

A Influência do Ambiente Externo no Risco Operacional das Instituições Financeiras: uma análise empírica para fraudes^a

RESUMO: Este estudo empírico constata a relação entre variáveis representativas de Fatores do Ambiente Externo (FAE) e fraudes externas enfrentadas por instituições financeiras. Para isso, utilizam-se modelos econométricos para análises de séries temporais tanto da frequência como da severidade – ligada ao valor – dessa categoria de eventos de perda. Aplica-se o método geral-para-específico (Hendry Approach) e testa-se a co-integração pelo procedimento de Johansen (1988). A amostra é formada por 15.505 eventos de perdas relacionados a fraudes externas ocorridas numa instituição financeira brasileira no período de jan/2000 a out/2003. Assim, como variáveis capazes de explicar a ocorrência desse tipo de fraude em bancos, destacam-se: rendimento médio real e salário mínimo real. Evidencia-se, dessa forma, a influência do ambiente externo no Risco Operacional presente em instituições financeiras.

PALAVRAS-CHAVE: Risco Operacional, indicadores de risco, fraudes, eventos de perda
Classificação JEL: C22, C51, G21

ABSTRACT: This empirical essay verifies the relationship among representative variables of the external environment factors and external frauds faced by financial institutions. For that, econometric models are used for time-series analyses as much as the frequency as the severity - linked to the value - of that category of loss events. The general to specific modelling (Hendry Approach) is used and cointegration tests are applied by the procedure of Johansen (1988). The sample constitutes of 15.505 loss events related to external frauds held in a Brazilian financial institution in the period from jan/2000 to out/2003. Likewise, as variables capable to explain the occurrence of that fraud type in banks, stand out: real medium income and real minimum wage. It is evidenced, in that way, the influence of the external environment in the Operational Risk present in financial institutions.

KEY WORDS: Operational Risk, risk indicators, frauds, loss events.
JEL Classification: C22, C51, G21

Luciano de Castro Pereira^b

Roberto Meurer^c

^a Agradecemos a um parecerista anônimo desta revista pelas pertinentes observações que contribuíram para melhorar o artigo. Os erros remanescentes são de nossa responsabilidade.

^b Mestre em Economia pela UFSC e analista da Diretoria de Gestão de Riscos do Banco do Brasil.

^c Professor do Departamento de Economia da UFSC.

1. Introdução

Há uma crescente preocupação internacional em fortalecer a solidez dos sistemas financeiros em todo o mundo. Isso porque a estabilidade financeira tanto internamente quanto internacionalmente pode estar ameaçada mediante a constatação da fragilidade do sistema bancário de um país, seja ele desenvolvido ou não. Entende-se que as instituições bancárias, por sua natureza, estão sujeitas ao risco operacional, além dos de crédito e de mercado, no desempenho de suas atividades. Conseqüentemente, ao considerar apenas os riscos de mercado e crédito, as instituições financeiras não estão totalmente conscientes de todos os riscos aos quais estão sujeitas (BIS, 2001b).

Constata-se que o entendimento das causas originárias das perdas operacionais enfrentadas pelas instituições financeiras é fundamental para a correta avaliação do seu risco. Ademais, a importância da análise do risco operacional, como uma classe distinta de riscos, se evidencia pelo fato de que os bancos alocam atualmente 20% ou mais do seu capital interno para esse tipo de risco (BIS, 2001a). Nesse sentido, este trabalho tem o objetivo de analisar a influência do ambiente externo no risco operacional de instituições financeiras. Para isso, apresentam-se variáveis representantes de Fatores do Ambiente Externo (FAE) como indicadores desse tipo de risco e, com base em uma análise empírica, verifica-se a possível relação entre essas variáveis e fraudes externas enfrentadas por uma instituição financeira brasileira. A identificação desses parâmetros contribui para o entendimento da dimensão do risco operacional presente nos bancos. Como consequência, avança-se na gestão dessa forma de risco por parte das instituições financeiras.

Assim, a partir de abordagens propostas pelo Comitê da Basileia para Supervisão Bancária, estabelecido em 1974 (denominado de Comitê ao longo deste trabalho), instituições financeiras desenvolveram mecanismos de identificação e avaliação de riscos operacionais inerentes a processos, produtos e serviços de sua atividade. No entanto, nos tempos atuais, tanto do ponto de vista regulamentar quanto do ponto de vista econômico, mostra-se ainda evidente a carência de modelos quantitativos capazes de

estabelecer com precisão o montante necessário à provisão de capital destinado a riscos, especialmente o risco operacional. Não obstante, observa-se que há empenho por parte das instituições financeiras em aplicar técnicas para mensuração do risco operacional, haja vista que níveis crescentes de sofisticação da administração de risco e exatidão na metodologia de mensuração podem ser recompensados por uma redução na necessidade reguladora do capital destinado a esse tipo de risco. Isto decorre de o Novo Acordo de Capital da Basileia, com implementação prevista para 2007, propor uma estrutura de exigência de alocação de capital para o risco operacional (BIS, 2004). Ao mesmo tempo, o desenvolvimento de medições formais do risco operacional leva os bancos a uma melhor compreensão da exposição a essa forma de ameaça. Os benefícios para a instituição que utiliza um modelo desse tipo são, por exemplo, a análise de cenários e análises de custo/benefício, com base nos parâmetros estimados do modelo, que mostram a sensibilidade do impacto da variação das fraudes anteriores e dos FAE nas perdas operacionais (CRUZ, 2002).

Contudo, atualmente ainda são grandes as incertezas na avaliação individual dos riscos por parte de instituições financeiras, tanto brasileiras como estrangeiras. Na verdade, muitas causas primárias de riscos não são entendidas por completo devido a deficiências contábeis, enquanto outras simplesmente não são compreendidas por serem de difícil acesso.

Neste trabalho procura-se verificar empiricamente o efeito de fatores externos sobre o risco operacional, através das ocorrências de perdas sofridas por uma instituição financeira com um tipo específico de fraude em um intervalo de tempo. Para isso utiliza-se econometria de séries temporais. Os resultados indicam que os fatores externos de fato influenciam a ocorrência de fraudes, tanto em frequência como em severidade.

O trabalho está estruturado em seções. Na seção 2 são explicados o risco operacional e sua relação com os fatores de ambiente externo (FAE) que podem gerar perdas, e os indicadores-chaves de risco (ICR), especificamente do risco operacional. Na seção 3 é abordada a teoria do crime, que pode auxiliar na explicação da ocorrência de fraudes externas, e apresentada a discussão atual sobre



o risco operacional, em termos teóricos e empíricos. Na seção 4 é discutida brevemente a metodologia econométrica adotada. A base de dados utilizada é descrita na seção 5; na seção 6 são mostrados e discutidos os resultados da análise. A seção 7 conclui.

2 Risco Operacional, Fator Eventos Externos e Indicadores-chave de Risco

O Comitê define risco operacional como “o risco de perdas resultantes de processos internos, pessoas e sistemas inadequados ou falhos, ou de eventos externos” (BIS, 2001b, p. 8, tradução nossa)¹. Além disso, estabelecem-se quatro fatores gerais causadores do risco operacional em instituições financeiras. São eles: Pessoas, Sistemas, Processos e Eventos Externos. Adicionalmente, os eventos de perdas operacionais podem ser agrupados em categorias distintas de acordo com a natureza subjacente ao tipo de evento (BIS, 2001b). Dentre elas, encontram-se as *fraudes externas*, identificadas como perdas causadas por ações intencionais executadas por terceiros para lesar a instituição ou seus clientes. Exemplos são roubo, falsificação, furto, fraudes em cheques e desvio de informações com perda monetária.

Marshall (2002, p. 52) observa que fatores de risco diferem de eventos de perda, pois os fatores de risco representam estados ou condições contínuas à atividade financeira. Os fatores de risco se apresentam como intrínsecos a produtos ou processos específicos e extrínsecos à organização como parte de seu ambiente competitivo mais amplo.

Observa-se que alguns eventos de perda têm suas causas primárias originadas em partes diversas da instituição. Outros eventos se originam parcialmente ou totalmente fora do ambiente de controle do banco. De fato, as *fraudes externas* evidenciam-se como uma das categorias de maior magnitude de perdas enfrentadas pelas instituições financeiras (MARSHALL, 2002, p. 286). Portanto, a compreensão e o detalhamento dos fatores de risco se mostram essenciais, pois possibilitam ao banco atuar diretamente sobre os fatores causais além de influenciar perdas futuras. Nesse sentido, uma análise apurada do fator de risco Eventos Externos torna-se fundamental.

As perdas relacionadas a Eventos Externos têm suas fontes causadoras tanto na ação humana como em razão de *força maior*. Como decorrência da ação de força maior a instituição pode ter perdas ocasionadas em virtude, por exemplo, de enchentes, terremotos, catástrofes e outros desastres naturais. Devido à ação humana, o banco pode ter perdas ocasionadas por degradação no meio-ambiente, alterações no ambiente econômico, político e social, além de atos de vandalismo, roubo e fraudes provocados por agentes externos à organização.

Dessa forma, identificam-se componentes do fator de risco Eventos Externos, como *força maior*, *ambiente externo* (meio-ambiente e ambiente econômico, social e político)² e *agente externo* (clientes, fornecedores, concorrentes e demais indivíduos).

Normalmente, com fator causal Eventos Externos, na categoria *fraudes externas* encontram-se eventos de perda do tipo fraudes por meios eletrônicos, fraudes não-eletrônicas (documentais) e roubos praticados por agentes externos à instituição. Considera-se que a ação criminosa pode ter se manifestado como decorrência de deficiências no ambiente social externo à instituição, indicando o fator determinante de risco como Eventos Externos e o componente *ambiente externo*.

O Comitê destaca, dentre outros, o uso de Indicadores de Risco como forma de identificar e avaliar o risco operacional de instituições financeiras (BIS, 2003). Recentemente há, por parte de diversas instituições, a incorporação desses parâmetros que podem ser usados, por exemplo, como uma aproximação de verificação da qualidade dos sistemas e controles de um determinado processo existente na organização. Esses parâmetros são normalmente elementos quantitativos e comumente chamados de Indicadores-chave de risco (ICR). Conforme destacado por Cruz (2003, p. 498), esses indicadores auxiliam a identificar em tempo real onde e como estão acontecendo situações que podem levar a perdas, além de permitir que a instituição seja pró-ativa na forma de lidar com os riscos. De fato, quando determinados ICR estão devidamente identificados pela instituição, trazendo inclusive advertências sobre o risco crescente de perdas futuras, possibilita-se um efetivo processo de monitoramento contínuo do risco operacional, o que capacita o banco a agir apropriadamente na presença desse risco (BIS, 2003).

¹ Em vários estudos essa definição inclui o risco legal e exclui os riscos de conjuntura, estratégico, de imagem (ou reputação) e sistêmico (MARSHALL, 2002, p. 424).

² Relacionadas a esse componente, incluem-se também alterações no ambiente legal no qual a instituição está envolvida. Isso porque determinadas mudanças na legislação podem ter consequências diversas para os bancos, inclusive perdas operacionais. Nota-se, nesse ponto, uma estreita ligação entre o risco operacional e o risco legal, o que talvez justifique a inclusão desse tipo de risco na definição de risco operacional dada pelo Comitê.

Vista a importância da análise sobre a que fator de risco está ligada a causa primária dos eventos de perda, compreende-se, então, que o ICR deve ser inserido também com o objetivo de auxiliar nessa identificação do fator causal do risco. Observa-se que muitos eventos de perda, com origem primária ligada ao fator de risco eventos externos, guardam alguma relação com indicadores do componente *ambiente externo*. Dessa forma, evidencia-se que determinados Fatores do Ambiente Externo (FAE) podem apresentar parâmetros capazes de indicar o comportamento de perdas sofridas pelos bancos. Nesse sentido, assume-se a possível relação entre FAE e eventos de perda.

Com isso, nota-se a influência do ambiente externo sobre o ambiente interno à instituição. É importante que a instituição identifique FAE considerados de alta criticidade, ou seja, que possam influenciar na exposição do banco a riscos e, como consequência, capazes de conduzir a ocorrência de perdas significativas. Efetivamente, os FAE servem para mensurar parte do fator de risco eventos externos, pois ainda há os componentes *força maior* e *agente externo* como integrantes do fator eventos externos. De fato, os FAE se apresentam como indicadores substitutos para a mensuração do risco, enquanto o provocador real do evento de perda continua sendo o fator causal do risco.

Como muitos eventos de perda do tipo fraudes externas têm sua origem primária ligada a eventos externos, destaca-se a importância de uma investigação sobre a possível relação entre FAE e fraudes externas. Do mesmo modo, como o Novo Acordo de Capital da Basileia prevê alocação de capital em função do risco operacional, o entendimento dessa relação também se mostra importante para o intuito de uma alocação eficiente de capital em decorrência desse tipo de evento. Além disso, a compreensão da influência do ambiente externo como impulsionador da exposição da instituição a riscos latentes se apresenta como uma vantagem competitiva para o banco que enveredar por esse caminho.

Entende-se que as fraudes externas tenham parcelas controláveis e outras não controláveis ou apenas influenciáveis por parte das instituições financeiras. De modo que parcelas incontroláveis das fraudes muitas vezes se devem ao fator de risco Eventos Externos e

podem estar ligadas a FAE tais como os relacionados à teoria do crime. Além disso, compreende-se que em muitos casos pode haver dependências entre eventos de perda, de modo que erros tendem a levar a outros erros. Matematicamente, isto significa que eventos distintos podem ser interdependentes. Ademais, geralmente, “qualquer atributo de evento (impacto, frequência, tempos até a ocorrência, retardo) pode ser dependente de outro atributo de um evento ou fator de risco. Fatores de risco e eventos podem rapidamente formar uma hierarquia complexa de dependências constituída a partir de seus muitos impactos indiretos.” (MARSHALL, 2002, p. 67). Admite-se, neste trabalho, que esse tipo de interdependência também possa ocorrer entre eventos distintos de fraudes externas. Por exemplo, uma fraude pode ter ocorrido em função do conhecimento adquirido através da ocorrência de uma fraude anterior. Esse conhecimento adquirido pode ser proveniente tanto da experiência com a ação fraudulenta como de informação adquirida pelo agente.

Outra consideração a ser feita se refere às ações de gestão visto a ocorrência de perdas. Assume-se que exista uma ‘inteligência fraudulenta’ que se desenvolve por mecanismos externos às ações dos bancos. Nesse sentido, assume-se a hipótese de que ações fraudulentas analisadas neste trabalho ocorrem independentemente das ações gerenciais.

Portanto, com o uso da base de dados a possível dependência estatística entre FAE e as fraudes externas pode ser analisada por meio da aplicação de um modelo multifatorial, tendo como variável dependente as perdas operacionais, ou seja, as fraudes externas, e os FAE como as variáveis capazes de explicar essas perdas, além da consideração das perdas passadas. O modelo a ser especificado explica as fraudes seguindo a função:

$$F_t = F_t(F_{t-i}; \sum_{j=1}^n FAE_{j,t}; \sum_{j=1}^n FAE_{j,t-i}) \quad (1)$$

Onde,

F_t : fraudes externas ocorridas no tempo t ;

F_{t-i} : fraudes externas ocorridas no tempo $t-i$, sendo $i > 0$;

$\sum_{j=1}^n FAE_{j,t}$: somatório dos fatores do ambiente externo no tempo t ;



$\sum_{j=1}^n FAE_{j,t-i}$: somatório dos fatores do ambiente externo no tempo $t-i$.

Assume-se, desse modo, que valores correntes da variável fraudes externas (F_t) podem ser influenciados por valores defasados dela própria (F_{t-i}), por valores correntes dos

$FAE (\sum_{j=1}^n FAE_{j,t})$, além dos valores defasados

dos $FAE (\sum_{j=1}^n FAE_{j,t-i})$. Portanto, o modelo

a ser desenvolvido engloba o tipo autoregressivo e de defasagem distribuída. A partir do desenvolvimento desse tipo de modelagem é possível inferir uma análise de regressão múltipla, avaliando o poder de explicação e significância estatística dos coeficientes estimados.

3 Teoria do Crime e a Literatura de Risco Operacional

A Teoria do Crime apresenta em sua literatura diversos estudos sobre as causas da criminalidade e da violência existentes em muitos países. Entretanto, não há consenso no campo de pesquisa da criminologia e o que se observa é uma diversidade de abordagens teóricas e perspectivas analíticas que, de forma conjunta, elucidam vários fatores possíveis para explicar as motivações para o crime.

Uma das principais abordagens sobre as causas da criminalidade é a conhecida teoria econômica da escolha racional. Gary Becker (1968), com seu artigo intitulado *Crime and Punishment: An Economic Approach*, se destaca como o principal formulador dessa teoria e argumenta que a motivação criminosa dos indivíduos se desenvolve a partir de um cálculo racional em que estão envolvidas considerações de custo-benefício, comparadas aos resultados da alocação do seu tempo no mercado de trabalho legal. De modo que a decisão de cometer uma ação criminosa se assemelha a um processo de maximização de utilidade esperada, onde, dentre os determinantes, consideram-se os potenciais ganhos resultantes, o valor da eventual punição, as chances de detenção, além do custo de oportunidade de cometer o crime, visto através do salário alternativo no mercado de trabalho (CERQUEIRA; LOBÃO, 2003).

Dentre explicações e interpretações distintas, identificam-se três perspectivas analíticas principais no debate sobre as causas do problema do aumento da criminalidade e da violência, caracterizadas como: econômica, política e social (MESQUITA NETO, 2001).

A perspectiva econômica destaca a contribuição de fatores econômicos como o desemprego, a pobreza e as desigualdades econômicas para o crescimento da criminalidade e da violência. Nessa abordagem, o crime é interpretado como uma estratégia de sobrevivência por parte do indivíduo. Nesse sentido, a concepção teórica de Becker (1968) se identifica com essa perspectiva econômica e, conforme destacado por Saporiti e Wanderley (2001), no cálculo racional em torno dos benefícios e custos esperados envolvidos, a experiência pessoal do desemprego, do ponto de vista das preferências individuais, pode constituir um fator essencial nesse cálculo realizado pelos indivíduos, facilitando a adoção da carreira criminosa.

Em análise sobre a teoria econômica das causas do crime, Fajnzylber (2000) ressalta que após as considerações feitas no cálculo racional pelos indivíduos, o crime só se mostra compensável caso os salários pagos no mercado legal forem suficientemente baixos. Assim, uma das previsões decorrentes dessa teoria destaca que:

O custo de delinquir deveria aumentar com o aumento das possibilidades de trabalho no mercado legal: maior renda per capita, maiores níveis de educação, maiores salários, e menor desemprego deveriam portanto estar associados a menores taxas de crime. (FAJNZYLBER, 2000, p. 3).

Outra previsão resultante da teoria econômica para o crime enfatiza que, mesmo que outros fatores relevantes permaneçam inalterados, as taxas de crime num dado momento do tempo tendem a aumentar com as taxas em momentos anteriores. Conhecida como inércia criminal, essa idéia é formulada com a explicação de que "... à medida que o indivíduo opta pela carreira criminal, menores [são] as probabilidades de o mesmo sair do crime, ajustando-se ao mercado de trabalho legal." (CERQUEIRA; LOBÃO, 2003, p. 14). Em um estudo empírico, Pezzin (1986, apud Cerqueira e Lobão, 2003) analisa uma série

de dados (em *cross-section* para o ano de 1983 e em séries temporais para o período entre 1970 e 1984) para a região metropolitana de São Paulo e verifica uma correlação positiva significativa entre urbanização, pobreza e desemprego em relação a crimes contra o patrimônio.

As linhas de pesquisa da área de economia do crime têm se desenvolvido, especialmente analisando corrupção e seus reflexos. Apesar da relação entre crimes e as variáveis associadas aos FAE, não há, do conhecimento dos autores deste trabalho, literatura específica sobre a sua ligação com o risco operacional. Mais amplamente, o próprio estudo empírico sobre risco operacional ainda está em seus estágios iniciais. Recentemente tem se observado uma evolução teórica considerável (CRUZ, 2002). A escassez de literatura está associada ao fato de o Novo Acordo incorporando o risco operacional à gestão de riscos mais geral do sistema financeiro ser recente, havendo discussões, inclusive, sobre sua mensuração e tratamento estatístico, o que está se dando principalmente nos aspectos teóricos (WAHLSTRÖM, 2005, ROSENBERG e SCHUERMANN, 2005, CORNALBA e GIUDICIE, 2004). Em termos práticos as instituições financeiras ainda têm dificuldade quanto à melhor estratégia de definir, modelar e mitigar o risco operacional, o que inclui discussão sobre seu tratamento estatístico ou qualitativo, mas há percepção de que crimes financeiros são a área mais promissora para a gestão do risco operacional (PORTER, 2003). Exceções são FONTNOUELLE, P; ROSENGREN. E.; JORDAN (2004) que exploram a base de dados de perdas por risco operacional do BIS, e NEIL, FENTON e TAILOR (2005), ambos se ocupando principalmente com a distribuição estatística das perdas.

4 Base de Dados

Para a análise de riscos e a ocorrência de perdas destaca-se a importância da criação de banco de dados com classificação e quantificação dos prejuízos segundo a categorização de riscos. No mapeamento das perdas nota-se o binômio 'causa e efeito', onde a causa é a ação ou conjunto de circunstâncias que levam ao evento e o efeito é a perda decorrente (CRISANTE NETO; CRESTO, 2003).

A base de dados utilizada neste trabalho é formada por 15.505 registros de eventos de perdas relacionados a uma categoria específica de fraudes externas. As perdas ocorreram no período de janeiro de 2000 a outubro de 2003. A amostra de dados foi coletada de uma instituição financeira brasileira. Este conjunto de dados corresponde a todos os eventos com perdas observados desta categoria de fraude na instituição no período em questão. A ocorrência dos eventos abrange todas as regiões do país, sendo representativa, portanto, da economia brasileira no período. Os valores das perdas estão representados em unidades monetárias fictícias. No entanto, para que este trabalho não perdesse sua relevância os dados dos valores das fraudes mantêm a proporção exata com os dados originais. Dessa forma, o período da amostra utilizada neste trabalho atende ao critério contido no Novo Acordo, uma vez que o Comitê exige que se utilize um histórico de dados de perdas no mínimo de três anos, no início da implementação do Novo Acordo, para que a instituição se habilite à abordagem avançada (BIS, 2004).

Os dados estão relacionados por data da ocorrência e valores das fraudes para cada evento de perda. Assim, as análises podem ser feitas tanto por valores (tratada como análise de severidade) como por frequência dessas perdas. Os valores das perdas estão deflacionados de modo que todos os valores do período são em função dos valores do último mês (out. 2003). Para isso utilizou-se o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), divulgado pelo IBGE.

A escassez e a indisponibilidade de dados relacionados à criminalidade no Brasil dificultam uma análise com diversas variáveis possíveis de representar FAE capazes de influenciar ações fraudulentas. Dada a ausência de microdados para os FAE, foi necessária a utilização de variáveis macroeconômicas como *proxies*. O ideal, evidentemente, seria a utilização de variáveis que representassem diretamente os FAE, mas a teoria do crime permite fazer a associação indireta, o que justifica a utilização das *proxies* macroeconômicas. Utilizaram-se as variáveis rendimento do trabalho, salário mínimo e taxa de desemprego como representantes dos FAE. Esses dados foram colhidos do IBGE. Por indisponibilidade de dados para todo o período da amostra, considera-se, como variável



representante do rendimento do trabalho, o rendimento médio real do trabalho principal, para o período de jan. 2000 a nov. 2002, e *valores ajustados* do rendimento médio real das pessoas ocupadas, PME nova, para os meses de dez. 2002 a out. 2003. A indisponibilidade desses dados se deve às reformulações na metodologia da Pesquisa Mensal de Emprego (PME), publicada pelo IBGE. Para que os dados do período sejam comparáveis, esses *valores ajustados* foram construídos por meio da aplicação, para o período de indisponibilidade, da relação média entre os valores do período de disponibilidade mútua dos dados.

Como variável taxa de desemprego, considerou-se a taxa de desemprego aberto, referência 30 dias, para o período de jan. 2000 a dez. 2002, e *valores ajustados* da taxa de desemprego, referência 30 dias, PME nova, para os meses de jan. a out. 2003. Como variável representante do salário dos trabalhadores, considera-se o salário mínimo real, com valores mensais em reais para o período de janeiro de 2000 a outubro de 2003.

Conforme Morettin e Tolo (1987), a fim de estabilizar a variância e tornar o efeito sazonal aditivo das séries temporais é comum proceder com a transformação logarítmica dos dados originais. Assim, todas as variáveis deste trabalho foram logaritimizadas de forma a captar diretamente as elasticidades entre as variáveis e suas variações em termos percentuais.

5 Metodologia

No estabelecimento do modelo de regressão mais adequado, aplica-se o método geral-para-específico, ou *Hendry Approach*, o qual se baseia num processo de redução sucessiva. Dessa forma, parte-se de um modelo econométrico geral de defasagem distribuída (ADL) e, a partir de testes específicos, alcança-se um modelo parcimonioso final (Hendry, 1980).

Como os dados utilizados neste trabalho são de séries temporais, é necessário primeiramente examinar sua estacionariedade a fim de evitar problemas de regressões espúrias. Regressões espúrias resultam na obtenção de resultados artificiais e enganosos em regressões com séries temporais com tendências comuns ou não-estacionárias

(GRIFFITHS, 1992, p. 696). Uma série temporal é estacionária se suas média e variância não se alterarem sistematicamente com o tempo e o valor da covariância entre dois períodos de tempo depender apenas da distância ou defasagem entre os dois períodos, e não do período de tempo efetivo no qual a covariância é calculada (GUJARATI, 2000). Uma maneira de verificar a estacionariedade de uma série temporal é testar a presença de raiz unitária. Neste trabalho, a estacionariedade ou a presença de raízes unitárias nas séries é verificada através do teste ADF, desenvolvido a partir de Dickey e Fuller (1981). Detectada a existência de raiz unitária na série, os resultados podem estar enviesados, o que invalida os pressupostos da estatística clássica de que a média e a variância são constantes ao longo do tempo e, com isso, mascara o relacionamento entre as variáveis. Esse é o caso no qual o uso de séries temporais não-estacionárias em modelos de regressão pode levar ao problema de regressão espúria (ENDERS, 1995).

Conforme Morettin e Tolo (1987), quando os dados não formam uma série estacionária é necessário transformá-los para que se avance com a análise estatística. O procedimento de transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original até se obter uma série estacionária. Portanto, no caso de detectar raiz unitária, é necessário que se remova a tendência, ou seja, utilizar séries temporais diferenciadas e não em nível, de modo que as primeiras diferenças de uma série que apresente uma tendência estocástica são uma série temporal estacionária. Em geral, caso uma série temporal precise ser diferenciada d vezes para que a série diferenciada seja estacionária, representa-se a série original como $I(d)$, indicando que ela é integrada de ordem d . Contudo, vale lembrar que ao remover a tendência, elementos importantes de longo prazo entre as variáveis podem ser eliminados.

A fim de verificar as relações de equilíbrio de longo prazo entre as séries temporais das variáveis fraudes externas e os FAE, utiliza-se a análise de co-integração. Se duas ou mais variáveis são co-integradas, conclui-se que existe uma relação de equilíbrio estável no longo prazo entre elas. Em outras palavras, a

co-integração implica que essas variáveis tenham tendências estocásticas análogas, e que o termo de erro (ϵ_t) representa um desvio de curto prazo a partir dessa relação de equilíbrio (HILL et al., 1997). Para verificar essa relação, aplicam-se os testes de co-integração de Johansen (1988), explicados detalhadamente em Johansen e Juselius (1990). Para que possa existir cointegração as variáveis têm de ser integradas de mesma ordem e não podem ser estacionárias em nível. No caso de evidências de co-integração entre as séries aplica-se o mecanismo de correção de erros (MCE), na forma restrita de vetores de correção de erros (VEC), a fim de verificar as relações de curto prazo entre as variáveis. O mecanismo de correção desses desvios do equilíbrio mantém a relação entre as variáveis ao longo do tempo (Engle e Granger, 1987). O resíduo da equação de longo prazo, das variáveis em nível, tem de ser ruído branco, e o sinal do coeficiente do mecanismo de correção de erro na equação de curto prazo, com as variáveis transformadas em estacionárias, tem de ser negativo e pode ser interpretado como a velocidade com que se restabelece o equilíbrio de longo prazo. Caso os resultados indiquem a existência de mais de um vetor de co-integração, é necessário incluir todos os possíveis vetores de co-integração a fim de examinar as dinâmicas de curto prazo das variáveis.

O modelo VEC pode ser visto como uma forma restrita do modelo Vetor Auto-regressivo (VAR) para séries temporais não-estacionárias que se apresentam como co-integradas. Para maiores detalhes, Groen e Kleibergen (1999) apresentam uma aplicação

minuciosa do modelo VEC. Em síntese, as análises de co-integração buscam identificar a relação de longo prazo entre as variáveis e rejeitar possíveis tendências comuns que levam a uma relação espúria entre as séries, enquanto o termo de correção de erros faz com que desvios do equilíbrio de longo prazo entre as variáveis sejam gradualmente corrigidos por ajustes parciais de curto prazo. Por outro lado, conforme destacado por HILL et al. (1997), caso as variáveis sejam co-integradas a utilização de um modelo somente em primeiras diferenças e suas defasagens é um erro de especificação, sendo a forma correta aquela que inclui o mecanismo de correção de erros.

6 Resultados

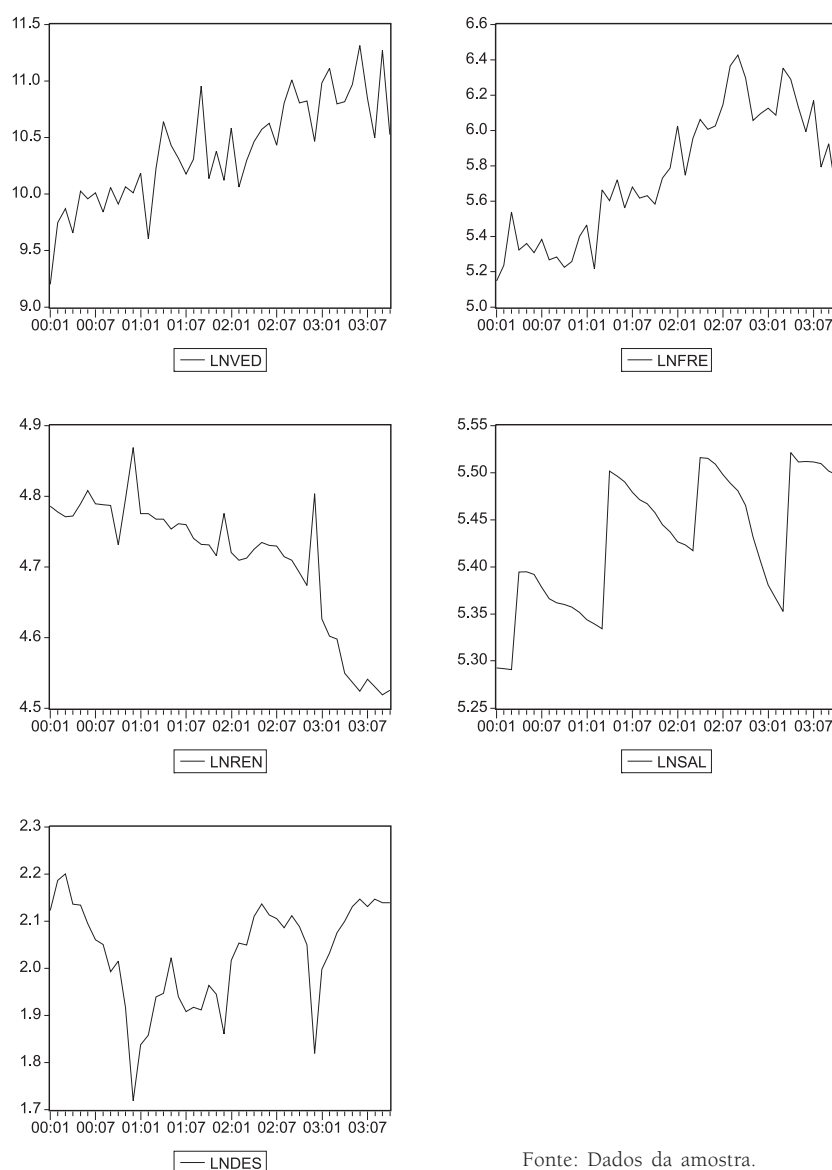
Para iniciar a análise observam-se os dados das fraudes externas e as variáveis representantes dos FAE. Os valores das séries estão em logaritmo e compreendem dados do período de janeiro de 2000 a outubro de 2003. Desse modo, a tabela 1 e o quadro a seguir apresentam a estatística descritiva e os gráficos das séries temporais das seguintes variáveis utilizadas no trabalho:

- a) valor efetivado deflacionado das perdas: LNVED;
- b) frequência de ocorrência dessas perdas: LNFRE;
- c) rendimento médio real: LNREN;
- d) salário mínimo real: LNSAL;
- e) taxa de desemprego: LNDES.

Tabela 1 – Estatística Descritiva das Variáveis

	LNVED	LNFRE	LNREN	LNSAL	LNDES
Média	10.38924	5.754150	4.711273	5.428983	2.031453
Mediana	10.40323	5.725206	4.731362	5.434470	2.051620
Máximo	11.31443	6.426488	4.869072	5.521194	2.200442
Mínimo	9.200896	5.147494	4.518452	5.290637	1.718651
Desvio padrão	0.467986	0.368852	0.091721	0.070512	0.109729

QUADRO 1 – GRÁFICOS DAS SÉRIES TEMPORAIS



Fonte: Dados da amostra.

Nota-se que a série temporal da variável LNVED parece ser estacionária com tendência determinística, visto que apresenta um aumento sistemático nos seus valores. A série de LNREN, entretanto, parece indicar uma tendência decrescente, mas de caráter variável. As demais séries não indicam uma tendência clara para o período considerado.

A partir dessas considerações, estabelece-se neste trabalho o seguinte modelo geral de regressão capaz de explicar a influência dos FAE na ocorrência das fraudes externas:

$$\text{Log}F_t = \alpha + \beta \text{Log}F_{t-1} + \sum_{j=1}^n \delta_j \text{LogFAE}_{j,t} + \langle 7 \rangle + \sum_{j=1}^n \gamma_j \text{LogFAE}_{j,t-i} + \varepsilon_t$$

Primeiramente, a fim de verificar a estacionariedade das séries temporais, aplica-se o teste aumentado de Dickey-Fuller (ADF) e se observa a ordem de integração das variáveis selecionadas. Os resultados encontrados estão apresentados na tabela 2:

Tabela 2 - Teste de Raiz Unitária por Dickey-Fuller Aumentado

Variável	Em nível		ADF (τ)	p
	ADF (τ_μ) – inclui uma constante	ADF (τ_τ) – inclui uma constante e uma tendência		
LNVED	-3,57 (-2,92*)	-7,27 (-4,17**)	0,39 (-1,61)	0
LNFRE	-2,01 (-2,60)	-2,06 (-3,18)	0,30 (-1,61)	0
LNREN	0,56 (-2,60)	-1,56 (-3,18)	-1,58 (-1,61)	3
LNSAL	-2,01 (-2,60)	-2,95 (-3,18)	0,48 (-1,61)	3
LNDES	-2,22 (-2,60)	-2,71 (-3,18)	-0,23 (-1,61)	2

Variável	Em primeiras diferenças		ADF (τ)	p
	ADF (τ_μ) – inclui uma constante	ADF (τ_τ) – inclui uma constante e uma tendência		
LNVED	-10,81 (-3,58**)	-10,74 (-4,17**)	-10,83 (-2,61**)	0
LNFRE	-9,57 (-3,58**)	-9,79 (-4,17**)	-9,61 (-2,61**)	0
LNREN	-3,90 (-3,59**)	-4,33 (-4,19**)	-3,43 (-2,61**)	3
LNSAL	-3,86 (-3,59**)	-3,80 (-3,52*)	-3,87 (-2,61**)	3
LNDES	-3,95 (-3,59**)	-4,12 (-3,51*)	-4,00 (-2,61**)	2

Nota: (**) valores críticos ao nível de significância de 1%;
(*) valores críticos ao nível de significância de 5%;
() valores críticos ao nível de significância de 10%;
As estatísticas $\hat{\theta}$ estão conforme calculadas por MacKinnon;
 p é o número ótimo de defasagens (conforme critérios de Akaike e Schwarz).

Os resultados apresentados na tabela 2 evidenciam que, com exceção da LNVED, as séries não são estacionárias em nível, indicando a presença de raiz unitária, ou seja, apresentando estacionariedade em suas primeiras diferenças. Conclui-se, portanto, que as séries referentes à frequência das fraudes, rendimento real, salário mínimo real e taxa de desemprego, logaritmizadas, são todas integradas de primeira ordem, I(1), enquanto a série dos valores das fraudes é estacionária em nível.

Para os testes de co-integração as séries das variáveis devem ser integradas de mesma ordem. Assim, a variável LNVED fica excluída

desses testes. No teste de co-integração de Johansen para as variáveis LNFRE, LNREN, LNSAL e LNDES, assume-se não haver uma tendência determinística para essas séries. Além disso, consideram-se as seguintes especificações: i) de que há uma constante e, ii) de que não há uma constante na equação co-integrante do modelo. Neste trabalho, para o número de defasagens constantes no modelo VAR, utiliza-se até o número máximo de defasagens dos termos em primeiras diferenças, ou seja, de 1 a 6 defasagens. Os resultados desse teste estão apresentados na tabela 3.

Tabela 3 - Teste de Co-integração por Johansen

Teste $\lambda_{traço}(r)$			
i) $r = 0$ (valor crítico)	ii) $r \leq 1$ (valor crítico)	iii) $r \leq 2$ (valor crítico)	iv) $r \leq 3$ (valor crítico)
ii) $r = 0$ (valor crítico)	iii) $r \leq 1$ (valor crítico)	iv) $r \leq 2$ (valor crítico)	v) $r \leq 3$ (valor crítico)
i) [139,31] (60,16**)	i) [65,07] (41,07**)	i) [33,36] (24,60**)	i) [10,68] (9,24*)
ii) [88,03] (45,58**)	ii) [42,18] (29,75**)	ii) [13,54] (12,53*)	ii) [2,31] (3,84*)

Nota: i) inclui constante na equação co-integrante;
ii) sem constante na equação co-integrante;
 r : número de relações co-integrantes;
[] indica a razão de probabilidade;
(**) valores críticos ao nível de significância de 1%;
(*) valores críticos ao nível de significância de 5%;
Os valores críticos estão conforme calculados por Osterwald-Lenum (1992).

Assim, pelo teste *traço*, para o modelo que inclui a constante, rejeita-se a hipótese nula $H_0: r \leq 3$, o que sugere a existência de 4 equações co-integrantes, ao nível de significância de 5%. Para o modelo sem constante, rejeita-se $H_0: r \leq 2$, ou seja, sugere-se que existam 3 vetores de co-integração, ao nível de significância de 5%. Conclui-se que podem existir até quatro vetores de co-integração, o que significa que as variáveis são co-integradas. Portanto, há indicação de

haver relações de longo prazo entre as séries temporais das variáveis LNFRE, LNREN, LNSAL e LNDES.

Desse modo, a fim de considerar essas relações no modelo a ser especificado, o procedimento seguinte é a estimativa do Vetor de Correção de Erros (VEC). Assim, os resultados da estimativa do VEC para as variáveis LNFRE, LNREN, LNSAL e LNDES estão apresentados na tabela 4.

Tabela 4 – Estimativa do Vetor de Correção de Erros

i) inclui constante na equação co-integrante (EC)			
EC-a	EC-b	EC-c	EC-d
[-0,15] (-1,03)	[0,86] (1,00)	[3,16] (2,80)	[-0,10] (-0,28)
ii) sem constante na equação co-integrante (EC)			
EC-e	EC-f	EC-g	EC-h
[-0,24] (-1,18)	[-1,00] (-1,43)	[1,37] (1,69)	[-0,62] (-1,74)

Nota: [] indica o coeficiente estimado da equação co-integrante;
() valores calculados da estatística-t.

Na especificação do VEC, assume-se que não há uma tendência determinística nas séries temporais das variáveis selecionadas. Além disso, considera-se a variável LNFRE, em primeiras diferenças, como a variável dependente e se testa o modelo nas seguintes formas: i) de que há uma constante e, ii) de que não há uma constante na equação co-integrante do modelo. A ordem de defasagens utilizada no modelo VEC é de no máximo 7 e se consideram 3 equações co-integrantes.

Assim, a hipótese a ser testada se refere à significância estatística do coeficiente estimado da equação co-integrante (EC). Pelos resultados apresentados na tabela 4, conclui-se que somente o coeficiente estimado da equação co-integrante EC-c é estatisticamente significativo a 10%.

Assim, as três formas de especificação do VEC apresentado na EC-c são:

- VEC1: $\vartheta(LNSAL_{t-1} - \phi LNFRE_{t-1} - \kappa_i)$;
- VEC2: $\vartheta(LNSAL_{t-1} - \phi LNDES_{t-1} - \kappa_j)$;
- VEC3: $\vartheta(LNSAL_{t-1} - \psi LNREN_{t-1} - \kappa_k)$.

onde, ϑ é o coeficiente estimado da equação co-integrante e $\kappa_i, \kappa_j, \kappa_k$ são as constantes.

Desse modo, por ϑ ser estatisticamente significativo, as variáveis defasadas, apresentadas nas formas do VEC acima, contribuem para explicar os movimentos de curto prazo na variável dependente e, portanto, passam a fazer parte do modelo geral de regressão. A análise de regressão segue com dois modelos distintos nos quais todas as variáveis são estacionárias:

Modelo Frequência

$$\Delta LNFRE_t = \alpha + \beta \Delta LNFRE_{t-1} + \sum_{j=1}^3 \nu_j VEC_j + \sum_{j=1}^3 \delta_j \Delta FAE_{j,t} + \sum_{j=1}^3 \gamma_j \Delta FAE_{j,t-i} + \varepsilon_t \quad (8)$$

Modelo Severidade

$$LNVED_t = \alpha + \beta LNVED_{t-1} + \sum_{j=1}^3 \delta_j \Delta FAE_{j,t} + \sum_{j=1}^3 \gamma_j \Delta FAE_{j,t-i} + \varepsilon_t \quad (9)$$

Onde, Δ é o operador de primeiras diferenças ($\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$);

$F_{AE}_1 = LNREN$;

$F_{AE}_2 = LNSAL$;

$F_{AE}_3 = LNDES$;

v_f é o coeficiente estimado da forma do VECf $i = (1, 2, 3 \dots n)$.

correção de erros, espera-se que seus coeficientes estimados sejam negativos. Portanto, espera-se que os coeficientes estimados dos modelos de regressão considerados acima se apresentem da seguinte forma:

$$\beta > 0; \delta_1 < 0; \delta_2 < 0; \delta_3 > 0; \gamma_1 < 0; \gamma_2 < 0; \gamma_3 > 0; v_f < 0, \quad f = 1, 2, 3.$$

Pelo que indica a teoria espera-se que quanto maior for o rendimento médio real, menor é a expectativa de ocorrência de fraudes externas, tanto em frequência, como em severidade. Analogamente, espera-se uma relação inversa entre o salário mínimo real e as perdas. Diferentemente, para maiores taxas de desemprego, esperam-se maiores ocorrências dessas fraudes. Adicionalmente, acredita-se que maiores ocorrências de fraudes passadas conduzam a maiores perdas no tempo presente. Além disso, para que as formas do VEC indiquem realmente um mecanismo de

Modelo Frequência:

A presença de co-integração entre as fraudes externas, com a análise por meio da variável LNFRE, e as variáveis representantes dos FAE conduz a uma forte evidência de que essas últimas variáveis são fatores significantes para explicar a frequência de ocorrência dessas perdas e que existe uma relação interativa de longo prazo entre essas variáveis.

Com a aplicação do método geral-específico os resultados apresentados pelo Modelo Frequência (8) são:

$$\begin{aligned} \Delta LNFRE_t = & 0,09 + 4,32VEC_1 - 0,28VEC_2 - 0,48VEC_3 + 1,01\Delta LNFRE_{t-1} + 1,13\Delta LNFRE_{t-2} \\ & + 0,57\Delta LNFRE_{t-4} + 0,97\Delta LNFRE_{t-5} - 4,80\Delta LNREN - 6,51\Delta LNREN_{t-1} \\ & - 4,99\Delta LNREN_{t-2} + 3,85\Delta LNREN_{t-3} + 8,73\Delta LNREN_{t-4} - 5,33\Delta LNREN_{t-6} \\ & - 4,31\Delta LNREN_{t-7} - 3,00\Delta LNSAL - 8,27\Delta LNSAL_{t-3} - 9,09\Delta LNSAL_{t-4} \\ & - 4,32\Delta LNSAL_{t-5} - 5,23\Delta LNSAL_{t-6} - 4,17\Delta LNSAL_{t-7} - 2,49\Delta LNDES \\ & - 4,40\Delta LNDES_{t-1} - 2,99\Delta LNDES_{t-2} - 3,23\Delta LNDES_{t-4} - 1,19\Delta LNDES_{t-5} \\ & + 0,98\Delta LNDES_{t-6} - 1,67\Delta LNDES_{t-7} \end{aligned} \quad (10)$$

Pela análise conjunta dos coeficientes estimados, verifica-se que:

$$\begin{aligned} \Delta LNFRE_t = & 0,09 + 4,32VEC_1 - 0,28VEC_2 - 0,48VEC_3 + 3,69\Delta LNFRE_{t-1} \\ & - 13,37\Delta LNREN - 34,10\Delta LNSAL - 15,01\Delta LNDES \end{aligned} \quad (11)$$

Nota-se que, em média, uma variação de 1% no conjunto considerado das frequências passadas causa uma variação de aproximadamente 3,7%, no mesmo sentido na diferença da frequência das fraudes externas atuais. Assim, o resultado conjunto dos coeficientes estimados β apresenta-se conforme o esperado.

O valor estimado -13,37 para o coeficiente da variável $\Delta LNREN$ indica que cada variação de 1% no conjunto considerado do rendimento médio real causa, em média, uma variação aproximada de 13,4%, em sentido contrário, na frequência diferenciada das fraudes externas atuais. Com isso, esse resultado se apresenta conforme o esperado pela teoria.

Analogamente, o resultado do coeficiente estimado da variável $\Delta LNSAL$ indica que uma alteração de 1% no conjunto considerado do salário mínimo real se associa a variações de aproximadamente 34,00%, em sentido contrário, na frequência diferenciada das fraudes externas atuais. Assim, esse resultado também se mostra conforme o esperado pela teoria.

Em relação às formas do VEC, apenas o coeficiente estimado da primeira forma não se apresentou conforme o esperado, ou seja, $v_f < 0$. Isto pode ser explicado pelo seu baixo valor absoluto comparativamente aos demais, e apresentar valores positivos e negativos. Além disso, o vetor de co-integração é resultante de análise conjunta do



comportamento das quatro variáveis consideradas no modelo, enquanto a estimativa aqui apresentada refere-se apenas à frequência dos eventos de perda. Considera-se, por isso, que este resultado não compromete a robustez do modelo. Por outro lado, tanto VEC2 como VEC3 indicam, de fato, que eventuais desvios de curto prazo são compensados por movimentos inversos em LNFRE. Assim, nessas duas formas, nota-se que desequilíbrios de curto prazo sofrem uma força de reversão em direção ao equilíbrio de longo prazo.

Com o valor aproximado encontrado para a estatística d de Durbin-Watson de 2,13, verifica-se a não conclusão quanto a presença de autocorrelação nos resíduos do modelo final para frequência. Isso é constatado pelos

valores tabelados para os limites inferior e superior da estatística d de DW serem 0,378 e 3,054 respectivamente, para o caso de 20 variáveis explicativas e nível de significância de 5%. Através do teste d de DW, nota-se que o valor encontrado situa-se no intervalo entre esses limites, levando a não conclusão em relação à presença de correlação serial positiva de primeira ordem (GUJARATI, 2000).

Adicionalmente, nota-se a robustez do modelo com a informação do R^2 de 0,98. De fato, em média, 98% da variação total da frequência das fraudes externas são explicados por variações nas variáveis independentes consideradas. Portanto, pode-se concluir que o *modelo frequência*, tal como (10), possui um poder de explicação considerável.

Modelo Severidade:

Pelo método geral-para-específico, os resultados apresentados pelo Modelo Severidade (9) são:

$$\begin{aligned} LNVED_t = & 6,86 + 0,83LNVED_{t-1} + 1,20LNVED_{t-4} - 0,84LNVED_{t-5} - 0,87LNVED_{t-8} \\ & + 5,37\Delta LNREN_{t-2} - 8,13\Delta LNREN_{t-3} - 6,34\Delta LNREN_{t-5} - 7,09\Delta LNREN_{t-8} \\ & + 6,29\Delta LNSAL_{t-3} - 5,80\Delta LNSAL_{t-3} + 5,50\Delta LNSAL_{t-4} - 6,73\Delta LNSAL_{t-5} \\ & - 5,67\Delta LNSAL_{t-6} + 2,94\Delta LNDES_{t-2} - 5,40\Delta LNDES_{t-3} + 4,18\Delta LNDES_{t-4} \\ & + 3,29\Delta LNDES_{t-6} + 2,73\Delta LNDES_{t-8} \end{aligned} \quad (12)$$

O resultado conjunto dos coeficientes estimados indica que:

$$LNVED_t = 6,86 + 0,32LNVED_{t-1} - 16,19\Delta LNREN - 6,41\Delta LNSAL - 7,74\Delta LNDES \quad (13)$$

Nota-se que, em média, o aumento de 1% no conjunto considerado dos valores passados causa o aumento de aproximadamente 0,3% nos valores das fraudes externas atuais. Assim, o resultado conjunto dos coeficientes estimados β apresenta-se conforme o esperado.

Adicionalmente, cada redução de 1% no conjunto considerado do rendimento médio real causa, em média, um aumento aproximado de 16,2% nos valores das fraudes externas atuais. Com isso, esse resultado se apresenta conforme o esperado pela teoria.

Analogamente, o resultado do coeficiente estimado da variável $\Delta LNSAL$ indica que um aumento de 1% no conjunto considerado do salário mínimo real se associa à redução de aproximadamente 6,4% nos valores das fraudes externas atuais. Assim, esse resultado também se mostra conforme o esperado pela teoria.

A estatística d de Durbin-Watson indica um valor aproximado de 1,80. Assim, não há conclusão quanto a presença de autocorrelação nos resíduos do *modelo severidade*, ao nível de significância de 5%.

Com R^2 de 0,89 confere-se a robustez do modelo (12). Desse modo, em média, cerca de 90% da variação total das fraudes externas é explicada por variações nas variáveis independentes consideradas. Portanto, conclui-se que o *modelo severidade* possui um poder de explicação considerável.

Tanto para a análise da frequência, como para severidade, considerou-se também a variável representativa da taxa de desemprego. Entretanto, os resultados não se apresentaram conforme o esperado pela teoria. A explicação considerada é que, possivelmente para a amostra selecionada, os indivíduos que cometem as fraudes externas podem não estar inseridos no grupo dos desempregados e, com

isso, alterações em *LNDES* não são fatores de ponderação na decisão de cometerem esse tipo de crime.

7 Conclusão

Com base na amostra deste trabalho evidencia-se, de fato, a relação entre determinadas variáveis representantes de Fatores do Ambiente Externo e fraudes externas. Por meio da análise de séries temporais, verifica-se que a frequência das fraudes externas é significativamente influenciada pela frequência desse mesmo tipo de fraude em períodos de tempo passados, além das variáveis representativas do rendimento médio real e do salário mínimo real. Na verdade, essas variáveis são co-integradas, o que remete a uma relação de equilíbrio estável de longo prazo entre elas.

Além disso, nota-se que as diferenças no logaritmo da frequência das fraudes reage às variáveis explicativas com lapsos de tempo. Desse modo, essas variáveis aparecem no modelo também em suas formas defasadas, o que indica que o efeito das variações na própria frequência, da renda e dos salários se espalha ao longo do tempo. Adicionalmente, na análise de curto prazo, verificam-se mecanismos de correção de erros que fazem com que eventuais desvios do equilíbrio de longo prazo entre as variáveis consideradas sejam corrigidos por ajustes de curto prazo.

Em relação à análise da severidade das fraudes externas, constata-se que valores desse mesmo tipo de fraude em períodos de tempo passados além das variáveis representativas do rendimento médio real e do salário mínimo real influenciam, de fato, essa categoria de perda operacional.

Assim como no *modelo frequência*, os coeficientes estimados no *modelo severidade* a própria severidade e as diferenças de renda e salários estão de acordo com as expectativas prévias. Também se observa que a severidade das perdas reage às variáveis explicativas com lapsos de tempo.

Em síntese, pelo resultado aproximado do *modelo frequência*, as elasticidades de longo prazo que se apresentam conforme o esperado indicam que:

- Elasticidade-renda da frequência diferenciada de fraudes externas: $\varepsilon_{REN} \cong -13$;
- Elasticidade-salário da frequência diferenciada de fraudes externas: $\varepsilon_{SAL} \cong -34$.

Para o modelo severidade, as elasticidades são:

- Elasticidade-renda da severidade de fraudes externas: $\varepsilon_{REN_s} \cong -16$;
- Elasticidade-salário da severidade de fraudes externas: $\varepsilon_{SAL_s} \cong -6,4$.

Por fim, a consideração de modelos do tipo frequência e severidade permitem às instituições financeiras procederem a análises de cenários e do tipo custo/benefício no intuito de melhor gerir seu risco operacional. Assim, esses resultados são importantes na medida em que servem de auxílio na decisão das instituições financeiras pela forma como alocar capital em função de perdas esperadas em decorrência do risco operacional. Não obstante, os resultados também sinalizam para a origem maior do problema, a qual está ligada a variáveis macroeconômicas e sociais do país. Por isto os resultados obtidos servem de alerta para órgãos reguladores e governos, pois ações pró-ativas, capazes de provocar alterações no ambiente econômico-social, não estão a cargo das instituições financeiras. Os bancos, na verdade, apenas podem imprimir ações reativas e mitigadoras em face desse tipo de fraude.

Referências

- BECKER, G. Crime and punishment: an economic approach. **Journal of Political Economy**, v. 76, p. 169-217, 1968.
- BIS (Bank for International Settlements). **International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework**. Basileia, Suíça, jun. 2004. Disponível em: <<http://www.bis.org>>. Acesso em: 13 ago. 2004.
- BIS (Bank for International Settlements). **Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk**. Basileia, Suíça, fev. 2003. Disponível em: <<http://www.bis.org>>. Acesso em: 10 mar. 2003.
- BIS (Bank for International Settlements). **Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk**. Basileia, Suíça, set. 2001b. Disponível em: <<http://www.bis.org>>. Acesso em: 11 dez. 2002.
- BIS (Bank for International Settlements). **The New Basel Capital Accord: an explanatory note**. Basileia, Suíça, jan. 2001a. Disponível em: <<http://www.bis.org>>. Acesso em: 11 dez. 2002.
- CERQUEIRA, D; LOBÃO W. Determinantes da criminalidade: uma resenha dos modelos teóricos e resultados empíricos. **Texto para discussão IPEA**, Rio de Janeiro: n. 956, jun. 2003.
- CORNALBA C.; GIUDICIE, Paolo. Statistical models for operational risk management. **Physica A**, v. 338, 2004, p. 166-172.
- CRISANTE NETO, B.; CRESTO, V. Risco operacional: o porquê de se registrarem perdas. **Resenha BM&F**. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros, n.156, jul./ago. 2003
- CRUZ, G. M. Modelagem quantitativa de risco operacional. In: DUARTE JR., A. M.; VARGA G. (Org.). **Gestão de Riscos no Brasil**. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2003. cap. 29.
- CRUZ, G. M. **Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk**. London: Wiley, 2002.
- DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. **Econometrica**, v. 49, 1981.
- ENDERS, W. **Applied econometric time series**. 1. ed. New York: Wiley & Sons, 1995.
- ENGLE, R. F; GRANGER, C. W. J. Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing. **Econometrica**, v. 55, 1987.
- FAJNZYLBER, P. Determinantes Econômicos da Criminalidade... In: CERQUEIRA, D. et al. (Org). Criminalidade, Violência e Segurança Pública no Brasil... 5º encontro. **IPEA**, nov. 2000.
- FONTNOUELLE, P; ROSENGREN. E.; JORDAN, J. Implications of Alternative Operational Risk Modeling Techniques. **NBER books**. Disponível em <<http://www.nber.org/books/risk/>>, junho de 2004. Acesso em: 22 set. 2005.
- GRIFFITHS, W. et al. **Learning and practicing econometrics**. New York: Wiley, 1992.
- GROEN, Jan J. J.; KLEIBERGEN, Frank. Likelihood-Based Cointegration Analysis in Panels of Vector Error Correction Models. In: **TINBERGEN INSTITUTE WORKSHOP ON TIME SERIES AND DYNAMIC PANEL DATA**, jul. 1999, Amsterdam.
- GUJARATI, Damodar N. **Econometria Básica**. 3. ed. São Paulo: Makron Books, 2000.
- HENDRY, D. F. Econometrics: Alchemy or Science? **Economica**, n. 47, 1980.
- HILL, Carter et al. **Undergraduate Econometrics**. New York: Wiley & Sons, 1997.
- JOHANSEN, Soren. Statistical analysis of cointegration vectors. **Journal of Economic Dynamics and Control**, v. 12, 1988.
- JOHANSEN, Soren; JUSELIUS, Katarina. Maximum likelihood estimation and inference on cointegration with application to the demand of money. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 52, 1990.
- MARSHALL, Christopher. **Medindo e Gerenciando Riscos Operacionais em Instituições Financeiras**. Qualitymark: Rio de Janeiro, 2002.
- MESQUITA NETO, P. Crime, violência e incerteza política no Brasil. In: _____ et al. **A violência do cotidiano**. Cadernos Adenauer. São Paulo: Fundação Konrad Adenauer, v. 2, n. 1, mar. 2001, p. 9-42.

MORETTIN, P.; TOLOI, C. Previsão de Séries Temporais. 2. ed. São Paulo: Atual, 1987.

OSTERWALD-LENUM, Michael. A Note with Quantiles of the Asymptotic Distribution of the Maximum Likelihood... Oxford Bulletin of Economics and Statistics, v. 54, 1992.

NEIL, M.; FENTON, N.; TAILOR, M.; Using Bayesian Networks to Model Expected and Unexpected Operational Losses. **Risk Analysis**, Vol. 25. n. 4, 2005

PEZZIN, L. **Criminalidade urbana e crise econômica**. São Paulo: IPE/USP, 1986.

PORTER, D. BASEL II: Heralding the Rise of Operational Risk. **Computer Fraud & Security**, Volume 2003, n. 7, jul. 2003, p. 9-12.

ROSENBERG, Joshua V.; SCHUERMANN, Til, A general approach to integrated risk management with skewed, fat-tailed risks, **Journal of Financial Economics**, 2005, no prelo.

SAPORI, L. E.; WANDERLEY, C. B. A relação entre desemprego e violência na sociedade brasileira: entre o mito e a realidade. In: NETO, P. M. et al. A violência do cotidiano. **Cadernos Adenauer**. São Paulo: Fundação Konrad Adenauer, v. 2, n. 1, mar. 2001, p. 43-74.

WAHLSTRÖM, Gunnar. Worrying but accepting new measurements: the case of Swedish bankers and operational risk. **Critical Perspectives on Accounting**, 2005, no prelo.