFERÊNCIAS

ALEXANDER, C. **Bayesian Methods for Measuring Operational Risk**. University of Reading: ISMA Centre, University of Reading. Discussion Papers in Finance. 2002. Working Paper.

ALMEIDA, A. **Curso Prático de Processo do Trabalho**. São Paulo: Saraiva, 2009

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. **Consultive Document Operational Risk. 2001**. Disponível em: <http://www.bis.org>.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. **Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk. 2001**. Disponível em: <http://www.bis.org>.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION.. **International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards – A Revised Framework**. Disponível em: <http://www.bis.org>. 2004.

BRANDTS, S. **Operational Risk and Insurance: Quantitative and Qualitative Aspects**. EFMA, Basileia. Disponível no SSRN: <http://ssrn.com/abstract=493082>, 2004. Working Paper.

CASTILHO, P. C.. **Prática de cálculos trabalhistas na liquidação de sentença**. São Paulo: Revista dos Tribunais, 2003.

COLLET, D. **Modelling Binary Data**. Boca Raton. Chapman & Hall, 2002.

CONTRAF (Confederação Nacional dos Trabalhadores do Ramo Financeiro). **Pesquisa de Emprego Bancário**. São Paulo. 2011.

CRUZ, M. **Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk: A Quantitative Approach**. West Sussex. Editora Wiley, 2002.

DE FONTNOUVELLE, P. **Results of the Operational Risk Loss Data Collection Exercise (LDCE) and Quantitative Impact Study (QIS)**. Presentation. Implementing an AMA to Operational Risk, Federal Reserve Bank of Boston, maio 18-20, disponível em: <http://www.bos.frb.org/bankinfo/conevent/oprisk2005/>, 2005.

DE FONTNOUVELLE, P., ROSENGREN, E. JORDAN J. **Implications of alternative operational risk modeling techniques**. Federal Reserve Bank of Boston, 2004. Working Paper.

DIONNE, G; DAHEN, H. **What about Underevaluating Operational Value at Risk in the Banking Sector?** Montreal, 2007. Disponível no SSRN http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1014079 . Working Paper.

DOBSON, A. J. **An Introduction to Generalized Linear Models**. Boca Raton. Chapman & Hall, 1990.

DUTTA, K.; PERRY, J. **A Tale of Tails: An Empirical Analysis of Loss Distribution Models for Estimating Operational Risk Capital**. Boston, Federal Reserve Bank of Boston, 2007. Working Paper.

EBNÖTHER, S., VANINI, P., MCNEIL, A., ANTOLINEZ-FEHR, P. **Modelling Operational Risk**. Federal Institute of Technology. Zurique. ETH Zentrum, 2001. Working Paper.

EMBRECHTS, P; KAUFMANN, R SAMORODNITSKY, G. **Ruin Theory Revisited: Stochastic Models for Operational Risk**. Zurique/Nova Iorque, ETHZ/Cornell University, 2004. Working Paper.

EMBRECHTS, P; SAMORODNITSKY, G. **Ruin Problem, Operational Risk and How Fast Stochastic Processes Mix**. The Annals of Applied Probability, 2003. Working Paper.

FRAISSE, H., KRAMARZ, F., PROST, C. **Labor Disputes and Labor Flows**. Bonn. Institute of Study of Labor (IZA), 2011. Working Paper.

FRACHOT, A.; RONCALLI, T.; SALOMON, E. **The Correlation Problem in Operational Risk**. Munique. Munich Personal RePEc Archive, 2004. Working Paper.

JORION, P. **Value at Risk**. Nova Iorque. McGraw Hill, 2001.

KING, Jack L. **Operational Risk, Measuring and Modelling**. West Sussex. Editora Wiley, 2001.

KLUGMAN, S; PANJER, H., WILLMOT, G. **Loss Models from Data to Decisions**. Hoboken. Editora Wiley, 2008.

LINDSKOG, F.; MCNEIL, A. **Common Poisson Shock Models: Applications to Insurance and Credit Risk Modelling**. Astin Bulletin. Birmingham/UK, 2001. Working Paper.

MATEU, M. C. F. **Metamorfoses no Mundo do Trabalho**. Universidade Federal de Dourados, 2007. Dissertação de mestrado.

MCULLAGH, P.; Nelder J. A. **Generalized Linear Models**. Boca Raton. Chapman & Hall, 1990.

MEDOVA, Elena A.. **Operational Risk Capital Allocation and Integration of Risks**. Cambridge, 2001. Working Paper.

MOSCADELLI, M. **The modeling of operational risk: experience with the analysis of the data collected by Basel Committee**. Disponível no SSRN: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=557214, 2004. Working Paper.

OLIVEIRA, A. **Cálculos trabalhistas**. São Paulo. Ed. Atlas, 2006.

PAVANELLI, A. **Utilização de Redes Neurais Artificiais para a Revisão do Tempo de Duração de Audiências Trabalhistas.** Curitiba. Universidade Federal do Paraná, 2008. Dissertação de mestrado.

PANJER, H. **Operational Risks: Modeling Analytics.** Hoboken. Ed. Wiley Series, 2006.

ROCHA, G. **Cálculos Trabalhistas: para rotina, liquidação de sentenças e atualização de débitos judiciais.** Porto Alegre. Livraria do advogado. 2010.

SANTOS, J. **Curso de cálculos de liquidação trabalhista.** Curitiba. Ed. Juruá, 2008.

QUEIROZ, C. **Redes Bayesianas no Gerenciamento e Mensuração de Riscos Operacionais.** São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, 2008. Dissertação de mestrado.

RIPPEL, M.; TEPLY, P. **Stress Testing and Scenario Analysis: The Key Challenges of Operational Risk Management.** Saarbrücken. Ed.VDM, 2010.

SAYURI, A. **Modelos Causais no Cálculo de Capital para Risco Operacional: Investigação do Uso de Redes Neurais Artificiais como Modelo Avançado de Mensuração de Capital.** Fundação Getúlio Vargas, 2010. Dissertação de mestrado.

SIMINTZI, E., VIG, V., VOLPIN, P. **Labor and Capital: Is Debt a Bargaining Tool?** Londres. London Business Economics, 2010. Working Paper.

SCHEVCHENKO, P. **Modelling Operational Risk Using Bayesian Inference.** Nova Iorque. Ed. Springer, 2011.

SOPRANO, A.; CRIELAARD, B.; PIACENZA, F; RUSPANTINI, D. **Measuring Operational and Reputational Risk.** West Sussex. Ed. Wiley, 2009.

WOODWARD, P. **Bayesian Analysis Made Simple.** Boca Raton. Ed. Chapman & Hall, 2012.