

Universidade de Brasília  
Departamento de Economia

**INDICADORES ANTECEDENTES DE CRISES  
FINANCEIRAS DE SOBERANOS: UMA  
APLICAÇÃO AO MERCADO BRASILEIRO**

por

Mathias Lenz Neto

Dissertação apresentada ao Departamento de  
Economia, como requisito parcial para obtenção  
do Título de Mestre em Economia.

Orientador: Paulo Britto

Fevereiro – 2006

# **INDICADORES ANTECEDENTES DE CRISES FINANCEIRAS DE SOBERANOS: UMA APLICAÇÃO AO MERCADO BRASILEIRO**

Banca Examinadora:

Prof. Orientador: Paulo Britto

Prof. Maria Eduarda Tannuri

Prof. Vander Mendes Lucas

## RESUMO

### INDICADORES ANTECEDENTES DE CRISES FINANCEIRAS DE SOBERANOS: UMA APLICAÇÃO AO MERCADO BRASILEIRO

por Mathias Lenz Neto

Orientador: Professor Paulo Britto

O objetivo do presente trabalho é analisar métodos de estimação de *Early Warning Systems*, visando desenvolver uma ferramenta que possa ser utilizada, com certo nível de confiança, na tentativa de previsão de possíveis crises que venham a ocorrer no mercado financeiro brasileiro. A motivação surge devido às inúmeras crises que vêm ocorrendo nos diversos mercados financeiros, principalmente a partir da década de noventa, e suas conseqüências econômicas e sociais, que geralmente não se restringem aos países de origem, se espalhando ao redor do planeta. Para isso foram utilizados alguns indicadores de vulnerabilidade, cujo poder de previsão foi estimado sob a metodologia de Mínimos Quadrados Ordinários, Estimação por Sinais (ou *Signal Approach*) e sob uma estrutura probit multivariada. Os resultados indicam que alguns dos indicadores testados apresentam bom desempenho nos modelos utilizados, servindo como indicadores antecedentes de crises financeiras de soberanos para o mercado brasileiro.

## ÍNDICE ANALÍTICO

<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>01</b>
<b>CAPÍTULO 1 – METODOLOGIAS PROPOSTAS E CRISES RECENTES.....</b>	<b>07</b>
1.1 – Referencial Teórico.....	07
1.2 – Crises Recentes.....	11
Crise do México.....	12
Crise da Ásia.....	14
Crise da Rússia.....	17
Crise do Brasil.....	18
Crise da Argentina.....	21
<b>CAPÍTULO 2 – METODOLOGIAS DE ESTIMAÇÃO DE EWS.....</b>	<b>24</b>
2.1 – Definições de Crise.....	25
2.2 – Estimação por Sinais.....	30
Definindo o Prazo.....	32
Definindo Sinais e Limites.....	34
2.3 – O Modelo Probit.....	37
<b>CAPÍTULO 3 – VARIÁVEIS UTILIZADAS E RESULTADOS.....</b>	<b>40</b>
3.1 – Variáveis Utilizadas.....	40
3.2 – Resultados do Modelo de Estimação por Sinais.....	44
3.3 – Resultados do Modelo Probit.....	59
<b>CONCLUSÃO.....</b>	<b>67</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>69</b>
<b>APÊNDICE.....</b>	<b>72</b>

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, por ter me dado saúde e força para perseguir todos os objetivos por mim almejados.

Aos meus pais, grandes incentivadores e eterna fonte de inspiração, pelo exemplo dado e por todo o apoio, carinho, confiança e compreensão a mim dispensado, não só durante a realização desse curso, mas ao longo de toda minha vida.

A todos os familiares, que a exemplo dos meus pais, sempre me apoiaram e torceram pelo meu sucesso.

Aos orientadores Paulo Britto e Maria Eduarda, pela valiosa orientação e, acima de tudo, pelo constante incentivo ao meu desenvolvimento acadêmico e profissional.

A todos os amigos da Universidade, em especial à Flávia e ao Fabiano, por todos esses anos de parceria, cumplicidade, amizade e pela grande contribuição dada a esse trabalho.

Ao Banco do Brasil – DIRIS, em especial aos colegas da MODAP, pelo apoio nesse projeto e incentivo à realização desse curso.

# INTRODUÇÃO

---

A história recente mostra que a economia mundial tem sido abalada por crises financeiras de proporções significativas. O mercado financeiro internacional vem passando por sucessivos choques como o ocorrido no México em 1995, no Leste Asiático em julho de 1997, seguido pela moratória da Rússia em outubro de 1998 e a mudança do regime cambial brasileiro em janeiro de 1999.

Mais recentemente, períodos de instabilidade puderam ser observados na Argentina, com a crise financeira que eclodiu em 2002. Naquele mesmo ano, mudanças de rumo nas eleições presidenciais brasileiras também causaram expectativas negativas nos investidores quanto à conjuntura econômica, provocando enorme volatilidade no mercado financeiro interno.

O que se pôde notar, principalmente nesses momentos de crise, é uma grande correlação entre os mercados financeiros, uma vez que, mesmo com o epicentro desses choques sendo México, Leste Asiático, Rússia ou América Latina, seus efeitos tiveram escala global.

Segundo Hawkins e Klau (2002), um “*tsunami*” financeiro com origem no México varreu o pacífico em 1995, afetando a Ásia e outros mercados financeiros, enquanto em 1997, essa onda devastadora viajou em direção oposta.

Esse contágio financeiro, observado sempre que uma crise de grandes proporções atinge uma economia, estimulou o desenvolvimento de inúmeras pesquisas que procuram identificar as formas pelas quais esses mercados estão relacionados.

Para Bussiere e Fratzscher (2002), na maioria dos casos, as crises não ficam confinadas a apenas uma economia. O que geralmente é observado, conforme

esses autores, é que essas crises se espalham ao redor do planeta, afetando principalmente economias emergentes, com consequências econômicas, sociais e políticas devastadoras.

Bussiere e Fratzscher (2002) afirmam que esse efeito dominó tem sido bastante observado após o início dos anos 90, quando começou uma maior integração do mercado de capitais e as contas de capital de alguns países se abriram a investimentos externos, gerando assim, um fortalecimento do efeito propagador das crises em função da maior mobilidade do capital no mercado financeiro internacional.

Essa maior mobilidade do capital, que para o mercado financeiro brasileiro ocorreu principalmente a partir de meados da década de 90, possibilitou aos investidores aplicar recursos em ativos de vários países, sob baixos custos de transação e sem limitação, ou pelo menos baixa limitação de volumes, criando então um cenário especulativo que propicia o contágio de crises financeiras.

Deve-se lembrar que os investidores internacionais, ao analisarem as melhores formas de alocação de capital, levam em consideração não só o retorno, na busca da maior rentabilidade que esperam obter em uma aplicação, mas também o risco<sup>1</sup> a que estão sujeitos.

O problema é que a incerteza, associada ao investimento realizado, pode gerar expectativas negativas nos investidores quanto aos rumos da economia, resultando numa corrida pela transferência de recursos investidos no país para mercados considerados mais seguros. Caso essa movimentação de recursos seja significativa, ela pode fragilizar a economia, tornando-a ainda mais vulnerável a crises externas.

Dessa forma, nota-se uma crescente preocupação por parte das instituições financeiras mundiais, principalmente aquelas que investem recursos nos mercados

---

<sup>1</sup> Nesse sentido, risco seria a possibilidade de se perder ou ganhar dinheiro em face ao investimento adotado, ou seja, o grau de incerteza associado ao retorno esperado no final do período de investimento.

financeiros de países em desenvolvimento, em tentar identificar antecipadamente, sintomas que enfraqueçam a economia, numa tentativa de diminuir as perdas resultantes desse tipo de investimento.

Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998) afirmam que a previsão de crises financeiras tem sido um desafio que fascina acadêmicos e políticos nos últimos anos. Segundo eles, esse assunto causa interesse em vários setores da economia, com destaque para:

- Participantes do mercado financeiro → interessados no assunto porque querem ganhar dinheiro;
- Políticos → porque querem fugir das crises e suas conseqüências;
- Acadêmicos → por causa da longa história de fascinação por crises financeiras;

Berg e Pattillo (1999) destacam o interesse político<sup>2</sup> em modelos capazes de prever crises, uma vez que tais modelos permitem detectar fragilidades na economia, possibilitando a adoção de políticas preventivas que deixam o país menos vulnerável a choques no mercado financeiro internacional.

O próprio Fundo Monetário Internacional (FMI), motivado pelas crises que assolaram a economia mundial na última década, tem dado grande ênfase no fortalecimento de sua capacidade de prevenção de crises.

Para alcançar esse objetivo, o Fundo Monetário Internacional (FMI) têm procurado desenvolver instrumentos capazes de estimar não só as crises como também as vulnerabilidades de uma economia, o que permitiria uma análise mais profunda da situação de alguns países.

---

<sup>2</sup> O interesse político na previsão de crises, observado com maior intensidade a partir da década de 80, advém da preocupação dos governantes em evitar crises e suas conseqüências econômicas e sociais.

Nos anos recentes, pesquisas vêm sendo desenvolvidas com o propósito de identificar potenciais indicadores de vulnerabilidade de uma economia, procurando um caminho objetivo que sintetize a informação obtida desses indicadores e estime seu poder de previsão.

Conforme inúmeros estudos realizados nesse sentido, a identificação desses indicadores de vulnerabilidade seria o primeiro passo para o desenvolvimento de modelos que permitam a previsão de choques em soberanos. Daí a importância de uma correta identificação dos indicadores, pois essa seria a etapa inicial de um processo de modelagem de *Early Warning Systems*<sup>3</sup>.

Em função disso, o objetivo do presente trabalho é identificar um grupo de variáveis que possam ajudar a identificar fragilidades na estrutura econômica brasileira, e verificar como o comportamento dessas variáveis afeta essa economia como um todo.

Identificadas tais variáveis, torna-se conveniente descobrir quais delas têm maior impacto sobre a economia brasileira, tornando-a mais vulnerável a pressões futuras, podendo ser feito o monitoramento dessas variáveis, no intuito de se prever futuras crises financeiras.

A identificação dessas variáveis permite o desenvolvimento de modelos que, a partir da comparação entre o seu comportamento em épocas normais e em épocas de turbulência no mercado financeiro, procurem prever, da melhor forma possível, potenciais crises que venham a assolar o mercado financeiro brasileiro.

Para o cumprimento desse propósito, esse estudo utiliza duas alternativas metodológicas – o Modelo de Estimação por *Sinais* e o Modelo Probit – largamente utilizadas pelas pesquisas realizadas nos últimos anos, de forma a testar o grupo de

---

<sup>3</sup> Classe de modelos que procura prever crises financeiras com certa antecedência, emitindo um sinal de alerta sempre que uma possível crise venha atingir uma economia.

indicadores selecionados, assim como a melhor metodologia a ser aplicada à realidade brasileira.

Esse estudo também realiza estimações por Mínimos Quadrados Ordinários, porém essa metodologia de estimação não é o foco do presente trabalho. O objetivo da utilização dessa metodologia é comparar os resultados obtidos com aqueles obtidos pelos modelos aqui expostos.

Cabe aqui mencionar que as metodologias utilizadas são, de certa forma, pioneiras na tentativa de se construir uma ferramenta que procure prever crises cambiais e financeiras, servindo como base para o desenvolvimento de inúmeras pesquisas nessa área.

Outras alternativas metodológicas também são muito utilizadas com o objetivo de se prever crises, porém as metodologias aqui desenvolvidas são as que vêm apresentando melhores resultados no intuito de se prever crises, e por isso tem recebido certo destaque na literatura que trata de *Early Warning Systems*.

A primeira metodologia a ser analisada foi desenvolvida e aplicada por Kaminsky e Reinhart (1996) e posteriormente aprimorada por Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998), sendo conhecida atualmente como *Signals Approach* ou Estimação por Sinais.

Essa metodologia consiste no monitoramento de um grupo de variáveis econômicas, e sempre que uma dessas variáveis se desvie do seu nível considerado normal, além de um limite crítico, pré-estabelecido com base nos percentis de distribuição observados para cada variável, isto é tido como um sinal de alerta de uma possível crise.

O segundo método a ser desenvolvido neste trabalho será a estimação de probabilidade de ocorrência de crises em um contexto de um modelo probit multivariado, desenvolvido inicialmente por Frankel e Rose (1996).

Esse modelo, posteriormente aprimorado por Berg e Pattillo (1998), procura uma forma de se prever crises financeiras utilizando valores defasados de indicadores de vulnerabilidade, assim como variáveis dummies.

O trabalho está dividido da seguinte forma:

- O capítulo 1 faz uma revisão da literatura que abrange o referencial teórico sobre o desenvolvimento de modelos *EWS*, além de discutir as crises que abalaram, recentemente, a economia mundial;
- O capítulo 2 trata diversas definições de crises e discute as metodologias utilizadas na estimação de modelos de *Early Warning Systems*;
- O capítulo 3 apresenta as variáveis e os resultados dos modelos estimados e suas respectivas análises;
- A última seção apresenta as conclusões do trabalho;

# CAPÍTULO 1

---

## METODOLOGIAS PROPOSTAS E CRISES RECENTES

Para um melhor entendimento das origens da modelagem de metodologias que procuram prever crises financeiras, o presente capítulo faz uma revisão da literatura referente à *Early Warning Systems*, procurando expor tanto os aspectos históricos como os principais modelos desenvolvidos com esse propósito.

Em um segundo momento, esse capítulo desenvolve uma breve explicação das crises financeiras que abalaram, recentemente, a economia mundial, procurando, dessa forma, expor a conjuntura econômica que vigorava nos países atingidos por essas crises.

### 1.1 – REFERENCIAL TEÓRICO

Com o crescente número de crises financeiras que, desde a última década, passam a atingir os mercados emergentes, e suas conseqüências econômicas, políticas e sociais que não se restringem apenas ao país de origem, nota-se o surgimento de uma grande quantidade de estudos que procuram desenvolver sistemas de alerta para prever essas crises.

Um dos primeiros trabalhos desenvolvidos na tentativa de identificar indicadores de vulnerabilidade, capazes de sinalizar crises cambiais com alguma antecedência, foi realizado por Krugman em 1979.

Em seu modelo, Krugman (1979) sugere que o período que precede uma crise cambial é caracterizado por uma perda gradual, porém persistente, nas reservas internacionais, além de um rápido crescimento do crédito doméstico em relação à demanda por dinheiro.

Para Krugman (1979), no que se refere ao crescimento do crédito doméstico, isso seria resultado da necessidade de financiamento do setor público e do desequilíbrio fiscal. Dessa forma, o financiamento do setor público, mediante aumento da relação dívida/PIB, poderia servir de indicador de uma possível crise.

O pioneirismo desse trabalho o tornou uma espécie de ponto de partida de inúmeras pesquisas realizadas por estudiosos de diferentes nacionalidades, que procuraram adaptar o modelo básico de Krugman para diferentes aplicações.

Nos anos recentes, a literatura empírica sobre sistemas de alertas premonitórios de crises financeiras tem focado em dois principais tipos de estimação. O primeiro tipo se refere à Estimação por Sinais ou *Signals Approach*, enquanto o segundo método se refere a um modelo probit multivariado.

O método de Estimação por Sinais, pioneiramente utilizado por Kaminsk e Reinhart (1996), consiste em um modelo onde um grupo de variáveis econômicas é monitorado. Sempre que uma dessas variáveis se desvia do seu nível considerado normal, além de um limite crítico, pré-estabelecido com base nos percentis de distribuição da sua série histórica, isto é tido como um sinal de alerta de uma possível crise.

A análise de Kaminsk e Reinhart, posteriormente aprimorada por Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998), foi realizada sobre um conjunto de 15 variáveis, escolhidas com base em prioridades teóricas e na disponibilidade de dados, cujos valores críticos foram estimados de forma a maximizar os sinais corretos e minimizar os falsos sinais. Nesse estudo, que cobre um período que vai de 1970 a 1995, foi utilizado um

conjunto de 21 países, dos quais 17 eram considerados economias em desenvolvimento e os outros 4, economias industrializadas.

A conclusão de Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998), cujo trabalho foi capaz de identificar 26 crises bancárias e 76 crises cambiais, sendo que 18 dessas crises ocorreram simultaneamente – *twin crisis*, foi que, antes de uma crise, vários indicadores passam a emitir sinais de instabilidade, e que os primeiros sinais emitidos se situavam entre 6 e 18 meses antes do início da crise.

O segundo método que está sendo largamente utilizado baseia-se em um modelo probit multivariado que utiliza valores defasados dos indicadores, assim como variáveis *dummy* para determinar a probabilidade de crises.

Frankel e Rose (1996) foram os pioneiros no desenvolvimento de modelos com variáveis dependentes limitadas com o objetivo de previsão de crises, utilizando para isso, regressões Logit ou Probit em suas pesquisas. Nesses modelos, o indicador de crise é geralmente definido como uma variável que assume apenas dois valores, um ou zero, dependendo se a crise ocorre ou não.

Frankel e Rose (1996) utilizaram um modelo probit multivariado para observar os efeitos da estrutura da dívida internacional e de fatores externos na ocorrência de crises cambiais. Para isso, esses autores analisaram um conjunto de variáveis macroeconômicas internas e externas de 105 países em desenvolvimento, com dados anuais entre 1971 a 1992.

Os resultados obtidos mostram que déficits orçamentários e em conta corrente são insignificantes, assim como a maior parte das variáveis que compõe a dívida, com exceção dos investimentos externos, cuja queda em 1% aumenta em 3% a probabilidade de ocorrência de uma crise.

Os resultados do modelo também sugerem que a probabilidade de ocorrência de uma crise aumenta quando o nível de reservas está baixo, quando o crédito doméstico está em crescimento ou quando as taxas de juros e da dívida externa estão num patamar elevado.

Sachs, Tornell e Velasco (1996) utilizaram um modelo probit para analisar a crise do México, ocorrida em 1995, e seu efeito – efeito tequila. Esses estudiosos procuraram identificar, dentre uma amostra de 20 economias emergentes, quais estariam mais vulneráveis a mudanças no ambiente global, como a que ocorreu com a crise mexicana.

Como resultado, Sachs, Tornell e Velasco (1996) concluíram que essa crise atingiu apenas os países com baixos níveis de reservas internacionais, frágil sistema bancário e taxa de câmbio sobrevalorizada, a exemplo da Argentina.

Berg e Pattillo (1999) testaram os modelos de Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998), Frankel e Rose (1996) e Sacks, Tornell e Velasco (1996) com o objetivo de identificar qual desses modelos seria capaz de prever a crise asiática de 1997. Com esse objetivo, o único modelo que logrou êxito foi o de Kaminsky, Lizondo e Reinhart, que gerou probabilidades estatisticamente significantes.

Após a crise asiática, vários outros estudos procuraram identificar outros tipos de indicadores de vulnerabilidade além dos tradicionais indicadores macroeconômicos.

Conforme Birdsall e Gavin (n. d.), isso ocorreu porque ficou claro que uma política fiscal prudente não é suficiente para prevenir o contágio financeiro, o que pôde ser observado durante a crise tequila, em que tanto o México como a Argentina tinham políticas fiscais relativamente sólidas.

Da mesma forma, segundo Birdsall e Gavin (n.d.), Indonésia, Coréia, Malásia, Cingapura e Tailândia apresentavam superávits fiscais nos anos que antecederam a

crise asiática e, em 1997, o déficit orçamentário estimado das Filipinas era de menos de 1% do PIB. Mesmo assim, cada um desses países foi atingido duramente pela crise.

Mulder, Perrelli e Rocha (2002) notaram que os países asiáticos atingidos pela crise de 1997 não passavam por momentos de desequilíbrio fiscal, nem mesmo apresentavam fragilidades em seus indicadores macroeconômicos. Esses autores baseiam seu artigo em firmas e balanços corporativos para sugerir que um alto nível de alavancagem por parte das firmas, assim como a curta maturidade da dívida externa, aumentaram não só a vulnerabilidade à crises quanto sua dimensão.

Bussière e Mulder (1999) buscaram documentar potenciais interações entre economia e fatores políticos. Para esses estudiosos, com baixo nível de reservas cambiais e desequilíbrio nos indicadores macroeconômicos, a instabilidade política piora a severidade da crise. O que pode ser um pouco complicado no modelo é a forma subjetiva de se mensurar a instabilidade política.

Rossi (1999), por sua vez, sugere em seu trabalho que países com menor grau de abertura de capital e forte supervisão bancária são menos suscetíveis, tanto no que diz respeito à ocorrência de uma crise, quanto à sua severidade.

## **1.2 – CRISES RECENTES**

Nesse ponto, torna-se interessante desenvolver uma breve explicação das crises que assolaram a economia mundial nesses últimos anos, uma vez que, ao se entender as condições em que se encontravam as economias dos países atingidos, pode-se estabelecer possíveis pontos em comum, o que ajudaria a explicar o seu efeito propagador.

## ➤ Crise do México (1995)

Conforme Bevilaqua, Garcia e Paula (2000), durante os anos que antecederam a crise mexicana, que eclodiu em janeiro de 1995, o México passou por uma fase de acentuado ajustamento fiscal, o que permitiu atrair um volume crescente de capitais externos, fato extremamente importante para o financiamento do seu déficit em transações correntes.

Porém, a partir de 1993, o cenário externo começou a se modificar. O aquecimento da demanda doméstica em muitas das economias industrializadas e a deterioração do clima político mexicano durante as eleições presidenciais terminaram por induzir à fuga de capitais do país.

Entre dezembro de 1994 e janeiro de 1995, em apenas 15 dias, o peso mexicano desvalorizou-se cerca de 60%, o que acabou desencadeando uma onda de desconfiança em todos os mercados financeiros dos países em desenvolvimento, o chamado "efeito tequila" (bebida nacional mexicana).

Convém aqui destacar alguns indicadores econômicos mexicanos, que ao fragilizar a economia daquele país, não só contribuíram para a ocorrência da crise, como aumentaram sua intensidade.

Nos meses que antecederam a crise financeira que abalou o México, o déficit em transações correntes, por exemplo, atingiu patamares elevadíssimos, gerando uma constante necessidade de financiamento externo. Isso fez com que a dívida externa mexicana aumentasse consideravelmente.

Em junho de 1995, a dívida externa mexicana já era uma das maiores do mundo, com cerca de 150 bilhões de dólares. Dois meses depois, a dívida atingia cerca 165

bilhões de dólares e a previsão era de que até o final do ano atingisse 200 bilhões de dólares.

As conseqüências se refletiram diretamente nos indicadores de risco daquele país. Os investidores, desconfiados da capacidade do México em honrar suas dívidas, passaram a exigir maior rentabilidade para seus investimentos, o que fez cair o preço dos títulos emitidos pelo governo mexicano no mercado internacional.

A situação vivida pelo México também se refletiu no índice da bolsa desse país, o Índice de Preços e Cotações (IPC). Como pode ser observado na figura 1.2.1, o IPC começa a apresentar uma tendência de queda a partir de setembro de 1994, sendo que essa tendência se agrava entre dezembro 1994 e janeiro 1995, quando esse índice cai vertiginosamente.

**FIGURA 1.2.1**



O que se pode concluir com base no comportamento do Índice de Preços e Cotações (IPC) é que esse índice apresentava indícios da fragilidade econômica mexicana, mostrando uma tendência de queda meses antes de a crise eclodir.

Com isso, além da tendência de queda do Índice de Preços e Cotações (IPC), o aumento da dívida externa, o aumento do *spread* cobrado por investidores

estrangeiros no financiamento do governo mexicano e a tendência de crescimento das classificações de risco atribuídas àquele país por agências internacionais especializadas, nessa oportunidade, já davam indícios da fragilidade econômica vivida por esse país.

### ➤ **Crise da Ásia (1997)**

A crise da Ásia, deflagrada em meados de 1997, teve como uma de suas manifestações iniciais os eventos que abalaram a Tailândia durante o mês de julho, aqui representados pela data de desvalorização do Bath – a moeda nacional tailandesa. A partir de então, a crise se espalhou para diversos outros países da região, afetando também outros países emergentes fora da Ásia.

No que concerne aos países latino-americanos atingidos pela crise asiática, segundo Altermani (1997), o ápice da crise ocorreu com as complicações que levaram as autoridades a desvalorizar a moeda coreana. Segundo esse autor, esse foi o momento crítico para algumas economias emergentes da América Latina, quando se registrou grande parte da fuga de capitais ocorrida naquela época.

Segundo Bevilaqua, Garcia e Paula (2000), os principais fatores responsáveis pela crise asiática foram:

- 1) O aquecimento da demanda doméstica (materializada nos crescentes déficits externos e na sobrevalorização do mercado acionário e imobiliário);
- 2) A manutenção de regimes de taxa fixa de câmbio, que prolongaram a resistência aos ajustes monetários necessários, mas que, por outro lado, aprofundaram as consequências resultantes da implementação de tais ajustes;
- 3) Um frágil sistema financeiro;

- 4) A falta de transparência em relação aos principais mercados que recebiam investimentos externos;
- 5) Dificuldades políticas;

Tais fatores eram, em maior ou menor grau, compartilhados pelas economias do Sudeste Asiático, e acabaram fornecendo fundamentos para a crescente cautela por parte dos investidores e para os eventos que ocorreram nestes países.

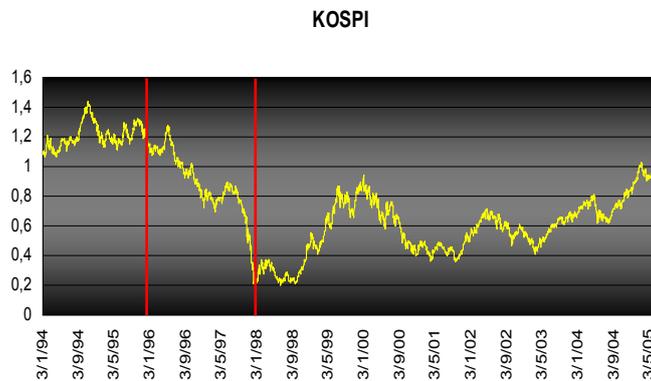
Para Altermani (1997), não há dúvidas de que a crise financeira na Ásia decorreu do endividamento de curto prazo e dos vícios estruturais no sistema bancário, com destaque para a prática usual regional de contratação de empréstimos sem garantias suficientes ou com base num clientelismo político.

Conforme Birdsall e Gavin (2000), a razão mais óbvia para a crise foi a perigosa combinação de um setor bancário fraco com surtos de empréstimos. Encorajados pela estabilidade macroeconômica e o rápido crescimento econômico nos anos anteriores à crise, os bancos nacionais passaram a emprestar imprudentemente, levando o setor privado ao excesso de gastos.

Birdsall e Gavin (2000) afirmam que os reguladores e supervisores bancários, que deveriam ter asegurado as rédeas do sistema e prevenido os bancos quanto à excessiva oferta de empréstimos, não o fizeram quando deveriam.

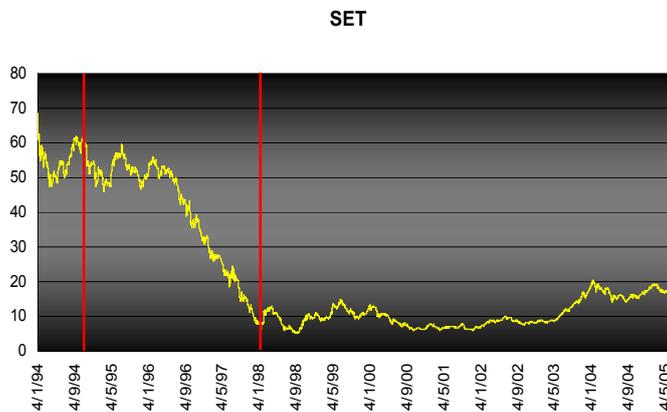
Como resultado, isso acabou se refletindo negativamente nos indicadores de risco daquele país, e como consequência, os investidores, desconfiados, passaram a exigir maior rentabilidade para seus investimentos, o que fez cair o preço as ações nesses mercados.

**FIGURA 1.2.2**



Conforme pode ser observado nas figuras 1.2.2 e 1.2.3, que apresentam os índices das bolsas da Coréia (KOSPI) e da Tailândia (SET), respectivamente, a exemplo do ocorrido no México, esses índices já mostravam tendências de queda meses antes da crise asiática eclodir, expondo assim, indícios da fragilidade econômica desses países.

**FIGURA 1.2.3**



Nesse caso, além da dívida externa, os índices que medem o preço médio das ações negociadas em cada mercado financeiro também poderiam ser monitorados, uma vez que sinalizavam fragilidades na estrutura econômica de diversos países da região.

### ➤ **Crise da Rússia (1998)**

A crise financeira na Rússia, segundo Bevilaqua, Garcia e Paula (2000), pode ser atribuída aos grandes déficits fiscais incorridos pelo governo daquele país. A situação deficitária das finanças nacionais fez com que se fortalecesse a percepção dos detentores da crescente dívida pública russa, de que o regime fiscal vigente não permitiria às autoridades honrar o passivo que se acumulava junto aos investidores nacionais e externos.

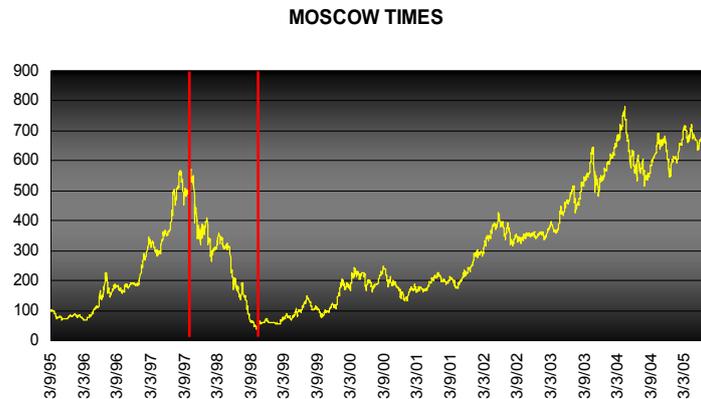
Uma série de incidentes políticos e a concentração do pagamento de encargos no segundo semestre de 1998 aceleraram a crise de desconfiança por parte dos investidores, levando o mercado de câmbio e o de ações a uma trajetória de esvaziamento. Isso resultou na adoção, em 17 de agosto de 1998, em uma série de medidas por parte do governo russo. Dentre as medidas, estavam:

- 1) A desvalorização do Rublo;
- 2) Uma moratória de 90 dias da dívida russa (interna e externa);
- 3) Uma reestruturação compulsória da dívida (interna e externa);

Assim como nas demais crises estudadas, os acontecimentos tiveram efeitos em inúmeros outros países emergentes, principalmente naqueles considerados mais frágeis.

Porém, no que se refere à situação econômica da Rússia, percebe-se que, além da enorme dívida, os mercados de câmbio e de ações estavam paralisados. Em função disso, não só o comportamento da dívida pública, como também o índice da bolsa de valores e a taxa de câmbio desse país, sinalizavam fragilidades na estrutura econômica.

**FIGURA 1.2.4**



Nota-se, a partir do gráfico acima, que o índice da bolsa de valores da Rússia (*Moscow Times*) já apresentava uma tendência de queda no segundo semestre do ano de 1997, meses antes da crise russa eclodir, expondo assim, indícios da fragilidade econômica desse país.

➤ **Crise do Brasil (1999)**

Segundo Bevilaqua, Garcia e Paula (2000), desde a crise do México, o Brasil era considerado vulnerável a uma crise externa por causa do grande déficit em conta corrente. O regime de câmbio fixo foi mantido durante vários anos com base em taxas de juros elevadas e um nível de reservas confortável. Contudo, quando se deflagrou a crise russa, a intensa saída de capitais reduziu rapidamente o que parecia ser um nível de reservas confortável.

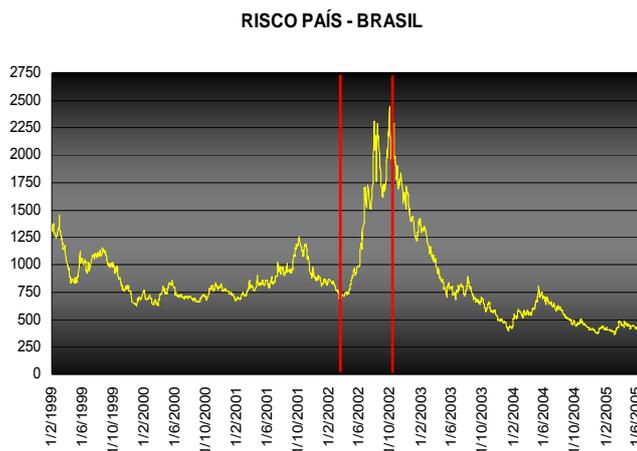
O que se pode observar é que os efeitos da crise russa foram extremos no Brasil. O excesso de demanda por dólares no mercado de câmbio fez com que, em outubro de 1998, as autoridades brasileiras solicitassem ajuda ao FMI – Fundo Monetário Internacional, e nem mesmo um pacote de US\$ 41 bilhões foi suficiente para acalmar o mercado. Com isso, a perda de reservas durante os meses seguintes foi

de grandes proporções e culminou com a adoção de um sistema de câmbio flutuante em janeiro de 1999.

O risco-país<sup>4</sup>, um importante indicador de credibilidade dos investidores estrangeiros, que já havia se estabelecido acima dos 1.000 pontos desde agosto de 1998, no auge da crise, em janeiro de 1999, chegou à cerca de 1.800 pontos. Isso significava que o país, para compensar o risco que representava, deveria pagar juros que excedessem em 18% os juros pagos nos títulos emitidos pelo governo norte-americano.

A série histórica do Risco País, para valores a partir de fevereiro de 1999, está exposta graficamente na figura 1.2.5 abaixo:

**FIGURA 1.2.5**



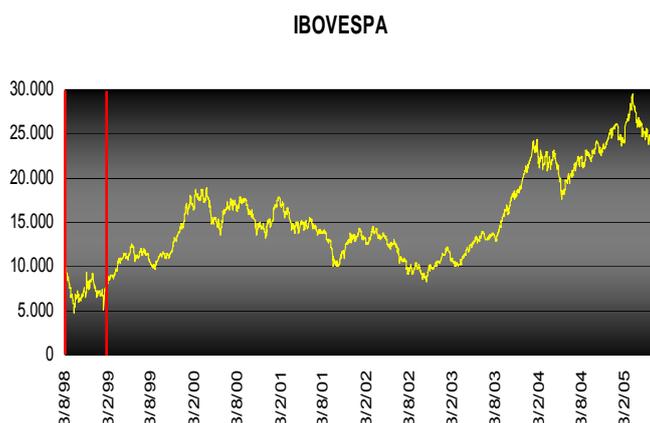
No gráfico acima, pode-se observar que os valores do Risco País, no início do ano de 1999, encontram-se acima de 1.000 pontos, só se estabilizando abaixo dessa barreira já no início do ano 2.000. Mas é no ano de 2002, quando ocorreram as eleições presidenciais, que esse índice alcançou os maiores valores dos últimos seis anos, chegando em torno dos 2.500 pontos.

<sup>4</sup> Medido pelo banco americano JP Morgan para permitir, a seus clientes, condições mensuráveis de avaliação da possibilidade de um país quebrar.

Quanto ao Índice Bovespa, considerado no mercado financeiro como o mais importante indicador de desempenho médio das cotações do mercado de ações brasileiro, oscilava entre 6.000 e 9.000 pontos desde setembro de 1998. Entretanto, no mês de janeiro de 1999, em apenas 4 dias, esse índice caiu mais de 20%, atingindo patamares em torno de 5.000 pontos, uma das menores cotações desde 1994.

A série histórica do Ibovespa, para valores a partir de agosto de 1998, está exposta graficamente na figura 1.2.6 abaixo:

**FIGURA 1.2.6**



No caso brasileiro, percebe-se que o Ibovespa, o risco-país e o nível das reservas internacionais, dentre outros indicadores, foram duramente afetados durante a crise. O que deve ser considerado quanto a esses indicadores seria seu estado nos meses que antecedem a crise, quando certo comportamento atípico já poderia ser observado.

## ➤ Crise da Argentina (2002)

A crise Argentina teve diversos episódios, mas os principais fatores, conforme Sampaio (2002) são sempre os mesmos: dívida pública e inflação. No final da década de 80, a inflação atingiu a marca de 200% ao mês. Para tentar sair dessa situação e estimular o crescimento industrial, quando chegou à presidência em 1989, Carlos Menem liberalizou as relações comerciais, privatizou empresas estatais e eliminou entraves burocráticos.

Em princípio, as medidas não deram certo devido às preocupações dos investidores internacionais com o elevado déficit público do país, porém a decisão de atrelar o valor do peso argentino ao dólar aumentou a confiança desses investidores.

A paridade com o dólar também propiciou estabilidade financeira, uma vez que os preços atrelados à moeda americana não poderiam ser reajustados de forma tão rápida. O problema foi que, ao atrelar o peso ao dólar, os argentinos adotaram uma moeda corrente cuja taxa de câmbio tinha pouca ligação com a verdadeira condição econômica do país.

Em um período de hiperinflação, esse foi um fato positivo, mas quando a Argentina voltou a viver um período de estabilidade, a dolarização se tornou um fator negativo. Na prática, a Argentina havia renunciado ao controle de sua política monetária. O país foi capaz de resistir ao colapso econômico do México, em 1995, mas foi abalado pela crise asiática, dois anos mais tarde.

Em 1999, o real brasileiro foi desvalorizado. Como a Argentina manteve a paridade do peso com o dólar, as exportações do país se tornaram muito mais caras que as brasileiras. O declínio das exportações argentinas restringiu a capacidade do país de obter moeda estrangeira para pagar a dívida em dólar.

Por outro lado, as concessões econômicas às indústrias locais impediram o governo de equilibrar seu orçamento, o que fez com que o nível de desemprego chegasse a 30%. Com isso a crise foi inevitável, com o país tendo que decretar a moratória de sua dívida.

Com esse ambiente conturbado, os indicadores argentinos se deterioraram. A figura 1.2.7, exposta abaixo, mostra o comportamento do risco país argentino, que se situava em torno dos 1.000 pontos até meados do ano de 2001. A partir daí, esse indicador começa uma trajetória ascendente, chegando a ultrapassar a impressionante marca de 7.000 pontos no ano de 2002.

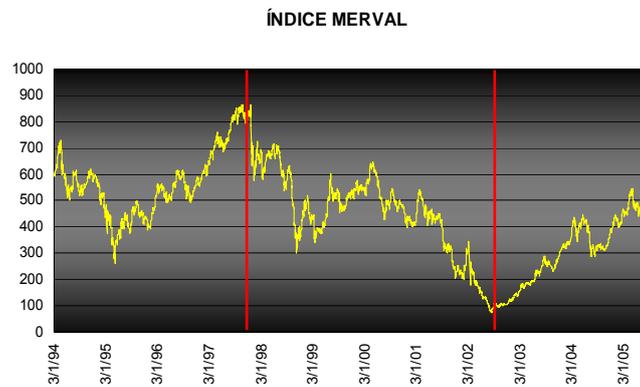
Novamente, vale ressaltar que, meses antes da crise eclodir, o risco país já dava sinais de instabilidade, apresentando tendência de alta, chegando a dobrar de valor em apenas algumas semanas.

**FIGURA 1.2.7**



Outro indicador que apresenta comportamento irregular, expondo claramente uma tendência de queda nos meses que antecedem a crise ocorrida no ano de 2002, é o índice da bolsa de valores argentina (Índice Merval), como pode ser observado na figura 1.2.8..

**FIGURA 1.2.8**



Com base no exposto, deve-se enfatizar indicadores como taxa de câmbio e nível de reservas internacionais, além dos tradicionais como dívida pública, Risco País e o Índice Merval. Esses indicadores, a exemplo dos casos citados anteriormente, apresentavam um comportamento atípico meses antes de a crise eclodir.

## CAPÍTULO 2

---

### METODOLOGIAS DE ESTIMAÇÃO DE *EARLY WARNING SYSTEMS*

Esse capítulo tem por objetivo expor duas metodologias de estimação de *Early Warning Systems* que serão utilizadas para testar o poder de previsão de um grupo de variáveis, na tentativa de identificar aquelas consideradas como confiáveis indicadores de vulnerabilidade do mercado financeiro brasileiro.

As duas metodologias que são aqui descritas, a Estimação por Sinais ou *Signal Approach* e a Estimação por Probit, buscam identificar como o comportamento das variáveis candidatas, que se apresentarem como significativas, afeta a probabilidade de ocorrência de uma crise.

Convém ressaltar que a metodologia de estimação por Mínimos Quadrados Ordinários, apresentada no apêndice A do presente trabalho, tem propósitos meramente comparativos, e por se tratar de uma metodologia muito utilizada e bastante conhecida na literatura acadêmica, não será descrita nessa seção.

Entretanto, para se estimar um modelo que procure antecipar uma crise, examinando suas causas e medindo a vulnerabilidade de uma economia na véspera de sua ocorrência, é necessário, em primeiro lugar, ter uma noção bem definida do que é uma crise.

Em função disso, esse capítulo expõe, inicialmente, as diversas definições de crise encontradas nos artigos pesquisados e, com base nessas definições, estabelece uma definição de crise de soberanos para ser utilizada pelo presente trabalho.

## 2.1 – DEFINIÇÕES DE CRISE

Tratando-se de crises financeiras de soberanos, pode-se defini-las de várias formas. Muitos estudos focam crises como episódios de depreciações cambiais<sup>5</sup> enquanto alguns trabalhos tratam crise como função do grau de depreciação.

Outros procuram incluir episódios de ataques especulativos mal-sucedidos nas definições sobre crise, uma vez que, esses ataques, mesmo que contidos pelas autoridades monetárias sem perda do valor da moeda, tem um alto custo como o aumento da taxa de juros doméstica e/ou a perda de reservas internacionais.

Frankel e Rose (1996) definem crise como a depreciação na taxa de câmbio nominal, no período de um ano, em pelo menos 25%, e que, ao mesmo tempo excede mudanças na taxa de câmbio do ano anterior em pelo menos 10%.

Para esses autores, esse tipo de definição de crise cambial não deve considerar ataques especulativos contidos pelas autoridades monetárias, seja por meio da venda de reservas, seja via taxas de juros.

Para Frankel e Rose (1996), isso ocorre porque, ao adotar esses mecanismos, torna-se difícil identificar defesas bem sucedidas – aquelas que têm sucesso em manter o valor da moeda sem grande ônus à autoridade monetária – dado constantes movimentos no nível das reservas para intervenção no mercado de câmbio e taxas de juros controladas por longos períodos na maioria dos países da amostra.

Para Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998), crise é definida como uma situação em que um ataque contra a moeda leva a uma depreciação do câmbio, grande perda nas reservas internacionais ou a combinação das duas situações, ocorridas no curto

---

<sup>5</sup> Depreciação cambial – perda no poder de compra da moeda nacional em relação às moedas estrangeiras. As cotações relativas das moedas são definidas por diversos fatores, dependendo basicamente da oferta e da procura por uma moeda.

prazo. Nesse contexto, uma crise cambial ocorreria quando a média ponderada da percentagem mensal de depreciação na taxa de câmbio e a percentagem mensal de declínio nas reservas excedessem suas médias em um valor maior do que três desvios-padrão.

Sachs, Tornell e Velasco (1996) definiram crise como uma combinação entre o percentual de decréscimo nas reservas e o percentual de depreciação da taxa de câmbio.

A exemplo dos autores citados acima, vários outros estudos abordam crises de soberanos como função de depreciações cambiais, porém as diversas definições de crises pesquisadas não fogem muito do exposto até aqui.

Vale lembrar também que, conforme citado anteriormente, desde a década passada, várias crises financeiras tem sido contagiosas, espalhando-se pelo mercado financeiro mundial. Em função disso, alguns pesquisadores tem orientado seu trabalho, a exemplo de Fratzscher (2001), no sentido de identificar indicadores de contágio, não só entre países, mas dentro de uma economia em particular.

Para um melhor entendimento de como funcionam esses indicadores de contágio, responsáveis pela ligação entre as variáveis dentro de uma economia em particular ou entre economias, cabe aqui expor algumas definições de crises diferentes daquelas que se referem à taxa de câmbio.

Essas definições, de crises que se originam no sistema financeiro propriamente dito, podem ajudar a aprimorar o entendimento não só da origem da crise, como também auxiliar no entendimento do chamado “efeito propagador”.

Allen (2001) descreve uma crise financeira em três estágios distintos. Em um primeiro estágio, devido à abertura financeira ou a decisão do banco central de

umentar a liquidez da economia, há uma elevação geral no preço dos títulos públicos.

Segundo Allen (2001), o processo de elevação geral no preço dos títulos públicos permanece por alguns anos, inflando-os como uma bolha. No segundo estágio, essa bolha estoura e há um colapso no preço dos ativos, em um curto espaço de tempo, geralmente de poucos dias. O terceiro estágio se caracteriza pelo inadimplimento de firmas e agentes tomadores de empréstimos que adquiriram os ativos sobrevalorizados. Bancos geralmente seguem essa onda de inadimplência, o que acaba afetando o setor real da economia.

Para tratar de crises financeiras, mais especificamente em bancos, Kaminsky e Reinhart (1996) relatam que os problemas geralmente não têm origem no passivo da instituição e sim na deteriorização prolongada na qualidade dos ativos, causada por um colapso no nível real de preços ou crescente falência do setor não financeiro. Neste caso, mudanças nos preços dos ativos ou o aumento no número de falências poderiam ser usados para sinalizar o começo da crise.

Nesse contexto Kaminsky e Reinhart (1996) definem o começo de uma crise bancária quando se observa uma corrida dos bancos em direção ao encerramento de suas atividades, para realização de fusões ou então para conseguir financiamento do setor público.

Bell e Pan (2002) também tratam de falência de instituições financeiras. Para esses pesquisadores, crises bancárias ocorrem quando os preços dos ativos caem em frente ao passivo, ocorrendo então uma desvalorização da carteira de ativos. Essa desvalorização será mais provável se os mutuários não honrarem suas dívidas (risco de crédito) ou se mudanças nos preços dos ativos afetarem o valor de investimentos marcados a mercado (risco de mercado).

Para Freixas e Rochet (1997), tanto risco de crédito quanto risco de mercado podem causar desvalorização na carteira de ativos de um banco, caracterizando assim uma crise. Porém, para esses autores, os bancos podem reduzir o risco de sua carteira adotando métodos adequados de precificação, diversificando sua carteira de ativos e adotando garantias. O problema é que em um mundo de incertezas e informações assimétricas, o risco inerente da atividade bancária não pode ser inteiramente eliminado.

Como o presente trabalho pretende identificar e avaliar potenciais indicadores de vulnerabilidade, testando seu poder de previsão para futuras crises financeiras que venham a ocorrer no mercado financeiro brasileiro, cabe aqui definir crise de soberanos de forma a inseri-la nesse contexto.

Dessa forma, a definição de crise de soberanos deve seguir a mesma linha das definições presentes nos artigos consultados, com algumas modificações de forma adequá-la a realidade brasileira.

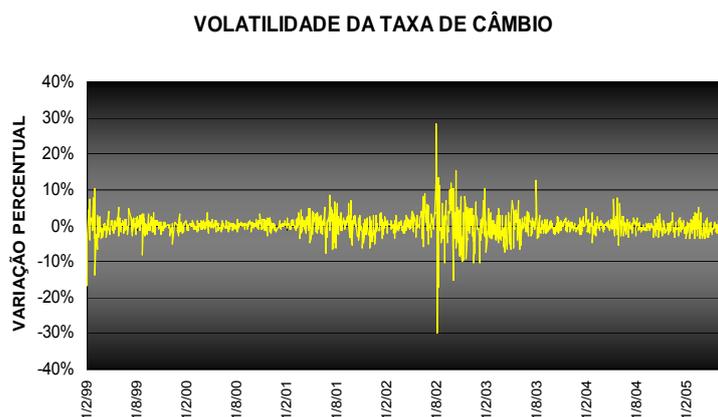
É oportuno lembrar que em grande parte dos artigos pesquisados, as definições de crise baseiam-se nos desvios–padrão observados na série histórica das taxas de câmbio, porém isso poderia representar um problema no caso do Brasil. O problema ocorre devido a grande volatilidade apresentada na série da taxa de câmbio brasileira desde a adoção do sistema de câmbio flutuante, em janeiro de 1999.

**FIGURA 2.1.1**



Os gráficos 2.1.1 e 2.1.2 mostram a série histórica da taxa de câmbio e sua volatilidade, respectivamente:

**FIGURA 2.1.2**



O problema da grande volatilidade da série histórica da taxa de câmbio é que, em função disso, o desvio-padrão<sup>6</sup> também é muito alto para se considerar na definição de crise. Dessa forma, se fosse adotada uma definição que considerasse uma crise apenas quando houvesse desvalorização na taxa de câmbio que excedesse em um, dois ou mais desvios-padrões, poder-se-ia ignorar um grande número de desvalorizações significativas, de grande risco para a economia.

Com base no exposto, a definição de crise a ser utilizada levará em conta episódios sucessivos de desvalorização da taxa de câmbio, mas em função do que foi explicado anteriormente, não será considerado o grau da desvalorização, em termos de desvio-padrão.

Cabe aqui ressaltar que, em função da periodicidade diária dos indicadores – que são descritos na seção 3.1 – e da grande volatilidade apresentada em suas séries,

---

<sup>6</sup> O desvio-padrão da série histórica da taxa de câmbio brasileira para o período que vai de fevereiro de 1999 a junho de 2005 gira em torno de R\$ 0,56.

as definições de crise adotadas consideram como relevante, curtos espaços de tempo, que variam de 5 a 8 dias.

Com isso, crises financeiras serão definidas como desvalorizações consecutivas na taxa de câmbio que excedam 5 dias, referida aqui como Crise 1. Também serão utilizadas definições alternativas para seguidas desvalorizações na taxa de câmbio que excedam 6, 7 ou 8 dias, definidas como Crise 2, Crise 3 e Crise 4, respectivamente.

## **2.2 – ESTIMAÇÃO POR SINAIS OU *SIGNAL APPROACH***

A primeira metodologia a ser analisada foi desenvolvida por Kaminsky e Reinhart (1996) e posteriormente aprimorada por Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998), sendo conhecida atualmente como *Signal Approach*.

Esta metodologia, também conhecida como metodologia KLR, oferece um caminho para a análise do desenvolvimento natural das crises, tomando como alvo sua origem, e medindo sua probabilidade condicionada a sinais de um ou mais indicadores.

Basicamente, a metodologia utilizada por Kaminsky e Reinhart (1996) consiste em avaliar a utilidade de um conjunto de variáveis em sinalizar uma crise iminente, através de métodos não-paramétricos.

Modelos baseados em metodologias semelhantes àquela proposta por Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998) foram muito utilizados ao longo das últimas décadas para avaliar a habilidade de séries temporais financeiras e macroeconômicas. O objetivo desses modelos era desenvolver uma metodologia que pudesse prever pontos críticos nos ciclos de negócios.

Porém, Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998) aprimoraram os modelos até então utilizados e desenvolveram a metodologia de Estimação por Sinais, ou *Signals Approach*, de forma a direcioná-la para que fosse aplicada na análise de crises financeiras.

A metodologia *Signals Approach* propõe monitorar a evolução de um conjunto de variáveis econômicas cujo comportamento afasta-se do normal em períodos que antecedem crises. Neste contexto, quando o valor de uma dessas variáveis desvia do seu nível considerado normal, ultrapassando um limite pré-estabelecido, essa metodologia considera esse desvio como um sinal de uma possível crise, em um período específico de tempo.

Dessa forma, baseado no comportamento registrado pelos vários indicadores, é possível estimar suas habilidades de previsão de crise, seja individualmente ou em conjunto, via *backtest*<sup>7</sup>.

Porém, conforme Kaminsky e Reinhart (1996), para examinar as causas de uma crise, medir a vulnerabilidade da economia na véspera de seu acontecimento, e avaliar se ela pode ser prevista ou não por um desenvolvimento econômico irregular, torna-se necessário fazer algumas colocações:

- ✓ **Definição de crise** → É necessário ter uma clara definição de crise.
- ✓ **Lista de indicadores** → Uma lista de indicadores em potencial será selecionada como base nas definições de crise e com base em indicadores que permitam identificar vulnerabilidades nas economias emergentes.
- ✓ **Critérios de classificação bem definidos** → Deve-se ter uma clara definição dos critérios que permitam classificar o comportamento de um indicador como

---

<sup>7</sup> Processo de otimização de performance, por meio da utilização da série histórica, para verificar se os indicadores têm capacidade de predição sobre os dados correntes.

normal ou como sinal de crise. Esses critérios são desenvolvidos baseados nos percentis de distribuição observados para cada indicador.

- ✓ **Período de tempo razoável** → Se o indicador ultrapassar certo valor considerado como ponto crítico, previamente determinado pelo modelo, o que é classificado como sinal de uma possível crise, deve-se determinar se a crise ocorre dentro de um período razoável de tempo.

### ➤ **DEFININDO O PRAZO**

Para Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998), se a análise fosse sobre uma crise no balanço de pagamentos, um intervalo máximo a ser estabelecido entre o sinal e a crise seria de vinte e quatro meses.

Dessa forma, qualquer sinal emitido dentro do período de vinte e quatro meses que antecede uma crise no balanço de pagamentos é considerado um bom sinal. Por outro lado, qualquer sinal emitido que não for seguido por uma crise no balanço de pagamentos, dentro do período de vinte e quatro meses, é considerado como um alarme falso ou ruído.

O intervalo de tempo definido no modelo proposto por KLR (1998) baseia-se no fato de que, vinte e quatro meses antes da crise no balanço de pagamentos, alguns indicadores já poderiam emitir sinais. Em função disso, esses pesquisadores consideram vinte e quatro meses um período de tempo razoável.

Quando a análise parte para crises no sistema financeiro, o intervalo máximo definido por KLR (1998) seria de doze meses entre o sinal e a crise. Analogamente, se o sinal emitido estivesse dentro do intervalo de doze meses que precedem uma crise, este seria um bom sinal, caso contrário seria classificado como falso sinal ou ruído.

A exemplo do que foi estabelecido pelo modelo para crises cambiais, o prazo definido por KLR (1998) para crises no sistema financeiro baseia-se no fato de que, doze meses antes da crise, alguns indicadores já poderiam emitir sinais, o que torna esse prazo, um período de tempo razoável para a análise.

Porém, quando se está analisando a relação entre a taxa de câmbio e indicadores de vulnerabilidade que apresentam variações diárias, os intervalos definidos anteriormente podem ser considerados muito longos, dado que, diariamente, tais indicadores podem gerar indícios de uma possível crise com relação à taxa de câmbio.

Para a análise do caso brasileiro, o intervalo estabelecido entre o sinal e a crise pode ser definido com base em observações feitas na série histórica diária obtida entre fevereiro de 1999 e junho de 2005.

Esse período, posterior à crise que ocorreu em janeiro de 1999 no sistema financeiro nacional, se caracteriza pela mudança no regime cambial brasileiro, que até então utilizava um regime de bandas cambiais e passou a adotar um regime de câmbio flutuante.

Cabe aqui destacar que, a análise sobre esse período torna-se relevante, não só por se tratar de um passado recente, mas também porque nessa época ocorreram significativas alterações na condução da política econômica, uma vez que a adoção do regime de câmbio flutuante traz uma nova conjuntura à economia brasileira.

No que se refere ao prazo de emissão dos sinais, deve-se lembrar que, na época da crise no mercado financeiro brasileiro, os indicadores começaram a apresentar um comportamento irregular alguns meses antes, se agravando nos dias que antecederam o fatídico 14 de janeiro de 1999, quando o Índice da Bolsa de Valores

de São Paulo (Ibovespa) caiu mais de 10% em apenas algumas horas, acumulando desvalorização superior a 20% em apenas alguns dias.

Dessa forma, por meio da observação dos indicadores selecionados, percebe-se que dez dias antes de a crise eclodir, sinais com grande significância poderiam ter sido emitidos, sinalizando assim que esse seria um prazo razoável a ser considerado na análise proposta.

Deve-se destacar que, observações mais precisas sobre um comportamento anormal que possa sinalizar uma possível crise no mercado financeiro, quando se trata de indicadores que apresentam volatilidade diária, são mais confiáveis num curto espaço de tempo, geralmente dias.

Deve-se destacar também que o período de dez dias – cerca de duas semanas uma vez que a análise é feita sobre dias úteis, quando há negociação no mercado – seria suficiente para que o mercado adotasse medidas preventivas, seja adotando estratégias de *hedge*, seja alterando a composição das carteiras, como forma de evitar, ou pelo menos amenizar, os efeitos da crise.

## ➤ **DEFININDO SINAIS E LIMITES**

Com o objetivo de estabelecer os limites para emissão de sinais por parte de cada um dos indicadores selecionados, o presente trabalho utilizara a série histórica diária que vai de fevereiro de 1999 a junho de 2005.

Baseado nos valores da distribuição observados para cada um dos indicadores, dentro do período mencionado, poderão ser estabelecidos tanto a média quanto os percentis da distribuição, definindo dessa forma, os limites dentro dos quais as variáveis podem flutuar sem que emitam sinais.

O que se espera é que esses indicadores emitam um sinal de uma possível crise sempre que uma dessas variáveis se desvia do seu nível considerado normal, além do limite crítico, pré-estabelecido com base nos percentis de distribuição observados.

Exemplificando, se o valor estabelecido para a análise dos desvios da taxa de câmbio corresponder ao 85º percentil, então todo o dia que valor da taxa de câmbio ultrapassar esse valor limite, estabelecido pelo 85º percentil, será emitido um sinal de uma possível crise.

Este sinal será considerado bom se anteceder uma crise dentro do horizonte de tempo definido. Caso contrário, se o sinal não é seguido de uma crise dentro do horizonte de tempo definido, ele é considerado um falso sinal ou um ruído.

Dessa forma podemos avaliar a performance de cada indicador em termos de uma matriz, como a proposta por Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998):

	Crise dentro de dez dias	Não há crise dentro de dez dias
Sinal foi emitido	A	B
Não foi emitido sinal	C	D

- ✓ A célula A representa o número de dias em que o indicador emitiu um bom sinal, ou seja, o sinal emitido estava dentro do horizonte de tempo definido que antecede a crise.

- ✓ A célula B representa o número de dias em que o indicador emitiu um ruído, ou seja, o sinal foi emitido, porém não houve crise dentro do intervalo de tempo definido.
- ✓ A célula C representa o número de dias em que o indicador falhou em emitir um sinal que teria sido considerado como bom.
- ✓ A célula D representa o número de dias em que o indicador não emitiu um sinal que teria sido considerado um ruído.

O modelo de Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998) procura definir os limites, que funcionam como critérios para a emissão ou não de sinais caso sejam ultrapassados ou não, de forma a atingir o equilíbrio entre o risco de ter falsos sinais e o risco de se perder várias crises. Em função disso, para cada indicador, o modelo KLR define como limite ótimo àquele capaz de minimizar a razão ruído por sinal ajustado:

$$\frac{\frac{B}{(B + D)}}{\frac{A}{(A + C)}}$$

Neste ponto cabe mencionar que se a ausência de crise no período de dez dias é considerada como hipótese nula, então observações do tipo B são classificadas como erro tipo I, ou seja, estaríamos rejeitando a hipótese nula quando ela é verdadeira. Por outro lado, observações do tipo C seriam classificadas como erro tipo II.

Segundo Oka (2003), o procedimento de definição dos limites pode ser visto como uma tentativa de minimizar a proporção de erros do tipo I, como parte/fração de períodos onde há ausência de crises  $B/(B + D)$  e (1 - erro tipo II) como parte/fração de períodos onde há crises  $A/(A + C)$ .

Com base nisso, caso fosse encontrado um indicador considerado perfeito, perceber-se-ia que esse indicador só produziria observações nas células A e D, ou seja, ele emitiria um sinal todos os dias dentro do intervalo de tempo seguido de uma crise. Conseqüentemente, ter-se-ia que  $A > 0$  e  $C = 0$ . Por outro lado, este indicador não emitiria sinais caso o período analisado não fosse seguido por uma crise. Logo  $B=0$  e  $D > 0$ .

### **2.3 – MODELO PROBIT**

Um segundo método de estimação que vem sendo largamente utilizado em modelos de *Early Warning Systems* baseia-se em uma estrutura logit ou probit. Essa metodologia, pioneiramente estimada por Frankel e Rose (1996), procura uma forma de se prever crises financeiras utilizando, para isso, valores defasados de indicadores de vulnerabilidade, assim como variáveis dummies.

Outros autores que utilizaram uma estrutura probit com o objetivo de se prever crises financeiras foram Berg e Pattillo (1998). Em sua análise, Berg e Pattillo estendem o trabalho realizado por KLR, encaixando a Estimação por Sinais em uma estrutura probit multivariada.

Na metodologia proposta por Berg e Pattillo (1998), todos os dados dos vários países e em períodos distintos são agrupados e modelos probit são estimados utilizando máxima verossimilhança.

A vantagem da estimação utilizando um modelo probit multivariado, segundo Berg e Pattillo (1998), reside no fato de que a correlação entre diferentes variáveis é considerada no modelo, além de facilitar o teste de significância estatística.

Em resumo, segundo esses autores, com a utilização de uma estrutura probit multivariada, pode-se conseguir algumas vantagens como:

- Agregar, de modo satisfatório, as variáveis de previsão em um índice composto, observando a correlação entre diferentes variáveis;
- Possibilidade do teste de significância para cada uma das variáveis;

Berg e Pattillo procuram mostrar que, geralmente, um modelo probit apresenta uma performance melhor do que a apresentada na Estimação por Sinais, de KLR. Tal suposição está embasada na simples hipótese de que a probabilidade de crise cresce na proporção das mudanças nas variáveis de forma mais adequada do que a apresentada na metodologia de KLR.

A equação central da estimação Berg e Pattillo (1998) assume a seguinte forma:

$$\Pr(C = 1) = \sum_{k=1}^K \beta_k P(X_{kt})_i + \varepsilon_{it}$$

Onde: C = 1 se há crise dentro do período de 24 meses para o país i no mês t.

Existem K variáveis explicativas, sendo que todas são transformadas em percentis pela função  $P(X_{kt})_i$ .

Cabe aqui mencionar que o modelo KLR assume que a probabilidade de ocorrência de crises nos 24 meses subsequentes é uma *step-function* do indicador, sendo igual a 0 se o indicador está abaixo do limite estabelecido, e 1 caso contrário.

No modelo Probit, fica a cargo dos dados esta questão, ou seja, se a *step-function* é de fato uma descrição da relação entre as variáveis indicadoras e a probabilidade de ocorrência de crise.

A metodologia aqui utilizada é baseada naquela descrita acima, proposta por Berg e Pattillo (1998). Para isto, será rodada uma regressão Probit multivariada sobre os dados agrupados, em que a variável dependente assume o valor 1 se há uma crise nos dez dias subseqüentes ou 0 caso contrário.

As variáveis explicativas a serem utilizadas para o desenvolvimento do modelo probit serão as mesmas utilizadas na metodologia de Estimação por Sinais, e estão descritas na seção 3.1.

## CAPÍTULO 3

---

### VARIÁVEIS UTILIZADAS E RESULTADOS

Em um primeiro momento, esse capítulo descreve as variáveis utilizadas nos modelos como indicadores de vulnerabilidade, assim como os motivos que levaram à sua escolha. Nesse ponto também é exposto uma tabela descritiva com informações a respeito de cada variável.

Após essa descrição, as variáveis são incluídas nos modelos de *Early Warning Systems* propostos no capítulo anterior, numa tentativa de testar seu poder de previsão.

#### 3.1 – VARIÁVEIS UTILIZADAS

A primeira variável a ser considerada será o Índice da Bolsa de Valores do Estado de São Paulo – Ibovespa. Esse índice, medido em pontos, representa o valor atual, em moeda corrente, de uma carteira<sup>8</sup> teórica de ações, constituída a partir de uma aplicação hipotética, e sua variação, positiva ou negativa, representa a valorização ou desvalorização dessa carteira.

O Ibovespa é o mais importante indicador do desempenho médio das cotações do mercado de ações brasileiro, e por esse motivo, uma queda nesse índice pode representar expectativas negativas por parte dos investidores, assim como uma

---

<sup>8</sup> Essa carteira é integrada pelas ações, que em conjunto, representam 80% do volume transacionado à vista, e que foram negociadas em pelo menos 80% dos pregões, nos 12 meses anteriores a formação da carteira.

corrida pela transferência dos recursos investidos no mercado interno para outros mercados, considerados mais seguros.

Nesse cenário, o país poderá enfrentar dificuldades para conseguir crédito externo, além de sofrer forte pressão sobre sua taxa de câmbio. Em função disso, o Ibovespa torna-se relevante para a presente análise, servindo como um medidor da credibilidade que o país tem no mercado financeiro internacional.

A série histórica diária do Ibovespa, para o período que vai de fevereiro de 1999 a junho de 2005, foi obtida no próprio *site* da Bolsa de Valores de São Paulo.

Outro indicador relevante nessa análise é o risco-país. O termo risco-país foi criado em 1992, pelo banco americano JP Morgan, para permitir a seus clientes condições mensuráveis de avaliação da capacidade de um país tornar-se insolvente. A taxa é medida em pontos e calculada a partir de uma cesta de títulos negociados no mercado. Cada ponto significa 0,01 ponto percentual de prêmio acima do rendimento dos papéis da dívida dos EUA, considerados como risco zero de *default*<sup>9</sup>. Por exemplo, se o Brasil receber 403 pontos, significa que o investidor estrangeiro cobra, para assumir o risco brasileiro, um prêmio de 4,03 pontos percentuais de rendimento acima do que paga um papel americano semelhante.

Essa definição, por mais comum que seja, é relevante, pois mostra que essa variável também serve como um medidor da credibilidade que o país tem no mercado financeiro internacional. Isso ocorre porque, se o risco-país encontra-se em um patamar elevado, significa que o investidor estrangeiro está descrente quanto aos rumos da economia, exigindo então uma rentabilidade maior para aplicar seus recursos aqui.

---

<sup>9</sup> Risco do tomador ou emissor não honrar com suas obrigações financeiras em um determinado período.

Por esse motivo, o risco-país pode ser considerado um ótimo indicador de vulnerabilidade, uma vez que ele reflete as expectativas dos investidores internacionais.

A série histórica diária do risco-país, para o período que vai de fevereiro de 1999 a junho de 2005, foi obtida com a agência internacional de notícias *Bloomberg*.

Outro indicador candidato à inclusão no modelo é o *spread* cobrado pelos investidores estrangeiros sobre os títulos emitidos pelo governo brasileiro no mercado externo. Esse *spread* representa as expectativas do mercado quanto à capacidade do governo de honrar suas dívidas.

O *spread* é obtido pela diferença entre o valor presente desses títulos – valor de face do título descontado pela taxa de juros de emissão – e o valor com que esses títulos são negociados no mercado secundário. Quanto maior o deságio cobrado, maior a desconfiança dos investidores estrangeiros quanto aos rumos da economia.

Os títulos a serem analisados pelo presente trabalho são o C-Bond e o Global 27 e a base de dados utilizada para esses indicadores relaciona o percentual do preço de face desses títulos pagos em Dólar (US\$).

Assim como o risco-país, a série histórica dos preços dos títulos emitidos pelo governo brasileiro no mercado externo, negociados diariamente no mercado aberto, para o período analisado, também foi obtida por meio da agência internacional de notícias *Bloomberg*.

O nível de reservas em moeda estrangeira também pode representar a credibilidade com que o país conta no mercado financeiro internacional. Esse índice expõe a quantidade de divisas que entram e saem do país sob as várias formas de investimento, servindo assim como indicador de vulnerabilidade.

Dessa forma, esse indicador é medido pela quantidade de dólares (US\$) em poder da autoridade monetária e os dados diários que se referem a essa informação foram obtidos pelo Banco Central do Brasil – BACEN.

Um último indicador de vulnerabilidade a ser analisado pelo presente trabalho será a taxa Selic<sup>10</sup>. O Selic é um grande sistema *on-line*, de liquidação imediata, onde são registradas operações realizadas com títulos públicos federais, quer sejam emitidos pelo Tesouro Nacional ou pelo Banco Central, e os títulos públicos estaduais e/ou municipais emitidos até janeiro de 1992.

A taxa Selic representa a taxa cobrada pelos investidores nas operações realizadas com títulos públicos federais. Assim, a exemplo dos títulos públicos emitidos pelo governo no mercado externo, quanto maior o deságio cobrado, maior a desconfiança dos investidores quanto aos rumos da economia e da capacidade do governo em honrar suas dívidas.

Na presente análise, a taxa Selic considerada é a taxa anualizada, com base em dias úteis – 252, negociadas diariamente no mercado secundário.

Quanto à série histórica diária utilizada para essa variável, para o período que vai de fevereiro de 1999 a junho de 2005, foi fornecida pela Andima (Associação Nacional das Instituições dos Mercados Abertos).

Informações adicionais sobre algumas medidas relevantes das variáveis utilizadas pelo presente trabalho encontram-se na tabela de estatísticas descritivas, exposta abaixo:

---

<sup>10</sup> Selic – Sistema Especial de Liquidação e Custódia de Títulos Públicos, criado em 1980 sob a responsabilidade do Banco Central e da Andima.

Tabela 3.1 – Estatísticas Descritivas – 01/02/1999 a 30/06/2005

Variável	Medida	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
<b>Ibovespa</b>	Pontos	15.944,37	14.523,21	5.011,25	8.370,80	29.455,42
<b>Risco País</b>	Pontos	854,06	772,00	374,87	366,00	2.443,00
<b>C-Bond</b>	Percentual do preço de face pago em US\$	79,35	76,38	13,95	47,13	102,81
<b>Global 27</b>	Percentual do preço de face pago em US\$	81,27	79,20	16,76	41,12	115,56
<b>Reservas</b>	US\$	42.010,33	39.260,39	8.661,77	27.516,42	63.461,75
<b>Selic<sup>11</sup></b>	Taxa anualizada	19,74	18,75	4,99	15,07	44,99

OBS: Total de 1.523 observações.

### 3.2 – RESULTADOS DO MODELO DE ESTIMAÇÃO POR SINAIS OU *SIGNAL APPROACH*

Um dos objetivos dessa dissertação é encontrar, dentre o grupo das variáveis relacionadas na seção anterior, aquelas consideradas como confiáveis indicadores de vulnerabilidade do mercado financeiro brasileiro e, a partir daí, desenvolver um instrumento capaz de sinalizar possíveis crises que venham a assolar a economia.

Com essa finalidade, tais indicadores foram inseridos nos modelos de *Early Warning Systems*. Os resultados para o modelo de Estimação por Sinais podem ser observados, para cada indicador separadamente, conforme tabelas a seguir:

<sup>11</sup> Ressalta-se que as estatísticas referentes à taxa Selic foram calculadas considerando-se a mesma em termos percentuais.

Tabela 3.2.1: Estimação por Sinais – Ibovespa.

<b>IBOVESPA</b>		
<b>Crise 1</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	85	219
<b>Não foi emitido sinal</b>	275	946
<b>Crise 2</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	55	249
<b>Não foi emitido sinal</b>	135	1084
<b>Crise 3</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	30	274
<b>Não foi emitido sinal</b>	50	1169
<b>Crise 4</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	22	282
<b>Não foi emitido sinal</b>	28	1191

As crises são definidas da seguinte forma: Crise 1 – cinco dias consecutivos de desvalorização; Crise 2 – seis dias consecutivos de desvalorização; Crise 3 – sete dias consecutivos de desvalorização; Crise 4 – oito dias consecutivos de desvalorização;

A tabela 3.2.1, Estimação por Sinais – Ibovespa expõe os resultados obtidos para o indicador Ibovespa. Nela pode-se observar, por exemplo, que para a crise definida como Crise 1, foram emitidos 85 sinais seguidos de crise, enquanto para a crise definida como Crise 4, foram emitidos 22 sinais seguidos de crise. Entretanto, para todas as definições de crises, muitos sinais foram emitidos sem que tenham sido seguidos de crise, ou seja, foram considerados ruídos.

No que se refere ao número de dias em que o indicador falhou em emitir um sinal que teria sido considerado como um bom sinal, célula C, os resultados alcançados não se mostram ideais, lembrando que se o indicador fosse perfeito, o valor dessa célula tenderia a zero.

Tabela 3.2.2: Estimação por Sinais – Risco País.

<b>RISCO PAÍS</b>		
<b>Crise 1</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	48	104
<b>Não foi emitido sinal</b>	312	1059
<b>Crise 2</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	87	369
<b>Não foi emitido sinal</b>	101	966
<b>Crise 3</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	18	134
<b>Não foi emitido sinal</b>	62	1309
<b>Crise 4</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	18	134
<b>Não foi emitido sinal</b>	32	1339

As crises são definidas da seguinte forma: Crise 1 – cinco dias consecutivos de desvalorização; Crise 2 – seis dias consecutivos de desvalorização; Crise 3 – sete dias consecutivos de desvalorização; Crise 4 – oito dias consecutivos de desvalorização;

A tabela 3.2.2, Estimação por Sinais – Risco País, indica que para a crise definida como Crise 2, foram emitidos 87 sinais seguidos de crise, enquanto 369 sinais emitidos não são seguidos de crise. Já para a crise definida como Crise 1, foram

emitidos 48 sinais seguidos de crise, porém foram emitidos 104 sinais não seguidos de crise.

A exemplo do Ibovespa, quanto ao número de dias em que o indicador falhou em emitir um sinal que teria sido considerado bom, os resultados alcançados também não se mostram ideais, principalmente para as Crises 1 e 2. Porém esse valor se apresenta mais coerente para as crises 3 e 4.

Tabela 3.2.3: Estimação por Sinais – C-Bond.

<b>C – BOND</b>		
<b>Crise 1</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	92	212
<b>Não foi emitido sinal</b>	268	951
<b>Crise 2</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	62	242
<b>Não foi emitido sinal</b>	128	1091
<b>Crise 3</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	38	266
<b>Não foi emitido sinal</b>	42	1177
<b>Crise 4</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	28	276
<b>Não foi emitido sinal</b>	22	1197

As crises são definidas da seguinte forma: Crise 1 – cinco dias consecutivos de desvalorização; Crise 2 – seis dias consecutivos de desvalorização; Crise 3 – sete dias consecutivos de desvalorização; Crise 4 – oito dias consecutivos de desvalorização;

A tabela 3.2.3, Estimação por Sinais – C-Bond, mostra que para as crises definidas como Crise 1 e Crise 2, 92 e 62 sinais são seguidos de crise, respectivamente, porém também apresentam um número elevado de ruídos.

No que se refere ao número de dias em que o indicador falhou em emitir um sinal que teria sido considerado como um bom sinal, os resultados alcançados para as Crises 3 e 4 são relativamente baixos.

Tabela 3.2.4: Estimação por Sinais – Global 27.

<b>GLOBAL 27</b>		
<b>Crise 1</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	48	104
<b>Não foi emitido sinal</b>	312	1059
<b>Crise 2</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	82	374
<b>Não foi emitido sinal</b>	108	959
<b>Crise 3</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	18	134
<b>Não foi emitido sinal</b>	62	1309
<b>Crise 4</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	18	134
<b>Não foi emitido sinal</b>	32	1339

As crises são definidas da seguinte forma: Crise 1 – cinco dias consecutivos de desvalorização; Crise 2 – seis dias consecutivos de desvalorização; Crise 3 – sete dias consecutivos de desvalorização; Crise 4 – oito dias consecutivos de desvalorização;

A tabela 3.2.4, Estimação por Sinais – Global 27, expõe os resultados obtidos para o indicador Global 27. Nela pode-se observar, por exemplo, que para a crise definida como Crise 1, foram emitidos 48 sinais seguidos de crise, enquanto para a crise definida como Crise 2, foram emitidos 82 sinais seguidos de crise.

Por outro lado, em 312 vezes o indicador falhou em emitir um sinal para a Crise 1, enquanto para a Crise 2, em 108 vezes o indicador falhou em emitir sinais que seriam seguidos de crise.

Tabela 3.2.5: Estimação por Sinais – Reservas.

<b>RESERVAS</b>		
<b>Crise 1</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	148	308
<b>Não foi emitido sinal</b>	212	855
<b>Crise 2</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	81	375
<b>Não foi emitido sinal</b>	109	958
<b>Crise 3</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	36	420
<b>Não foi emitido sinal</b>	54	1013
<b>Crise 4</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	19	285
<b>Não foi emitido sinal</b>	31	1188

As crises são definidas da seguinte forma: Crise 1 – cinco dias consecutivos de desvalorização; Crise 2 – seis dias consecutivos de desvalorização; Crise 3 – sete dias consecutivos de desvalorização; Crise 4 – oito dias consecutivos de desvalorização;

A tabela 3.2.5, Estimação por Sinais – Reservas, expõe os resultados obtidos para o indicador Reservas. Nela pode-se observar que para a crise definida como Crise 1, foram emitidos 148 sinais seguidos de crise, enquanto para a crise definida como Crise 2, foram emitidos 81 sinais seguidos de crise.

Por outro lado, 308 sinais emitidos para a Crise 1 não foram seguidos de crise, enquanto para Crise 2, 375 sinais foram considerados como ruído.

Tabela 3.2.6: Estimação por Sinais – SELIC.

<b>SELIC</b>		
<b>Crise 1</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	47	257
<b>Não foi emitido sinal</b>	313	906
<b>Crise 2</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	30	426
<b>Não foi emitido sinal</b>	160	907
<b>Crise 3</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	10	294
<b>Não foi emitido sinal</b>	70	1149
<b>Crise 4</b>	<b>Crise (dentro de 10 dias)</b>	<b>Não há crise (dentro de 10 dias)</b>
<b>Foi emitido sinal</b>	0	152
<b>Não foi emitido sinal</b>	49	1322

As crises são definidas da seguinte forma: Crise 1 – cinco dias consecutivos de desvalorização; Crise 2 – seis dias consecutivos de desvalorização; Crise 3 – sete dias consecutivos de desvalorização; Crise 4 – oito dias consecutivos de desvalorização;

A tabela 3.2.6, Estimação por Sinais – SELIC, expõe os resultados obtidos para a Selic. Pode-se observar que para Crise 1, foram emitidos 47 sinais seguidos de crise, enquanto para a Crise 2, foram emitidos 30 sinais seguidos de crise. Por outro lado, 257 sinais emitidos para a Crise 1 não foram seguidos de crise, enquanto para Crise 2, foram emitidos 426 falsos sinais.

Para um melhor entendimento dos resultados alcançados, informações sobre o desempenho individual dos indicadores estão expostas nas tabelas a seguir. Essas tabelas procuram mostrar uma série de parâmetros, de forma a facilitar a comparação entre os indicadores listados.

Para cada um dos indicadores, a segunda coluna das tabelas 3.2.7 a 3.2.10 expõe o percentual de crises corretamente previstas, definidas pelo número de crises em que os indicadores emitiram pelo menos um sinal nos dez dias que antecederam a crise.

Nesse ponto, os indicadores que se destacam são Reservas, para Crise 1, prevendo 53% das crises; Reservas, Global 27 e Risco País para Crise 2, prevendo 58%, 63% e 47% respectivamente; Ibovespa, C-Bond e Reservas para Crise 3, com 50% de previsão; e Ibovespa e C-Bond para Crise 4, prevendo em até 60% das crises.

A terceira coluna mostra uma escala alternativa das tendências dos indicadores em emitir bons sinais. Essa coluna expõe o número de bons sinais – aqueles que antecedem crises nos 10 dias subsequentes – emitidos pelo indicador, expresso como percentagem do número de dias em que bons sinais poderiam ter sido emitidos:

$$\frac{A}{(A + C)}$$

Nesse caso, para que haja um percentual de 100% para algum indicador na terceira coluna, é necessário que sejam emitidos sinais todos os dias, durante os dez dias

que antecedem cada crise. Nesse sentido, para a Crise 1, o maior percentual é das Reservas, com 41%, enquanto Risco País, Global 27 e Selic apresentam o menor percentual, igual a 13%. Já para a Crise 2, o maior percentual é das Reservas, com 46%, enquanto a Selic apresentou o menor percentual, de 16%. Para a Crise 3, o C-Bond atinge 48% enquanto a Selic chega a apenas 13%. Para a Crise 4, o maior percentual foi registrado pelo C-Bond, com 56%.

A quarta coluna das tabelas abaixo mensura a performance individual de cada indicador com respeito à emissão de ruídos. Essa coluna expõe o número de ruídos – sinais que não são seguidos de crises dentro de 10 dias – emitidos pelo indicador, expresso como percentagem do número de dias em que ruídos poderiam ter sido emitidos:

$$\frac{B}{(B + D)}$$

Tudo o mais constante, quanto menor o número apresentado nessa coluna, melhor o indicador. Para esse índice, os melhores resultados foram apresentados pelo Risco País, com 9% para a Crise 1; C-Bond com 18% para a Crise 2; e Risco País e Global 27 com 9% para as Crises 3 e 4.

As informações sobre a habilidade dos indicadores em emitir bons sinais e evitar ruídos podem ser combinadas em uma medida única, exposta na quinta coluna das tabelas.

Essa coluna mostra a razão ruído por sinal ajustada, obtida a partir da divisão do número de ruídos emitidos pelo indicador, expresso como percentagem do número de dias em que ruídos poderiam ter sido emitidos, pelo número de bons sinais emitidos pelo indicador, expresso como percentagem do número de dias em que bons sinais poderiam ter sido emitidos:

$$\frac{\frac{B}{(B + D)}}{\frac{A}{(A + C)}}$$

A essa altura convém ressaltar que os percentis utilizados em cada uma das crises, conforme exposto na seção 3.1, são aqueles que buscam atingir o equilíbrio entre o risco de ter falsos sinais e o risco de se perder várias crises, ou seja, para cada indicador analisado, o modelo definido por Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998), define como limite ótimo àquele capaz de minimizar a razão ruído por sinal ajustado.

Dessa forma, a razão ruído por sinal ajustado pode ser utilizada como critério de decisão sobre qual indicador excluir da lista de possíveis indicadores. Um dispositivo que emite sinais aleatórios, e conseqüentemente não tem poder de previsão, obteria, para uma grande amostra, um valor da razão ruído por sinal ajustado próximo da unidade. Então, aqueles indicadores com razão ruído por sinal ajustado igual ou maior do que a unidade introduzem excessiva quantidade de ruídos, não sendo útil para prevenção de crises. Sob esse critério, o indicador Selic é eliminado para todas as Crises.

Quanto ao critério de minimização da razão ruído por sinal ajustado, os melhores resultados foram as Reservas, com 0,64 para a Crise 1, C-Bond com 0,56 para Crise 2, C-Bond com 0,39 para Crise 3 e Global 27 com 0,25 para Crise 4.

Outro enfoque pode ser utilizado para se descrever a razão ruído por sinal ajustada caso se considere a ausência de crise no período de dez dias como hipótese nula. Com base nessa consideração, observações do tipo B são classificadas como erro tipo I, uma vez que estaríamos rejeitando a hipótese nula quando ela é verdadeira. Por outro lado, observações do tipo C seriam classificadas como erro tipo II.

Dessa forma, a razão ruído por sinal ajustada pode ser vista como uma proporção de erros do tipo I, como parte/fração de períodos onde há ausência de crises  $B/(B + D)$  e (1 - erro tipo II) como parte/fração de períodos onde há crises  $A/(A + C)$ .

Há também uma terceira forma de interpretação dos resultados no que diz respeito à razão ruído por sinal ajustado, que se trata da comparação entre a probabilidade de uma crise condicionada ao sinal do indicador,  $\frac{A}{(A + B)}$ , presente na sexta coluna da tabela, com a probabilidade não-condicionada da ocorrência de crise,  $\frac{(A + C)}{(A + B + C + D)}$ , presente na sétima coluna da tabela.

Sob esse foco, para que o indicador tenha informações consideradas úteis, a probabilidade condicional tem que ser maior do que a não-condicionada.

Tabela 3.2.7: Estimação por Sinais – Desvalorização de 5 dias.

Crise 1 <sup>1</sup>						
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Variáveis	Percentagem de crises previstas <sup>2</sup>	Bons sinais como percentual dos possíveis bons sinais	Ruídos como percentual dos possíveis ruídos	$\frac{\text{Ruído}}{\text{Sinal}}$ (ajustada) <sup>3</sup>	$P\left(\frac{\text{Crise}}{\text{Sinal}}\right)^4$	$P\left(\frac{\text{Crise}}{\text{Sinal}}\right) - P(\text{Crise})^5$
		$\frac{A}{(A+C)}$	$\frac{B}{(B+D)}$	$\frac{\frac{B}{(B+D)}}{\frac{A}{(A+C)}}$	$\frac{A}{(A+B)}$	
Ibovespa	28	24	19	0,80	28	4
Risco país	14	13	9	0,67	32	8
C-Bond	28	26	18	0,71	30	7
Global 27	14	13	9	0,67	32	8
Reservas	53	41	26	0,64	32	9
Selic	14	13	22	1,69	15	-8

1 – Crise 1 – cinco dias de desvalorização consecutivos.

2 – Percentagem de crises na qual o indicador emitiu pelo menos um sinal nos dez dias que antecedem uma crise, sobre o total de crises ocorridas.

3 – Razão de falsos sinais (mensurados como proporção de dias em que falsos sinais poderiam ter sido emitidos) por bons sinais (mensurados como proporção de dias em que bons sinais poderiam ter sido emitidos).

4 – Percentagem de sinais emitidos pelo indicador que antecederam pelo menos uma crise nos dez dias subsequentes à emissão do sinal.

5 –  $P(\text{Crise})$  é a probabilidade de ocorrência de crise, não condicionada,  $\frac{(A+C)}{(A+B+C+D)}$ , em termos da matriz exposta no texto.

Tabela 3.2.8: Estimação por Sinais – Desvalorização de 6 dias.

Crise 2 <sup>1</sup>						
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Variáveis	Percentagem de crises previstas <sup>2</sup>	Bons sinais como percentual dos possíveis bons sinais	Ruídos como percentual dos possíveis ruídos	$\frac{\text{Ruído}}{\text{Sinal}}$ (ajustada) <sup>3</sup>	$P\left(\frac{\text{Crise}}{\text{Sinal}}\right)^4$	$P\left(\frac{\text{Crise}}{\text{Sinal}}\right) - P(\text{Crise})^5$
		$\frac{A}{(A+C)}$	$\frac{B}{(B+D)}$	$\frac{\frac{B}{(B+D)}}{\frac{A}{(A+C)}}$	$\frac{A}{(A+B)}$	
Ibovespa	37	29	19	0,65	18	6
Risco país	47	46	28	0,60	19	7
C-Bond	37	33	18	0,56	20	8
Global 27	63	43	28	0,65	18	6
Reservas	58	43	28	0,66	18	5
Selic	16	16	32	2,02	7	-6

1 – Crise 2 – seis dias de desvalorização consecutivos.

2 – Percentagem de crises na qual o indicador emitiu pelo menos um sinal nos dez dias que antecedem uma crise, sobre o total de crises ocorridas.

3 – Razão de falsos sinais (mensurados como proporção de dias em que falsos sinais poderiam ter sido emitidos) por bons sinais (mensurados como proporção de dias em que bons sinais poderiam ter sido emitidos).

4 – Percentagem de sinais emitidos pelo indicador que antecederam pelo menos uma crise nos dez dias subsequentes à emissão do sinal.

5 –  $P(\text{Crise})$  é a probabilidade de ocorrência de crise, não condicionada,  $\frac{(A+C)}{(A+B+C+D)}$ , em termos da matriz exposta no texto.

Tabela 3.2.9: Estimação por Sinais – Desvalorização de 7 dias.

Crise 3 <sup>1</sup>						
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Variáveis	Percentagem de crises previstas <sup>2</sup>	Bons sinais como percentual dos possíveis bons sinais	Ruídos como percentual dos possíveis ruídos	$\frac{\text{Ruído}}{\text{Sinal}}$ (ajustada) <sup>3</sup>	$P\left(\frac{\text{Crise}}{\text{Sinal}}\right)^4$	$P\left(\frac{\text{Crise}}{\text{Sinal}}\right) - P(\text{Crise})^5$
		$\frac{A}{(A+C)}$	$\frac{B}{(B+D)}$	$\frac{\frac{B}{(B+D)}}{\frac{A}{(A+C)}}$	$\frac{A}{(A+B)}$	
Ibovespa	50	38	19	0,51	10	5
Risco país	25	23	9	0,41	12	7
C-Bond	50	48	18	0,39	13	7
Global 27	25	23	9	0,41	12	7
Reservas	50	40	29	0,73	8	2
Selic	13	13	20	1,63	3	-2

1 – Crise 3 – setes dias de desvalorização consecutivos.

2 – Percentagem de crises na qual o indicador emitiu pelo menos um sinal nos dez dias que antecedem uma crise, sobre o total de crises ocorridas.

3 – Razão de falsos sinais (mensurados como proporção de dias em que falsos sinais poderiam ter sido emitidos) por bons sinais (mensurados como proporção de dias em que bons sinais poderiam ter sido emitidos).

4 – Percentagem de sinais emitidos pelo indicador que antecederam pelo menos uma crise nos dez dias subsequentes à emissão do sinal.

5 –  $P(\text{Crise})$  é a probabilidade de ocorrência de crise, não condicionada,  $\frac{(A+C)}{(A+B+C+D)}$ , em termos da matriz exposta no texto.

Tabela 3.2.10: Estimação por Sinais – Desvalorização de 8 dias.

Crise 4 <sup>1</sup>						
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Variáveis	Percentagem de crises previstas <sup>2</sup>	Bons sinais como percentual dos possíveis bons sinais	Ruídos como percentual dos possíveis ruídos	$\frac{\text{Ruído}}{\text{Sinal}}$ (ajustada) <sup>3</sup>	$P\left(\frac{\text{Crise}}{\text{Sinal}}\right)^4$	$P\left(\frac{\text{Crise}}{\text{Sinal}}\right) - P(\text{Crise})^5$
		$\frac{A}{(A+C)}$	$\frac{B}{(B+D)}$	$\frac{\frac{B}{(B+D)}}{\frac{A}{(A+C)}}$	$\frac{A}{(A+B)}$	
Ibovespa	60	44	19	0,44	7	4
Risco país	40	36	9	0,25	12	9
C-Bond	60	56	19	0,33	9	6
Global 27	40	36	9	0,25	12	9
Reservas	40	38	19	0,51	6	3
Selic <sup>6</sup>	-	-	-	-	-	-

1 – Crise 4 – oito dias de desvalorização consecutivos.

2 – Percentagem de crises na qual o indicador emitiu pelo menos um sinal nos dez dias que antecedem uma crise, sobre o total de crises ocorridas.

3 – Razão de falsos sinais (mensurados como proporção de dias em que falsos sinais poderiam ter sido emitidos) por bons sinais (mensurados como proporção de dias em que bons sinais poderiam ter sido emitidos).

4 – Percentagem de sinais emitidos pelo indicador que antecederam pelo menos uma crise nos dez dias subsequentes à emissão do sinal.

5 –  $P(\text{Crise})$  é a probabilidade de ocorrência de crise, não condicionada,  $\frac{(A+C)}{(A+B+C+D)}$ , em termos da matriz exposta no texto.

6 – Nesse caso não há sinais seguidos de crise.

Os resultados obtidos indicam que, dentro desse método de estimação, alguns indicadores revelaram-se bastante úteis para previsão de crises. Destaque para o nível de Reservas Internacionais, C-Bonds, Global 27 e Risco País. O único indicador que não se mostrou muito confiável foi a taxa Selic.

Outro ponto que deve ser destacado é que, em um contexto de *Early Warning System*, os resultados gerados encorajam a utilização da maioria dos indicadores listados, uma vez que na média, os sinais emitidos por tais indicadores ocorreram suficientemente cedo, o que permitiria a adoção de medidas preventivas.

### **3.3 – RESULTADOS DO MODELO PROBIT**

Para tentar desenvolver um instrumento capaz de sinalizar, com certa antecedência, possíveis crises que venham a assolar a economia brasileira, o presente trabalho inseriu diversas combinações do grupo das variáveis relacionadas na seção 3.1 em modelos probit multivariados, estimados utilizando máxima verossimilhança.

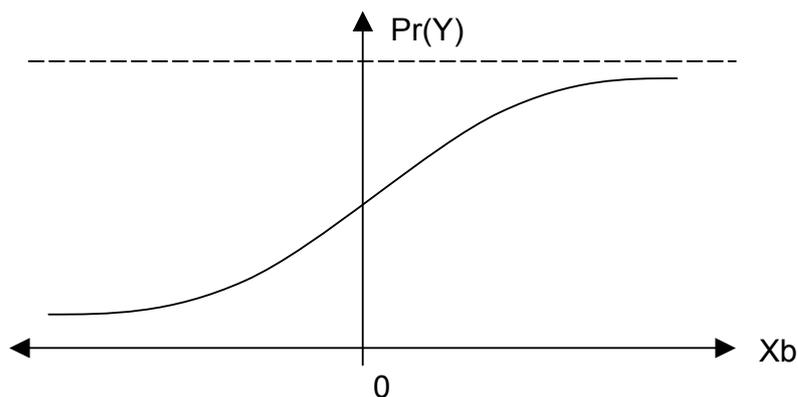
Porém, como os coeficientes estimados no modelo probit não são facilmente interpretados, cabe aqui um esclarecimento a respeito dos resultados gerados por esse modelo.

No que diz respeito aos sinais e significâncias obtidos pela estimação probit multivariada, sua interpretação é semelhante à dos Mínimos Quadrados Ordinários, onde um crescimento na variável dependente X está associado a uma maior probabilidade de Y, tudo o mais constante.

Outro ponto importante a ser destacado é que, ao contrário do que ocorre no modelo de Mínimos Quadrados Ordinários onde o efeito de X sobre Y é linear, no modelo probit essa relação depende dos valores dos outros Xs e

dos  $\beta^s$  estimados, ou seja, a interpretação de impactos em Y sobre mudanças em X também dependem do ponto da curva sob análise, uma vez que esse impacto é, explicitamente, não linear, conforme pode ser observado na figura 3.3.1 abaixo:

**FIGURA 3.3.1**



Em função do exposto acima, os resultados dos modelos gerados pela estimação probit servirão apenas para uma análise qualitativa no que se refere aos sinais e às significâncias estatísticas.

Porém, para uma melhor estimação dos efeitos que mudanças nas variáveis utilizadas no modelo probit causam sobre a probabilidade de ocorrência de crise, a análise feita nesse estudo incide sobre os efeitos marginais, ou elasticidades, expostos nas tabelas relacionadas abaixo.

Também consta nas tabelas abaixo a estatística z, que testa a hipótese nula de que as variáveis independentes não têm efeito sobre a variável dependente.

Cabe aqui lembrar que as estimações dos efeitos marginais, realizadas pelo *software stata*, são calculadas em cima da média para cada uma das séries históricas das variáveis independentes utilizadas. Com isso, a análise deve ser feita em variações percentuais sobre a média de cada uma das variáveis, ou seja, qual o impacto causado na probabilidade de ocorrência de crise em função da variação percentual de uma determinada variável em cima de seu valor médio.

**Tabela 3.3.1.: Estimação do Modelo Probit – Crise 1.**

Variável Dependente: Dummy para cinco dias de desvalorização.										
Variável Independente	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4		Modelo 5	
	Coefficiente	Efeito Marginal	Coefficiente	Efeito Marginal	Coefficiente	Efeito Marginal	Coefficiente	Efeito Marginal	Coefficiente	Efeito Marginal
Constante	-0,1729 (-0,10)	-	0,1413 (0,11)	-	0,2556 (0,23)	-	-0,0769 (-0,10)	-	-0,1346 (-0,18)	-
Ibovespa	-0,0001 (-1,83)	-4,63e-06 (-1,99)	-0,0001 (-1,82)	-4,55e-06 (-1,97)	<b>-0,0001</b> <b>(-2,17)</b>	<b>-4,29e-06</b> <b>(-2,39)</b>	<b>-0,0001</b> <b>(-2,02)</b>	<b>-4,72e-06</b> <b>(-2,20)</b>	<b>-0,0001</b> <b>(-2,12)</b>	<b>-4,18e-06</b> <b>(-2,34)</b>
Risco país	0,0001 (0,05)	1,54e-06 (0,05)	-0,0001 (-0,20)	-4,37e-06 (-0,20)	-0,0002 (-0,46)	-6,97e-06 (-0,46)	-	-	-	-
C-Bond	0,0127 (0,79)	0,0006 (0,80)	0,0116 (0,74)	0,0001 (0,76)	0,0125 (0,86)	0,0006 (0,88)	0,0117 (0,75)	0,0005 (0,77)	0,0155 (1,18)	0,0007 (1,23)
Global 27	0,0077 (0,30)	0,0004 (0,30)	0,0035 (0,17)	0,0002 (0,17)	-	-	0,0065 (0,45)	0,0003 (0,45)	-	-
Reservas	-5,12e-06 (-0,27)	-2,31e-07 (-0,27)	-	-	-	-	-	-	-	-
Selic	<b>-0,0873</b> <b>(-2,31)</b>	-0,0039 (-2,72)	<b>-0,0884</b> <b>(-2,34)</b>	-0,004 (-2,77)	<b>-0,0855</b> <b>(-2,55)</b>	<b>-0,0039</b> <b>(-3,08)</b>	<b>-0,0912</b> <b>(-2,57)</b>	<b>-0,0041</b> <b>(-3,12)</b>	<b>-0,0865</b> <b>(-2,58)</b>	<b>-0,0039</b> <b>(-3,12)</b>
Log Verossimilhança	-163,7723	-	-163,8099	-	-163,8248	-	-163,831	-	-163,9308	-
Pseudo R <sup>2</sup>	0,0388	-	0,0386	-	0,0385	-	0,0385	-	0,0379	-
Teste LR ( $\chi^2$ )	-13,23	-	13,16	-	13,13	-	13,11	-	12,91	-

OBS: 1) Crise 1 – cinco dias de desvalorização consecutivos.

2) Os valores em parênteses referem-se aos valores críticos.

3) Os valores em negrito são estatisticamente significantes ao nível de significância de 5%.

4) O teste LR pressupõe como hipótese nula ( $H_0$ ) que os coeficientes do modelo, exceto a constante, são simultaneamente nulos, e como hipótese alternativa ( $H_1$ ) que algum coeficiente é diferente de zero.

**Tabela 3.3.2.: Estimação do Modelo Probit – Crise 2.**

Variável Dependente: Dummy para seis dias de desvalorização.										
Variável Independente	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4		Modelo 5	
	Coefficiente	Efeito Marginal	Coefficiente	Efeito Marginal	Coefficiente	Efeito Marginal	Coefficiente	Efeito Marginal	Coefficiente	Efeito Marginal
Constante	6,1106 (1,86)	-	2,1441 (1,06)	-	2,2525 (1,32)	-	0,9234 (0,78)	-	0,6878 (0,62)	-
Ibovespa	-0,0001 (-1,45)	-1,75e-06 (-1,47)	-0,0001 (-1,74)	-2,51e-06 (-1,89)	<b>-0,0001</b> <b>(-1,99)</b>	<b>-2,43e-06</b> <b>(-2,23)</b>	<b>-0,0001</b> <b>(-2,06)</b>	<b>-2,90e-06</b> <b>(-2,30)</b>	-0,0001 (-1,81)	2,32e-06 (-2,05)
Risco país	-0,002 (-1,74)	-0,0000 (-1,76)	-0,0005 (-0,75)	-9,51e-06 (-0,75)	-0,0006 (-1,24)	0,0000 (-1,23)	-	-	-	-
C-Bond	-0,0073 (9-0,34)	-0,0001 (0,34)	0,0019 (0,09)	0,0000 (0,09)	0,0024 (0,12)	0,0000 (0,12)	0,0034 (0,16)	0,0000 (0,17)	0,0134 (0,73)	0,0003 (0,76)
Global 27	-0,0461 (-1,18)	-0,0007 (-1,2)	0,0026 (0,1)	0,0000 (0,10)	-	-	0,0183 (1,05)	0,0003 (1,05)	-	-
Reservas	0,0000 (1,84)	7,50e-07 (1,83)	-	-	-	-	-	-	-	-
Selic	<b>-0,1446</b> <b>(-2,21)</b>	<b>-0,0022</b> <b>(-2,73)</b>	<b>-0,1224</b> <b>(-2,11)</b>	<b>-0,0023</b> <b>(-2,68)</b>	<b>-0,1199</b> <b>(-2,32)</b>	<b>-0,0023</b> <b>(-3,15)</b>	<b>-0,1375</b> <b>(0,78)</b>	<b>-0,0026</b> <b>(-3,48)</b>	<b>-0,1193</b> <b>(-2,36)</b>	<b>-0,0024</b> <b>(-3,26)</b>
Log Verossimilhança	-93,0674	-	-94,8056	-	-94,8103	-	-95,1032	-	-95,6504	-
Pseudo R <sup>2</sup>	0,0892	-	0,0721	-	0,0721	-	0,0692	-	0,0639	-
Teste LR ( $\chi^2$ )	18,22	-	14,74	-	14,73	-	14,15	-	13,05	-

OBS: 1) Crise 2 – seis dias de desvalorização consecutivos.

2) Os valores em parênteses referem-se aos valores críticos.

3) Os valores em negrito são estatisticamente significantes ao nível de significância de 5%.

4) O teste LR pressupõe como hipótese nula ( $H_0$ ) que os coeficientes do modelo, exceto a constante, são simultaneamente nulos, e como hipótese alternativa ( $H_1$ ) que algum coeficiente é diferente de zero.

**Tabela 3.3.3.: Estimação do Modelo Probit – Crise 3.**

Variável Dependente: Dummy para sete dias de desvalorização.										
Variável Independente	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4		Modelo 5	
	Coefficiente	Efeito Marginal								
Constante	7,5897 (1,31)	-	3,0204 (0,73)	-	3,7091 (1,09)	-	2,0062 (0,93)	-	1,3771 (0,76)	-
Ibovespa	-0,0001 (-0,89)	-3,77e-07 (-0,71)	-0,0002 (-1,22)	-7,05e-07 (-0,99)	-0,0002 (-1,23)	-6,10e-07 (-1,10)	-0,0002 (-1,34)	-8,23e-07 (-1,26)	-0,0002 (-1,06)	-6,90e-07 (-1,12)
Risco país	-0,0019 (-1,13)	-6,28e-06 (-0,98)	-0,0004 (-0,30)	-1,56e-06 (-0,33)	-0,0006 (-0,93)	-2,58e-06 (-0,96)	-	-	-	-
C-Bond	-0,0271 (-0,73)	-0,0001 (-0,67)	-0,0150 (-0,46)	-0,0001 (-0,45)	-0,0146 (-0,44)	-0,0001 (-0,45)	-0,0130 (-0,41)	-0,0001 (-0,40)	0,0004 (0,01)	1,98e-06 (0,01)
Global 27	-0,0428 (-0,73)	-0,0002 (-0,70)	0,0112 (0,26)	0,0001 (0,25)	-	-	0,0221 (0,96)	0,0002 (0,91)	-	-
Reservas	0,0001 (1,39)	1,84e-07 (0,94)	-	-	-	-	-	-	-	-
Selic	-0,2006 (-1,75)	-0,0001 (-1,23)	-0,1569 (-1,64)	-0,0008 (-1,39)	-0,1482 (-1,67)	-0,0007 (-1,56)	-0,1629 (-1,75)	-0,0009 (-1,91)	-0,1299 (-1,67)	<b>-0,0009 (-2,04)</b>
Log Verossimilhança	-43,9660	-	-44,9114	-	-44,9452	-	-44,9602	-	-45,4184	-
Pseudo R <sup>2</sup>	0,1202	-	0,1012	-	0,1006	-	0,1003	-	0,0911	-
Teste LR ( $\chi^2$ )	12,01	-	10,12	-	10,05	-	10,02	-	9,11	-

OBS: 1) Crise 3 – sete dias de desvalorização consecutivos.

2) Os valores em parênteses referem-se aos valores críticos.

3) Os valores em negrito são estatisticamente significantes ao nível de significância de 5%.

4) O teste LR pressupõe como hipótese nula ( $H_0$ ) que os coeficientes do modelo, exceto a constante, são simultaneamente nulos, e como hipótese alternativa ( $H_1$ ) que algum coeficiente é diferente de zero.

**Tabela 3.3.4.: Estimação do Modelo Probit – Crise 4.**

Variável Dependente: Dummy para oito dias de desvalorização.										
Variável Independente	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4		Modelo 5	
	Coefficiente	Efeito Marginal								
Constante	11,6121 (1,23)	-	5,8839 (0,71)	-	5,5755 (0,93)	-	3,8445 (1,07)	-	3,1723 (1,05)	-
Ibovespa	-0,0002 (-0,81)	-5,66e-08 (-0,37)	-0,0002 (-1,10)	-1,51e-07 (-0,43)	-0,0002 (-1,20)	-1,62e-07 (-0,53)	-0,0002 (-1,19)	-2,34e-07 (-0,69)	-0,0002 (-1,15)	-2,55e-07 (-0,77)
Risco país	-0,0024 (-1,03)	-8,25e-07 (-0,43)	-0,0006 (-0,29)	-4,08e-07 (-0,37)	-0,0005 (-0,52)	-3,57e-07 (-0,54)	-	-	-	-
C-Bond	-0,0279 (-0,48)	-9,96e-06 (-0,35)	-0,0101 (-0,20)	-8,00e-06 (-0,21)	-0,0096 (-0,20)	-8,00e-06 (-0,20)	-0,0039 (-0,09)	-4,48e-06 (-0,09)	0,0056 (0,15)	8,43e-06 (0,15)
Global 27	-0,0625 (-0,82)	-0,0001 (-0,40)	-0,0036 (-0,06)	-2,83e-06 (-0,06)	-	-	0,0132 (0,45)	0,0001 (0,44)	-	-
Reservas	0,0001 (1,39)	2,54e-08 (0,39)	-	-	-	-	-	-	-	-
Selic	-0,3331 (-1,61)	-0,0002 (-0,44)	-0,2473 (-1,50)	-0,0002 (-0,49)	-0,2485 (-1,53)	-0,0003 (-0,59)	-0,2452 (-1,54)	0,0003 (-0,79)	-0,2164 (-1,59)	-0,0004 (-0,95)
Log Verossimilhança	-27,9274	-	-28,8763	-	-28,8778	-	-28,9234	-	-29,0216	-
Pseudo R <sup>2</sup>	0,1685	-	0,1402	-	0,1402	-	0,1388	-	0,1359	-
Teste LR ( $\chi^2$ )	11,32	-	9,42	-	9,42	-	9,33	-	9,13	-

OBS: 1) Crise 4 – oito dias de desvalorização consecutivos.

2) Os valores em parênteses referem-se aos valores críticos.

3) Os valores em negrito são estatisticamente significantes ao nível de significância de 5%.

4) O teste LR pressupõe como hipótese nula ( $H_0$ ) que os coeficientes do modelo, exceto a constante, são simultaneamente nulos, e como hipótese alternativa ( $H_1$ ) que algum coeficiente é diferente de zero.

Com base nos resultados expostos nas tabelas acima, percebe-se que Ibovespa e Selic são os indicadores de melhor desempenho, apresentando significância estatística em grande parte dos modelos sugeridos para crise 1, com cinco dias consecutivos de desvalorização, e para crise 2, com seis dias consecutivos de desvalorização.

Além disso, os valores encontrados para essas variáveis são negativos, de acordo com o esperado, dado que uma queda nesses índices aumenta a probabilidade de ocorrência de crise.

Deve-se lembrar que uma queda no Ibovespa pode representar uma fuga de capitais e, conseqüentemente, pressão para desvalorização da taxa de câmbio. Por outro lado, uma diminuição da taxa Selic pode desestimular a entrada de recursos no país, o que também pressionaria a taxa de câmbio, forçando uma desvalorização.

Quanto aos valores obtidos, na análise dos modelos 3 e 5, por exemplo, que utilizam crise 1 como variável dependente, verifica-se, por meio do efeito marginal, que um aumento de 1% sobre a média da variável Selic provoca um aumento de 0,39% sobre a probabilidade de ocorrência de crise, em ambos os modelos.

Por outro lado, para os modelos 2 e 3 que utilizam crise 2 como variável dependente, um aumento de 1% sobre a média da variável Selic provoca um aumento de 0,23% sobre a probabilidade de ocorrência de crise, também em ambos os modelos.

A Selic também apresenta significância estatística no modelo 5, que utiliza crise 3 como variável dependente, onde um aumento de 1% sobre a média dessa variável provoca um aumento de 0,09% sobre a probabilidade de ocorrência de crise. Porém, para os outros modelos sugeridos para essa mesma variável dependente, nenhum outro indicador apresenta significância estatística.

Os modelos sugeridos que utilizam a crise 4 como variável dependente também se mostram relativamente fracos no que diz respeito à significância estatística, com nenhuma das variáveis testadas sendo estatisticamente significantes.

Outros indicadores que também apresentam resultados razoáveis na Estimação por Probit são C-Bond e Global 27. Estes indicadores apresentaram significância estatística em algumas estimações paralelas, não expostas no presente trabalho, e a exemplo dos indicadores Ibovespa e Selic, os resultados encontrados para essas variáveis também são negativos.

Resultados negativos para C-Bond e Global 27 são esperados dado que, uma queda no preço dos títulos emitidos pelo governo no exterior pode significar uma maior desconfiança por parte dos investidores estrangeiros, que estariam cobrando uma maior remuneração para investir seus recursos no mercado financeiro brasileiro.

Porém, em um balanço geral sobre os resultados gerados na estimação por Probit, percebe-se que, em grande parte dos modelos utilizados, algumas das variáveis não têm coeficientes estatisticamente significantes.

Por outro lado, os indicadores que mostraram resultados indesejáveis no que diz respeito à significância estatística, em certos modelos, apresentaram-se muito próximos da significância. Esses resultados relativamente fracos estão associados à multicolinearidade entre algumas das variáveis utilizadas, conforme pode ser observado no apêndice B do presente trabalho.

## CONCLUSÃO

---

Essa dissertação procurou aplicar dois modelos de *Early Warning Systems* para previsão de crises financeiras, além de utilizar uma estimação por Mínimos Quadrados Ordinários com o objetivo meramente comparativo.

A primeira metodologia analisada, desenvolvida por Kaminsky, Lizondo e Reinhart (1998) e conhecida por Signal Approach, propôs monitorar a evolução de um conjunto de variáveis econômicas cujo comportamento afasta-se do normal em períodos que antecedem crises.

O segundo método de estimação utilizado baseou-se em um modelo probit multivariado desenvolvido por Berg e Pattillo (1998), onde foi estimado o efeito combinado de todas as variáveis simultaneamente, utilizando máxima verossimilhança.

O método dos Mínimos Quadrados Ordinários, utilizado para efeito de comparação, não foi o foco desse trabalho, mas acabou gerando resultados interessantes.

No que se refere aos artigos pesquisados e citados nessa dissertação, eles sugerem que um efetivo sistema de alerta deve levar em consideração a utilização de um grande número de variáveis macroeconômicas, porém todas de natureza estrutural.

O presente trabalho procurou inovar na literatura sobre *Early Warning Systems* ao sugerir a utilização de variáveis até então não utilizadas pelos modelos desenvolvidos com esses propósitos.

Essas variáveis, que apresentam volatilidades diárias, fizeram com que surgisse a necessidade de utilização de uma base de dados de mesma periodicidade, o que tornou interessante a análise da relação entre a taxa de câmbio e os indicadores de vulnerabilidade.

No que se refere aos resultados obtidos a partir das metodologias utilizadas, em ambos os casos, algumas das variáveis aqui propostas mostraram ser de grande utilidade em antecipar crises financeiras de soberanos. Nesse sentido podemos destacar Ibovespa, Risco País, C-bond, Global 27 e Reservas.

Todos esses indicadores, em maior ou menor grau, apresentam resultados compatíveis com os esperados. Quanto ao indicador Selic, no que se refere ao seu poder premonitório, pode, em alguns casos, ser desconsiderado.

O que se deve enfatizar é que os modelos de *Early Warning Systems*, aqui desenvolvidos, certamente não constituem a etapa final sobre o desenvolvimento de modelos que procurem prever crises financeiras, muito menos tais modelos procuram esgotar a literatura existente a esse respeito.

Entretanto, acredita-se que, ao propor a utilização de um novo grupo de indicadores de vulnerabilidade, o presente trabalho possa servir como uma ferramenta relativamente confiável para previsão de crises, principalmente, em se tratando da economia brasileira.

Nesse sentido, espera-se que ele auxilie na interpretação dos indicadores utilizados, não só por parte dos agentes participantes do mercado financeiro, no intuito de ganhar dinheiro ou evitar perdas, como por parte dos políticos, no intuito de evitar as crises e suas conseqüências econômicas e sociais.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

---

- Abiad, Abdul, 2003, “Early Warning Systems: A Survey and a Regime-Switching Approach,” IMF Working Paper 02/32.
- Allen, Franklin, 2001, “Financial Structure and Financial Crisis” *International Review of Finance*, pp 1 – 19.
- Amemya, T. 1981. Qualitative response models: a survey. *Journal of Economic Literature*, v. XIX, n. 4, p. 1483-1563, 1981.
- Aziz, Jahangir, Francesco Caramazza, and Ranil Salgado, 2000, “Currency Crises: In Search of Common Elements,” IMF Working Paper 00/67.
- Becker, Torbjorn, Gaston Gelos, and Antony Richards, 2000, “Devaluation Expectations and the Sock Market: A New Measure and an Application to Mexico, 1944-95,” IMF Working Paper 02/28; also published in *International Journal of Finance and Economics*, 2002, Vol. 7, No. 3 (July), pp. 195-214.
- Bell, J and D Pain (2000): “Leading Indicator Models of Banking crises – A Critical Review”, Bank of England Financial Stability Review, December, pp 113-129.
- Berg, Andrew, and Catherine Pattillo, 1999a, “Are Currency Crises Predictable? A Test,” IMF Staff Papers, Vol. 46, No. 2 (June), pp.107-38.
- Berg, Andrew , Eduardo Borensztein, and Catherine Pattillo, “Assessing Early Warning Systems: How Have They Worked in Practice?” IMF Working Paper, forthcoming.
- Berg, Andrew , Eduardo Borensztein, Gian Maria Milesi-Ferretti, and Catherine Pattillo, 1999, “Anticipating Balance of Payments Crises: The Role of Early Warning Systems,” IMF Occasional Paper No. 186.
- Bevilaqua, Afonso S., Garcia, Marcio G. P. e Paula, Áureo N.. 2000, “Prêmio de Risco e Política Monetária em Economias Latino-Americanas durante as Recentes Crises Internacionais”, Departamento de Economia, PUC – Rio.
- Bussière, Matthieu, and Christian Mulder, 1999a, “External Vulnerability in Emerging Market Economies: How High Liquidity Can Offset Weak Fundamentals and the Effects of Contagion,” IMF Working Paper 99/88.
- Bussière, Mattieu, and Marcel Fratzscher (2002) “Towards a New Early Warning System of Financial Crises”, *European Central Bank Working Paper* Number 145.
- Craig, R. Sean, 2002: “Role of Financial Soundness Indicators in Surveillance: Data Sources, Uses and Limitations”, BIS Working Paper. Paper for presentation at the conference: Enhancing the uses of Central Bank Statistics.

- Detragiache, Enrica, 2001, "Systemic Banking Crises: Causes, Consequences, and Policy Lessons," *IMF Research Bulletin*, Vol. 2, No. 1 (March).
- Eichengreen, Barry, Andrew Rose and Charles Wyplosz (1995), "Exchange Market Mayhem: The Antecedents and Aftermath of Speculative Attacks", *Economic Policy*.
- Fortuna, Eduardo, 2003, "Mercado Financeiro: Produtos e Serviços", 15ª Edição. Rio de Janeiro: Qualitymark Ed. Ltda.
- Frankel, Jeffrey, and Andrew Rose, 1996, "Currency Crashes in Emerging Markets: An Empirical Treatment," *Journal of International Economics*, Vol. 41 (November), pp. 531-66.
- Fratzscher, M., 2001, "Financial Market Integration in Europe: on the Effects of EMU on Stock Markets".
- Freixas, X and Rochet, J. (1997). "Microeconomics of Banking", *MIT Press*, Cambridge, MA.
- Gelos, Gaston, and Eduardo Borensztein, 2000, "A Panic-Prone Pack? The Behavior of Emerging Market Mutual Funds," IMF Working Paper 00/198; also forthcoming in *IMF Staff Papers*.
- Ghosh, Swati, and Atish Ghosh, 2002, "Structural Vulnerability and Currency Crises," IMF Working Paper 02/9; also forthcoming in *IMF Staff Papers*.
- Goldfajn, Ilan, and Rodrigo Valdés, 1997, "Are Currency Crises Predictable?" IMF Working Paper 97/159; also published in *European Economic Review*, 1998, Vol. 42, Nos. 3-5 (May), pp. 873-85.
- Gujarati, D. N. *Econometria Básica*. São Paulo: MAKRON Books, 2000.
- Haque, N, M Nelson and D Mathieson (1998): "The relative importance of political and economic variables in creditworthiness ratings". IMF Working Paper, no 98/46, April.
- Hawkins, J (1999): "Economic and financial monitoring" *Australian Economic Indicators*, January, pp 3-10.
- Hawkins, J and M Klau (2000): "Measuring potential vulnerabilities in emerging market economies", *BIS working paper*, no 91, October.
- Hoffmann, Rodolfo, 1998. *Estatísticas para Economistas 3ª Ed. Revisada e Ampliada*. São Paulo Editora Pioneira.
- Huang, Haizhou, 2000, "Financial Contagion: ABC Channels," *IMF Research Bulletin*, Vol. 1, No. 2 (September).
- Kaminsky, Graciela, 1999, "Currency and Banking Crises: The Early Warnings of Distress," IMF Working Paper 99/178.
- Kaminsky, Graciela, Carmen Reinhart (1996): "The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems". International Finance Discussion Paper number 544.

- Kaminsky, Graciela, Saul Lizondo and Carmen Reinhart (1998): "Leading indicators of currency crises". IMF Staff Papers, vol 45, no 1, March, pp 1-48.
- Krugman, Paul (1979), "A Model of Balance-of-Payments Crises", *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol 00(August), pp. 311-25.
- Kumar, Manmohan, Uma Moorthy, and Wiliam Perraudin, 2002, "Predicting Emerging Market Currency Crashes," IMF Working Paper 02/7.
- Meyer, Paul L., Probabilidade – Aplicações à Estatística. 2000. 2ª Edição. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos Editora.
- Mulder, Christian, Roberto Perrelli, and Manuel Rocha, 2002, "The Role of Corporate, Legal and Macroeconomic Balance Sheet Indicators in Crisis Detection and Prevention," IMF Working Paper 02/59.
- Muller, C, R Perrelli and M Rocha (2002): "The role of corporate, legal end macroeconomic balance Sheet indicators in crisis detection and prevention", IMF W. P., nr. 02/59, March.
- Muradoglu, Gulnur and Mete Feridun (2003), "Argentine and Turkish Financial Crises: Is it Possible to Devise an Early Warning System?", International Finance Discussion.
- Oka, Chikako, 2003, "Anticipating Arrears to the IMF: Early Warning Systems," IMF Working Paper 03/18.
- Olimov, Ulugbek E., "Was the Russian Financial Crisis Contagious", Center for Economic Research, Tashkent, Uzbekistan
- Prati, Alessandro, and Massimo Sbracia, 2002, "Currency Crises and Uncertainty About Fundamentals," IMF Working Paper 02/3.
- Rossi, Marco, 1999. "Financial Fragility and Economic Performance in Developing Economies: Do Capital Controls, Prudential Regulation and Supervision Matter?," IMF Working Paper 99/66.
- Sachs, Jeffrey, Aron Tornell and Andrés Velasco, 1996, "Financial Crises in Emerging Markets: The Lessons from 1995", *Brooking Papers on Economic Activity: 1*, Brookings Institution.
- Stone, Mark, and Melvyn Weeks, 2001, "Systemic Financial Crises, Balance Sheets and Model Uncertainty," IMF Working Paper 01/162.
- Sundararjan, V, C Enoch, A San José, P Hilbers, R Krueger, M Moretti and G Slack (2002): "Financial Soundness indicators: analytical aspects and country practices", *IMF Occasional paper*, no 212.
- Van Rijckeghem, C and Weder (1999): "Sources of contagion: finance or trade?", IMF Working Paper, no 99/14, October.
- Van Rijckeghem, C and Weder (1999): "Sources of contagion: finance or trade?", IMF Working Paper, no 99/14, October.
- Zhang, Zhiwei, 2001, "Speculative Attacks in the Asian Crisis," IMF Working Paper 01/189.

## APÊNDICE

---

### APENDICE A – RESULTADOS DO MODELO DE MÍNIMOS QUADRADOS ORDINÁRIOS

A estimação da regressão pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários, cujos resultados gerados estão descritos nessa seção, apresenta-se como uma alternativa às metodologias de *Early Warning Systems* utilizadas com o objetivo de previsão de crises.

Conforme pode ser observado na tabela A-1: Estimação por Mínimos Quadrados Ordinários – Taxa de Câmbio, exposta a seguir, os resultados obtidos pela utilização dessa metodologia mostram-se bem interessantes. Ao utilizar esse método de estimação, a maioria das variáveis apresenta significância estatística, assim como os sinais esperados.

Como exceção aos resultados esperados obtidos nos diversos modelos, no que diz respeito ao sinal das variáveis utilizadas, o C-Bond apresenta, em todas as estimações, sinal positivo. Porém, esperava-se que o sinal dessa variável fosse negativo, uma vez que uma redução nesse índice, ou seja, um aumento no spread cobrado pelos investidores, deveria estar associado a um aumento na taxa de câmbio, e conseqüentemente, a um aumento na probabilidade de ocorrência de uma crise cambial.

Quanto aos números obtidos pelas outras variáveis utilizadas, esses se revelam analiticamente interessantes. Ao analisarmos o modelo 1, por exemplo, percebe-se que um aumento em cerca de 1% no Risco-País provoca um aumento de 0,18% na taxa de câmbio, aumentando assim a probabilidade de ocorrência de

crise. Por outro lado, um aumento em 1% no percentual do preço de face pago, em dólar, pelos investidores no global 27, reduz em 2,42% a taxa de câmbio.

Os outros modelos apresentam resultados quantitativos semelhantes aos resultados obtidos pelo modelo 1. O modelo 10, por exemplo, associa uma variação positiva de 1% no Risco-País à um aumento de 0,21% na taxa de câmbio. Essa relação é esperada uma vez que o aumento do Risco-País provoca uma fuga de capitais, pressionando a taxa de câmbio.

Por outro lado, observa-se no modelo 10 que aumentos de 1% no Ibovespa e no percentual do preço de face pago pelos investidores, em dólar, no global 27, respectivamente, estão associados a reduções de 0,01% e 1,74% na taxa de câmbio. Deve-se lembrar que a literatura acadêmica sugere que um aumento no Ibovespa, por exemplo, pode estar associado a uma entrada de capitais estrangeiros no país, forçando uma valorização da moeda nacional.

O que se pode inferir a partir dos resultados obtidos pelos modelos estimados por Mínimos Quadrados Ordinários é que quedas no Ibovespa e no preço do Global 27, representadas pelo sinal negativo obtido em todos os modelos propostos, estão associadas a um aumento na taxa de câmbio, e conseqüentemente, a um aumento na probabilidade de ocorrência de crises.

Raciocínio análogo pode ser traçado para se interpretar um aumento no Risco-País, ou seja, o crescimento desse índice, representado pelo sinal positivo obtido em todos os modelos estimados, também representa um aumento da probabilidade de ocorrência de crises cambiais.

Quanto aos indicadores Reservas e Taxa Selic, os resultados obtidos não são muito conclusivos, o que desqualifica essas variáveis, para essa forma de estimação, como indicador antecedente de crises financeiras.

Tabela A-1: Estimação por Mínimos Quadrados Ordinários – Taxa de Câmbio.

Variável Dependente: Taxa de Câmbio.										
Variável Independente	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8	Modelo 9	Modelo 10
Constante	<b>-3,2204</b> (-27,23)	<b>-3,13878</b> (-27,52)	<b>0,9224</b> (14,39)	<b>-4,3254</b> (-46,78)	<b>-3,7308</b> (-39,19)	<b>-3,2202</b> (-27,24)	<b>-4,3238</b> (-51,43)	<b>-3,0938</b> (-27,74)	<b>-4,5619</b> (-54,41)	<b>-3,7324</b> (-39,23)
Ibovespa	<b>-8,34e-06</b> (-2,55)	-	<b>0,0001</b> (5,37)	<b>-0,0001</b> (-12,10)	<b>-9,32e-06</b> (-2,81)	<b>-8,51e-06</b> (-3,15)	<b>-0,0001</b> (-13,00)	-	<b>-0,0001</b> (-10,53)	<b>-0,0001</b> (-3,80)
Risco país	<b>0,0018</b> (38,00)	<b>0,0018</b> (38,58)	-	<b>0,0023</b> (71,90)	<b>0,0021</b> (55,96)	<b>0,0018</b> (38,88)	<b>0,0023</b> (82,16)	<b>0,0018</b> (38,81)	<b>0,0024</b> (73,57)	<b>0,0021</b> (59,63)
C-Bond	<b>0,0746</b> (65,80)	<b>0,0744</b> (65,80)	<b>0,0679</b> (43,38)	<b>0,0704</b> (60,76)	<b>0,0771</b> (70,04)	<b>0,0746</b> (66,82)	<b>0,0705</b> (71,54)	<b>0,0738</b> (68,06)	<b>0,0710</b> (60,69)	<b>0,0769</b> (70,89)
Global 27	<b>-0,0242</b> (-13,82)	<b>-0,0268</b> (-18,66)	<b>-0,0755</b> (-48,36)	-	<b>-0,0178</b> (-11,69)	<b>-0,0242</b> (-15,13)	-	<b>-0,0264</b> (-18,56)	-	<b>-0,0174</b> (-13,36)
Reservas	<b>9,13e-06</b> (7,07)	<b>9,27e-06</b> (7,17)	<b>0,0001</b> (30,69)	-4,81e-08 (-0,04)	-	<b>9,14e-06</b> (7,10)	-	<b>9,54e-06</b> (7,42)	<b>-2,49e-06</b> (-2,24)	-
Selic	0,0002 (0,10)	0,0022 (1,85)	<b>0,0113</b> (5,82)	<b>-0,0079</b> (-5,80)	0,0008 (0,57)	-	<b>-0,0080</b> (-6,23)	-	-	-
R <sup>2</sup>	0,8623	0,8617	0,7311	0,8450	0,8578	0,8623	0,8450	0,8614	0,8415	0,8577
R <sup>2</sup> Ajustado	0,8618	0,8613	0,7302	0,8444	0,8573	0,8619	0,8445	0,8610	0,8411	0,8574
Teste F	1582,37	1890,67	825,04	1653,47	1829,72	1900,08	2068,20	2358,73	2015,19	2288,09

OBS: 1) Os valores em parênteses referem-se aos valores críticos.

2) Os valores em negrito são estatisticamente significantes ao nível de significância de 5%.

3) O teste F pressupõe como hipótese nula ( $H_0$ ) que os coeficientes do modelo, exceto a constante, são simultaneamente nulos, e como hipótese alternativa ( $H_1$ ) que algum coeficiente é diferente de zero.

## **APENDICE B – CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS E O PROBLEMA DA MULTICOLINEARIDADE**

Na análise dos resultados obtidos na estimação por Probit, percebe-se que, em grande parte dos modelos utilizados, algumas das variáveis não têm coeficientes estatisticamente significantes, enquanto outras apresentam significância estatística em quase todos os modelos.

Porém, os indicadores que mostraram resultados indesejáveis no que diz respeito à significância estatística, em certos modelos, apresentaram-se muito próximos da significância. Esses resultados relativamente fracos estão, provavelmente, associados à multicolinearidade entre algumas das variáveis utilizadas.

Como a multicolinearidade se manifesta porque um ou mais regressores são combinações lineares de outros regressores, foram geradas regressões auxiliares entre as variáveis utilizadas para se detectar a presença de multicolinearidade entre os indicadores relacionados. Os resultados dessas regressões podem ser observados nas tabelas e nos gráficos expostos nesse apêndice, que também expõe a matriz de variância-covariância.

O que se pode concluir a partir da observação da tabela B-I é que as variáveis utilizadas estão correlacionadas, dado que os modelos propostos apresentam um coeficiente de correlação relativamente alto, a exceção do modelo 6 que utiliza a Selic como variável dependente. Essa correlação também pode ser observada graficamente, onde as variáveis foram regredidas aos pares.

Ao se constatar a correlação entre os indicadores, uma vez que fica clara a existência de combinações lineares entre algumas das variáveis utilizadas, detecta-se a presença de multicolinearidade, o que pode ter gerado insignificância estatística nas estimações realizadas.

Tabela B – I: Regressões Auxiliares

		Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Variável Dependente	Variável Independente	Ibovespa	Risco-País	C-Bond	Global 27	Reservas	Selic
		<b>Constante</b>	<b>-9.785,67</b> (-10,94)	<b>2.305,961</b> (92,55)	<b>36,3232</b> (14,47)	<b>45,6652</b> (35,72)	<b>-55.895,16</b> (-30,00)
<b>Ibovespa</b>	-	<b>0,0178</b> (10,39)	<b>0,0004</b> (4,29)	<b>0,0012</b> (27,38)	-0,1075 (-1,66)	<b>-0,0013</b> (-26,49)	
<b>Risco País</b>	<b>3,7272</b> (10,39)	-	<b>-0,0066</b> (-6,18)	<b>-0,0208</b> (-47,03)	<b>24,191</b> (34,29)	<b>0,0070</b> (8,24)	
<b>C-Bond</b>	<b>37,9522</b> (4,29)	<b>-3,7583</b> (-6,18)	-	<b>0,1733</b> (10,81)	<b>262,3618</b> (12,19)	<b>-0,1391</b> (-6,85)	
<b>Global 27</b>	<b>308,0947</b> (27,38)	<b>-28,5207</b> (-47,03)	<b>0,4128</b> (10,81)	-	<b>697,3168</b> (23,36)	<b>0,5107</b> (17,62)	
<b>Reservas</b>	-0,0168 (-1,66)	<b>0,0181</b> (34,29)	<b>0,0004</b> (12,19)	<b>0,0004</b> (23,36)	-	<b>0,0001</b> (2,65)	
<b>Selic</b>	<b>-243,1382</b> (-26,49)	<b>6,1834</b> (8,24)	<b>-0,2159</b> (-6,85)	<b>0,3328</b> (17,62)	<b>74,35</b> (2,65)	-	
<b>R<sup>2</sup></b>		0,8935	0,9091	0,8859	0,9668	0,7717	0,4259
<b>Teste F</b>		2.545,96	3.032,74	2.356,12	8.846,72	1.025,43	225,12

OBS: 1) Os valores em parênteses referem-se aos valores críticos.

2) Os valores em negrito são estatisticamente significantes ao nível de significância de 5%.

3) O teste F pressupõe como hipótese nula ( $H_0$ ) que os coeficientes do modelo, exceto a constante, são simultaneamente nulos, e como hipótese alternativa ( $H_1$ ) que algum coeficiente é diferente de zero.

Tabela B – II: Matriz de Variância-Covariância.

	<b>Ibovespa</b>	<b>Risco País</b>	<b>C-Bond</b>	<b>Global 27</b>	<b>Reservas</b>	<b>Selic</b>
<b>Ibovespa</b>	<b>25.104.396,69</b>	(1.490.547,26)	61.689,58	76.458,43	29.955.122,05	(10.629,27)
<b>Risco-País</b>	(1.490.547,26)	<b>140.525,65</b>	(4.347,83)	(5.664,79)	(1.494.052,06)	529,48
<b>C-Bond</b>	61.689,58	(4.347,83)	<b>194,66</b>	217,21	89.140,00	(20,91)
<b>Global 27</b>	76.458,43	(5.664,79)	217,21	<b>281,05</b>	106.182,65	(18,83)
<b>Reservas</b>	29.955.122,05	(1.494.052,06)	89.140,00	106.182,65	<b>75.026.343,32</b>	(2.814,78)
<b>Selic</b>	(10.629,27)	529,48	(20,91)	(18,83)	(2.814,78)	<b>24,92</b>

## GRÁFICOS – IBOVESPA

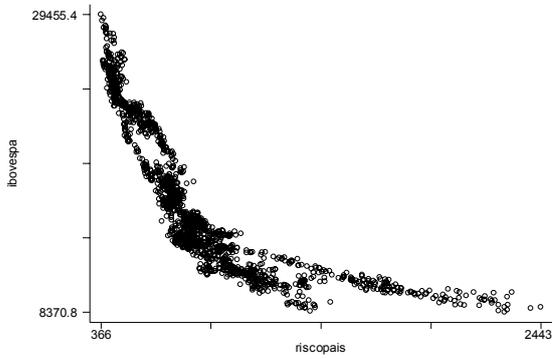


Figura B1 – Ibovespa X Risco-País

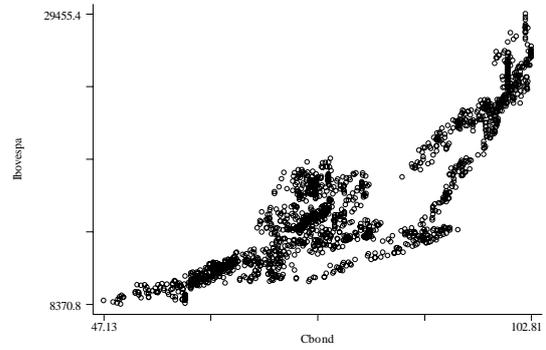


Figura B2 – Ibovespa X C-Bond

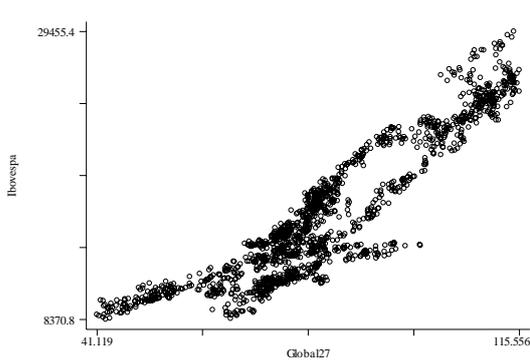


Figura B3 – Ibovespa X Global 27

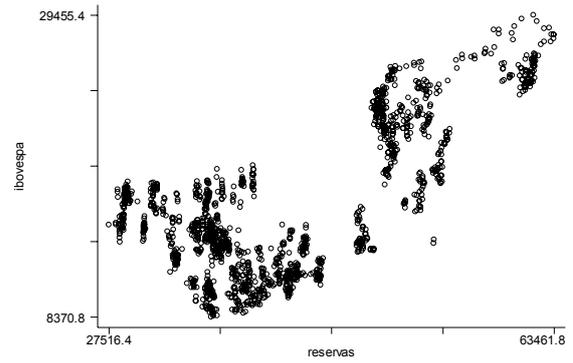


Figura B4 – Ibovespa X Reservas

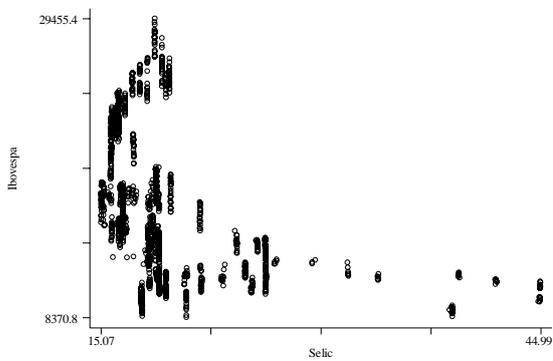


Figura B5 – Ibovespa X Selic

## GRÁFICOS – RISCO-PAÍS

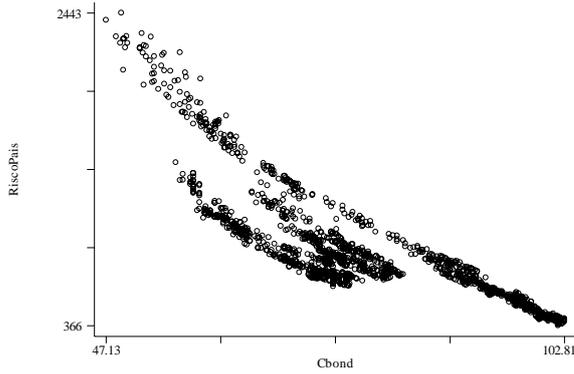


Figura B6 – Risco-País X C-Bond

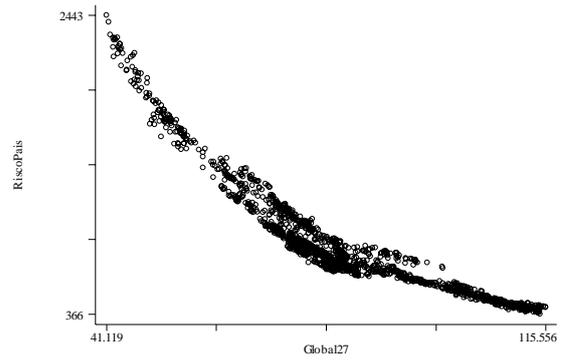


Figura B7 – Risco-País X Global 27

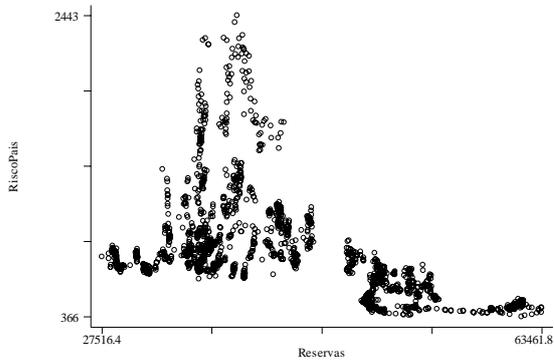


Figura B8 – Risco-País X Reservas

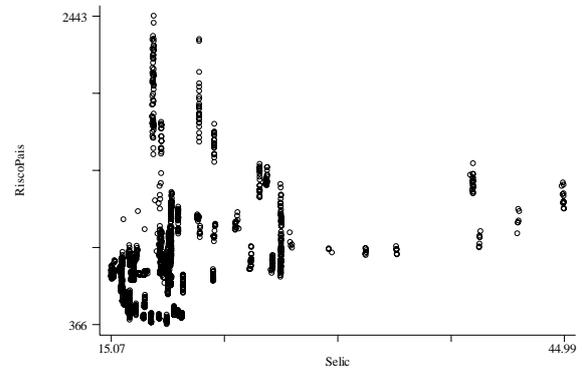


Figura B9 – Risco-País X Selic

## GRÁFICOS – C-BOND

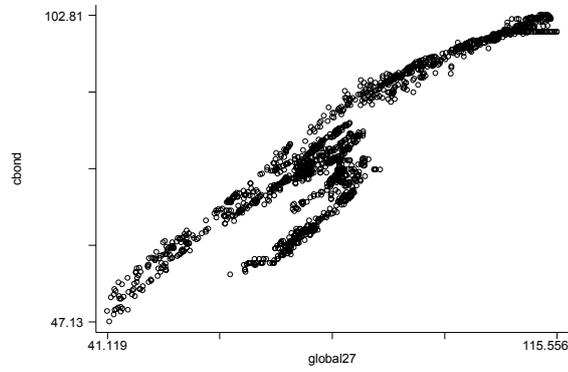


Figura B10 – C-Bond X Global 27

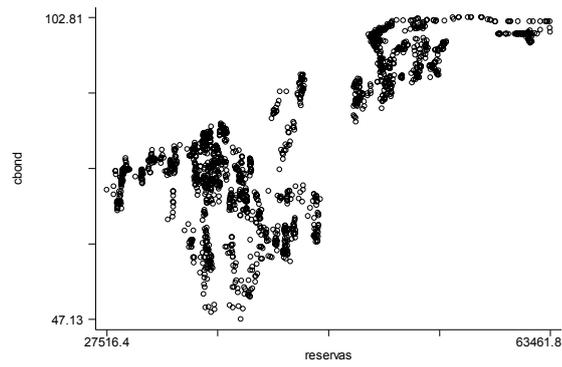


Figura B11 – C-Bond X Reservas

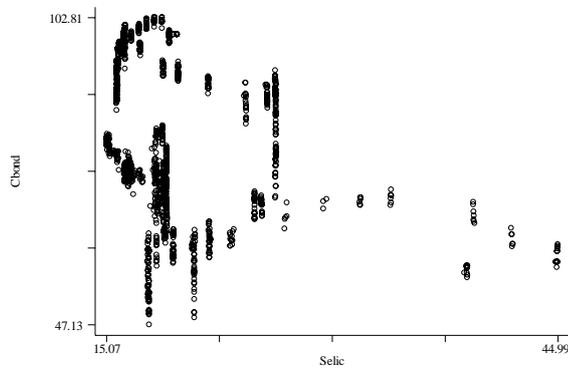


Figura B12 – C-Bond X Selic

## GRÁFICOS – GLOBAL 27 E RESERVAS

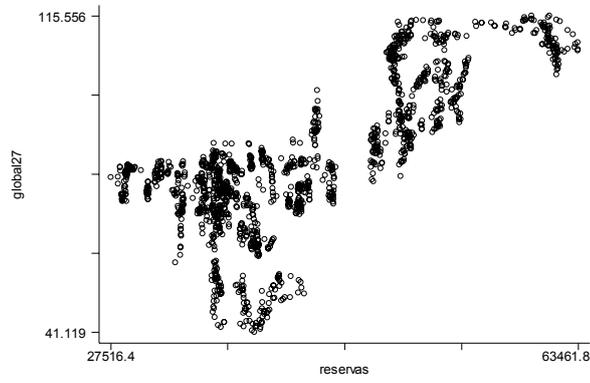


Figura B13 – Global 27 X Reservas

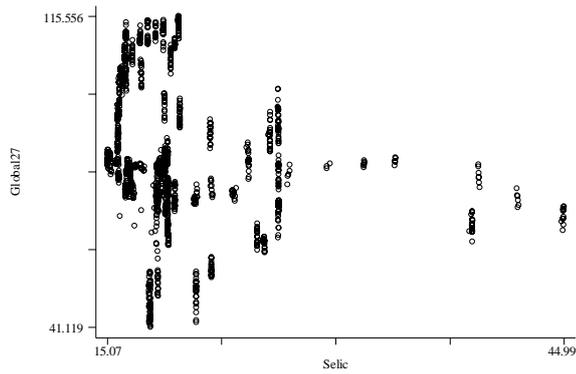


Figura B14 – Global 27 X Selic

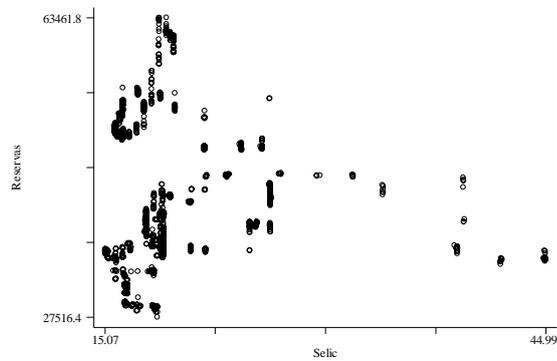


Figura B15 – Reservas X Selic