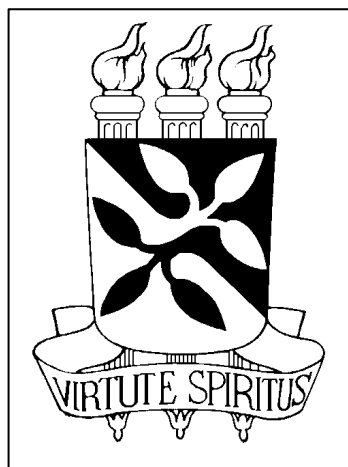


Universidade Federal da Bahia

**Escola de Administração – UFBA
Núcleo de Pós Graduação em Administração – NPGA**



Avaliação de Modelos de Gerenciamento de Risco de Mercado

Antonio Francisco de Almeida da Silva Junior

Maio 2000

Avaliação de Modelos de Gerenciamento de Risco de Mercado

Antonio Francisco de Almeida da Silva Junior

Dissertação submetida ao corpo docente do curso de Mestrado do Núcleo de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal da Bahia (NPGA/EAUFBA/UFBA), como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M. Sc.) em Administração.

Aprovada por:

Prof. Dr. Reginaldo Souza Santos - Presidente da Banca

Prof. Dr. André Garcez Ghirardi

Prof. Dr. Roberto Moreno Moreira

**Salvador – BA
Maio 2000**

DEDICATÓRIA

Ao meu Filho,

Hoje a caminhada não parece ser tão simples,
no entanto ela continua linda.
As pedras com formas mais alegres,
o verde mais cheiroso, os morros mais imponentes.
As águas frias fazem o corpo sentir juventude.
Agora, os caminhos levam a um novo sentido,
diferente, completo, pleno ...
O coração bate de forma intensa,
sente sua presença, seu brilho ...
É como se você dissesse: Eu sou o Pedro Henrique,
seu filho.

À minha Esposa,

Não poderia imaginar um raio cortando o céu.
Não conseguiria pensar em tanta luz,
olhando da nossa janela.
Não fosse a sua companhia, não fosse aquele ruído.
Não o do trovão, mas do meu coração,
que grita Fátima, quando percebe seu sorriso.

À minha Família

O sentido da vida não ganhamos de estalo.
Ele vem no dia a dia que corre o relógio,
durante o passar da brisa, do rio, do calor e do frio.
Ele está na terra, no sangue e no fogo.
Ganho isso tudo. Como uma dádiva.
O sentido chega, é pai, mãe, avô, avó, é irmã,
é Letícia, Tatiana e Fernanda.

AGRADECIMENTOS

Ao suor e à alegria de todos aqueles que ajudam a construir este país.

Ao Banco Central do Brasil pelo incentivo na formação de recursos humanos.

À Universidade Federal da Bahia e a todos aqueles que a tornam cada vez melhor.

Aos colegas do DEPEP/BACEN pelas contribuições a este trabalho.

Ao Banco do Brasil pela disponibilidade de informações e abertura para discussão.

Aos funcionários, professores e colegas do curso de mestrado do NPGA-UFBA pelo agradável convívio.

Ao professor André Ghirardi pela ajuda ao longo desta pesquisa.

À Laura Livia pelo apoio e amizade.

Aos amigos pelo encanto da companhia.

Resumo da Dissertação apresentada ao NPGA/EAUFBA/UFBA, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Administração.

Avaliação de Modelos de Gerenciamento de Risco de Mercado

Antonio Francisco de Almeida da Silva Junior – Maio / 2000

Orientação: Prof. Reginaldo Souza Santos

O risco de mercado está associado às oscilações de preços dos ativos, ou seja, às suas volatilidades. Uma forma de mensurar este tipo de risco é o cálculo do *Value at Risk* – VaR. Existem diversos modelos de gerenciamento de risco para o cálculo do VaR e também são várias as formas de investigar o desempenho desses modelos. O Comitê de Basileia para Supervisão Bancária recomenda o procedimento de *backtesting* para avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado. O objetivo deste trabalho é analisar as alternativas a esse procedimento reportadas na literatura.

Assim, foi implementado um programa em microcomputador para o cálculo do VaR utilizando três modelos de gerenciamento de risco de mercado. O primeiro deles foi o modelo Delta-Normal, com três alternativas de cálculo de volatilidades: um procedimento chamado “ingênuo”, o alisamento exponencial proposto pelo RiskMetricsTM e o GARCH. A segunda técnica investigada foi a Simulação Histórica e a terceira a Abordagem Híbrida.

Esses modelos de gerenciamento de risco foram utilizados para cálculo do VaR de duas carteiras. A primeira foi construída com investimentos em algumas ações e em renda fixa, com a composição da carteira variando de forma a simular uma condição de mercado de um fundo de ações de um banco do sistema financeiro nacional. A segunda carteira foi composta por um conjunto de ações com um *hedge* em contratos futuro de IBOVESPA, onde a composição das posições à vista foi variada de acordo com o *Capital Asset Pricing Model* (CAPM).

Foram testados sete procedimentos de avaliação dos modelos de gerenciamento de risco de mercado: i) *Backtesting*; ii) Função de Verossimilhança para Volatilidade; iii) Raiz Quadrada dos Desvios Quadráticos Médios; iv) Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial; v) Teste de Cobertura Condicional; vi) Função de Perda Regulatória; e vii) Comparação da Distribuição de Probabilidades Real x Estimada.

ABSTRACT

The market risk is associated with the assets prices fluctuation, i. e., the volatilities. One way to measure market risk is the Value at Risk – VaR. There are several models for VaR calculations and many ways to evaluate the performance of those models. The Basle Committee on Banking Supervision recommends backtesting for models evaluation. The aim of this work is to analyse the alternatives, reported in the literature, to backtesting.

Therefore, it was implemented a software package for VaR calculations, using three models for VaR. The first one was Delta-Normal with three ways of volatilities calculations: a “naive model”, the procedure used in RiskMetricsTM and the GARCH procedure. The second model was the Historical Simulation and the last one was the Hybrid Approach.

These models were used for VaR calculations for two portfolios. The first portfolio was a simulation of one bank’s stocks fund. The second portfolio was a group of stocks accordingly Capital Asset Pricing Model (CAPM) with a hedge strategy using BOVESPA’s index in the future market.

It has being investigated seven performance evaluation procedures of market risk models: i) Backtesting; ii) Volatilities Likelihood Function; iii) Root Mean Squared Error; iv) Likelihood Function with Binomial Distribution; v) Conditional Coverage Testing; vi) a Regulatory Lost Function; and vii) Comparison of the Real and Estimated Probabilities Distribuion Functions.

ÍNDICE

INTRODUÇÃO.....	1
1- INSTABILIDADE E RISCO NO SISTEMA FINANCEIRO.....	6
1.1- OS DERIVATIVOS E O RISCO DE MERCADO.....	10
1.3- O PAPEL DA REGULAÇÃO BANCÁRIA.....	12
2- O CÁLCULO DO VAR.....	17
2.1- TÉCNICA DELTA-NORMAL	17
2.1.1- O Procedimento “ingênuo” para Volatilidade	20
2.1.2 O Procedimento de Alisamento Exponencial para Volatilidade	21
2.1.3- O Procedimento GARCH para Volatilidade	23
2.2- SIMULAÇÃO HISTÓRICA.....	25
2.3- A ABORDAGEM HÍBRIDA.....	25
2.4- SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO.....	26
2.5- TESTES DE <i>STRESS</i>	28
2.6- DISCUSSÃO SOBRE AS TÉCNICAS DE CÁLCULO DO VAR.....	29
3- PROCEDIMENTOS DE AVALIAÇÃO DE MODELOS DE RISCO DE MERCADO.....	32
3.1- O BACKTESTING.....	33
3.2- FUNÇÃO DE VEROSSIMILHANÇA PARA VOLATILIDADE.....	37
3.3- RAIZ QUADRADA DOS DESVIOS QUADRÁTICOS MÉDIOS (RMSE)	37
3.4- FUNÇÃO DE VEROSSIMILHANÇA COM DISTRIBUIÇÃO BINOMIAL.....	38
3.5- TESTE DE COBERTURA CONDICIONAL.....	39
3.6- FUNÇÃO DE PERDA REGULATÓRIA.....	41
3.7- DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE REAL X ESTIMADA.....	42
4- PROPRIEDADES DE SÉRIES TEMPORAIS.....	45
5- CARTEIRA DE INVESTIMENTO COM <i>HEDGE</i>	50
5.1- CARTEIRA ÓTIMA E O MODELO CAPM	50
5.2- <i>HEGDE</i> DE UMA CARTEIRA DE AÇÕES COM O IBOVESPA FUTURO	53
5.2.1- Cálculo do Risco da Posição Futura	53
5.2.2- Estrutura a Termo da Taxa de Juros.....	58
5.2.3- Cálculo do Número de Contratos para o Hedge	59
6- SIMULAÇÕES REALIZADAS.....	60
6.1- ESTUDO DE CASO DA CARTEIRA DE FUNDO DE AÇÕES.....	62
6.2- ESTUDO DE CASO DA CARTEIRA COM ESTRATÉGIA DE <i>HEDGE</i>	84
6.3- ANÁLISE DOS RESULTADOS DOS ESTUDOS DE CASOS.....	95
7- CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	110
ANEXO.....	115
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	120

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Esquema do Trabalho Desenvolvido na Pesquisa	5
Figura 2.1 – Retornos do Índice BOVESPA	23
Figura 5.1 – Relação entre Retorno Esperado e Risco para uma Carteira de Ativos	51
Figura 6.1 – <i>Backtesting</i> para a Carteira do Fundo de Ações, posição comprada	66
Figura 6.2 – <i>Backtesting</i> para a Carteira do Fundo de Ações, posição vendida	67
Figura 6.3 – Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada	70
Figura 6.4 – Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida	71
Figura 6.5 – Função para Teste de Independência para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada	73
Figura 6.6 – Função para Teste de Independência para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida	74
Figura 6.7 – Função para Teste de Cobertura Condicional para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada	75
Figura 6.8 – Função para Teste de Cobertura Condicional para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida	76
Figura 6.9 – Função de Perda Regulatória para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada	77
Figura 6.10 – Função de Perda Regulatória para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida	78
Figura 6.11 – Avaliação com Função de Kuiper para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada	80
Figura 6.12 – Avaliação com Função de Kuiper para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida	81
Figura 6.13 – Avaliação com Função de Kuiper Ponderada para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada	82
Figura 6.14 – Avaliação com Função de Kuiper Ponderada para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida	83

Figura 6.15 – Curvas de Distribuição de Frequências dos Retornos das Carteiras	86
Figura 6.16 – <i>Backtesting</i> para Carteira com <i>Hedge</i>	87
Figura 6.17 – Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial para a Carteira com <i>Hedge</i>	89
Figura 6.18 – Função para Teste de Independência para a Carteira com <i>Hedge</i>	90
Figura 6.19 – Função para Teste de Cobertura Condicional para a Carteira com <i>Hedge</i>	91
Figura 6.20 – Função de Perda Regulatória para a Carteira com <i>Hedge</i>	92
Figura 6.21 – Avaliação com Função de Kuiper para a Carteira com <i>Hedge</i>	93
Figura 6.22 – Avaliação com Função de Kuiper Ponderada para a Carteira com <i>Hedge</i>	94
Figura 6.23 – Exigência de Capital para Carteira do Fundo de Ações	104
Figura 6.24 – Exigência de Capital para Carteira com <i>Hedge</i>	104
Figura A.1 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo “ingênuo”	115
Figura A.2 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo do RiskMetrics™	115
Figura A.3 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo GARCH(1,1)	116
Figura A.4 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo de Simulação Histórica	116
Figura A.5 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo de Abordagem Híbrida	117
Figura A.6 – VaR para Carteira com <i>Hedge</i> – Modelo “ingênuo”	117
Figura A.7 – VaR para Carteira com <i>Hedge</i> – Modelo do RiskMetrics™	118
Figura A.8 – VaR para Carteira com <i>Hedge</i> – Modelo GARCH(1,1)	118
Figura A.9 – VaR para Carteira com <i>Hedge</i> – Modelo de Simulação Histórica	119
Figura A.10 – VaR para Carteira com <i>Hedge</i> – Modelo de Abordagem Híbrida	119

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Vantagens e Limitações das Técnicas de Cálculo do VaR	33
Tabela 3.1 – Avaliação do modelo de gerenciamento de risco de acordo com o <i>backtesting</i>	38
Tabela 6.1 – Estatísticas para o Caso do Fundo de Ações	66
Tabela 6.2 – Função de Verossimilhança para Volatilidade, para a Carteira do Fundo de Ações	71
Tabela 6.3 – Avaliação pelo <i>RMSE</i> , para a Carteira do Fundo de Ações	71
Tabela 6.4 – Comparação de desempenho de investimentos	86
Tabela 6.5 – Estatísticas para o Caso da Carteira com Estratégia de <i>Hedge</i>	87
Tabela 6.6 – Função de Verossimilhança para Volatilidade, para a Carteira com <i>Hedge</i>	90
Tabela 6.7 – Avaliação pelo <i>RMSE</i> , para a Carteira com <i>Hedge</i>	91
Tabela 6.8 – Comparação entre os Modelos de Gerenciamento de Risco de Mercado	102
Tabela 6.9 – Comparação das Estimativas Médias do VaR	103
Tabela 6.10 – Cálculo da Exigência de Capital Média	108
Tabela 6.11 – Valores Médios dos Resultados das Avaliações para os Estudos de Casos	110

INTRODUÇÃO

Este trabalho investiga a categoria de risco classificada como risco de mercado, que está associado às oscilações de preços dos ativos (volatilidade). Uma das formas de mensurar o risco de mercado é o cálculo do *Value at Risk* – VaR. O VaR é a estimativa da quantidade que poderá ser perdida em uma carteira (conjunto de investimentos da instituição financeira), em função das oscilações dos preços dos ativos no mercado, sendo considerado como a pior perda esperada, em um período de tempo, sobre condições normais de mercado, em um dado intervalo de confiança.

O VaR serve a uma série de propósitos (Jorion, 1997), tais como i) a emissão de relatórios que fornecem informação do risco de uma operação, podendo inclusive ser utilizado nos relatórios aos acionistas, uma vez que os dados são de fácil entendimento, por serem apresentados em termos de potencial de perdas em moeda; ii) pode ser usado para definir limites para as operações, ajudando a decidir aonde alocar o capital disponível; iii) os dados de VaR podem ser utilizados para relacionar desempenho ao risco; iv) pode-se implementar sistemas centralizados de gerenciamento de risco, para evitar quebras financeiras devido às numerosas fontes de risco; v) a supervisão bancária pode requerer nível de capital mínimo baseado no VaR.

Dessa forma, muitos bancos adotam modelos de gerenciamento de risco de mercado com técnicas de cálculo do VaR, tais como Delta-Normal, Simulação Histórica, Testes de *Stress*, Simulação de Monte Carlo, entre outras. No entanto, existe um grande desafio para os bancos centrais e autoridades de supervisão, e também para as instituições financeiras, em avaliar os modelos de gerenciamento para qualificá-los como adequados ou não.

O Comitê de Basiléia¹ apresentou duas estratégias de cálculo da exigência de capital mínimo para cobertura de risco de mercado pelas instituições financeiras. A primeira delas ficou conhecida como modelo padrão, onde para cada classe de ativos são estabelecidas ponderações padronizadas para o cálculo do capital mínimo exigido.

¹ O Comitê de Basiléia para Supervisão Bancária, criado em 1975, é composto de representantes de autoridades de supervisão bancária e bancos centrais de alguns países desenvolvidos como Canadá, França, Alemanha, Itália, Japão, Suécia, Suíça, Reino Unido, Estados Unidos, entre outros, e tem o Bank of International Settlements (BIS) como secretaria permanente.

A segunda estratégia do Comitê, que é o objeto desta pesquisa, ficou conhecida como modelo interno de controle e tem como meta estimular as instituições financeiras a desenvolver técnicas mais sofisticadas para controle do risco de mercado. Nesse sentido, o Comitê de Basileia sugeriu, em 1996, o uso do procedimento de *backtesting* para por em prova os modelos de gerenciamento de risco utilizados pelas instituições financeiras para cálculo de VaR. O papel da supervisão bancária é apenas avaliar se o modelo usado é adequado ou não, sem ter que entrar em detalhes sobre sua escolha, construção e determinação de parâmetros (controle interno da instituição). Os requisitos de capital são, então, calculados em função do desempenho do modelo de gerenciamento utilizado pela instituição. Esse desempenho do modelo é monitorado pela autoridade de supervisão, a partir dos resultados do *backtesting*. O objetivo da autoridade de supervisão não é estabelecer um modelo de gerenciamento de risco para as instituições financeiras, o que poderia desestimular a busca por modelos mais refinados. Para a autoridade de supervisão importa a avaliação do desempenho dos modelos e o cálculo da exigência de capital.

O *backtesting* consiste em comparar os resultados obtidos pela carteira da instituição (lucro ou prejuízo) com as medidas de risco (VaR) realizadas pelo modelo de gerenciamento. O resultado diário da carteira não pode apresentar valor de perda superior ao risco calculado pelo VaR, caso contrário, considera-se que houve um erro de previsão. No entanto, espera-se que uma fração de resultados não satisfaça a esse critério, tendo em vista o intervalo de confiança adotado no cálculo do VaR (Comitê de Basileia, 1996).

O objetivo deste trabalho é a exploração de outras possibilidades de procedimentos de avaliação dos modelos de gerenciamento de risco de mercado reportados na literatura, que podem ser vistos como alternativas ao *backtesting*, quais sejam: Função de Verossimilhança para Volatilidade; Raiz Quadrada dos Desvios Quadráticos Médios; Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial; Teste de Cobertura Condicional; Função de Perda Regulatória; e Comparação da Distribuição de Probabilidades Real x Estimada.

Mesmo não sendo o foco desta pesquisa, um segundo produto deste trabalho, que surge de forma “natural”, é a comparação entre diferentes modelos de gerenciamento de risco de mercado e de técnicas de mensuração de volatilidade. Um terceiro produto desta pesquisa é a análise da influência do efeito da composição da carteira nas técnicas de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado.

Dessa forma, este trabalho procura resposta às seguintes questões:

Questão 1: *Dentre algumas alternativas, reportadas na literatura, para avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado, qual a melhor delas?*

Questão 2: *A partir de diversos critérios de avaliação, é possível escolher dentre os modelos de gerenciamento de risco estudados, qual o de melhor desempenho?*

Questão 3: *De que forma a composição da carteira investigada influi nos resultados de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado?*

Matos (1998) discutiu algumas tipologias de pesquisa, entre elas uma classificação que define estudos exploratórios como aqueles que buscam familiarização e nova compreensão do fenômeno, com vistas à formulação de problemas específicos e hipóteses. Dentro dessa tipologia, a pesquisa aqui desenvolvida é vista como um trabalho exploratório, e foi conduzida pelo cumprimento das seguintes etapas:

1. Levantamento da literatura pertinente;
2. Implementação dos modelos de gerenciamento de risco e dos procedimentos de avaliação em microcomputador;
3. Estudo de casos.

A etapa 1 foi realizada com o levantamento bibliográfico sobre o tema em estudo, com visitas às bibliotecas da UFBA, USP, FGV-SP, UFRJ e PUC-RJ, e pesquisas na Internet e biblioteca do Banco Central do Brasil.

Na etapa 2, foram implementados três modelos distintos de cálculo do VaR, o Delta-Normal, a Simulação Histórica e a Abordagem Híbrida. Os dois primeiros modelos foram escolhidos por serem técnicas reconhecidas na literatura especializada e por serem de fácil implementação computacional. O terceiro modelo foi selecionado por ser uma combinação dos dois primeiros. Além disso, foram utilizadas três técnicas alternativas para o cálculo da volatilidade para o modelo Delta-Normal: o desvio padrão, aqui denominado de modelo “ingênuo”; o modelo do RiskMetricsTM, que é um programa desenvolvido pelo banco JP Morgan, bastante difundido entre os profissionais e pesquisadores da área de gerenciamento de risco; e o modelo GARCH (auto regressivo com heterocedasticidade condicionada generalizado). Foram implementadas também as técnicas de avaliação de desempenho desses modelos citadas anteriormente.

O modelo “ingênuo” foi utilizado para investigar a capacidade das técnicas de avaliação de desempenho em evitar o que é conhecido em estatística como erro do tipo II, ou seja, aceitação de um modelo de gerenciamento de risco como bom, quando na realidade ele deveria ser classificado pelo critério de avaliação como ruim.

Na etapa 3, foram utilizadas duas carteiras para estudo de casos. A primeira delas foi construída partindo-se dos retornos de uma carteira real de um fundo de ações de um banco do sistema financeiro nacional. Assim, foi composta uma carteira teórica com ações PETROBRÁS e TELESP, índice BOVESPA e CDI, com as variações de composição da carteira teórica obtidas por meio de regressão linear dos dados de retornos da carteira real do fundo de ações, simulando, assim, condições aproximadas de mercado, uma vez que seria muito difícil realizar os testes com uma carteira real, tendo em vista o grande número de ativos envolvidos, a dificuldade de obtenção dos dados históricos de composição da carteira e o esforço computacional requerido para as simulações. Para a composição da segunda carteira, foi utilizado o *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) com um conjunto de ações, e foi realizado um *hedge* desse conjunto com contratos futuro de IBOVESPA.

A partir das carteiras construídas, e usando os modelos de gerenciamento de risco de mercado implementados em microcomputador, o procedimento de *backtesting* e os demais procedimentos de avaliação foram executados, considerando o período de julho de 1994 a dezembro de 1999. Para investigar o efeito da composição da carteira, duas situações distintas são averiguadas, para cada um dos dois estudos de casos: na primeira a composição da carteira é alterada, conforme descrito no parágrafo anterior para cada um dos casos estudados; na segunda a composição da carteira é mantida constante, ao longo do período de investigação, em torno do valor médio da composição utilizada para cada observação diária. A utilização de uma carteira fixa com composição média procura identificar possíveis diferenças nas avaliações dos modelos de gerenciamento de risco em função do efeito de mudanças na composição da carteira.

Espera-se, com esta pesquisa, obter uma análise crítica dos procedimentos de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado. A justificativa e relevância deste trabalho estão associadas à uma contribuição ao estudo de técnicas de mensuração de risco de mercado, objeto de preocupação de instituições financeiras e autoridades de supervisão bancária em todo o mundo, além de ser tema de diversas pesquisas acadêmicas nas áreas de administração financeira e economia.

No primeiro capítulo são apresentados conceitos relativos ao risco no sistema financeiro. No segundo capítulo é feito um levantamento bibliográfico dos modelos de gerenciamento de risco de mercado, enquanto no terceiro é apresentado um levantamento do estado da arte das técnicas de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado. No quarto capítulo são discutidos alguns conceitos sobre séries temporais, ao passo que o quinto capítulo discute o modelo CAPM e a estratégia de execução de uma operação de *hedge*. No sexto capítulo são descritos os estudos de casos e, finalmente, são apresentadas as conclusões e sugestões desta pesquisa, no último capítulo. A figura 1 apresenta de forma esquemática os trabalhos desenvolvidos nesta pesquisa e como os capítulos desta dissertação foram utilizados.

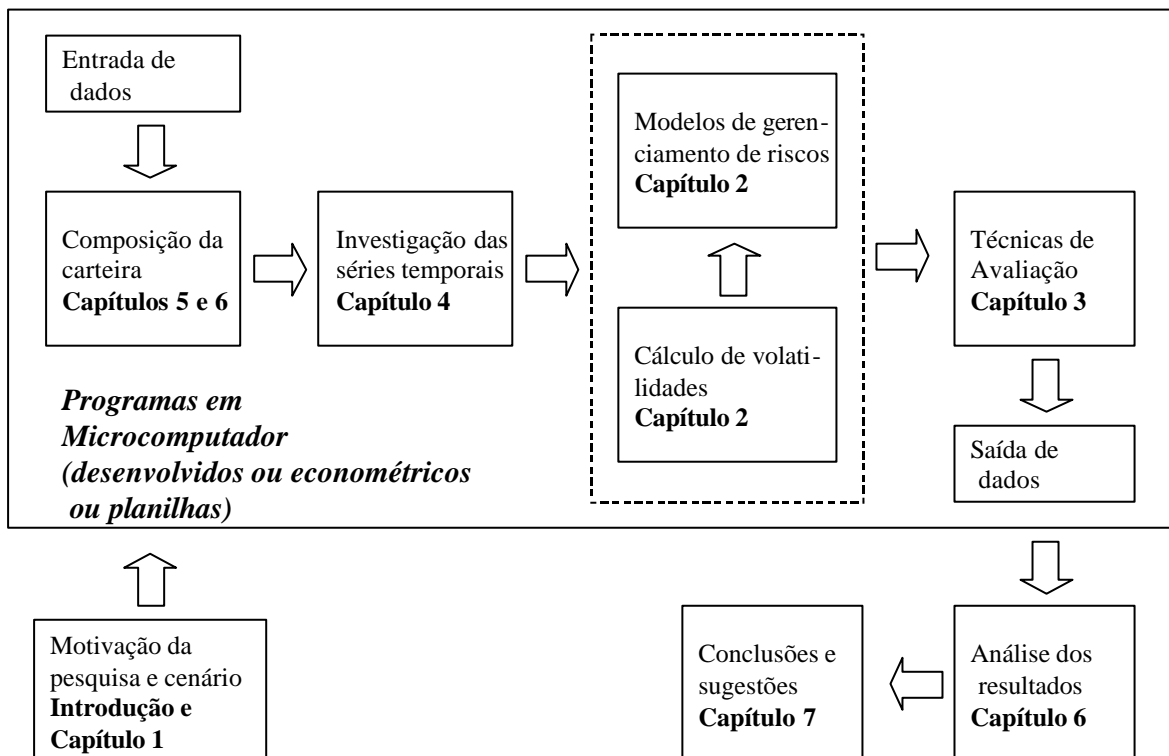


Figura 1 – Esquema do Trabalho Desenvolvido na Pesquisa

1- INSTABILIDADE E RISCO NO SISTEMA FINANCEIRO

A “globalização da economia” é uma expressão que vem aparecendo com grande frequência no vocabulário da sociedade, no intuito de definir o processo de redução das distâncias internacionais, motivada por fatores como a evolução tecnológica dos processos de produção e comunicação, os novos modelos organizacionais das grandes corporações transnacionais e as políticas públicas que intensificaram o processo de comércio externo (Lerda, 1996).

O setor financeiro tem incorporado o conceito de “globalização” de tal forma, que é um dos grandes exemplos citados como referência desse processo. O volume e o ritmo acelerado do fluxo financeiro internacional, que se reflete nos sistemas financeiros, faz com que a definição de território de atividade seja revista, pois o conceito de Estado-nação começa a se contrapor, em alguns aspectos, ao rompimento de fronteiras.

As inovações que ocorrem nas principais economias capitalistas e que devem se desenvolver ainda mais nos próximos anos dizem respeito ao peso crescente do complexo eletrônico, automação integrada, revolução nos processos de trabalho, transformações das estruturas e estratégias empresariais, novas bases de competitividade, internacionalização e alianças tecnológicas (Coutinho, 1992). Do ponto de vista financeiro o processo de globalização pode ser associado a um aumento do volume e da velocidade de circulação do capital, implicando do ponto de vista econômico, perda de atributos no estabelecimento de políticas econômicas pelas nações (Baumann, 1996). A pressão dos Estados Unidos sobre o Japão, que acumulava elevados saldos comerciais com os EUA, em meados da década de 80², foi um fato que marcou a desregulamentação financeira em nível mundial. Assim, a especulação financeira no Japão provocou uma elevação dos preços dos ativos fazendo disparar o índice Nikkei, que mede a valorização das ações na Bolsa de Tóquio.

Alguns problemas recentes com bancos que operam nos mercados internacionais chamaram a atenção do mundo financeiro, como o colapso do Barings Bank da Inglaterra causado por um corretor que abriu um rombo de cerca de US\$ 1,4 bilhões, devido a operações fraudulentas no mercado futuro em Singapura.

² Para os Estados Unidos, o Japão deveria permitir uma maior internacionalização do iene para com isso aumentar a demanda pela moeda japonesa, e, assim, permitir que o mercado auxiliasse o reequilíbrio das contas bilaterais (Torres Filho, 1997).

A quebra do Daiwa Bank, do Japão, é outro exemplo da fragilidade de controles internos, pois um operador de títulos públicos na agência em New York conseguiu esconder as perdas acumuladas durante onze anos, quando finalmente o problema veio à tona, em 1995. Mais recentemente, o fundo de “*hedge*” norte-americano Long-Term Capital Management (LTCM) foi socorrido em setembro de 1998, após perder US\$ 4 bilhões nos mercados globais de capitais.

A instabilidade dos sistemas financeiros é um assunto que chama a atenção dos economistas há algum tempo. Na publicação original de seu livro, em 1936, “A Teoria Geral do Emprego, do Juro e da Moeda”, Keynes (1982) destacava que a separação entre a propriedade e a gestão, e o desenvolvimento de mercados financeiros organizados, fez surgir um novo fator de grande importância que, às vezes, facilita o investimento, mas que, às vezes, contribui sobremaneira para agravar a instabilidade do sistema. Assim, certas categorias de investimento são reguladas pela expectativa média dos que negociam na bolsa de valores, o que se reflete no preço das ações, em vez de expectativas genuínas do empresário profissional.

Minsky (1986) destacou que a instabilidade financeira reapareceu (após duas décadas de tranquilidade econômica do pós-guerra) em 1966. A partir daí, a evolução do sistema financeiro continuou em um ambiente onde as respostas às instabilidades condicionam mudanças estruturais e institucionais.

A crescente interdependência entre instituições financeiras, devido aos fatores acima citados, a fragilização do sistema financeiro em função do uso de novos produtos de grande capacidade de alavancagem como os derivativos, que possuem grande risco associado, a interdependência dos sistemas de pagamentos interbancários e a instabilidade nos preços dos ativos financeiros gerando “bolhas” de preços, aumentam a probabilidade de risco sistêmico e dificultam a ação da supervisão bancária.

As recentes crises financeiras internacionais e suas repercussões nos países de todo o mundo, inclusive no Brasil³, são um bom exemplo de como os mercados financeiros

³ No Brasil a crise dos países asiáticos, em 1997, provocou uma fuga de divisas, que reduziu as reservas cambiais brasileiras e obrigou o Banco Central a elevar as taxas de juros, além de provocar a adoção de um pacote fiscal por parte do governo brasileiro com 51 medidas de ajuste. O agravamento da crise internacional, envolvendo a Rússia e o Japão, redundou em nova fuga de divisas em 1998, e o Brasil foi levado a buscar um acordo com o FMI, condicionado a um ajuste fiscal na economia.

sofrem os impactos de ocorrências além-fronteira, e como os riscos e incertezas tornam a supervisão bancária um problema global.

Minsky (1986) apresentou uma diferença entre os conceitos de risco e incerteza, que está de acordo com os escritos de Keynes: uma vez que investimento engloba predominantemente decisões que envolvem tempo, para tentar explicar os investimentos em uma economia, é necessário investigar o significado de incerteza. A incerteza opera com uma classe de eventos para os quais os resultados das ações não pode ser conhecido com a mesma precisão que é esperado o resultado médio de uma roleta ou um jogo de dados. Em outras palavras, incerteza em economia difere de risco, sendo que para este último podem existir mecanismos de seguro.

Não há uma definição universalmente aceita para risco, e a variância e o desvio padrão são medidas normalmente associadas a esse conceito (Ross et alii, 1995). O conceito de prudência bancária é visto da seguinte forma: um banco que aceita apenas a quantidade correta de risco. Para um banco, o risco resulta da seleção de ativos, garantias e alavancagem. No entanto, o risco que um banco corre não é proveniente de fenômenos objetivos de probabilidade, ao invés disso, eles são relações de incerteza que são avaliadas subjetivamente (Minsky, 1986).

Levando em consideração a distinção entre os conceitos de risco e incerteza, vale a pena recorrer ao trecho destacado por Matos (1998) do livro de Bernstein (1997), que ilustra o conceito de risco de uma forma interessante, para o trabalho aqui proposto, por juntar a dificuldade em defini-lo com a necessidade de mensurá-lo:

“A palavra risco deriva do latim risicu, riscu, que significa ousar. Neste sentido, risco é uma escolha, e não um destino. (...) Sem números, entretanto, o único meio de lidar com o risco é apelar para os deuses.”

Existem diversas classificações de riscos no sistema financeiro disponíveis na literatura. Dentre algumas classificações, foram retiradas as seguintes definições:

- a) risco de crédito – é o risco que a instituição tem de não realizar o seu crédito, em função do não pagamento pelo tomador de recursos (Camozzato, 1997);

- b) risco de mercado – relaciona-se às perdas que podem ocorrer em uma determinada posição de ativos e passivos financeiros, em função de oscilações de condições de mercado, como preços dos instrumentos, taxas de juros e de câmbio (Ohanian, 1998);
- c) risco de liquidez – refere-se à incapacidade de cumprimento das obrigações em função do desequilíbrio de caixa, pela diferença entre os vencimentos das operações ativas e passivas (Ibarra, 1997);
- d) risco operacional – diz respeito ao risco de perda devido à falha no processo de liquidação (Ibarra, 1997), ou em função de falha de gerenciamento (Silva Neto, 1998) ou possibilidade de que os procedimentos de operação sejam burlados (Camozzato, 1997);
- e) risco legal – é a possibilidade de perda devido à incapacidade de se executar os termos de um contrato, incluindo os riscos provenientes de documentação insuficiente, falta de capacidade ou autoridade de uma contraparte e incerteza legal (Silva Neto, 1998).

Ibarra (1997) apresentou uma descrição dos principais riscos com instrumentos financeiros à que estão expostas às IF's. Frequentemente as IF's apresentam "descasamento" de ativos e passivos, ou seja, os títulos primários adquiridos pelas IF's têm maturidade e características de liquidez diferentes dos títulos secundários. Esse "descasamento" expõe a IF ao risco de que as variações nas taxas de juro possam afetar de forma negativa o balanço. Relativamente ao risco de câmbio, as posições em moedas surgem como parte das atividades do banco para proporcionar serviços aos clientes locais e estrangeiros. Diz-se que existe uma posição aberta líquida, quando os ativos numa moeda específica não são equivalentes às obrigações (passivos) nessa mesma moeda. Quando os ativos superam as obrigações, a posição é dita em aberto longa (comprada), caso contrário a posição é dita em aberto curta (vendida). O risco de câmbio é o risco de perdas da instituição devido à variações no valor das moedas estrangeiras em relação à moeda nacional. A posição comprada indica que a IF está exposta ao risco de perda pela apreciação da moeda nacional. A posição vendida significa que a IF irá perder com uma desvalorização da moeda nacional. Assim, para uma dada posição em aberto em moeda estrangeira, quanto maior for a volatilidade da taxa de câmbio, maior o potencial de perdas ou ganhos.

Os setores privado e público estão aprendendo a administrar o risco da atual conjuntura financeira. Devido a gravidade das crises, as autoridades de supervisão bancária alocaram mais recursos humanos para a inspeção das instituições, desenvolveram sistemas de classificação antecipada de empréstimos e buscaram obter maior autoridade para fechar bancos falidos. Apesar desses esforços, os bancos e corretoras de valores que atuam internacionalmente possuem capacidade de burlar mecanismos prudenciais, alterando as características de risco das suas aplicações, e, até mesmo, de transferir a atividade financeira de uma área para outra. Dessa forma, os mecanismos tradicionais de supervisão bancária baseados no estabelecimento de metas obrigatórias para os balancetes já não se mostram mais adequados a administração do risco dos intermediários financeiros internacionais.

. O risco de mercado, foco desta pesquisa, é medido pela volatilidade. A volatilidade está associada à dispersão dos preços dos ativos, ou dos resultados de uma carteira de investimentos, podendo, inclusive, ser calculada como o desvio padrão dos retornos. Quanto maior a volatilidade maior o risco. O risco de mercado possui grande importância, pois ele também pode ser uma causa para o risco de crédito.

1.1- Os Derivativos e o Risco de Mercado

Os itens fora do balanço (*Off-Balance Sheet Activities* – OBSA) das instituições financeiras (IF's) tipicamente incluem a negociação de instrumentos financeiros que não envolvem a aquisição de ativos ou passivos convencionais inclusos no balanço. Os derivativos fazem parte dessas operações, onde o risco é um percentual do valor do contrato. Assim, o valor nominal do contrato não é a verdadeira expressão do valor representativo de risco “fora do balanço”. A administração eficiente dos itens fora do balanço é central para controlar a exposição ao risco global (Ibarra, 1997).

Os contratos a termo, futuros e de opções são exemplos do que se chama de derivativos, ou produtos derivativos, e podem ser definidos como títulos cujos valores dependem de outras variáveis mais básicas. São negociados nesses mercados matérias primas, taxas de câmbio, ações, taxa de juro, índices de preços, *commodities* agrícolas (café, boi gordo, suco de laranja, soja etc.), dentre outros ativos.

Um contrato a termo é uma espécie de promessa de compra e venda, em que as partes especificam o objeto, o volume, o preço e a data de entrega que coincide com a data

de pagamento. Um contrato futuro é um contrato a termo padronizado, negociado em bolsa. A credibilidade da parte oposta não é levada em consideração, pois a câmara de compensação da bolsa assume a parte do comprador ou do vendedor. Assim, o contrato futuro, por ter maior facilidade de transação, apresenta maior liquidez (Bessada, 1994). O objetivo básico dos mercados de futuros é a proteção dos agentes econômicos (produtores primários, industriais, comerciantes, instituições financeiras e investidores) contra as variações de preços dos seus ativos (Fortuna, 1998). As fontes de risco de mercado desses contratos estão associadas às oscilações (volatilidade) na taxa de câmbio, na taxa de juro, nos preços de ações e de *commodities*.

Dentre as características do mercado futuro destacam-se a enorme possibilidade de alavancagem dos resultados; o elevado nível de risco; o envolvimento de pessoal altamente especializado; a agilidade do processo de negociação; a necessidade de informações recentes; e a atualização constante ao estado da arte da teleinformática (Fortuna, 1998).

Os mercados de opções, mais recentes que os futuros, negociam basicamente dois tipos de opções: *calls* (opções de compra) e *puts* (opções de venda). Na primeira, o comprador tem a opção de comprar algo (pagando um prêmio para isso), que pode ser exercida ou não, em certa data por determinado preço. Na opção de venda, o detentor adquire (paga) o direito de vender algo, que pode ser exercido ou não, em determinada data por um certo preço. O preço do contrato é conhecido como preço do exercício (*strike price* ou *exercise price*) e a data é chamada de vencimento (*expiration date*, *exercise date* ou *maturity*) (Hull, 1996). O comprador de uma opção de compra espera que o preço do ativo suba, o comprador de uma opção de venda espera que ele caia.

Operações que cresceram nos últimos anos em volume negociado foram as operações de *swap*, que são acordos de troca futura de fluxos de caixa, e que podem ser considerados carteiras de contrato a termo (Hull, 1996).

Em 1986 o volume financeiro negociado nos mercados derivativos (futuros e de opções) totalizava US\$ 618,3 bilhões, passando para US\$ 9.185,3 bilhões em 1995, evidenciando, assim, o rápido crescimento dessas operações (Departamento de Pesquisas do FMI, 1996).

Os instrumentos derivativos apresentam algumas características comuns, tais como a possibilidade de desenvolvimento de novos produtos (novas operações), possibilidade de

alta alavancagem (relação entre retorno e investimento), flexibilidade (rápida mudança de posição nas operações) e alta volatilidade (variação nos preços). Além disso, são operações que não aparecem de forma clara nos balanços e demonstrativos das instituições.

De acordo com os dados do Bank of International Settlements (BIS), o valor dos derivativos foi multiplicado por treze entre 1986 e 1993. O paradoxo é que esses instrumentos, que teriam a função de cobertura de risco financeiro, tornaram-se uma das causas da instabilidade das cotações dos ativos. Os ativos detidos por investidores, inclusive estrangeiros, não constituem uma aplicação estável, já que os investidores modificam com frequência tanto o seu nível quanto o seu grau de cobertura contra risco de taxas de juros e de câmbio, e passam com facilidade de uma divisa para outra. Assim, os comportamentos de diversificação e de arbitragem dos investidores internacionais, entre as praças financeiras, provocam instabilidade nos mercados (Plihon, 1995).

Dessa forma, o estudo do risco de mercado tem como objetivo reduzir possibilidades de perdas das instituições financeiras, minimizando o potencial de quebra dessas instituições e de crises nos sistemas financeiros, que estão cada vez mais interligados. Isso justifica a preocupação do Comitê de Basileia em apresentar recomendações para as autoridades de supervisão bancária no mundo inteiro, no que diz respeito ao risco de mercado.

1.3- O Papel da Regulação Bancária

Para Plihon (1995) a crise sistêmica só pode ser solucionada mediante uma regulação de origem externa (fora dos mercados), tal como a intervenção das autoridades monetárias, que pode ser realizada de duas formas principais. A primeira delas é instaurar uma coordenação forte entre as principais potências econômicas e financeiras, enviando ao mercado sinais coerentes que forneçam uma âncora para as expectativas dos operadores, buscando encontrar um equilíbrio para o mercado. No entanto, ressalva Plihon, as tentativas do G7 até então falharam, tendo em vista os nacionalismos monetários. A segunda forma de intervenção apresentada por Plihon consiste em taxar, ou, então, a regulamentar as operações financeiras, o que diminuiria a mobilidade do capital e limitaria o risco de mercado. Na verdade, a idéia de taxar as operações especulativas de curto prazos, apresentada acima por Plihon, e defendida também por Reich (1997), não é tão nova. Keynes já defendia essa idéia, em 1936.

Nos Estados Unidos os mercados futuros são regulamentados pela Commodity Futures Trading Commission – CFTC e pela National Futures Association – NFA, sendo que o Federal Reserve Board e o U. S. Treasury Department, às vezes, reivindicam direitos jurisdicionais sobre alguns aspectos das operações a futuro (Hull, 1996). No Brasil, no que diz respeito às operações negociadas em bolsa de valores, a Comissão de Valores Mobiliários – CVM é a instituição responsável por sua regulamentação. No entanto, essas operações são acompanhadas pelo Banco Central, relativamente aos investimentos das instituições financeiras. Recentemente, um exemplo da inter-relação necessária entre a CVM e o Banco Central do Brasil ficou evidente, em janeiro de 1999, quando o banco MARKA foi socorrido após enormes perdas verificadas no mercado futuro de dólar.

Uma das vantagens associadas ao mercado de derivativos é que esses produtos podem auxiliar na redução do risco dos investidores. No entanto, o potencial de operações financeiras que podem ser realizadas com derivativos permite às IF's explorar esse mercado de diversas formas, o que pode resultar, inclusive, em aumento de risco para o sistema.

A cooperação internacional na área da supervisão financeira, pelos bancos centrais, tem buscado incluir todos os países que tenham participação significativa no mercado financeiro internacional, enfatizando aspectos ligados aos controles nacionais e aos acordos jurídicos supranacionais. Os requisitos prudenciais mínimos incluem, entre outros, padrões de volume de capital e de administração de risco, normas de classificação de empréstimos e constituição de fundos e limites para risco elevado.

O Comitê de Basileia tem como objetivo examinar formas de fortalecer a estabilidade financeira em todo o mundo. Assim, o comitê elaborou documento que contém os Princípios Essenciais para uma Supervisão Bancária Eficaz, abrangendo o licenciamento e estrutura dos bancos, regulamentos e requisitos prudenciais, técnicas de supervisão bancária contínua, requisitos de informação, poderes formais dos supervisores e as atividades bancárias de além fronteira.

Dentre os diversos princípios que norteiam a preocupação do Comitê, destacam-se aqueles direcionados ao controle de risco pelas instituições financeiras, recomendando aos supervisores bancários e bancos centrais, que estabeleçam exigências mínimas de capital que reflitam o risco que os bancos assumem. Além disso, os supervisores devem exigir que

os bancos façam avaliações dos seus ativos, e que tenham procedimentos adequados ao monitoramento e controle do risco associados aos seus investimentos.

O ambiente de constantes mudanças no sistema financeiro, tendo em vista os fatores já discutidos, torna a tarefa de supervisão bancária cada dia mais complexa. O Banco Central do Brasil adotou alguns procedimentos na busca de soluções corretivas e também preventivas para garantir a estabilidade do sistema financeiro. Dentre as recentes ações do Banco Central para atingir esse objetivo destacam-se:

- a) o PROER - Programa de Incentivo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro Nacional foi criado para sanear o sistema financeiro abalado pela redução brusca dos níveis inflacionários após o programa de estabilização monetária do Plano Real;
- b) edição da Resolução CMN nº 2.099/94 que aprovou regulamentos que dispõem sobre as condições de acesso ao Sistema Financeiro Nacional, aos valores mínimos de capital e patrimônio líquido ajustado em valor compatível ao grau de risco das operações ativas das instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo BACEN. Posteriormente a Resolução CMN nº 2.399/97 e as circulares BCB nº 2770 e 2.771/97 concluíram a primeira etapa do projeto de implementação do modelo de adequação de capital, recomendado pelo Comitê de Supervisão Bancária do BIS. Essa última resolução teve como objetivo a captura do risco de crédito decorrentes das operações derivativas de *swap*;
- c) criação da Central de Risco, em 1997, que determina às instituições a obrigatoriedade de prestação de informações ao BACEN sobre o montante dos débitos e responsabilidades por garantias de clientes;
- d) criação do PROAT - Programa de Aperfeiçoamento dos Instrumentos de Atuação do Banco Central do Brasil junto ao Sistema Financeiro, que conta com um financiamento de cerca de US\$ 20 milhões do Banco Mundial. O PROAT inclui treinamento, consultoria e aquisição de equipamentos.

Essas medidas são desenvolvidas para capacitar a organização no trabalho de supervisão do sistema financeiro e garantir sua estabilidade. No entanto, o processo de integração de mercados e quebra de fronteiras territoriais ainda parece estar longe do seu final, o que leva à conclusão de que os bancos centrais e autoridades de supervisão do

mundo inteiro ainda terão um grande desafio a vencer, para garantir a estabilidade de um sistema cada vez mais exposto ao risco de crises.

Ibarra (1997) resumiu uma série de recomendações, referentes ao papel da administração *senior* e do conselho de administração dos bancos, com relação aos negócios com derivativos, feitas pelos órgãos de regulação, como o Federal Reserve System, The Office of the Comptroller of the Currency (OCC), Group of Thirty, American Institute of Certified Public Accountants, Comitê de Basiléia de Supervisão Bancária e Centro de Estudos Monetários Latino-americano (CEMLA). Dentre elas, destacam-se a necessidade de que o conselho de administração da instituição financeira aprove a estratégia dos negócios com derivativos, supervisione as atividades, limite a quantidade de *Value-at-Risk* (VaR) e revise periodicamente os resultados das atividades de derivativos. Além disso, o conselho de administração deve estabelecer uma função de controle de risco independente, para mensurar e proporcionar informação periódica de exposição de risco.

Assim, o esforço empreendido pelo Comitê de Basiléia de Supervisão Bancária, no que se refere ao risco de mercado, discutido na introdução deste trabalho, e foco desta pesquisa, é mais uma ação no sentido de assegurar a estabilidade dos sistemas financeiros, particularmente no que diz respeito às oscilações nos preços dos ativos. A proposta do Comitê prevê duas formas para mensuração do risco de mercado. A primeira alternativa é o uso de um procedimento padrão que utiliza um esquema de “construção em blocos”, especificando e calculando o risco de mercado de forma separada para produtos com risco em taxas de juro, ações, taxas de câmbio, *commodities* e opções.

A segunda alternativa de mensuração do risco de mercado permite o uso de modelos internos de controle, condicionados ao preenchimento de requisitos estabelecidos pela autoridade de supervisão bancária. Essa alternativa proposta pelo Comitê consiste em que as autoridades de supervisão bancária adotem o *Value-at-Risk* (VaR) para estabelecer as exigências de capital das instituições financeiras, em conjunto com o procedimento do *backtesting*.

Para ilustrar melhor o que se afirmou até aqui, vale destacar a reportagem do jornal Gazeta Mercantil, de 10/6/1999, que tratou de regras aprovadas pelo Conselho Monetário Nacional (CMN), para exigência de capital, limitando o risco de mercado à exposição cambial. O modelo adotado pelo CMN, no final de maio de 1999, aproxima-se do modelo simplificado (ou padronizado) sugerido pelo BIS (Comitê de Basiléia). Cálculos

aproximados indicaram que os bancos poderão carregar em exposição cambial líquida cerca de US\$ 45 bilhões, incluindo recursos externos, títulos públicos cambiais e posições nos mercados futuros. A reportagem destacou que se a regra emitida não é o melhor modelo para se regular o risco de mercado, pode, no entanto, ser uma norma de transição para o modelo interno de controle dos bancos.

Vale ressaltar também que a Resolução 2692, de 24/2/2000, do Banco Central do Brasil, divulga regras para cálculo da exigência de capital utilizando um esquema padrão para o risco de mercado relativo à taxa de juros.

2- O CÁLCULO DO VaR

O *Value at Risk* – VaR é a estimativa da quantidade que poderá ser perdida em uma carteira (conjunto de investimentos da instituição financeira), em função das oscilações dos preços dos ativos no mercado, e é calculado como a pior perda esperada, em um período de tempo, sob condições normais de mercado em um dado intervalo de confiança. Neste capítulo são discutidas algumas técnicas de cálculo do VaR, são apresentadas as vantagens e desvantagens de cada uma das técnicas e selecionadas algumas delas para implementação em microcomputador para o desenvolvimento dos estudos de casos desta pesquisa.

2.1- Técnica Delta-Normal

A técnica Delta-Normal assume que todos os retornos dos ativos são normalmente distribuídos. Considera-se também que o retorno da carteira é uma combinação linear dos retornos dos ativos, e, assim, ele também é normalmente distribuído.

Ohanian (1998) efetuou testes estatísticos⁴ sobre os preços das principais ações negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo, para o período de 2/1/1995 a 31/12/1997. Os resultados dos testes rejeitaram a hipótese de normalidade dos retornos, sendo verificado excessivo grau de curtose nas distribuições de probabilidade dos retornos dos preços das ações estudadas. Isso indica que eventos extremos (subidas e descidas acentuadas nos preços dos ativos) podem ocorrer com uma probabilidade muito maior do que aquela prevista por uma distribuição normal. Ohanian afirmou que os resultados não invalidam totalmente os modelos utilizados para cálculo do VaR, que consideram a hipótese da normalidade da distribuição dos retornos, mas, conforme Finger (1996), que realizou trabalho com variáveis de mercado de economias emergentes e chegou a resultados semelhantes, as medidas de VaR tornam-se menos precisas, quanto maior for a margem de confiança que se requer do modelo.

Existem duas vantagens na consideração de que a distribuição dos retornos é normal. A primeira delas é que apenas a média e a variância são necessárias para a descrição completa da forma da distribuição. Isso permite a adoção de uma série de simplificações nos cálculos com vários ativos.

⁴ Os testes utilizados foram o teste de Finger, o teste de Q-Q Plot e o teste de Kolmogorov-Smirnov.

A segunda vantagem é que a soma de retornos de vários ativos com distribuição normal também é normalmente distribuída, o que facilita a descrição dos retornos da carteira, que são somas ponderadas nos retornos dos diversos ativos.

A técnica Delta-Normal assume que existe uma relação linear entre o retorno da posição (ou do instrumento) e o retorno de um ativo base. Essa relação pode ser de 1:1 ($\mathbf{d}=1$), chamada então de relação linear simples, como no caso de títulos, ações, *commodities*, taxas de câmbio etc., onde o retorno do instrumento (o papel ou contrato) é função direta do retorno calculado pela variação no preço do ativo base. Em um derivativo linear não simples, a relação entre o retorno do instrumento e o retorno do ativo é linear, mas diferente de 1:1 ($\mathbf{d} \neq 1$). Um exemplo de derivativo linear não simples são os contratos futuros de taxa de câmbio, que tem seu retorno relacionado de forma linear tanto com mudanças nas taxas de juro, como com mudanças na taxa de câmbio. Dessa forma, uma variação na taxa de juro não garante idêntica variação no preço do ativo, que está sujeito também à uma oscilação na taxa de câmbio.

Para instrumentos não lineares, como as opções, uma alternativa é o uso da técnica Delta-Gama, que também assume que os retornos dos ativos base apresentam distribuição normal, mas considera que pode haver uma relação não linear entre o retorno do instrumento financeiro e o retorno do ativo base. Assim, a distribuição de probabilidade dos retornos da carteira não é normal. Para maiores referências ver Jorion (1997) e o Manual do RiskMetricsTM (1996).

A hipótese de distribuição normal condicional (no intervalo, ou janela, de tempo considerado) leva às seguintes relações para o VaR (Manual do RiskMetricsTM, 1996):

$$VaR_t = \sqrt{\vec{\mathbf{s}}_{t|t-1} \cdot C_{t|t-1} \cdot \vec{\mathbf{s}}_{t|t-1}^{TR}} \quad (2.1)$$

$$\vec{\mathbf{s}}_{t|t-1} = \mathbf{a} \cdot \sqrt{\Delta t} \cdot [\mathbf{s}_{1,t|t-1} \cdot W_1 \cdot \mathbf{d}_1 \quad \mathbf{s}_{2,t|t-1} \cdot W_2 \cdot \mathbf{d}_2 \quad \dots \quad \mathbf{s}_{Na,t|t-1} \cdot W_{Na} \cdot \mathbf{d}_{Na}] \quad (2.2)$$

onde, \mathbf{a} é o fator obtido da distribuição da curva normal, para o intervalo de confiança requerido, \mathbf{s} é a volatilidade, $\mathbf{D}t$ é o intervalo de tempo da aplicação (*holding period*), W_i o valor aplicado em cada ativo, e \mathbf{d} é a relação da variação do retorno do instrumento com o retorno do ativo. O índice *TR* representa a operação de transposição do vetor, t representa o

tempo, e N_a o número de ativos. O subscrito $t | t-1$ é interpretado como a previsão em t , a partir das informações disponíveis até o tempo $t-1$.

$C_{t|t-1}$ é a matriz $N_a \times N_a$ de correlação (r_{ij}) entre os retornos base:

$$C_{t|t-1} = \begin{bmatrix} 1 & \mathbf{r}_{12,t|t-1} & \dots & \mathbf{r}_{1N_a,t|t-1} \\ \mathbf{r}_{21,t|t-1} & 1 & \dots & \dots \\ \mathbf{r}_{Na1,t|t-1} & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

O resultado da técnica Delta-normal pode ser escrito de outra forma. Para o cálculo do VaR de apenas um ativo:

$$VaR = W_0 \cdot \mathbf{s} \cdot \mathbf{a} \cdot \sqrt{\Delta t} \quad (2.4)$$

onde,

VaR = Valor em risco

W_0 = Valor aplicado

σ = Volatilidade

α = Fator obtido da curva de distribuição

Δt = Tempo da aplicação ou *holding period*

Para o cálculo do VaR de uma carteira com mais de um ativo (Bessada, 1998):

$$VaR_c = \sqrt{VaR_1^2 + VaR_2^2 + \dots + VaR_n^2 + 2 \cdot \mathbf{r}_{12} \cdot VaR_1 \cdot VaR_2 + 2 \cdot \mathbf{r}_{in} \cdot VaR_i \cdot VaR_n + \dots} \quad (2.5)$$

sendo que r_{in} é o coeficiente de correlação entre os ativos ‘i’ e ‘n’. As equações (2.1) e (2.5) são equivalentes.

A volatilidade de um ativo e a matriz de correlação podem ser obtidas por diferentes modelos (ou procedimentos)⁵, como o simples cálculo do desvio padrão, que foi denominado nesta pesquisa de procedimento “ingênuo”, o procedimento de alisamento exponencial, usado pelo RiskMetricsTM, o procedimento auto regressivo com heterocedasticidade generalizado (GARCH), entre outros.

⁵ As palavras técnica, modelo, procedimento, método embora possam ter sentidos diferentes, são empregadas nesta pesquisa com a mesma conotação, sem considerar o rigor de suas definições.

2.1.1- O Procedimento “ingênuo” para Volatilidade

Dentre as alternativas para o cálculo da volatilidade (s), a que representa uma interpretação quase que natural é a estimativa pelo desvio padrão. Nesse caso, a volatilidade é calculada como o desvio padrão do logaritmo neperiano do retorno diário (r_i) dos preços do ativo (Bessada, 1998), assumindo distribuição log-normal dos retornos.

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_i \left(r_i - \bar{r} \right)^2} \quad (2.6)$$

As equações abaixo apresentam as relações utilizadas para computar os preços e retornos dos ativos:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (2.7)$$

onde: P_t é o preço e R_t é o retorno do ativo no tempo t . Em bases logarítmicas têm-se:

$$p_t = \ln(P_t) \quad (2.8)$$

$$r_t = \ln(1 + R_t) = (p_t - p_{t-1}) \quad (2.9)$$

Um problema em se trabalhar com retornos computados em termos de mudanças relativas, equação (2.7), é que sua modelagem pode conduzir a estimativas de preços negativos, enquanto que ao se trabalhar com os logaritmos dos preços, equação (2.9), isso não ocorre.

Em geral, os modelos de gerenciamento de risco de mercado medem as mudanças no valor da carteira em termos do logaritmo das variações dos preços dos ativos, ou seja, os retornos são computados continuamente, de acordo com a equação (2.9). Além disso, uma simplificação adotada pelo RiskMetricsTM é considerar o retorno da carteira como uma composição ponderada pelo valor investido em cada um dos ativos que a compõem:

$$r_{car,t} = \sum_{i=1}^{Na} w_i r_{i,t} \quad (2.10)$$

onde:

$r_{car,t}$ é o retorno da carteira no tempo t , computado continuamente

w_i é o valor percentual do investimento na carteira aplicado no ativo i

$r_{i,t}$ é o retorno do ativo i no tempo t , computado continuamente

N_a é o número total de ativos

Essa aproximação facilita os cálculos de agregação dos retornos individuais de cada ativo na composição do retorno da carteira e permite trabalhar apenas com os retornos em base logarítmica.

2.1.2 O Procedimento de Alisamento Exponencial para Volatilidade

O RiskMetricsTM é um pacote computacional desenvolvido pelo banco JPMorgan que consiste de uma metodologia para estimar o risco de mercado com base no VaR. Um modelo de mensuração do risco tem como objetivo prever as possíveis perdas no valor da carteira, o que geralmente é feito por estimativas dos retornos futuros de cada um dos ativos que a compõem. O RiskMetricsTM utiliza uma classe de modelos que descreve a evolução dos retornos como um caminho randômico (*random walk*) heterocedástico:

$$p_t = \mathbf{m} + p_{t-1} + \mathbf{S}_t \quad (2.11)$$

Como $r_t = p_t - p_{t-1}$, e \mathbf{m} é o retorno médio, que o RiskMetricsTM assume como igual a zero, tem-se:

$$r_t = \mathbf{S}_t \quad (2.12)$$

Percebe-se que no modelo proposto a variância, \mathbf{S}_t^2 , é função do tempo, caracterizando um processo heterocedástico, o que está de acordo com as propriedades das séries temporais dos retornos financeiros, conforme observações empíricas. O modelo do RiskMetricsTM considera também que existe autocorrelação na variância, isto é, o valor atual é função do seu valor passado. Além disso, as covariâncias são também autocorrelacionadas, e assume-se, ainda, que os retornos são normalmente distribuídos.

Uma forma de capturar as dinâmicas da volatilidade é usar a média móvel exponencial das observações históricas dos retornos, onde as últimas observações recebem os maiores pesos para a estimativa da volatilidade, o que é conhecido como procedimento de alisamento exponencial (*Exponentially Weighted Moving Average – EWMA*). Essa aproximação tem duas vantagens sobre o modelo de pesos igualmente distribuídos ao

longo da série (como no modelo “ingênuo”). Primeiro, a volatilidade reage mais rápido a choques no mercado. Segundo, após um choque de preço, a volatilidade declina exponencialmente, na medida em que o peso dessa observação é reduzido com o tempo. Assim, o RiskMetricsTM calcula a volatilidade a partir da seguinte expressão:

$$s = \sqrt{(1-I) \cdot \sum_{t=1}^T I^{t-1} \cdot (r_t - \bar{r})^2} \quad (2.13)$$

O parâmetro I ($0 < I < 1$) é o fator de decaimento e determina os pesos relativos aplicados às observações dos retornos e a efetiva quantidade de dados usada na estimativa da volatilidade, assim, quanto menor I , maior o peso nos dados mais recentes. O manual do RiskMetricsTM sugere o uso de $I=0,94$. Uma facilidade do estimador com ponderação exponencial é que ele pode ser apresentado de forma recursiva, assumindo que uma série infinita de dados está disponível e que a média dos retornos é zero:

$$s_{1,t+1|t} = \sqrt{I s_{1,t|t-1}^2 + (1-I) r_{1,t}^2} \quad (2.14)$$

O fato de que a estimativa da variância do período depende da variância do período anterior é consistente com a afirmação de que existe autocorrelação nos quadrados dos retornos. O procedimento EWMA é usado também para as estimativas de covariâncias e correlações, da mesma forma que as previsões de volatilidade:

$$s_{12}^2 = (1-I) \cdot \sum_{j=1}^T I^{j-1} \cdot \begin{pmatrix} r_{1t} - \bar{r}_1 \\ r_{2t} - \bar{r}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_{1t} - \bar{r}_1 \\ r_{2t} - \bar{r}_2 \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

De forma análoga, a forma recursiva para a expressão acima é dada por:

$$s_{12,t+1|t}^2 = I s_{12,t|t-1}^2 + (1-I) r_{1t} \cdot r_{2t} \quad (2.16)$$

A estimativa da correlação é obtida pela seguinte equação:

$$r_{12,t+1|t} = \frac{s_{12,t+1|t}^2}{s_{1,t+1|t} \cdot s_{2,t+1|t}} \quad (2.17)$$

2.1.3- O Procedimento GARCH para Volatilidade

Os modelos econométricos tradicionais assumiam como hipótese que a variância do termo distúrbio fosse constante (Enders, 1995), como no procedimento “ingênuo”. As séries de tempo com essa característica são ditas de séries com variância incondicional. A observação histórica dos retornos de ativos financeiros indica que a hipótese de homoscedasticidade (variância constante) não é verdadeira. A título de exemplo, a figura 2.1 ilustra a série de retornos do índice BOVESPA, no período de julho de 1994 a dezembro de 1999. Essa figura evidencia como em determinados momentos os retornos oscilam de forma mais intensa do que em outros. A variância é uma medida dessa oscilação, e, assim, percebe-se que, de fato, ela é condicional. Em geral, as séries de retornos financeiros são processos heteroscedásticos, ou seja, de variância não constante, e são ditas processos de variância condicional.

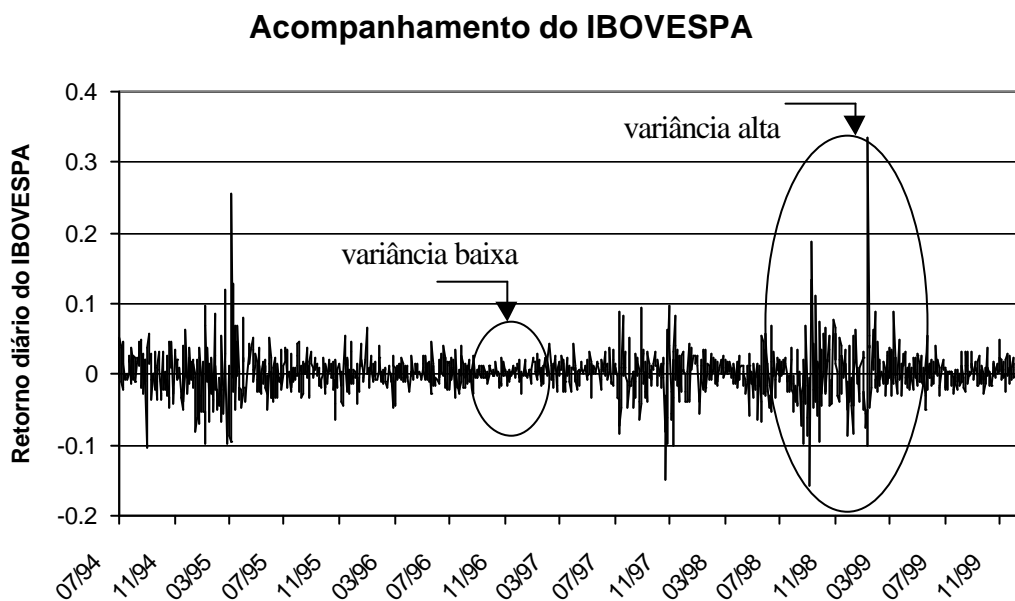


Figura 2.1 – Retornos do Índice BOVESPA

Uma classe de processos estocásticos denominada de *Autoregressive Conditional Heteroskedastic* (ARCH) foi introduzida por Engle (1982). A modelagem ARCH considera a variância como função dos erros de estimativas passadas dos retornos, e é um tipo de modelagem de média móvel (MA) da variância. Dessa forma, reconhece-se que a variância é condicional e permite-se que ela mude de valor ao longo do tempo.

Com o objetivo de generalizar os processos ARCH, Bollerslev (1986) apresentou o modelo GARCH – *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic*. Modelos do tipo GARCH permitem capturar movimentos persistentes na volatilidade dos ativos, sem ter de estimar um grande número de parâmetros (Barcinski et al., 1997).

O processo GARCH permite a inclusão de componentes autoregressivos (AR) e de média móvel (MA) na modelagem da variância heterocedástica. O ponto chave dos modelos GARCH é que a variância condicional dos distúrbios de uma série y_t constitui um processo ARMA (Enders, 1995). Um processo GARCH(p,q) é dado por:

$$\mathbf{e}_t = y_t - x_t' \mathbf{b} \quad (2.18)$$

$$\mathbf{e}_t \sim N(0, h_t) \quad (2.19)$$

$$h_t = \mathbf{a}_0 + \sum_{i=1}^q \mathbf{a}_i \cdot \mathbf{e}_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \mathbf{b}_i \cdot h_{t-i} \quad (2.20)$$

$$\mathbf{a}_0 > 0; \mathbf{a}_i \geq 0 \text{ e } \mathbf{b}_i \geq 0 \quad (2.21)$$

onde, y_t é a variável dependente no tempo t , os retornos, x_t a variável independente (em geral desconsiderada para cálculo dos retornos e modelagem da variância), \mathbf{e}_t é o termo aleatório, enquanto que h_t é a variância condicional.

Vale destacar que Bollerslev (1986) apresentou, ainda, a seguinte condição para que um processo GARCH(1,1) seja estacionário:

$$\mathbf{a}_1 + \mathbf{b}_1 < 1 \quad (2.22)$$

Bollerslev sugeriu que a estimativa do modelo de regressão GARCH seja feita por máxima verossimilhança, com a seguinte função a ser maximizada:

$$L_T(\mathbf{q}) = T^{-1} \cdot \sum_{t=1}^T l_t(\mathbf{q}), \quad (2.23)$$

$$l_t(\mathbf{q}) = -0,5 \cdot \log(h_t) - 0,5 \cdot \mathbf{e}_t^2 \cdot h_t^{-1}$$

onde T é o número de observações.

Existem muitas extensões dos modelos GARCH, entre elas cita-se o GARCH-M, que tem como motivação o fato de que o retorno esperado de um ativo é função do seu

risco. Os modelos TARARCH e EGARCH baseiam-se no fato de que movimentos de baixa nos retornos provocam choques maiores na volatilidade do que movimentos de alta (Santos, 1997). O modelo GARCH(1,1) é citado por Carmona (1997) e também por Farias Filho (1997), como a versão mais simples e mais usada dessa família. Vale destacar, que o modelo EWMA descrito no RiskMetricsTM é equivalente a um processo GARCH, sem o termo constante, ou seja, com $\alpha_1=1-\beta_1$ e $\alpha_0=0$.

2.2- Simulação Histórica

Na simulação histórica as informações passadas relativas aos retornos dos ativos são utilizadas na construção de cenários para cálculo do VaR. Uma série de valores de retornos hipotéticos históricos para a carteira ($r_{h,t}^*$) é calculada, considerando o conjunto de retornos passados dos ativos que compõem a carteira, e mantendo a composição de investimento da data de interesse (d) em cada um dos ativos:

$$r_{h,t}^* = \sum_{i=1}^{Na} w_{i,d} \cdot r_{i,t} \quad (2.24)$$

onde, o índice i refere-se aos ativos que compõem a carteira; Na é o número total de ativos; $w_{i,d}$ é a composição do ativo “ i ”, na data de interesse d ; $r_{i,t}$ é o retorno do ativo i na data passada t . Uma opção alternativa é trabalhar com preços históricos ao invés dos retornos, o que permitiria captar não linearidades.

Basta, então, ordenar os elementos que compõem a série de retornos hipotéticos em ordem crescente, e, a partir de um nível de confiança desejado, obter o VaR. Dessa forma, para 250 cenários, e um nível de confiança de 98%, o VaR será o quinto pior resultado obtido (2% de 250). A Simulação Histórica não necessita assumir uma curva de distribuição para os retornos. A técnica é relativamente simples, robusta e intuitiva (Jorion, 1997). Trata-se de um modelo não-paramétrico, baseado em estatística de ordem e, além disso, não há necessidade de cálculo de matriz de covariância.

2.3- A Abordagem Híbrida

Boudoukh et alii (1998) propuseram uma combinação da técnica Delta-Normal usando o procedimento de alisamento exponencial com a técnica da Simulação Histórica, que consiste na estimação dos percentuais de retornos diretamente, usando pesos

decrecentes nos dados históricos. Inicia-se ordenando os retornos sobre o período de observação, assim como na Simulação Histórica.

Enquanto a Simulação Histórica atribui pesos iguais para cada observação na construção da curva de distribuição de probabilidades, a técnica de Abordagem Híbrida atribui pesos que declinam de forma exponencial nas observações históricas.

Dessa forma, para obter o VaR a um nível de confiança de 98%, usando 250 observações passadas, a Simulação Histórica envolve a identificação do quinto pior resultado para a carteira. No entanto, com a técnica de Abordagem Híbrida, o retorno da carteira a ser selecionado dependerá dos pesos atribuídos às observações. Considerando K observações passadas (por exemplo, $K=250$), Boudoukh et alii sugeriram um esquema de ponderação para as observações dos retornos hipotéticos baseado em pesos calculados por:

$$g_t = \frac{(1-g)}{(1-g)^K} \cdot g^{t-1} \quad (2.25)$$

onde $g=0,98$.

Dessa forma, considerando 250 observações passadas, e um intervalo de confiança de 98%, o VaR será correspondente à observação onde $S_{g_t}=2\%$, sendo que se admite realizar interpolações, caso necessário.

2.4- Simulação de Monte Carlo

Essa técnica parte de um princípio semelhante ao da Simulação Histórica, a diferença é que os cenários para os preços dos ativos são gerados, ao invés de serem obtidos dos preços passados. A técnica pode ser dividida em dois passos, primeiro é definido um processo estocástico para gerar as variáveis financeiras, bem como os parâmetros do processo, que podem ser obtidos de dados históricos. Em seguida, preços fictícios são simulados para todas as variáveis de interesse. Cada uma dessas realizações é então utilizada para construir a distribuição de retornos, de onde o VaR pode ser obtido (Jorion, 1997). A Simulação de Monte Carlo é a técnica mais robusta para cálculo do VaR. Ela pode ser utilizada com instrumentos não lineares, cenários extremos e diferentes distribuições de probabilidade. A grande desvantagem é seu custo computacional e complexidade de desenvolvimento. Outra desvantagem é que ela se baseia em um modelo estocástico, que está sujeito a erros de especificação e cálculo de parâmetros.

A título de exemplo, parte-se de um modelo geométrico de movimento browniano, que é de uso comum na teoria de precificação de opções:

$$\Delta P_t = P_{t-1} \cdot (\mathbf{m}\Delta t + \mathbf{s} \cdot \mathbf{e} \cdot \Delta t) \quad (2.26)$$

onde P_t é o preço do ativo no tempo t , \mathbf{e} é uma variável randômica normal, com média zero e variância unitária. Os parâmetros \mathbf{m} e \mathbf{s} representam o impulso instantâneo do processo estocástico (ou a média, para um intervalo de tempo unitário) e a volatilidade, respectivamente, correspondendo aos parâmetros do modelo estocástico a serem determinados.

Uma vez selecionado o modelo do processo estocástico e definidos seus parâmetros, é necessário, ainda, gerar uma seqüência de valores randômicos \mathbf{e} ⁶. Dessa forma, dado um incremento $\mathbf{D}t$, o valor de P poderá ser simulado. Para cada seqüência randômica gerada corresponderá um valor final de P . O conjunto de valores obtidos para P deve exibir uma distribuição de probabilidades e a partir desse conjunto o VaR pode ser calculado como no caso da simulação histórica. O número de simulações a serem realizadas (número de valores P) pode chegar a 10.000.

A Simulação de Monte Carlo será falha, caso o processo estocástico escolhido para os preços não seja realista. Por isso, a seleção do processo estocástico deve ser feita com critério. O modelo de movimento browniano é apenas uma das muitas opções que podem ser utilizadas.

Para simulações com múltiplas variáveis, ou seja, mais de um ativo (o que ocorre na prática), deve-se levar em consideração a correlação entre as variáveis. Para levar em conta o efeito da correlação entre dois ativos, parte-se de um conjunto de variáveis independentes \mathbf{h} , e esse conjunto é utilizado para gerar as seqüências \mathbf{e} para cada um dos ativos (Jorion, 1997):

$$\mathbf{e}_1 = \mathbf{h}_1 \quad (2.27)$$

$$\mathbf{e}_2 = \mathbf{r}\mathbf{h}_1 + (1 - \mathbf{r}^2)^{1/2} \mathbf{h}_2 \quad (2.28)$$

⁶ Existem diversos pacotes computacionais para gerar números randômicos. Esse ponto deve ser visto com cuidado, porque alguns pacotes são mais potentes que outros. Na verdade, os números são pseudo-randômicos pois são gerados por algoritmos que usam regras determinísticas.

onde r é o coeficiente de correlação.

Jorion (1997) apresenta a fatorização de Cholesky como forma de generalizar esse procedimento. Dessa forma, o processo estocástico passa a incorporar os efeitos de correlação que existem entre os preços dos ativos financeiros, caso contrário, diferentes séries seriam geradas para cada um dos ativos, sem que houvesse um padrão de correlação na variação dos preços dos ativos no mercado, que, de fato, existe.

Cassidy e Gizycki (1997) afirmam que a Simulação de Monte Carlo não é usada com frequência pelos bancos australianos. No entanto, os autores destacam que essa técnica é utilizada por bancos sofisticados e seguradoras que operam nos Estados Unidos.

A Simulação de Monte Carlo permite a análise de impactos de eventos que não são observados ao longo de um período histórico, mas que são tão prováveis de ocorrer, como os eventos que de fato ocorreram. A grande atração desta técnica é justamente sua capacidade de avaliar eventos prováveis que não ocorreram.

2.5- Testes de *Stress*

Diferentemente da Simulação Histórica, os Testes de *Stress* procuram examinar o efeito de grandes movimentos simulados nas variáveis financeiras de uma carteira. Os testes consistem em especificar cenários, de forma subjetiva, que provocam mudanças no valor da carteira (uma mudança de x% na taxa de juros ou de câmbio, por exemplo). A utilidade dos Testes de *Stress* depende das mudanças selecionadas representarem, ou não, movimentos de mercado. Probabilidades são associadas aos eventos e o VaR pode, então, ser obtido. Todos os ativos da carteira são reavaliados, levando-se em consideração o novo cenário. A vantagem dessa técnica consiste em avaliar situações que não estão presentes nos dados históricos, forçando os gerentes a considerar eventos que de outra forma seriam ignorados.

Jorion (1997), no entanto, afirmou que os Testes de *Stress* não são bem adaptados para mensurar o VaR, dentro de critérios científicos como as outras técnicas. Os Testes de *Stress* são completamente subjetivos. Cenários ruins poderão conduzir a medidas erradas do VaR. O método é adequado quando a carteira está sujeita principalmente a apenas uma fonte de risco. De forma geral, os Testes de *Stress* são considerados de forma complementar às outras técnicas de mensuração do VaR.

2.6- Discussão sobre as Técnicas de Cálculo do VaR

A grande vantagem do uso do VaR para mensurar o risco de mercado é a sua simplicidade em expressar o risco em um único número. No entanto, as diversas abordagens de geração desse número fazem com que essa tarefa não seja tão simples. Beder (1995) realizou um estudo comparativo de técnicas de cálculo do VaR, concluindo que os diferentes modelos de gerenciamento de risco de mercado chegam a resultados bem diversos para uma mesma carteira.

Os pacotes computacionais diferem significativamente. O RiskMetricsTM, do JP Morgan, é uma técnica baseada em correlações, enquanto que o pacote CharismaTM, do Chase Manhattan, baseia-se na Simulação Histórica (Cooper, 1996), a técnica de Monte Carlo é a base do sistema RAROC 2020TM do Bankers Trust (Irving, 1996). Enquanto algumas técnicas estimam perdas sob condições “normais” de mercado, as análises de cenário e Testes de *Stress* são apropriados para períodos de oscilações bruscas, e são vistos de forma complementar aos modelos de cálculo do VaR.

Para Reed (1996) não existe consenso sobre o melhor método de cálculo do VaR, não existe uma forma certa ou errada de cálculo, sendo que cada instituição deve usar a técnica que melhor se adeque a seus objetivos e negócios.

Leong (1996) argumentou que é impossível encontrar uma metodologia de gerenciamento de risco que não tenha uma desvantagem. O efetivo gerenciamento de risco não se trata de encontrar o modelo perfeito, mas sim conhecer as forças e deficiências relativas de cada um deles, e implementar um conjunto de alternativas que se complementem mutuamente.

Do exposto neste capítulo, percebe-se que as técnicas Delta-Normal, Simulação Histórica e Abordagem Híbrida são procedimentos que diferem nas considerações acerca das distribuições de probabilidades dos retornos, mas que de certa forma tem o mesmo objetivo, qual seja, tirar conclusões acerca dos retornos futuros, com base puramente nas informações e observações que de fato ocorreram no passado. Por outro lado, as técnicas de Simulação de Monte Carlo e de Testes de *Stress* procuram estimativas acerca do futuro, com base em eventos que de fato não ocorreram. Existe uma complementaridade entre os dois conjuntos de técnicas.

Embora um sistema de gerenciamento de risco de mercado seja importante para evitar quebras em instituições financeiras, a diversidade de técnicas para mensuração do risco e o surgimento de novas abordagens são uma evidência de que esses sistemas não podem ser vistos como perfeitamente capazes de evitar crises. No entanto, como destacado por Bernstein (1997), no capítulo 1, a única alternativa ao apelo aos números é o apelo aos deuses.

A tabela 2.1 procura sintetizar algumas das principais observações sobre as técnicas de cálculo do VaR discutidas neste trabalho.

Tabela 2.1 – Vantagens e Limitações das Técnicas de Cálculo do VaR

Técnica	Vantagens	Limitações
Delta-Normal	Técnica bastante difundida, muito popular e reconhecida no mercado e em trabalhos acadêmicos. A popularidade se deve, em parte, ao pacote do RiskMetrics TM . Permite ponderar com pesos maiores as ocorrências mais recentes.	Parte da consideração de normalidade e independência dos retornos. Só trabalha com instrumentos lineares. Considera que o mercado opera sob condições históricas.
Simulação Histórica	Não necessita estabelecer previamente uma distribuição de probabilidades.	Considera que o mercado opera sob condições históricas. Pondera com os mesmos pesos as informações históricas.
Abordagem Híbrida	Reúne a característica de ponderação das informações mais recentes, com a característica de não ser necessário o estabelecimento de uma distribuição de probabilidades prévia.	Técnica relativamente nova e ainda não foi exaustivamente testada pelo mercado. Considera que o mercado opera sob condições históricas.
Monte Carlo	Técnica robusta e que procura descrever todas as inter-relações entre os comportamentos dos ativos. Técnica adequada para instrumentos não lineares.	Exige muito custo computacional e a adoção de modelos de comportamento dos ativos.
Testes de <i>Stress</i>	Permite levar em consideração ocorrências extremas, que fogem das condições “normais” de mercado.	Subjetividade nos critérios de testes de <i>stress</i> e dificuldades em atribuir probabilidades de ocorrência dos eventos.

A partir do levantamento bibliográfico dos modelos de gerenciamento de risco de mercado, optou-se usar, nesta pesquisa, as seguintes técnicas:

- i) Delta-Normal – pela sua simplicidade, por ser apropriada para instrumentos lineares, que representam boa parte dos instrumentos negociados em mercado, e por ser uma técnica com muitas referências na literatura;
- ii) Simulação Histórica – por ser uma técnica de simples implementação e não apresentar a necessidade de uma prévia definição da distribuição de probabilidades dos retornos da carteira;
- iii) Abordagem Híbrida – pelos mesmos motivos expostos para a Simulação Histórica e por apresentar a vantagem de ponderar com pesos maiores as informações mais recentes.

A Simulação de Monte Carlo exigiria um grande esforço computacional, que não se justificaria aos propósitos desta pesquisa. O maior potencial dessa técnica está na sua capacidade de previsão de eventos prováveis que não ocorreram, podendo, assim, ser vista de forma complementar aos demais modelos. A técnica de Testes de *Stress* não foi utilizada por exigir um certo grau de subjetividade no estabelecimento dos critérios de teste, e também por ser vista como uma técnica complementar às demais.

3- PROCEDIMENTOS DE AVALIAÇÃO DE MODELOS DE RISCO DE MERCADO

A comparação de modelos de gerenciamento de risco não é uma tarefa simples, pois ela depende de fatores como: os ativos que estão sendo utilizados, o período de observação, e o critério de avaliação.

Boudoukh et alii (1997), investigaram o desempenho de quatro modelos de gerenciamento de risco utilizando o erro quadrático médio (MSE) e os coeficientes de regressão das volatilidades estimadas com os quadrados dos retornos de títulos do tesouro americano. Esse estudo conclui que o modelo do RiskMetricsTM é superior ao do desvio padrão da série histórica (modelo “ingênuo”) e ao GARCH(1,1).

Alexander e Leigh (1997), compararam os mesmos três modelos de gerenciamento de risco usando dados de índices de ações da Alemanha, França, Grã-Bretanha, Japão e Estados Unidos, além dos preços de troca das moedas desses países com o dólar. Os critérios de avaliação utilizados por esses autores foram a raiz quadrada da média dos desvios entre as volatilidades estimadas e os retornos quadráticos (RMSE), um critério de verossimilhança para volatilidade e o procedimento do *backtesting* conforme proposto pelo Comitê de Basileia. Relativamente aos critérios de RMSE e verossimilhança, em aplicações com horizonte de um dia, não foi possível identificar qual o melhor método de gerenciamento de risco, pois o melhor desempenho era função do ativo selecionado e do critério de avaliação escolhido. No entanto, o critério de avaliação do *backtesting* revelou que o modelo GARCH(1,1) apresentou melhor desempenho na maioria dos casos.

Farias Filho (1997), usando o critério RMSE, comparou o desempenho do RiskMetricsTM com o GARCH(1,1) usando dados do IBOVESPA de 1996, resultando em uma melhor avaliação para o primeiro modelo.

Santos (1997), analisando o comportamento do mercado futuro do IBOVESPA, no período de agosto de 1995 a janeiro de 1997, comparou o modelo “ingênuo” (desvio padrão), com os modelos do RiskMetricsTM e GARCH(1,1), usando o critério RMSE e

outras formas equivalentes⁷, concluindo que o modelo GARCH apresentou melhor desempenho. No entanto, ao subdividir o período em dois intervalos de tempo menores, Santos identificou que para o primeiro intervalo o modelo GARCH apresentou melhor desempenho, enquanto que no segundo intervalo, os diversos critérios utilizados não permitiram afirmar qual a melhor técnica.

As comparações de modelos de gerenciamento de risco descritas acima, são apenas alguns exemplos de trabalhos que procuraram identificar qual o modelo que apresenta melhores resultados. Uma questão que surge, no entanto, é definir qual o critério de avaliação a ser utilizado. Existem várias abordagens para avaliar o desempenho de modelos de gerenciamento de risco. Neste trabalho são investigadas algumas delas:

- a) *Backtesting*
- b) Função de Verossimilhança para Volatilidade
- c) Raiz Quadrada dos Desvios Quadráticos Médios (RMSE)
- d) Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial
- e) Teste de Cobertura Condicional
- f) Função de Perda Regulatória
- g) Distribuição de Probabilidade Real x Estimada

A seguir é apresentada uma descrição de cada um desses procedimentos, que foram implementados em microcomputador em conjunto com os modelos de gerenciamento de risco citados no capítulo 2.

3.1- O Backtesting

Bancos adotam freqüentemente modelos de gerenciamento de risco de mercado como, por exemplo, as técnicas discutidas no capítulo 2. Existe, no entanto, um grande desafio para os bancos centrais, e também para as instituições financeiras, em avaliar os modelos de gerenciamento, para qualificá-los como adequados ou não. Como já afirmado, não caberia à autoridade de supervisão estabelecer um modelo de gerenciamento de risco

⁷ Os outros critérios utilizados por Santos (1997) foram o erro absoluto médio, erro quadrático percentual médio e erro absoluto percentual médio.

para as instituições financeiras, mas sim estimular a busca por modelos mais refinados. Nesse sentido, o Comitê de Basileia sugeriu, em 1996, o uso de uma estratégia que passou a ser conhecida como modelo interno de controle, para por em prova os modelos utilizados pelos bancos, permitindo apenas avaliar se o modelo usado é adequado ou não, sem ter que entrar em detalhes sobre a escolha, construção e determinação dos parâmetros do mesmo. Essa estratégia apoiou-se no procedimento *de backtesting*.

O *backtesting* consiste em comparar diariamente os resultados obtidos pela carteira da instituição (lucro ou prejuízo) com as medidas de risco (VaR) realizadas pelo modelo de gerenciamento (Comitê de Basileia, 1996). A estimativa de perda feita pelo cálculo do VaR deve ser superior ao eventual prejuízo que venha a ocorrer no dia em análise, caso contrário, o modelo estará prevendo uma perda inferior àquela ocorrida, o que poderá ocasionar problemas para a instituição. No entanto, espera-se que uma fração de resultados de estimativa seja falha, tendo em vista o intervalo de confiança adotado no cálculo do VaR.

O Comitê de Basileia sugere que as instituições financeiras sejam obrigadas a manter uma determinada quantidade de capital mínimo para cobrir seu risco de investimento. Dessa forma, o resultado da avaliação do modelo de gerenciamento de risco de mercado é utilizado no cálculo desse requisito mínimo de capital da instituição. Esse cálculo é feito em função de um fator multiplicador sobre o VaR⁸. O Comitê de Basileia recomenda que quanto pior o poder de previsão do modelo de gerenciamento de risco de mercado, ou seja, maior o número de vezes que o risco calculado for menor que a perda efetiva, maior seja o fator multiplicador sobre o VaR, o que redundará em maior requisito mínimo de capital. O acréscimo no fator de multiplicação é distribuído em três zonas: verde, amarela e vermelha, de acordo com a tabela 3.1. Caso os resultados do *backtesting* sejam insatisfatórios, e o modelo apresente frequentemente resultados na zona vermelha, a autoridade de supervisão bancária poderia até mesmo desaconselhar seu uso.

Para o cálculo do requisito de capital utiliza-se o VaR para um *holding period* de 10 dias, o que significa que o VaR diário é multiplicado pela raiz quadrada de 10. Além disso, o requisito de capital é o maior valor entre os seguintes números: o VaR do dia anterior ou a média do VaR dos últimos sessenta dias multiplicada pelo fator.

⁸ O fator mínimo recomendado é igual a 3.

Tabela 3.1 – Avaliação do modelo de gerenciamento de risco de acordo com o *backtesting*

Zona	Número de exceções em 250 observações	Acréscimo no fator de multiplicação
Verde	0 a 4	0
Amarela	5	0,4
	6	0,5
	7	0,65
	8	0,75
	9	0,85
Vermelha	10 ou mais	1

O Comitê de Basileia reconhece que o *backtesting* possui algumas limitações, dentre elas o fato de que a carteira do banco não se mantém estática de um dia para o outro, havendo variações de posição (compra e venda de ativos) ao longo de um mesmo dia. Assim, o resultado da carteira, lucro ou prejuízo, no dia seguinte não pode ser associado exclusivamente às variações de preços dos ativos da carteira avaliada pelo modelo no dia anterior, o que prejudica estatisticamente o resultado, já que os modelos de gerenciamento de risco de mercado consideram a carteira estática (sem mudança na sua composição).

O Comitê de Basileia apresenta duas alternativas com relação ao problema da composição da carteira não se manter estática. Na primeira alternativa, acredita-se que ao se trabalhar com um horizonte de tempo de apenas um dia esse problema seja minimizado, considerando que as mudanças na composição da carteira não são muito bruscas. O Comitê, assim, sugere que se use o intervalo de um dia como horizonte de tempo da carteira, para proceder o cálculo do VaR, e simultaneamente assume que a restrição discutida acima não é relevante para um período curto de tempo. Por outro lado, as mudanças na composição da carteira ao longo de um mesmo dia tendem a aumentar a volatilidade dos resultados da carteira, o que pode resultar, inclusive, em casos onde os resultados da compra e venda de ativos excedam o risco calculado pelo modelo do VaR (que considera a carteira estática). Esse tipo de evento não implica que há um problema com a técnica de cálculo do risco, apenas indica a ocorrência de um fato que não é capturado pelo uso do VaR.

A segunda alternativa ao problema da composição da carteira não se manter estática seria mensurar o resultado hipotético da mesma, considerando que sua composição não

tivesse sido alterada ao longo de um dia, ou seja, calcular o VaR no final do dia d_0 , ou então, início de d_1 , de uma carteira, e no final de d_1 calcular o resultado da mesma carteira em função das oscilações de preços dos ativos, considerando que não houve mudanças na sua composição (compra e venda de ativos). Se o resultado da carteira não for pior que o prejuízo estimado pelo VaR, o modelo foi adequado em d_1 .

No final de d_1 a composição da carteira poderá ser diferente, uma vez que ao longo do dia podem ter ocorrido compras e vendas de ativos, o importante é que o cálculo do VaR seja comparado com o resultado da carteira hipotética, ou seja, aquela com a composição do início do dia. Assim, para a próxima observação o cálculo do VaR será realizado com a nova composição da carteira no final de d_1 (ou início de d_2), e o procedimento se repetirá. Após um conjunto de observações, até o tempo d_n , é aplicada uma avaliação estatística do modelo, sendo computado o número de vezes em que ocorreram erros de previsão e avaliado se esse número está dentro do intervalo de confiança estabelecido no cálculo do VaR.

O Comitê sugere a utilização das duas alternativas acima, já que na primeira delas a avaliação do resultado real da carteira, mesmo que ela tenha se modificado ao longo do dia, apresenta a vantagem de investigar também o que de fato ocorreu com a mesma, auxiliando a identificar casos onde a volatilidade é aumentada em função das alterações na composição dos ativos que fazem parte da carteira. A vantagem da segunda alternativa é que a avaliação do resultado hipotético da carteira, caso ela não tivesse sido alterada, apresenta um rigor estatístico maior. Assim, caberia à autoridade de supervisão bancária analisar qual das duas alternativas mereceria maior ênfase. Nesta pesquisa optou-se pela segunda alternativa, tendo em vista seu maior rigor estatístico.

Ainda que se use carteiras hipotéticas como descrito anteriormente, existe uma limitação que ainda permanece. Do ponto de vista estatístico, o uso do número de erros de previsão como forma de avaliação do modelo requer que algumas condições sejam satisfeitas, dentre elas a necessidade de que as observações sejam independentes. Em outras palavras, é necessário que a observação de um dia (resultado da carteira pior ou não que o VaR) não afete o resultado do dia seguinte. Isso não ocorre na prática, tendo em vista a correlação individual entre os retornos passados de cada ativo. Além disso, a carteira é sempre alterada pela instituição, em função dos resultados do dia anterior e das perspectivas de futuro. Vale destacar que o Comitê de Basileia não vê a limitação de

inexistência de independência das observações como um fator decisivo para invalidar a utilização do *backtesting* como forma de avaliação dos modelos.

Relativamente à frequência de aplicação do *backtesting*, o desejo de utilizar o maior número de observações possível deve ser balanceado com a necessidade de estabelecer bases de regulação e fiscalização. O Comitê de Basileia recomenda que o teste seja aplicado trimestralmente usando os dados observados dos últimos 12 meses. Além disso, o Comitê recomenda também que os modelos de gerenciamento de risco utilizem um período mínimo de um ano de dados históricos para o cálculo dos parâmetros do VaR.

3.2- Função de Verossimilhança para Volatilidade

Assumindo-se normalidade condicional e média igual a zero para os retornos, a estimativa da variância é equivalente à estimativa da função densidade de probabilidade dos retornos, e a avaliação da estimativa pode ser feita comparando como a distribuição estimada representa os dados reais. Isso é exatamente o que os métodos de verossimilhança fazem. Assumindo que a distribuição dos retornos é normal e tem média igual a zero, a função logarítmica de verossimilhança, excluído o termo constante, é dada por (Alexander e Leigh, 1997):

$$LF = \sum_{t=1}^N \left[\left(r_t^2 / \mathbf{s}_t^2 \right) + \ln \left(\mathbf{s}_t^2 \right) \right] \quad (3.1)$$

Na avaliação de cada modelo de gerenciamento de risco, pode ser computado o valor de *LF* da equação (3.1), para cada ativo, e o valor médio⁹ para a carteira pode ser calculado. Quanto menor o valor de *LF*, melhor a avaliação da previsão (Alexander e Leigh, 1997).

3.3- Raiz Quadrada dos Desvios Quadráticos Médios (RMSE)

Outra alternativa de avaliação para os modelos é baseada em uma função definida pela raiz quadrada dos erros quadráticos médios (RMSE), em *T* observações:

$$RMSE = \sqrt{(1/T) \cdot \sum_{t=1}^T (r_t^2 - \mathbf{s}_t^2)^2} \quad (3.2)$$

⁹ A média simples, ao invés de uma média ponderada, permite verificar a capacidade de previsão das volatilidades pelo modelo, independente da composição da carteira.

Novamente, quanto menor o *RMSE* melhor a previsão. Essa alternativa é interessante, pois não assume nenhuma restrição quanto a curva de distribuição de probabilidades dos retornos, enquanto que a *LF*, da equação (3.1), assume normalidade condicional, embora essa consideração possa ser violada (Alexander e Leigh, 1997). Existe um problema no uso de critérios como *RMSE* e *LF* na avaliação de modelos de gerenciamento de risco. Esses critérios avaliam a capacidade do modelo em estimar a volatilidade ou os retornos quadráticos. No entanto, a grande preocupação com o risco é a capacidade de prever exceções, já que o *Value at Risk* procura captar os piores cenários. Assim, as caudas da distribuição de probabilidades dos retornos são mais importantes do ponto de vista de risco.

3.4- Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial

Kupiec (1995) apresenta algumas alternativas estatísticas de avaliação de modelos de gerenciamento de risco. O autor afirma que se as estimativas diárias do VaR são eficientes, elas são independentes, e os dados de desempenho baseados em acertos ou erros (como no procedimento do *backtesting*) apresentam uma distribuição de Bernoulli. Assim, a probabilidade de observar x falhas em uma amostra de tamanho n pode ser testada pela razão de verossimilhança com uma distribuição binomial:

$$LR_{kp} = 2 \cdot \ln \left[\frac{(1 - (x/n))^{n-x} \cdot (x/n)^x}{(1 - p^*)^{n-x} \cdot (p^*)^x} \right] \quad (3.3)$$

onde p^* é a probabilidade de falha a ser considerada na hipótese nula: $p=p^*$. A estatística LR_{kp} apresenta uma distribuição χ -quadrado com um grau de liberdade, pois a distribuição binomial apresenta dois valores possíveis. Para um intervalo de confiança de 5%, o valor crítico da distribuição χ -quadrado com um grau de liberdade é 3,84.

Kupiec afirmou, no entanto, que essa abordagem possui um baixo poder contra erros do tipo II (aceitar a hipótese nula quando ela deveria ser rejeitada), o que levaria a aprovar modelos de gerenciamento de risco ruins. Além disso, Kupiec destaca que esses testes exigem amostras de tamanho muito grande, bem maior que as 250 observações propostas pelo Comitê de Basileia.

3.5- Teste de Cobertura Condicional

Christoffersen (1998) definiu a variável indicador I_t , a partir de um dado intervalo de previsão, $(L_{t|t-1}(p), U_{t|t-1}(p))$ para o tempo t , construído em $t-1$, onde L é o limite inferior, U o limite superior e p a probabilidade de falha do intervalo de confiança:

$$I_t = \begin{cases} 1, & \text{se } y_t \in [L_{t|t-1}(p), U_{t|t-1}(p)] \\ 0, & \text{se } y_t \notin [L_{t|t-1}(p), U_{t|t-1}(p)] \end{cases} \quad (3.4)$$

A seqüência de intervalos de previsão é condicionalmente eficiente com relação ao conjunto de informações \mathbf{Y}_{t-1} , se $E[I_t|\mathbf{Y}_{t-1}] = p$ para todo t . Christoffersen destaca que o procedimento comum de avaliar o desempenho do modelo de gerenciamento de risco pela simples comparação da cobertura incondicional das previsões dada pelos acertos e erros, definida por $E[I_t] = p$, corresponde a um teste que não leva em consideração a dinâmica do processo, como a variação da composição da carteira ao longo do tempo. Dessa forma, o teste da cobertura condicional é equivalente a testar se a seqüência $\{I_t\}$ é identicamente e independentemente distribuída de acordo com uma distribuição de Bernoulli. Christoffersen propôs a realização do teste por meio de três equações de razão de verossimilhança (LR). A primeira delas especifica o teste de cobertura incondicional, a segunda o teste de independência e a terceira é uma combinação das duas primeiras para completar o teste de cobertura condicional:

a) **teste de cobertura incondicional** – Considerando a seqüência do indicador $\{I_t\}$, a hipótese de que $E[I_t] = p$, dada a independência é testada de forma similar à apresentada por Kupiec (1995). A diferença é que na definição da variável indicador proposta por Kupiec as exceções são tratadas como “uns”, enquanto Christoffersen tratou como “zeros”:

$$LR_{uc} = 2 \cdot \ln \left[\frac{(1-p)^{n_0} \cdot p^{n_1}}{(1-p)^{n_0} \cdot (p)^{n_1}} \right] \quad (3.5)$$

onde $p = n_1 / (n_0 + n_1)$; n_0 é o número de zeros e n_1 o número de valores iguais a um. Assim, $LR_{uc} = LR_{kp}$.

Esse procedimento testa a cobertura do intervalo, mas não avalia a alternativa de que os valores de zero ou um formam *clusters* em um determinado intervalo de tempo. Isso significa que a ordem de valores iguais a zero ou iguais a um não tem importância.

b) **teste de independência** – considerando uma cadeia de Markov binária de primeira ordem, $\{I_t\}$, com a seguinte matriz de transição de probabilidade:

$$\Pi_1 = \begin{bmatrix} 1-p_{01} & p_{01} \\ 1-p_{11} & p_{11} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

onde $p_{ij} = Pr(I_t=j|I_{t-1}=i)$, ou seja, a probabilidade de $I_t=j$, dado que $I_{t-1}=i$.

A função de verossimilhança proposta por Christoffersen para esse processo é obtida da seguinte forma:

$$L_{\Pi_1} = (1-p_{01})^{n_{00}} p_{01}^{n_{01}} (1-p_{11})^{n_{10}} p_{11}^{n_{11}}, \quad (3.7)$$

sendo que n_{ij} é o número de observações com valor i seguidas por um valor j . Os valores de π são estimados da seguinte forma:

$$\hat{\Pi}_1 = \begin{bmatrix} \frac{n_{00}}{n_{00} + n_{01}} & \frac{n_{01}}{n_{00} + n_{01}} \\ \frac{n_{10}}{n_{10} + n_{11}} & \frac{n_{11}}{n_{10} + n_{11}} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

A matriz que corresponde à independência das observações é dada pela equação (3.9), enquanto a função de verossimilhança é dada pela equação (3.10), e π_2 é estimado pela equação (3.11):

$$\Pi_2 = \begin{bmatrix} 1-p_2 & p_2 \\ 1-p_2 & p_2 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$L_{\Pi_2} = (1-p_2)^{(n_{00}+n_{10})} p_2^{(n_{01}+n_{11})} \quad (3.10)$$

$$\hat{p}_2 = \frac{n_{01} + n_{11}}{n_{00} + n_{10} + n_{01} + n_{11}} \quad (3.11)$$

Dessa forma, a função razão de verossimilhança para o teste de independência, que apresenta distribuição χ -quadrado, com 1 grau de liberdade, é dada por:

$$LR_{ind} = 2 \cdot \ln(L_{\Pi_1} / L_{\Pi_2}) \quad (3.12)$$

Esse teste não depende do grau de cobertura p , e, assim, testa apenas a independência da seqüência $\{I_t\}$.

c) **teste conjunto de cobertura e independência** – os dois testes acima são combinados para formar um teste de cobertura condicional. A estatística de teste é definida pela equação:

$$LR_{cc} = 2 \cdot \ln \left\{ L_{\Pi_1} / \left[(1-p)^{n_0} \cdot p^{n_1} \right] \right\} \quad (3.13)$$

LR_{cc} possui uma distribuição χ -quadrado com 2 graus de liberdade.

Boudoukh et alii (1998) descreveram alguns atributos desejáveis para os modelos de cálculo do VaR. O primeiro é o atributo de ser não viesado. Em outras palavras, exige-se que o resultado do *backtesting* seja o valor crítico de p^* %, ver equação (3.3), definido pelo intervalo de confiança assumido no cálculo do VaR. Na análise dos autores, esse atributo por si só é insuficiente, pois uma estimativa de VaR constante no decorrer do tempo pode preencher o requisito de ser não viesada, mas pode ser condicionalmente imprecisa, pois como a probabilidade de obtenção de valores extremos é cíclica, as ocorrências de violações da estimativa do VaR irão concentrar-se em um determinado período, evidenciando a falta de capacidade de adaptação de uma estimativa constante para o VaR. Assim, o segundo atributo que espera-se da estimativa do VaR é que ela não gere resultados concentrados da variável indicador. É exatamente isso que o teste de independência e de cobertura condicional de Christoffersen busca captar.

3.6- Função de Perda Regulatória

Lopez (1998) apresentou uma alternativa de avaliação de modelos de gerenciamento de risco baseada em uma função de perda, que atribui pesos à magnitude do erro entre o retorno realizado (r_{t+1}) e o VaR previsto:

$$C_{t+1} = \begin{cases} 1 + (r_{t+1} - VaR_t)^2 & \text{se } r_{t+1} < VaR_t \\ 0 & \text{se } r_{t+1} \geq VaR_t \end{cases} \quad (3.14)$$

$$FC = \sum_{t=1}^T C_t \quad (3.15)$$

Essa proposta de Lopez combina tanto a magnitude dos erros como o número de eventos de perda maior que a prevista pelo cálculo do VaR, que são os alvos de preocupação das autoridades de regulação. A variável C_{t+1} é definida de forma similar à proposta por Kupiec (1995), à exceção da ponderação no erro de previsão.

O autor apresentou também uma forma de tornar essa metodologia aplicável do ponto de vista de regulação, já que precisaria haver um parâmetro de comparação que permitisse avaliar de forma genérica um modelo como bom ou ruim. A metodologia consiste na identificação da função distribuição de probabilidades de FC , a partir da função distribuição de probabilidades dos retornos, e de uma série de simulações. Uma vez identificada a função distribuição de probabilidade cumulativa de FC , com base em simulações, pode ser definido um valor crítico para essa variável, que seria adotado como *benchmark*.

Tendo em vista que a discussão dessa forma genérica de avaliação apresentada por Lopez foge do escopo deste trabalho, o cálculo da função proposta pelo autor foi utilizado apenas para comparar os modelos estudados nesta pesquisa, sendo que quanto menor o valor de FC , melhor o modelo. Lopez afirmou que FC pode ser utilizada de forma complementar ao procedimento proposto pelo Comitê de Basiléia.

Após a realização de alguns testes nesta pesquisa, optou-se em trabalhar com uma equação diferente daquela definida em (3.14):

$$C_{t+1} = \begin{cases} 1 + \text{abs}(r_{t+1} - \text{VaR}_t) & \text{se } r_{t+1} < \text{VaR}_t \\ 0 & \text{se } r_{t+1} \geq \text{VaR}_t \end{cases} \quad (3.16)$$

A ponderação pelo desvio absoluto ao invés do desvio quadrático foi feita por adequação matemática dos cálculos, uma vez que os erros no cálculo das perdas (estimadas em termos de retorno diário) são, em geral, números entre zero e um, pois nas simulações realizadas nesta pesquisa foi adotada a base de investimento unitária.

3.7- Distribuição de Probabilidade Real x Estimada

Crnkovic e Drachman (1996) afirmaram que o VaR é uma estimativa implícita da função distribuição de probabilidade (FDP) dos retornos. Assim, os autores defenderam que a qualidade da estimativa de FDP deve ser definida pela concordância entre a mesma e a função densidade de probabilidade real. O procedimento proposto por Crnkovic e

Drachman para verificar a qualidade do modelo de gerenciamento de risco pode ser assim resumido:

- i) a cada dia é realizada uma estimativa da função distribuição de probabilidade para o dia seguinte;
- ii) no dia seguinte, quando o retorno real é conhecido, determina-se em qual percentil da função distribuição de probabilidade estimada esse valor se encontra. Esse percentil é denominado por p , sendo que $0 \leq p \leq 1$;
- iii) após um período de N dias consecutivos existirão N valores de p . Para que um modelo de gerenciamento de risco seja considerado ideal, Crnkovic e Drachman afirmaram que os percentis p devem ser uniformemente e independentemente distribuídos. Enquanto a primeira condição mede como o modelo, na média, captura a forma da distribuição dos retornos, a segunda condição mede como o sistema identifica rápidas mudanças estruturais nos retornos.

Para testar a independência dos percentis Crnkovic e Drachman utilizaram o teste de Brock-Dechert-Scheinkman (BDS), no entanto, os autores não apresentaram uma descrição desse teste. Dessa forma, optou-se nesta pesquisa por focar apenas a questão da uniformidade da distribuição de p , para a qual Crnkovic e Drachman apresentaram uma descrição detalhada do seu procedimento. Inicialmente, utiliza-se o número $n(\mathbf{x})$ de observações de percentis p que são menores ou iguais a \mathbf{x} , sendo que $0 \leq \mathbf{x} \leq 1$:

$$F(\mathbf{x}) = \frac{n(\mathbf{x})}{N} \quad (3.17)$$

Crnkovic e Drachman definiram a qualidade Q da estimativa da função distribuição de probabilidade, a partir da estatística de Kuiper, como:

$$Q = \max_{0 \leq \mathbf{x} \leq 1} \{F(\mathbf{x}) - \mathbf{x}\} + \max_{0 \leq \mathbf{x} \leq 1} \{\mathbf{x} - F(\mathbf{x})\} \quad (3.18)$$

Quanto menor o valor de Q , mais próximo estará $F(\mathbf{x})$ de uma distribuição uniforme, e melhor será a qualidade do modelo. Crnkovic e Drachman acrescentaram que os resultados são de pequena validade caso o número de observações seja menor que 500.

Uma função de “preocupação” pode ser acrescentada para ponderar mais as observações nas caudas da distribuição:

$$W(\mathbf{x}) = -0,5 \cdot \ln(\mathbf{x} \cdot (1 - \mathbf{x})) \quad (3.19)$$

Dessa forma, uma nova estatística de Kuiper é definida:

$$QW = \max_{0 \leq \mathbf{x} \leq 1} \{F(\mathbf{x}) \cdot W(\mathbf{x}) - \mathbf{x} \cdot W(\mathbf{x})\} + \max_{0 \leq \mathbf{x} \leq 1} \{\mathbf{x} \cdot W(\mathbf{x}) - F(\mathbf{x}) \cdot W(\mathbf{x})\} \quad (3.20)$$

4- PROPRIEDADES DE SÉRIES TEMPORAIS

Antes de abordar a fase de testes com as carteiras utilizadas nesta pesquisa, é importante discutir alguns conceitos que envolvem estatística descritiva e o estudo de séries temporais, sem os quais a interpretação dos resultados poderá ficar prejudicada.

A habilidade de prever valores de variáveis ordenadas no tempo depende do entendimento da estrutura temporal das relações entre as variáveis. O estudo dessas relações usando dados ordenados no tempo é chamado de análise de série temporal. O objetivo da análise de série temporal é encontrar um modelo que expresse uma relação estruturada no tempo entre variáveis ou eventos. Essa relação pode então ser utilizada para prever uma ou mais variáveis no tempo (Pankratz, 1991).

Na previsão do valor da variável em um tempo $t+l$, onde t é tempo com observações disponíveis e l é o número de intervalos futuros de tempo, é necessário especificar o nível de confiança dessa previsão, para que o risco associado às decisões que serão tomadas em função dessa previsão possa ser calculado. O intervalo de confiança da previsão pode ser calculado pelos limites superior e inferior de probabilidade. Modelos usados para calcular a probabilidade de um valor futuro entre dois limites especificados são ditos modelos de probabilidade ou modelos estocásticos (Box e Jenkins, 1994).

Uma etapa preliminar antes de analisar os resultados de avaliação dos modelos de gerenciamento de risco, é realizar uma investigação de algumas propriedades estatísticas associadas às séries temporais dos retornos dos ativos e carteiras. Essa etapa consiste em investigar a hipótese de normalidade da distribuição e o padrão de autoregressão da série temporal dos retornos, que é uma medida do grau de independência dos retornos observados.

Segundo o manual do RiskMetricsTM, pesquisas evidenciam baixo grau de autocorrelação em séries de retornos diários. No entanto, para retornos em horizontes de tempo mais elevados, existe evidência de significativa autocorrelação negativa. O manual do RiskMetricsTM cita também que diversos pesquisadores chegaram às seguintes conclusões sobre as distribuições dos retornos:

- a) as distribuições dos retornos financeiros tem “caudas largas”. Isso significa que movimentos bruscos nos preços ocorrem com maior frequência do que aquela implícita em uma distribuição normal;
- b) o “pico” da curva de distribuição de probabilidades dos retornos é maior e mais estreito que aquele da distribuição normal. Essa característica em conjunto com a anterior caracteriza uma distribuição leptocúrtica;
- c) a série temporal dos retornos tem baixo grau de autocorrelação;
- d) a série dos quadrados dos retornos freqüentemente tem significativa autocorrelação.

A hipótese de normalidade de uma distribuição de probabilidades pode ser avaliada de diversas formas. Neste trabalho optou-se pelas medidas de curtose, assimetria e estatística de Jarque-Bera, por serem utilizadas por programas comuns de econometria e estatística:

- i) grau de curtose: mede o nível de “achatamento” de uma distribuição. A distribuição normal apresenta curtose igual a 3. Se uma distribuição tem um grau de curtose superior a 3, ela apresenta a um pico mais estreito e uma cauda mais larga. Caso o grau de curtose seja inferior a 3, o pico é mais achatado e a cauda mais estreita. O grau de curtose pode ser calculado com a seguinte expressão:

$$K = \frac{\frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^4}{s^4} \quad (4.1)$$

- ii) grau de assimetria: a distribuição normal é simétrica e, assim, possui grau de assimetria igual a zero. Se a cauda superior (à direita) da distribuição for mais larga que a inferior, o grau de assimetria é positivo. O cálculo do coeficiente de assimetria pode ser feito com a equação:

$$S = \frac{\frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^3}{s^3} \quad (4.2)$$

iii) a estatística de Jarque-Bera (J) testa se uma série é distribuída de forma normal ou não:

$$J = \frac{T-k}{6} \cdot \left[S^2 + \frac{1}{4} \cdot (K-3)^2 \right] \quad (4.3)$$

onde T é o número de observações, k é zero para uma série comum e corresponde ao número de regressores quando se analisa os resíduos de uma equação, S é a assimetria e K a curtose. Sob a hipótese nula de normalidade, a estatística de Jarque-Bera tem uma distribuição χ -quadrado com dois graus de liberdade.

A hipótese de independência dos retornos pode ser averiguada pelo padrão de autocorrelação dos mesmos e também de seus quadrados¹⁰. Para investigar essa hipótese, é interessante observar algumas definições prévias sobre séries temporais e um processo autoregressivo (AR).

Um modelo de série temporal puramente autoregressivo, de ordem p , tem a seguinte estrutura:

$$z_t = f_1 \cdot z_{t-1} + f_2 \cdot z_{t-2} + \dots + f_p \cdot z_{t-p} + a_t \quad (4.4)$$

onde z_t é a observação no tempo t de uma variável Z subtraída de sua média, e a_t é o ruído branco. O termo constante é omitido, pois z_t é expresso como um desvio da média (Ramanathan, 1998). A equação acima é chamada de um modelo AR(p).

A equação (4.4) representa processos para séries com média estacionária. Para processos com média não estacionária (que tem tendência de variação ao longo do tempo), uma mudança é necessária, escrevendo-se o modelo para a série diferenciada, d vezes, $w_t = z_t - z_{t-d}$ (Pankratz, 1991).

Uma série temporal estacionária é dita em equilíbrio estatístico. Um processo estocástico é dito estritamente estacionário se suas propriedades (média, variância e função de autocorrelação) não são afetadas por uma mudança na origem do tempo (ponto a partir

¹⁰ Embora os retornos possam não exibir padrão de autoregressão, medido por cálculos de autocorrelação, isso não significa que os mesmos sejam independentes, isso porque as funções de autocorrelação são lineares. Dessa forma, uma medida complementar é a investigação da função de autocorrelação dos quadrados dos retornos. Muitos trabalhos, como já citado anteriormente, apontam que, mesmo que os retornos financeiros não sejam correlacionados, seus quadrados o são, indicando com isso que a hipótese de independência entre os retornos financeiros de uma série temporal não é satisfeita.

do qual os dados da série temporal são observados), para um conjunto de m observações, ou seja, as propriedades associadas às observações $z_{t1}, z_{t2}, \dots, z_{tm}$, são as mesmas que as propriedades em $z_{t1+k}, z_{t2+k}, \dots, z_{tm+k}$.

A função de autocorrelação é uma medida da força e direção (positiva ou negativa) da relação entre as observações de uma série temporal, quando as observações são separadas por k períodos de tempo (retardos). Nesse caso, a observação z_t é tratada como uma variável randômica e a observação z_{t-k} como outra variável randômica, e o coeficiente de correlação para as duas variáveis é calculado. Um estudo do padrão de correlação em uma série de dados freqüentemente auxilia a identificar um modelo AR apropriado para a série (Pankratz, 1991).

Assim, a partir da série z_t pode-se obter coeficientes de autocorrelação para diferentes valores de k . O termo coeficiente de autocorrelação (r_k) é usado tendo em vista que o coeficiente é calculado a partir dos dados defasados da mesma série z_t . Dessa forma, partindo da covariância:

$$r_k = \text{cov}(z_t, z_{t-k}) / s_z^2 \quad (4.5)$$

onde, neste caso, a variância da população é definida por (Box e Jenkins, 1994):

$$s_z^2 = E(z_t - m_z)^2 \quad (4.6)$$

$$m_z = E(z_t)$$

$$\text{cov}(z_t, z_{t-k}) = E[(z_t - m_z)(z_{t-k} - m_z)] \quad (4.7)$$

O operador E representa a função para cálculo da média ou esperança matemática. Dessa forma, o coeficiente de autocorrelação é definido por:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (z_t - m_z)(z_{t-k} - m_z)}{\sum_{t=1}^n (z_t - m_z)^2} \quad (4.8)$$

Para se ter uma idéia da presença ou não de autocorrelação, ou autoregressão, em uma série, optou-se nesta pesquisa em determinar os níveis de significância dos coeficientes de um modelo AR(2) para as séries investigadas. Se os coeficientes forem

estatisticamente significativos, isso é um indício de presença de autoregressão e da não independência estatística das observações da série.

Outra forma de teste de autocorrelação usada na pesquisa é o teste estatístico de Box-Ljung, definido pela equação:

$$BL(m) = T(T + 2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{T - k} \quad (4.9)$$

$BL(m)$ tem uma distribuição χ -quadrado, com m graus de liberdade. Na expressão acima, m representa o número de autocorrelações usadas para estimar a estatística.

5- CARTEIRA DE INVESTIMENTO COM *HEDGE*

A estratégia de *hedge* é muito utilizada no mercado financeiro para a redução de risco de investimento. Neste capítulo são discutidas as bases teóricas para composição de uma carteira formada por uma estratégia de *hedge*, de acordo com os seguintes critérios:

- compra de um conjunto de ações no mercado à vista, cuja composição varia diariamente, conforme o modelo CAPM;
- compra de posição vendida no mercado futuro de IBOVESPA da Bolsa Mercantil e de Futuros BM&F.

5.1- Carteira Ótima e o Modelo CAPM

Ross et alii (1995) descrevem uma forma de escolha da composição ótima de uma carteira com muitos títulos, a partir do *Capital Asset Pricing Model* – CAPM. O modelo fundamenta-se na relação entre risco e retorno de investimentos. Para uma carteira composta por N_a ativos, o retorno da carteira, $r_{c,t}$, é dado por:

$$r_{c,t} = \sum_{i=1}^{N_a} w_{i,t} \cdot r_{i,t} \quad (5.1)$$

onde, $r_{i,t}$ é o retorno de cada um dos ativos que compõem a carteira e $w_{i,t}$ define a composição da carteira no ativo i . O risco da carteira é medido pela volatilidade, $s_{c,t}$, que é calculada da seguinte forma:

$$s_{c,t} = \sqrt{w_t \cdot s_{ij}^2 \cdot w_t^{TR}} \quad (5.2)$$

onde, $s_{c,t}$ é a volatilidade da carteira, w_t é o vetor composição, s_{ij}^2 é a matriz de covariância e o índice TR significa a operação de transposição vetorial.

Um investidor combina aplicações num ativo sem risco com uma carteira de ativos com risco, como ilustrado na figura 5.1. A área coberta por toda a curva que passa pelos pontos B, C e D representa o conjunto viável de ativos com risco. Essa área cobre todas as soluções possíveis das equações (5.1) e (5.2), ou seja, para um determinado nível de risco, s_q existem infinitos retornos, e, assim, infinitas composições de carteira, que satisfazem às equações (5.1) e (5.2), dentro da área do conjunto viável.

Dessa forma, para um dada composição da carteira (w_{it}), existirá um par retorno esperado e risco da carteira, cuja posição estará circunscrita nos limites do conjunto viável da figura 5.1.

Fica claro que o investidor não escolherá nenhum conjunto de ativos cujo retorno seja inferior ou mesmo igual ao retorno que pode ser obtido à taxa livre de risco (ver reta r , da figura 5.1), isso porque o investidor tem aversão ao risco. Por outro lado, o investidor poderá selecionar sua carteira com qualquer composição que forneça um retorno esperado superior à taxa livre de risco. No entanto, o investidor terá que pagar um preço por isso, que é justamente o risco dessa carteira, medido pela volatilidade do retorno da mesma.

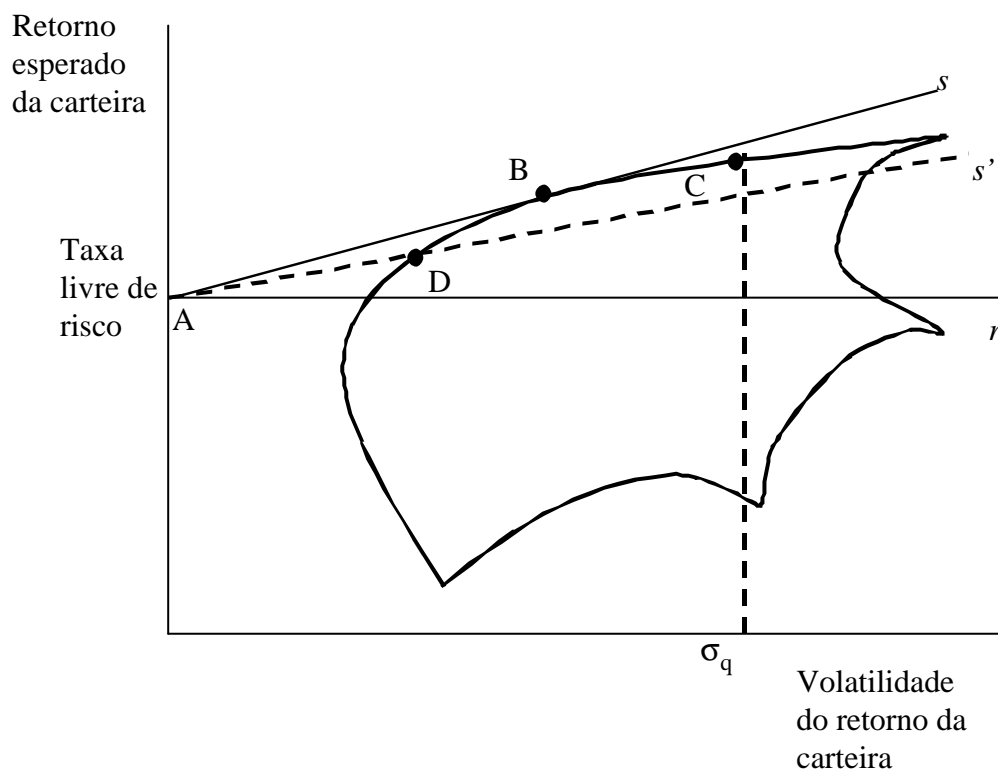


Figura 5.1 – Relação entre Retorno Esperado e Risco para uma Carteira de Ativos¹¹

A escolha da carteira dependerá do retorno esperado e do grau de aversão ao risco do investidor. A parte superior da curva que limita a área de conjunto viável indica que para um determinado nível de risco, por exemplo σ_q , a composição de carteira que apresenta maior retorno esperado encontra-se sobre essa curva, ponto C da figura 5.1. Os pontos situados sobre esse contorno superior da região viável formam o chamado conjunto eficiente.

¹¹ Essa figura foi adaptada de Ross et alii (1995).

O ponto B, da figura 5.1, corresponde a uma carteira de ativos com risco. A reta s indica as carteiras formadas por combinações do ativo sem risco com a carteira correspondente ao ponto B. Os pontos sobre a reta s , à esquerda de B, podem ser atingidos pela aplicação de uma certa quantia no ativo sem risco e outra na carteira composta pelos ativos com risco. Quanto mais próximo do ponto B, menor a aversão do investidor ao risco. Os pontos à direita de B são alcançados tomando-se emprestado à taxa livre de risco para comprar mais de B do que seria possível com recursos próprios.

A reta s , da figura 5.1, foi traçada tangenciando a curva do conjunto eficiente de ativos (ponto B). Se uma reta qualquer s' não tangenciasse a curva do conjunto eficiente, mas a cortasse em qualquer ponto (uma reta que passasse pelos pontos A e D, por exemplo), isso significaria que para qualquer ponto que pudesse ser alcançado por um investidor sobre a nova reta s' , sempre haveria um ponto com a mesma volatilidade (risco), mas com retorno esperado superior, na reta s .

Dessa forma, como a reta s é tangente ao conjunto eficiente, ela fornece as melhores oportunidades possíveis. A reta s é freqüentemente chamada de linha de mercado de capitais, e pode ser vista como o conjunto eficiente de todos os ativos, tanto com risco quanto sem risco. Quando houver a possibilidade de captar e aplicar à taxa livre de risco, a carteira de ativos com risco possuída por qualquer investidor sempre será o ponto B (Ross et alii, 1995).

Ross et alii afirmam que esse resultado define o que é chamado pelos economistas de princípio de separação. Em um primeiro momento os retornos esperados e a matriz de covariâncias dos ativos é calculada. Em seguida a curva correspondente ao conjunto eficiente é obtida do conjunto viável, a partir de uma maximização dos retornos a partir das equações (5.1) e (5.2). A partir da taxa livre de risco, determina-se o ponto B da figura 5.1 (com uma reta tangente à curva do conjunto eficiente e que passa pelo ponto risco igual a zero e retorno igual a taxa livre de risco). O ponto B indica a carteira de ativos com risco que seria mantida pelo investidor, independente do seu grau de aversão ao risco. O investidor dependeria de suas características individuais para decidir como combinar o ponto B (carteira de ativos com risco) com o ativo sem risco.

Este capítulo tem como objetivo descrever os fundamentos da construção de uma carteira com *hedge*, e para evitar a decisão sobre o grau de aversão ao risco do investidor, a carteira será composta por um conjunto de ativos com risco (ações à vista), de acordo com

o procedimento descrito para se obter o ponto B, com contratos de compra de IBOVESPA futuro, posição vendida.

5.2- Hedge de uma Carteira de Ações com o IBOVESPA futuro

Aqueles que enfrentam o risco associado às flutuações de preço de um ativo podem usar os mercados de futuros e de opções para reduzir esse risco. Quando se opta por “hedgear” uma carteira, seu objetivo é tomar uma posição que neutralize o risco tanto quanto possível. Se um investidor possui um conjunto de ações e pretende vendê-las em data futura, pode assumir uma posição vendida em IBOVESPA no mercado futuro, já que esse índice é correlacionado com as ações. O contrato futuro é negociado para um vencimento próximo à data em que se deseja vender as ações, com um preço definido. Assim, o investidor está vendendo o risco das oscilações futuras no preço das ações para o comprador do contrato.

Esta seção é subdividida em três partes. Na primeira delas é apresentada a metodologia utilizada para computar o risco da posição no mercado futuro do índice BOVESPA. Na segunda parte, é apresentada a estrutura de taxas de juros utilizada nos cálculos do risco da posição futura do índice BOVESPA. Finalmente, na terceira etapa, é apresentado o cálculo do número de contratos futuros para realizar um *hedge* de mínima variância.

5.2.1- Cálculo do Risco da Posição Futura

Considerando W_{t-1} o montante de investimento aplicado em uma carteira de ativos no mercado à vista, no instante $t-1$, esse montante é distribuído percentualmente ($w_{i,t-1}$) entre os ativos, sendo o total de ativos igual a N_a , de acordo com o modelo CAPM discutido na seção anterior, de tal forma que para o instante t :

$$W_t = W_{t-1} \cdot \sum_{i=1}^{N_a} w_{i,t-1} R_{i,t} \quad (5.3)$$

O VaR referente a essa posição no mercado à vista pode ser calculado de acordo com os procedimentos já discutidos, onde a série dos retornos são utilizadas para esse cálculo.

Assim, um detentor de uma carteira de ações no mercado à vista, especificada pela equação (5.3), pode assumir uma posição futura vendida em IBOVESPA, com o intuito de

se proteger de oscilações nos preços dos ativos. Utilizando como referência as expressões de precificação de contratos futuros expostas por Hull (1996), o valor de uma posição vendida para o período T pode ser calculado de acordo com a seguinte equação:

$$V_t = -\left(S_{I,t} - K_{TF,t} \cdot e^{-y_{t,T} \cdot T}\right) \quad (5.4)$$

onde:

V_t = valor do contrato futuro no tempo t

$S_{I,t}$ = cotação do IBOVESPA (índice I) no mercado à vista, no tempo t

$K_{TF,t}$ = valor em t do contrato IBOVESPA com vencimento em TF

$y_{t,T}$ = taxa de juros de capitalização contínua no tempo t , implícita no período T

T = intervalo de tempo de incidência da taxa de juros¹²

Para simplificar o cálculo do número de contratos de IBOVESPA futuro, assumiu-se que o investimento D , aplicado em $t-1$, compra uma quantidade q do índice futuro (e não q contratos de índice futuro). A determinação do valor diário da quantidade q (valoração a mercado) corresponde ao cálculo do valor do investimento em t , e é função do preço de um ponto do índice v , que foi considerado constante nesta pesquisa, e do valor do índice futuro K :

$$D_t = q_t \cdot v \cdot K_t \quad (5.5)$$

A parcela referente ao contrato futuro, equação (5.4), está desmembrada em dois tipos de risco de mercado. O primeiro corresponde ao risco devido à oscilação da cotação do IBOVESPA à vista. O segundo tipo de risco está associado às variações da taxa de juros. O sinal negativo que precede o parêntese indica a posição vendida. As variações no valor do contrato futuro podem ser decompostas em duas partes (índices A e B):

$$\Delta V_{A,t} = -\Delta S_{I,t} \quad (5.6)$$

$$\Delta V_{B,t} = -\Delta P_t = -\Delta\left(K_{TF,t} \cdot e^{-y_{t,T} \cdot T}\right) \quad (5.7)$$

¹² Para o caso exposto acima $T=TF$. Por motivos que ficarão mais claros posteriormente, optou-se em destacar na nomenclatura essas duas definições de tempo.

A parcela referente ao índice A corresponde à uma posição à vista do índice. A parcela do índice B apresenta estrutura similar a um contrato a termo, sujeito às variações da taxa de juros, e com um valor do principal que diariamente é ajustado pelo valor do IBOVESPA futuro.

Um problema que surge com a parcela do índice B é que o risco associado às oscilações da taxa de juros redundariam em uma tarefa de cálculo de volatilidades diárias, com intervalos variáveis de tempo de vencimento do contrato futuro. Dessa forma, para cada tempo t , seria necessário calcular a estrutura a termo passada de taxas de juros, levando em consideração o período $T=TF$ de vencimento do contrato futuro, e essa estrutura a termo precisaria ser reproduzida historicamente, para o cálculo das volatilidades.

Para reduzir essa tarefa, o manual do RiskMetricsTM recomenda um procedimento que será apresentado nesta pesquisa, e que foi adotado para realização dos testes do capítulo 6, com uma carteira teórica que utiliza a estratégia de *hedge*. Essa metodologia foi utilizada também por Amante (1998).

O procedimento proposto pelo manual do RiskMetricsTM divide a parcela do risco de taxa de juros, alocando partes da mesma em vértices (intervalos futuros de tempo fixos), para reduzir o número de cálculos de volatilidades. Assim, considerando para um contrato futuro ($q=1$) de valor unitário ($v=1$):

$$P_t = K_{TF} \cdot e^{-y_{T,t} \cdot T} \quad (5.8)$$

O valor P_t será distribuído em dois vértices M e N , sendo $M < N$, que correspondem aos pontos mais próximos do período de vencimento do contrato futuro TF , buscando conservar o valor presente de P_t e o risco de mercado. Os vértices escolhidos neste trabalho foram de 1, 21 e 42 dias, que coincidem com os vértices utilizados por Amante (1998), e representam um dia à frente, um mês à frente (dias úteis) e dois meses à frente. Vale destacar que os contratos relativos ao IBOVESPA futuro da BM&F apresentam vencimento mensal, sendo que os de maior liquidez são os contratos de primeiro e segundo vencimentos. Dessa forma, uma vez conhecido TF , os valores de M e N são determinados. Caso TF seja maior que 42 dias, considera-se que $y_{T,t} = y_{42,t}$. O procedimento é dividido nas seguintes etapas:

1) A taxa de juros do vencimento é obtida por interpolação:

Considerando-se que b_1 e b_2 correspondem às distâncias entre o vencimento do contrato futuro (TF) e os dois vértices mais próximos (M e N):

$$b_1 = TF - M \quad (5.9)$$

$$b_2 = N - TF \quad (5.10)$$

$$y_{TF,t} = \frac{b_2}{b_1 + b_2} \cdot y_{M,t} + \frac{b_1}{b_1 + b_2} \cdot y_{N,t} \quad (5.11)$$

As equações acima garantem que o maior dos dois pesos seja atribuído ao vértice mais próximo de TF .

2) O valor presente do desembolso futuro é calculado por:

$$P_{TF,t} = K_{TF} \cdot e^{-y_{TF,t} \cdot TF} \quad (5.12)$$

3) Calcula-se a volatilidade dos retornos dos desembolsos, em função da variação da taxa de juros, por meio de uma interpolação com os vértices:

$$\mathbf{s}(\Delta y_{TF,t})TF = \frac{b_2}{b_1 + b_2} \cdot \mathbf{s}(\Delta y_{M,t})M + \frac{b_1}{b_1 + b_2} \cdot \mathbf{s}(\Delta y_{N,t})N \quad (5.13)$$

4) A partir da igualdade da variância dos retornos de um desembolso em TF , com a variância da soma de dois desembolsos equivalentes nos vértices M e N , o RiskMetricsTM chega a uma forma de cálculo das proporções \mathbf{a} e $(1-\mathbf{a})$ sobre o valor presente calculado no item 2, a serem alocadas em cada um desses vértices, respectivamente:

$$\mathbf{a} = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4.a.c}}{2.a} \quad (5.14)$$

onde,

$$a = [\mathbf{s}(\Delta y_{M,t})M]^2 + [\mathbf{s}(\Delta y_{N,t})N]^2 - 2 \cdot \mathbf{r}(\Delta y_{M,t}, \Delta y_{N,t})\mathbf{s}(\Delta y_{M,t})M \mathbf{s}(\Delta y_{N,t})N \quad (5.15)$$

$$b = 2 \cdot r(\Delta y_{M,t}, \Delta y_{N,t}) \mathbf{s}(\Delta y_{M,t}) \cdot M \cdot (\mathbf{s}(\Delta y_{N,t}) \cdot N) - 2 \cdot [\mathbf{s}(\Delta y_{N,t}) \cdot N]^2 \quad (5.16)$$

$$c = [\mathbf{s}(\Delta y_{N,t}) \cdot N]^2 - [\mathbf{s}(\Delta y_{TF,t}) \cdot TF]^2 \quad (5.17)$$

Entre as duas raízes da equação (5.14), o valor de \mathbf{a} escolhido é aquele que satisfaz à condição de $0 < \mathbf{a} < 1$.

5) O valor presente do fluxo de caixa obtido da etapa 2 é distribuído, então, nos dois vértices, levando em consideração o valor de α calculado no item 4:

$$P_{M,t} = \mathbf{a} \cdot P_{TF,t} \quad (5.18)$$

$$P_{N,t} = (1 - \mathbf{a}) \cdot P_{TF,t} \quad (5.19)$$

Considerando que $P_{M,t}$ corresponde ao valor presente (em t), de um desembolso futuro a ser realizado no tempo correspondente ao vértice M , uma expansão em série de Taylor, na equação (5.8), truncada no termo de 1ª ordem, conduz à seguinte expressão:

$$P_{M,t} - P_{M,t-1} = -M \cdot (P_{M,t}) \Delta y_{M,t} \quad (5.20)$$

Substituindo a equação (5.18) na equação (5.20):

$$\Delta P_{M,t} = -M \cdot \mathbf{a} \cdot P_{TF,t} \cdot \Delta y_{M,t} \quad (5.21)$$

De forma análoga, para o vértice N :

$$\Delta P_{N,t} = -N \cdot (1 - \mathbf{a}) \cdot P_{TF,t} \cdot \Delta y_{N,t} \quad (5.22)$$

sendo que y_t é a taxa de juros com capitalização contínua. Considerando a capitalização discreta:

$$\Delta y_{T,t} = \ln \left(\frac{1 + Y_{T,t}}{1 + Y_{T,t-1}} \right) \quad (5.23)$$

5.2.2- Estrutura a Termo da Taxa de Juros

Para viabilizar os cálculos acima é necessário que se construa uma estrutura a termo de taxas de juros. Amante (1998) montou a estrutura a termo de taxa de juros utilizando as seguintes taxas e prazos:

- Taxa Over utilizada para as operações de troca de reservas bancárias por um dia, movimentadas pelo Sistema Especial de Liquidação e Custódia (SELIC), que impactam as reservas em D+0;
- Taxa CDI over, divulgada pela Central de Custódia e Liquidação de Títulos Privados (CETIP), que impactam as reservas em D+1;
- Taxa implícita nos contratos futuros de taxa de juros de Depósitos Interfinanceiros (DI de um dia), considerando os índices (preços unitários – *PU's*) do primeiro, segundo e terceiro vencimentos.

Dessa forma, para as taxas de juros de 1 dia:

$$Y_{t,1} = \frac{Over_t}{3000} \quad (5.24)$$

Taxa de juros para dois dias:

$$Y_{t,2} = \sqrt{\left(1 + \frac{Over_t}{3000}\right) \left(1 + \frac{CDI_t}{3000}\right)} - 1 \quad (5.25)$$

Nos dias em que há coincidência dos vencimentos de contrato futuro de DI:

$$\left(1 + Y_{t,T_{t,i}+1}\right)^{T_{t,i}+1} = \left(1 + \frac{Over_t}{3000}\right) \cdot \left(\frac{100.000}{PU_{t,i}}\right) \quad (5.26)$$

onde *i* corresponde ao contrato *PU* (primeiro, segundo ou terceiro vencimento).

A taxa de juros para os demais períodos até o vencimento do primeiro *PU* (*i=1*) é obtida pela seguinte expressão:

$$\left(1 + Y_{t,n}\right)^n = \left(1 + Y_{t,n-1}\right)^{n-1} \cdot \left(\sqrt[T_{t,1}-1]{\left(\frac{100.000}{PU_{t,1}}\right) \cdot \left(1 + \frac{CDI_t}{3000}\right)^{-1}} \right) \quad (5.27)$$

5.2.3- Cálculo do Número de Contratos para o *Hedge*

Hull (1996) apresentou uma forma de cálculo do número de índices futuro que são necessários para a realização de um *hedge* de mínima variância. Baseado nas expressões propostas por Hull, o número de posições vendidas no futuro é calculado da seguinte forma:

$$q = r \cdot \frac{s_1}{s_2} \cdot \frac{D}{v \cdot K} \quad (5.28)$$

onde,

q é quantidade de índices da posição futura

D é o valor do investimento em ações do mercado à vista, com composição feita de acordo com a seção 5.1

K é o valor do IBOVESPA futuro

s_1 é o desvio padrão dos retornos da carteira apenas com as ações do mercado à vista

s_2 é o desvio padrão dos retornos do índice futuro (DK/K)

r é o coeficiente de correlação entre os retornos da posição à vista e da posição no índice futuro

v é o valor por ponto do índice

6- SIMULAÇÕES REALIZADAS

Conforme mencionado no capítulo introdutório deste trabalho, a metodologia seguida foi dividida em três etapas. Na primeira delas, foi realizado um levantamento bibliográfico da literatura pertinente, que foi descrito nos capítulos anteriores. A segunda etapa consistiu em implementar os modelos e procedimentos discutidos em microcomputador. A terceira etapa corresponde aos testes realizados, e este capítulo descreve esses testes, que têm como objetivo realizar simulações de casos para estudo, com o intuito de investigar os procedimentos de avaliação de desempenho dos modelos de gerenciamento de risco de mercado, destacando suas vantagens e desvantagens. Além disso, pretende-se investigar também o desempenho comparativo dos modelos de gerenciamento de risco e a influência da alteração da composição da carteira na avaliação dos modelos, com o objetivo de responder às questões levantadas na introdução deste trabalho:

Questão 1: *Dentre algumas alternativas, reportadas na literatura, para avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado, qual a melhor delas?*

Questão 2: *A partir de diversos critérios de avaliação, é possível escolher dentre os modelos de gerenciamento de risco estudados qual o de melhor desempenho?*

Questão 3: *De que forma a composição da carteira investigada influi nos resultados de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado?*

Almeida e Ghirardi (1999) argumentam que a comparação de modelos de gerenciamento de risco não é uma tarefa simples, pois ela depende de fatores como: os ativos que estão sendo utilizados, o período de observação, e o critério de avaliação. Esses três aspectos são observados nos estudos de casos investigados nesta pesquisa.

Jackson et alii (1997) destacam a importância de utilização de carteiras reais para efetuar estudos na área de risco de mercado, porém isso nem sempre é possível. Em um primeiro momento, para o estudo de um caso prático neste trabalho, tendo em vista os problemas de trabalhar com uma carteira real de ativos, devido à dificuldade de obtenção de dados históricos de composição de carteira, o grande volume de informações e esforço computacional que seriam necessários, optou-se em reproduzir, de forma aproximada, uma

carteira real de um fundo de ações, de um banco do sistema financeiro nacional, a partir dos valores das cotas obtidos junto à instituição financeira. Essa etapa é descrita na seção 6.1.

O estudo de um segundo caso hipotético foi realizado a partir de uma carteira com ações, cuja composição foi variada segundo o modelo CAPM, e um *hedge* formado por contrato futuro de IBOVESPA, conforme descrito na seção 6.2. Os dois estudos de casos tiveram como objetivo retratar condições similares às de mercado, para que os resultados reflitam situações próximas da realidade.

As observações relativas aos resultados buscam enfatizar três aspectos. O primeiro deles diz respeito às diversas técnicas de avaliação dos modelos de gerenciamento de risco de mercado, suas vantagens e desvantagens. O segundo aspecto diz respeito aos diferentes desempenhos dos modelos de gerenciamento, o que permite uma análise comparativa entre os mesmos. O terceiro e último aspecto diz respeito à influência da mudança da composição da carteira nos resultados, ao longo do período investigado.

As seções 6.1 e 6.2 apresentam os resultados dos dois estudos de casos por intermédio de figuras e tabelas, seguidas de comentários sobre as observações mais relevantes relativas a cada uma delas. A seção 6.3 consolida a análise dos resultados e apresenta as respostas às três questões levantadas.

Os cálculos do VaR foram feitos tomando como base os parâmetros estabelecidos pelo Comitê de Basileia para o *backtesting*. Os testes foram aplicados com uma frequência trimestral, usando as 250 observações de retornos anteriores, o que resultou em 15 simulações no período de julho de 1994 a dezembro de 1999, sendo que os dados de julho de 1994 a junho de 1995 foram utilizados para os cálculos iniciais dos modelos relativos à primeira simulação (jul/1995 a jun/1996).

Os resultados são apresentados nas figuras e tabelas das seções 6.1 e 6.2, sendo que as abreviaturas DesvPad, RMetrics, SimHist e AborHib referem-se aos modelos “ingênuo”, RiskMetricsTM, Simulação Histórica e Abordagem Híbrida, respectivamente. Os parâmetros GARCH foram calculados para todo o período investigado e mantidos constantes ao longo de cada uma das simulações.

O modelo “ingênuo” foi utilizado para investigar a capacidade das técnicas de avaliação de desempenho em evitar erros do tipo II, ou seja, aceitação de um modelo inadequado, quando ele deveria ser rejeitado.

6.1- Estudo de Caso da Carteira de Fundo de Ações

Com o objetivo de aplicar o procedimento de *backtesting* e outros procedimentos de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado, em uma carteira que seguisse uma lógica real de operação do mercado na variação de sua composição, foram utilizados os valores das cotas de um fundo de ações de um banco do sistema financeiro nacional, simulando uma carteira hipotética que reproduzisse da melhor forma possível o retorno desse fundo. Esse procedimento foi utilizado por Almeida e Ghirardi (1999).

A carteira utilizada para os testes é formada pelo índice IBOVESPA, por ações PETROBRÁS PN, TELESP PN e por Certificados de Depósito Interbancários (CDI). A composição dessa carteira foi variada em intervalo regular de tempo (5 dias), escolhido arbitrariamente. O CDI foi tratado como um ativo sem risco. O fundo da instituição bancária é composto de no mínimo 51% do volume aplicado em ações, sendo que parcela dos recursos pode ser aplicada em renda fixa, desde que não ultrapasse o limite normativo de 49% do volume aplicado. Dessa forma, com os valores das cotas do fundo, foram realizadas regressões com os dados do IBOVESPA (de julho de 1994 a dezembro de 1999). O coeficiente estimado pelo modelo de regressão foi assumido como a composição hipotética do fundo em IBOVESPA, com restrição de variação entre 0,2 e 1:

$$RENT_{fundo} = C_{IBOVESPA} \cdot RENT_{IBOVESPA} \quad (6.1)$$

Isso significa que o fundo hipotético foi composto de uma carteira com um percentual do investimento em IBOVESPA variando entre 20% e 100% (sendo que essa composição foi alterada de 5 em 5 dias). Para determinar a parcela investida em ações da PETROBRÁS, TELESP e em CDI, foram feitas regressões com os dados de rentabilidades do fundo ($RENT_{fundo}$) e de várias carteiras hipotéticas ($RENT_{carthipot}$), ver equação (6.2), obtidas a partir da variação da composição remanescente (100% menos a composição em IBOVESPA), de tal forma que se obtivesse um balanço entre o coeficiente de correlação da regressão (R_{multi}) e o parâmetro estimado da regressão (X). O objetivo seria chegar a valores de R_{multi} e de X o mais próximo possível de um:

$$RENT_{fundo} = X \cdot RENT_{cart.hipot.} \quad (6.2)$$

Como resultado das regressões da equação (6.2), a lógica da composição da carteira foi definida da seguinte forma: $C_{IBOVESPA}$ é obtida do resultado da regressão, de 5 em 5 dias, da equação (6.1). A composição em ações PETROBRÁS é dada por:

$$C_{PETROBRÁS} = (1 - C_{IBOVESPA}) \cdot 0,3 \quad (6.3)$$

enquanto que a composição em ações TELESP:

$$C_{TELESP} = (1 - C_{IBOVESPA}) \cdot 0,1 \quad (6.4)$$

e, finalmente, a composição em renda fixa:

$$C_{CDI} = (1 - C_{IBOVESPA}) \cdot 0,6 = 1 - C_{IBOVESPA} - C_{PETROBRÁS} - C_{TELESP} \quad (6.5)$$

A regressão dos retornos do fundo com os retornos da carteira hipotética acima apresentaram $R_{multi}=0,7555$, $X=0,7399$ e estatística $t=42,5$. É importante destacar que a regressão dos dados do fundo de ações com o IBOVESPA, para o período de julho de 1994 a dezembro de 1999, resultou em um $R_{multi}=0,7172$, $X=0,4937$ e estatística $t=38,0$. A composição da carteira hipotética segundo os parâmetros apresentados garante que não haja menos de 52% do montante investido aplicado em ações ou no índice, já que no mínimo 20% é aplicado em IBOVESPA, ver equação (6.5).

A carteira hipotética cuja composição varia conforme a descrição acima, foi utilizada para os cálculos diários do VaR, com os dados dos retornos do IBOVESPA, das ações PETROBRÁS PN, TELESP PN e do CDI, no período de julho de 1995 a dezembro de 1999, conforme descrito anteriormente.

A análise do efeito da alteração da composição da carteira tem como objetivo verificar se há uma mudança substancial na avaliação dos modelos de gerenciamento de risco em função desse efeito. Para essa análise foi utilizada a carteira com composição média do período estudado:

$$C_{IBOVESPA}=45,73\%; C_{TELESP}=5,43\%; C_{PETROBRÁS}=16,28\%; C_{CDI}=32,56\%,$$

sendo que seus resultados foram comparados com aqueles obtidos com a carteira de composição variável.

Antes de analisar os resultados de avaliação dos modelos de gerenciamento de risco de mercado, foram calculadas as estatísticas discutidas no capítulo 4 para as séries dos retornos das carteiras investigadas, bem como para os ativos individuais que as compõem. Os resultados são apresentados na tabela 6.1.

Tabela 6.1 – Estatísticas para o Caso do Fundo de Ações

Ativo ou carteira	Hipótese de normalidade			Hipótese de independência			
	Curtose	Assimetria	Jarque-Bera	Box-Ljung retornos	Box-Ljung (retornos) ²	Significância AR(1)	Significância AR(2)
IBOVESPA	24,35	1,35	21.399,21	1,95	25,16	88,53%	66,77%
PETROBRÁS	9,43	0,11	1.913,53	16,40	180,00	99,99%	93,29%
TELESP	42,21	1,63	71.525,14	1,19	8,90	73,92%	34,76%
CDI	2,79	0,86	137,33	1.085,80	1.080,50	99,99%	14,94%
Carteira real	8,51	-0,34	1.423,51	35,75	154,50	99,99%	98,91%
Carteira hipot.	18,34	0,90	11.023,48	11,40	61,373	99,97%	81,40%
Carteira fixa	20,87	1,05	14.963,70	3,44	49,53	96,57%	70,89%

A observação da tabela acima permite constatar que nenhum dos ativos e nem as carteiras selecionadas apresentam distribuição normal dos retornos, tendo em vista os elevados valores encontrados para as estatísticas de Jarque-Bera (o valor crítico a 99% de confiança é 9,21). Além disso, os valores de curtose superiores a 3 indicam que as distribuições são leptocúrticas (à exceção do CDI), e os coeficientes de assimetria indicam que as distribuições não são perfeitamente simétricas.

Os resultados encontrados para os ativos investigados reproduzem conclusões de outros trabalhos que rejeitam a hipótese de normalidade dos retornos financeiros, como por exemplo Ohanian (1998), Lemgruber e Ohanian (1997), Farias Filho (1997) e Matos (1998). Um fato interessante para se observar são as diferenças entre os graus de assimetria e curtose entre as distribuições da carteira real e da carteira hipotética, uma vez que esta última é uma tentativa de reprodução da primeira. Percebe-se que mesmo com um coeficiente R_{multi} de 0,7555, resultado da regressão da equação (6.2), a carteira hipotética apresenta uma distribuição de probabilidades diferente daquela apresentada pelo fundo de ações.

Relativamente à questão da independência das observações dos retornos, a estatística de Box-Ljung foi calculada para a primeira defasagem, o que leva a um valor

crítico de 3,84 (a 95% de confiança). Vale destacar que os altos valores encontrados para o CDI estão coerentes com o fato de que o governo administra as taxas de juro.

Outro aspecto a se abordar na análise da tabela 6.1, diz respeito aos graus de autocorrelação das carteiras. Não se pode deixar de observar que com a composição da carteira fixa na média da composição da carteira hipotética, a série dos seus retornos é não autocorrelacionada a 95% de significância, considerando a estatística de Box-Ljung, pois seu valor de 3,44 é inferior ao valor crítico. Entretanto, o coeficiente AR(1) não confirma isso, pois ele foi significativo a 96,57% de confiança. Vale lembrar que as séries dos retornos dos ativos que compõem a carteira possuem padrão de autoregressão, e esse efeito não é necessariamente eliminado na composição da carteira, mesmo assumindo que a mesma seja fixa. Fica claro que embora a carteira com composição fixa, para este caso em estudo, possa não apresentar grau de autocorrelação, se for considerada a estatística de Box-Ljung a 95% de confiança, as observações de seus retornos não são independentes, tendo em vista o valor da estatística de Box-Ljung da série dos retornos quadráticos igual a 49,53. Além disso, a carteira hipotética e a carteira real apresentam série de retornos não independentes, conforme observação dos resultados da tabela 6.1 e da discussão acima.

A carteira hipotética é apenas uma tentativa de reprodução da carteira real, a fim de que se tivesse uma carteira de testes que representasse uma lógica qualquer de mudança de composição de carteira que fosse aplicada por um banco que opera no mercado. Embora não se tenha conseguido reproduzir a mesma distribuição de probabilidades da carteira real, o que seria complicado, o objetivo na construção da carteira hipotética foi alcançado, pois obteve-se uma carteira com composição variável simulando um comportamento de uma carteira de um fundo de ações de uma instituição financeira, a partir de uma regressão entre os retornos de ambas.

As figuras 6.1 e 6.2 permitem a comparação dos resultados do *backtesting* com carteira de composição variável e composição fixa, para as posições comprada e vendida. As linhas pontilhadas representam os resultados com a carteira de composição constante, ou fixa, enquanto que as linhas contínuas referem-se à carteira com composição variável. A posição vendida está relacionada aos limites positivos dos retornos (que significam prejuízo para quem detém posição vendida, pois indicam aumento de preços), enquanto que a posição comprada corresponde aos limites negativos. As avaliações correspondem ao período de um ano antes das datas apresentadas no eixo das abcissas das figuras.

A análise das figuras 6.1 e 6.2 permite que seja feita uma comparação entre as diversas técnicas de cálculo do VaR. Assim, as duas figuras revelam a desvantagem do modelo baseado no desvio padrão dos retornos com pesos distribuídos igualmente (modelo “ingênuo”), o que era de se esperar, pois a existência de um retorno incomum contamina o cálculo, persistindo durante o período de um ano (250 dias considerados), além disso todas as informações passadas têm o mesmo peso no cálculo da volatilidade. Os modelos do RiskMetricsTM e do GARCH, por apresentarem pesos diferenciados às informações passadas oferecem vantagem sobre a estimativa da volatilidade pelo modelo “ingênuo”.

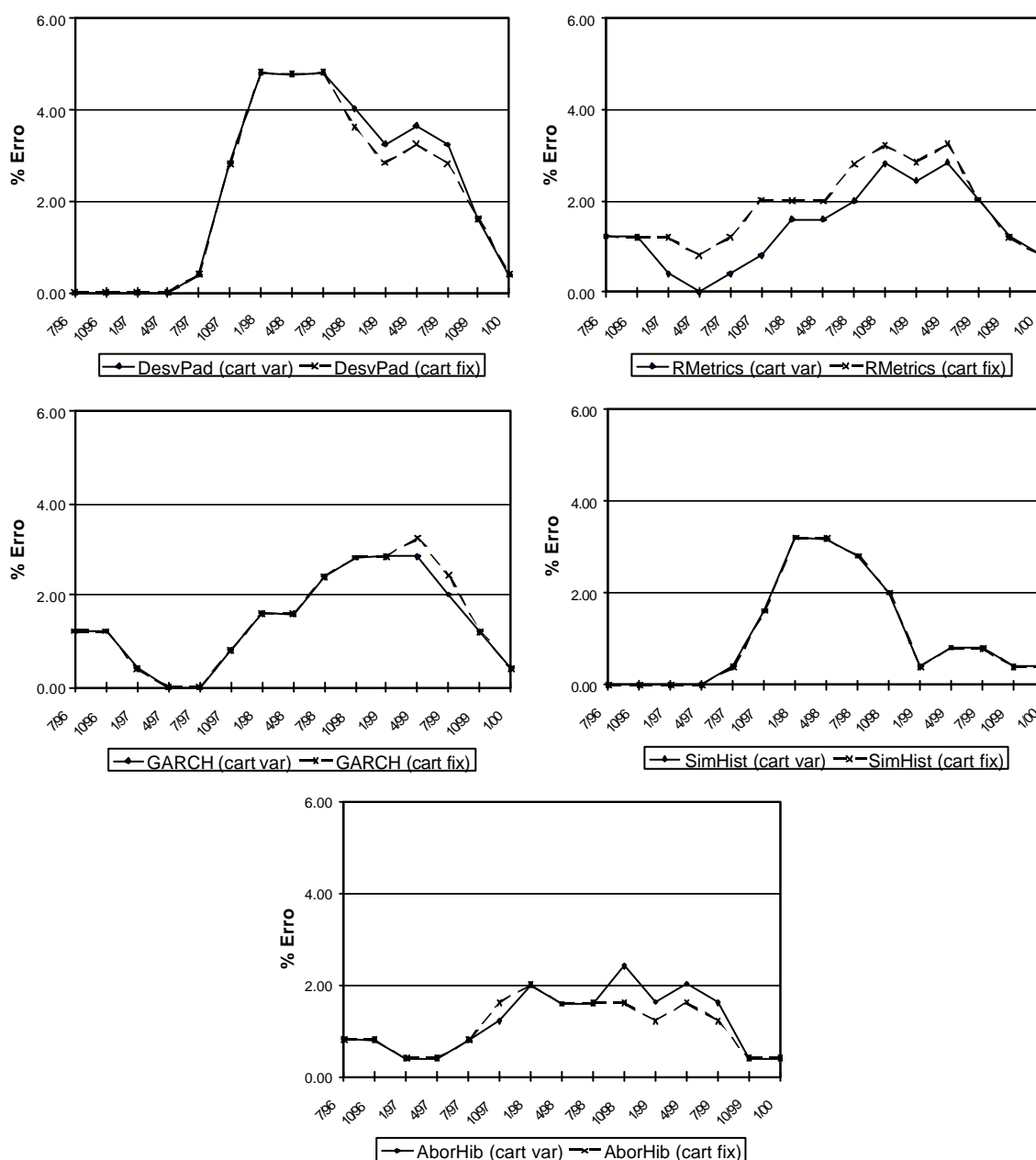


Figura 6.1 – Backtesting para a Carteira do Fundo de Ações, posição comprada

Um número de 10 erros em 250 observações (4%) leva à classificação do modelo na zona vermelha (tabela 3.1), o que sugere problemas com o mesmo. O modelo “ingênuo” encontra-se nessa zona em parte dos períodos investigados. Os demais modelos de gerenciamento de risco de mercado em momento algum apresentaram resultados na zona vermelha. Isso revela uma característica interessante do procedimento do *backtesting* que é o seu potencial de rejeitar um modelo de gerenciamento de risco que reconhecidamente não é apropriado, ou seja, de evitar a ocorrência de um erro do tipo II, como descrito na introdução deste trabalho.

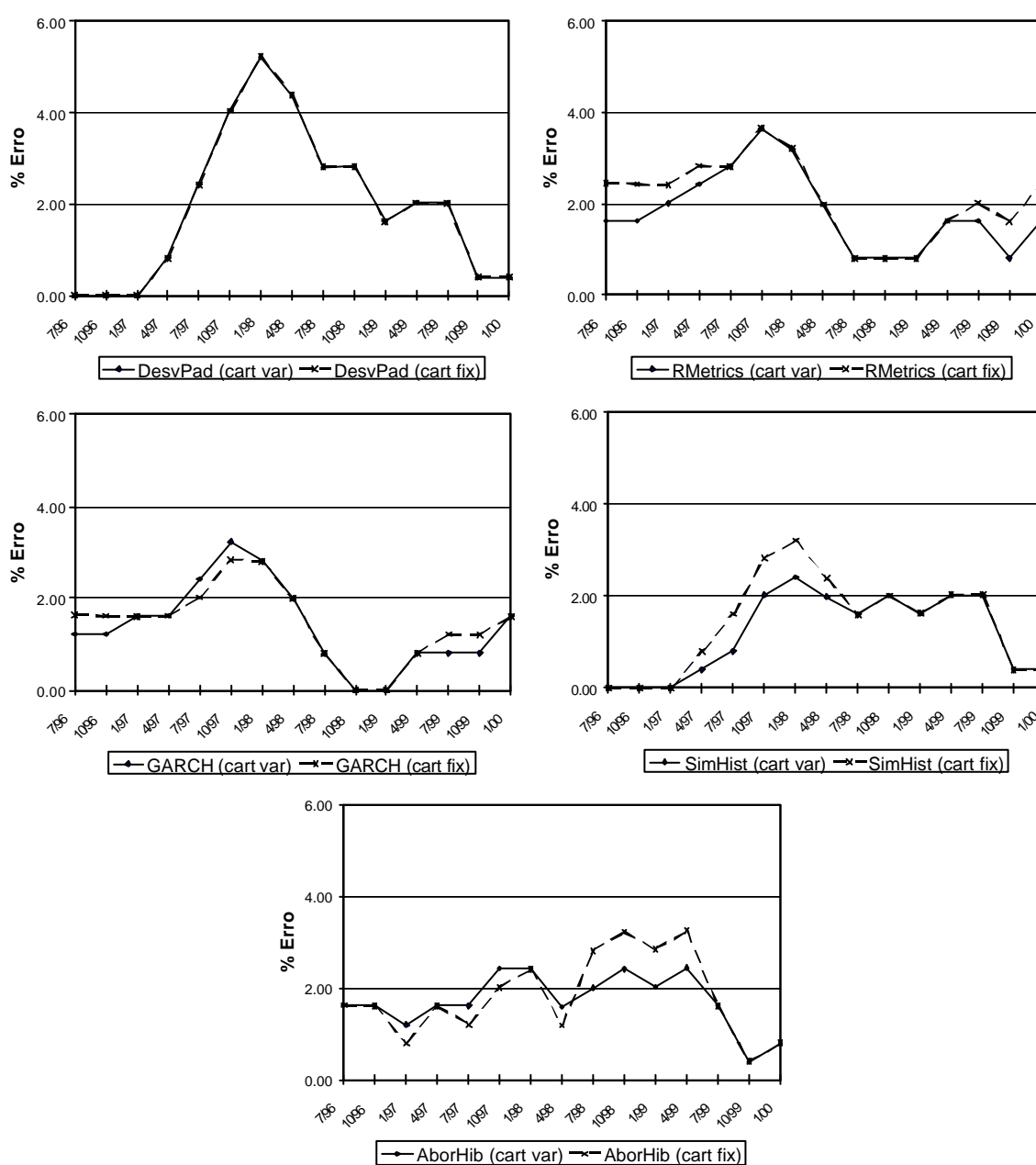


Figura 6.2 – Backtesting para a Carteira do Fundo de Ações, posição vendida

Percebe-se que as curvas de ambos os tipos de carteiras se comportam de forma similar, com diferenças de resultados que não podem ser consideradas substanciais na avaliação dos modelos de gerenciamento de risco. Além disso, o modelo “ingênuo” apresenta desempenho bastante insatisfatório quando comparado aos demais, para as duas carteiras utilizadas. Dessa forma, pode-se concluir que, para os dados aqui analisados, o efeito da composição da carteira não influenciou de forma considerável no resultado da avaliação do modelo de gerenciamento de risco com o uso do *backtesting*.

Por outro lado, a análise visual do *backtesting* não permite que se faça uma distinção nítida entre o desempenho dos modelos RiskMetricsTM, GARCH, Simulação Histórica e Abordagem Híbrida, se for feita uma análise individual para todo o período investigado. O que se percebe é que, em alguns períodos, um ou outro modelo apresenta resultado superior, mas essa avaliação não persiste para todo o período investigado. A seção 6.3 discute essa observação com maiores detalhes.

Na comparação dos modelos “ingênuo”, RiskMetricsTM, e GARCH, que são baseados no cálculo de volatilidade, pode-se utilizar alternativamente os critérios da Função de Verossimilhança para Volatilidade e Raiz Quadrada dos Desvios Quadráticos Médios (RMSE)¹³, como descritos nas seções 3.2 e 3.3. As tabelas 6.2 e 6.3 apresentam os valores obtidos por esses critérios. Os resultados da função de verossimilhança da tabela 6.2 foram multiplicados por (-1), e ela foi construída de tal forma que quanto maior seu valor nessa tabela, melhor o desempenho do modelo. Quanto menor o RMSE, melhor o desempenho do modelo.

Na observação das tabelas 6.2 e 6.3, a área sombreada corresponde ao modelo que apresentou o melhor desempenho para o período investigado. A função de verossimilhança para a Volatilidade e o RMSE, calculados de acordo com as equações (3.1) e (3.2), são médias simples dos valores obtidos para cada um dos ativos com risco¹⁴. Os dois critérios apresentam uma tendência comum de avaliação do melhor modelo. Conclui-se também que o melhor modelo, de acordo com cada critério, depende do período investigado.

¹³ Esses critérios não foram utilizados para avaliação dos modelos de Simulação Histórica e Abordagem Híbrida, que não levam em consideração o cálculo de volatilidades.

¹⁴ Os critérios nesta pesquisa são calculados a partir da volatilidade de cada ativo que compõe a carteira, e o resultado individual é ponderado igualmente no cálculo do critério global. Como as volatilidades de cada ativo para as carteiras de composição variável e fixa são as mesmas, uma vez que a única coisa que muda é a composição, os resultados dos critérios também são os mesmos para as duas carteiras.

Diferentes critérios de avaliação podem levar a diferentes resultados na análise do desempenho de um modelo de gerenciamento de risco. As funções objetivos das tabelas 6.2 e 6.3 não permitiram uma nítida diferenciação de desempenho de modelos mais sofisticados como o RiskMetricsTM e o GARCH, do modelo “ingênuo”, pois este último apresenta melhor desempenho em vários períodos. Isso é um indicativo de que existe uma séria limitação do RMSE e da Função de Verossimilhança para Volatilidade, pois ambos estão sujeitos a aceitar um modelo ruim como adequado, ou seja, apresentam um potencial de cometer erros do tipo II.

A explicação está no fato de que esses critérios procuram avaliar o desempenho levando em consideração diferenças de previsão para todas as observações de retornos da carteira, ao contrário de avaliar os pontos críticos de uma distribuição de probabilidades, sob o enfoque do risco (caudas da distribuição). Além disso, essas funções objetivo calculam o desempenho considerando as variâncias de cada ativo e não levam em consideração as covariâncias.

Tabela 6.2 – Função de Verossimilhança para Volatilidade^{*1}, para a Carteira do Fundo de Ações

Modelo	Data da avaliação														
	Jul 96	Out 96	Jan 97	Abr 97	Jul 97	Out 97	Jan 98	Abr 98	Jul 98	Out 98	Jan 99	Abr 99	Jul 99	Out 99	Jan 00
DP_var	3,21	3,26	3,77	2,34	3,51	3,32	3,11	3,14	2,99	2,41	2,84	2,75	2,78	2,70	3,05
RM_var	2,97	3,15	3,72	2,41	3,38	3,22	2,88	3,46	2,99	2,26	2,86	3,05	3,20	2,10	3,23
GH_var	3,16	3,18	3,67	2,48	3,35	3,23	2,91	3,47	3,01	2,28	2,88	3,06	3,18	2,12	3,28

*1 Valores multiplicados por -1.

Tabela 6.3 – Avaliação pelo *RMSE*^{*1}, para a Carteira do Fundo de Ações

Modelo	Data da avaliação														
	Jul 96	Out 96	Jan 97	Abr 97	Jul 97	Out 97	Jan 98	Abr 98	Jul 98	Out 98	Jan 99	Abr 99	Jul 99	Out 99	Jan 00
DP_var	1,20	0,40	1,20	2,20	0,60	1,20	3,30	3,90	5,40	1,70	5,50	8,50	6,30	1,80	3,40
RM_var	1,30	0,70	1,40	2,20	1,30	2,00	6,30	1,50	5,80	10,1	5,00	3,70	1,30	2,80	1,90
GH_var	1,20	0,70	1,50	2,10	1,50	1,90	5,90	1,50	5,70	9,10	4,80	3,50	1,40	2,80	1,80

*1 Valores multiplicados por 1x10⁵

As figuras 6.3 e 6.4 apresentam os resultados da avaliação dos modelos usando a função de verossimilhança proposta por Kupiec (1995). Os resultados para a carteira com composição fixa seguem o mesmo padrão de comportamento daqueles obtidos com composição variável.

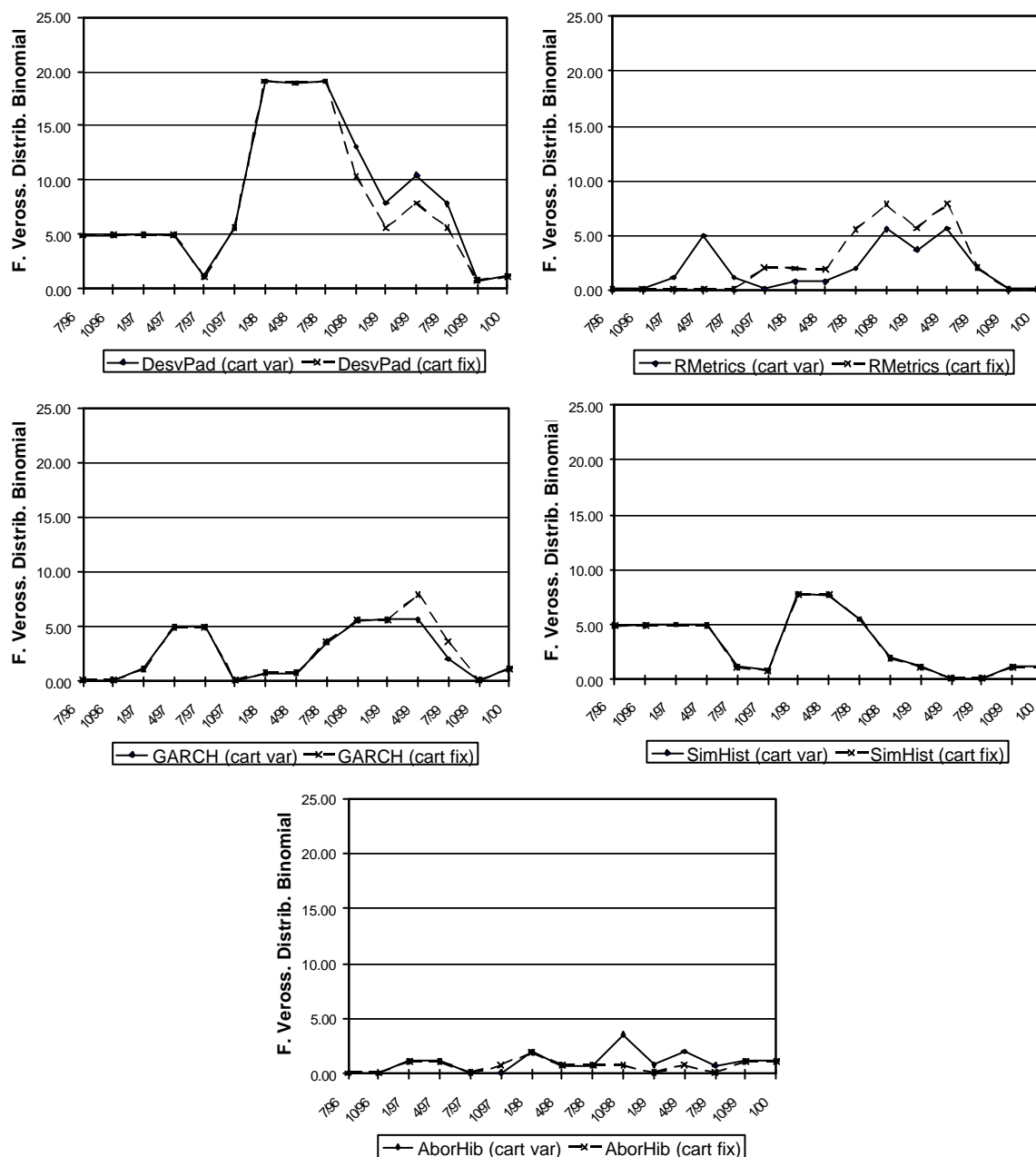


Figura 6.3 – Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada

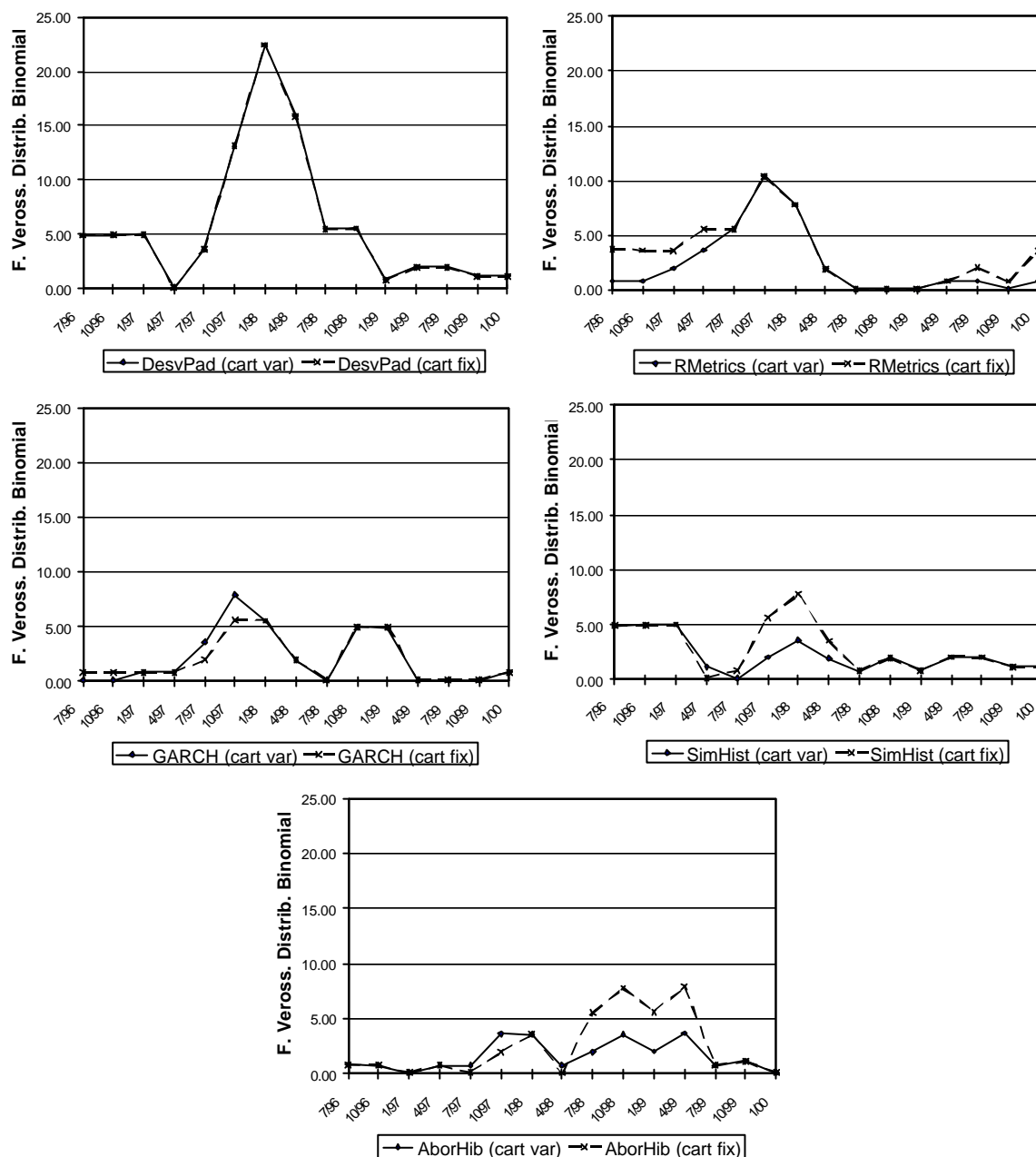


Figura 6.4 – Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida

Em três avaliações realizadas em 1998, para a posição comprada, e duas para a posição vendida, ver figuras 6.3 e 6.4, o valor da função objetivo para o modelo “ingênuo” é maior que 15, bem superior ao encontrado para as demais técnicas, indicando que esse modelo não é adequado. Isso significa que esse critério tem potencial de evitar a ocorrência de erros do tipo II. A Abordagem Híbrida, para a posição comprada, apresentou resultados mais persistentes, segundo esse critério de avaliação. O comportamento da Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial se assemelha com o comportamento da

avaliação pelo *backtesting*. Isso era de se esperar, pois os dois critérios apresentam os mesmos fundamentos, quais sejam, a consideração de que a distribuição é binomial e o estabelecimento de um valor percentual de erros para comparação, que no caso é de 1%. Quanto maior a diferença do erro de previsão, resultante do *backtesting*, do valor de 1%, maior é o valor da função de verossimilhança.

Vale destacar que mesmo para os períodos onde o erro percentual do *backtesting* é igual a $p=0\%$, o valor da função de verossimilhança ultrapassa o valor crítico de 3,84, a 95% de confiança, indicando que o modelo não seria adequado. Isso ocorre porque para a hipótese nula de que $p^*=1\%$, onde p^* é o valor percentual de erro esperado, tendo em vista a definição do VaR, a função de verossimilhança da equação (3.3) interpreta o valor $p=0\%$, como diferente de 1%, no limite de confiança de 95% (p^1p^*). O uso da função de verossimilhança levaria a rejeitar o modelo, o que estaria estatisticamente correto. Isso é uma limitação para o uso da Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial, pois do ponto de vista de regulação, isto é, do risco de erro na previsão associado a uma perda maior que a prevista, um baixo número de erros não é visto como problema.

As figuras 6.5 a 6.8 apresentam os resultados dos testes propostos por Christoffersen (1998), para avaliar a cobertura condicional, ou seja, se existem momentos de concentração de erros ao longo do intervalo avaliado. A análise de Christoffersen leva em consideração também uma avaliação similar à proposta por Kupiec, para o teste da cobertura incondicional, de forma que elas se complementam. Os períodos onde o índice de erros (perda maior que a previsão) foi igual a zero, o que não é problema do ponto de vista de risco, impossibilitaram o uso das expressões de verossimilhança e, assim, assumiu-se seu valor igual a 0. Uma alternativa seria redefinir a variável indicador da equação (3.4).

O teste de independência permite avaliar se existe ou não a formação de concentração de resultados em determinado período de tempo. A observação das figuras 6.5 e 6.6, que representam o teste de independência das observações de erro ou acerto, revela que mais uma vez as avaliações com a carteira com composição fixa e com composição variável apresentam comportamento similar, à exceção de alguns poucos pontos onde os resultados divergiram muito. Além disso, o modelo “ingênuo” mostrou-se inadequado (valor elevado da função de verossimilhança) em parte dos períodos, revelando a capacidade dessa alternativa de avaliação em descartar um modelo de gerenciamento de risco inadequado.

As técnicas de Simulação Histórica e Abordagem Híbrida, para a posição comprada, foram as únicas a apresentarem valor da função para o teste de independência inferior ao crítico (3,84, a 95% de confiança), para todo o período investigado. Por outro lado, para a posição vendida, as técnicas GARCH e RiskMetricsTM é que apresentaram esses bons resultados.

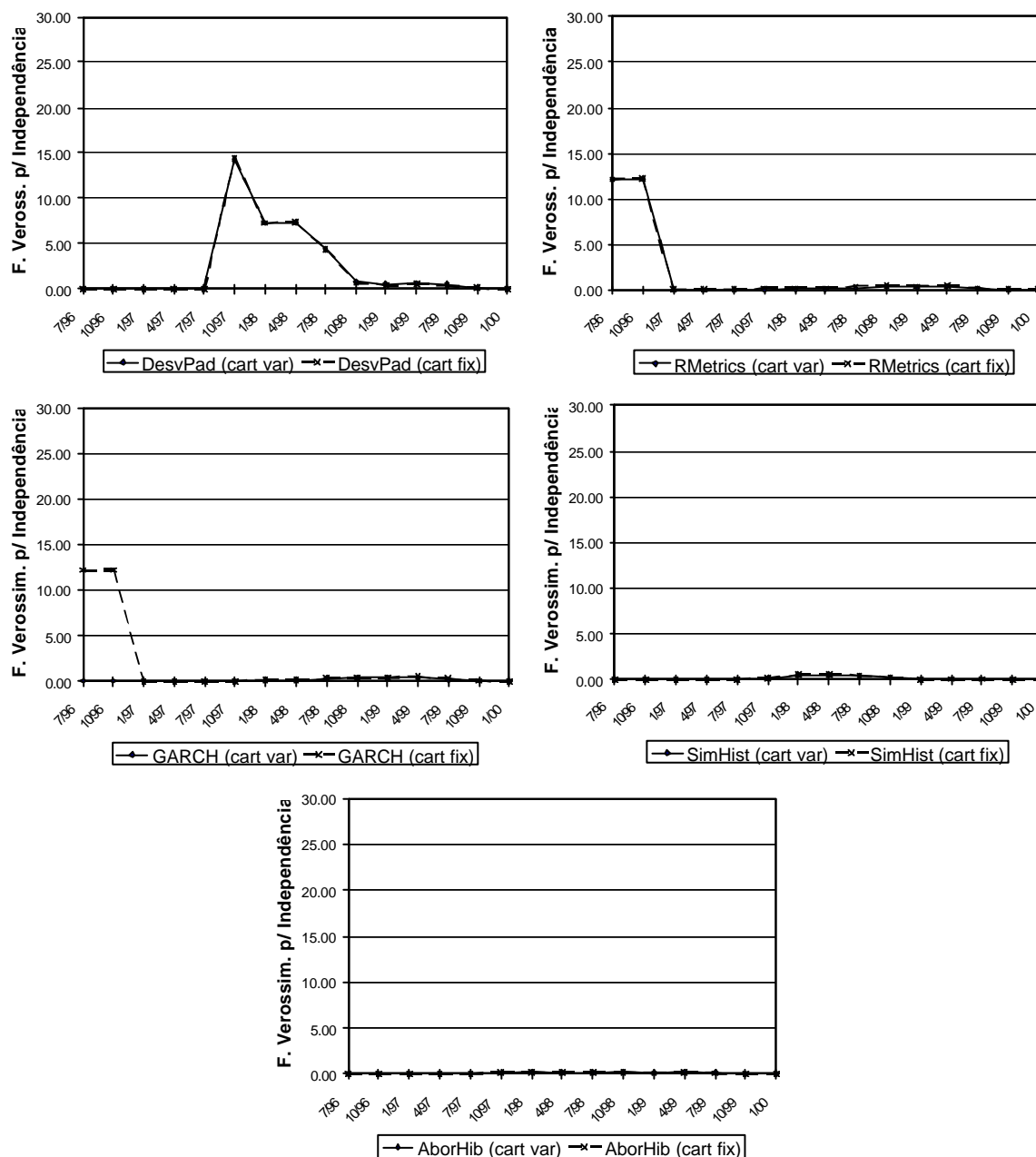


Figura 6.5 – Função para Teste de Independência para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada

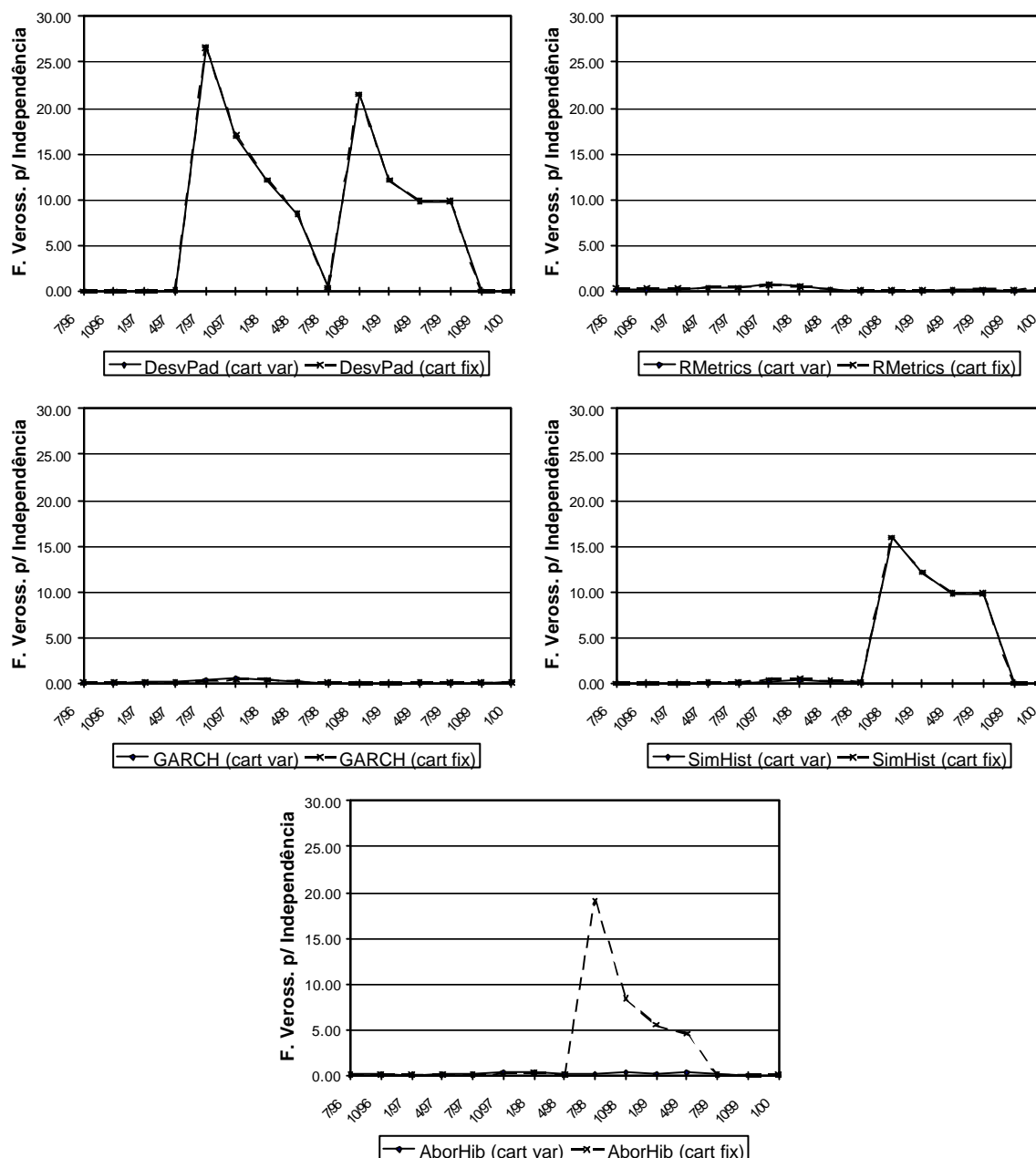


Figura 6.6 – Função para Teste de Independência para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida

As figuras 6.7 e 6.8 correspondem ao teste conjunto de independência e cobertura incondicional, para as posições comprada e vendida, respectivamente. A um nível de confiança de 95%, o valor crítico para o teste de cobertura condicional é 5,99 (distribuição χ -quadrado com dois graus de liberdade).

A cobertura condicional procura identificar se o modelo de gerenciamento de risco atende o atributo de ser não viesado e não apresentar resultados concentrados da variável indicador, o que seria um sinal de que o modelo apresenta adaptabilidade às turbulências

econômicas, acompanhando, assim, mudanças nos níveis de volatilidade. O fato de se utilizar um intervalo de confiança de 99% para o VaR, faz com que o número de observações que são consideradas erros de previsão seja pequeno (cerca de 3 em 250). Isso prejudica a análise pelos testes propostos por Christoffersen, pois exigiria uma amostra maior que as 250 observações passadas.

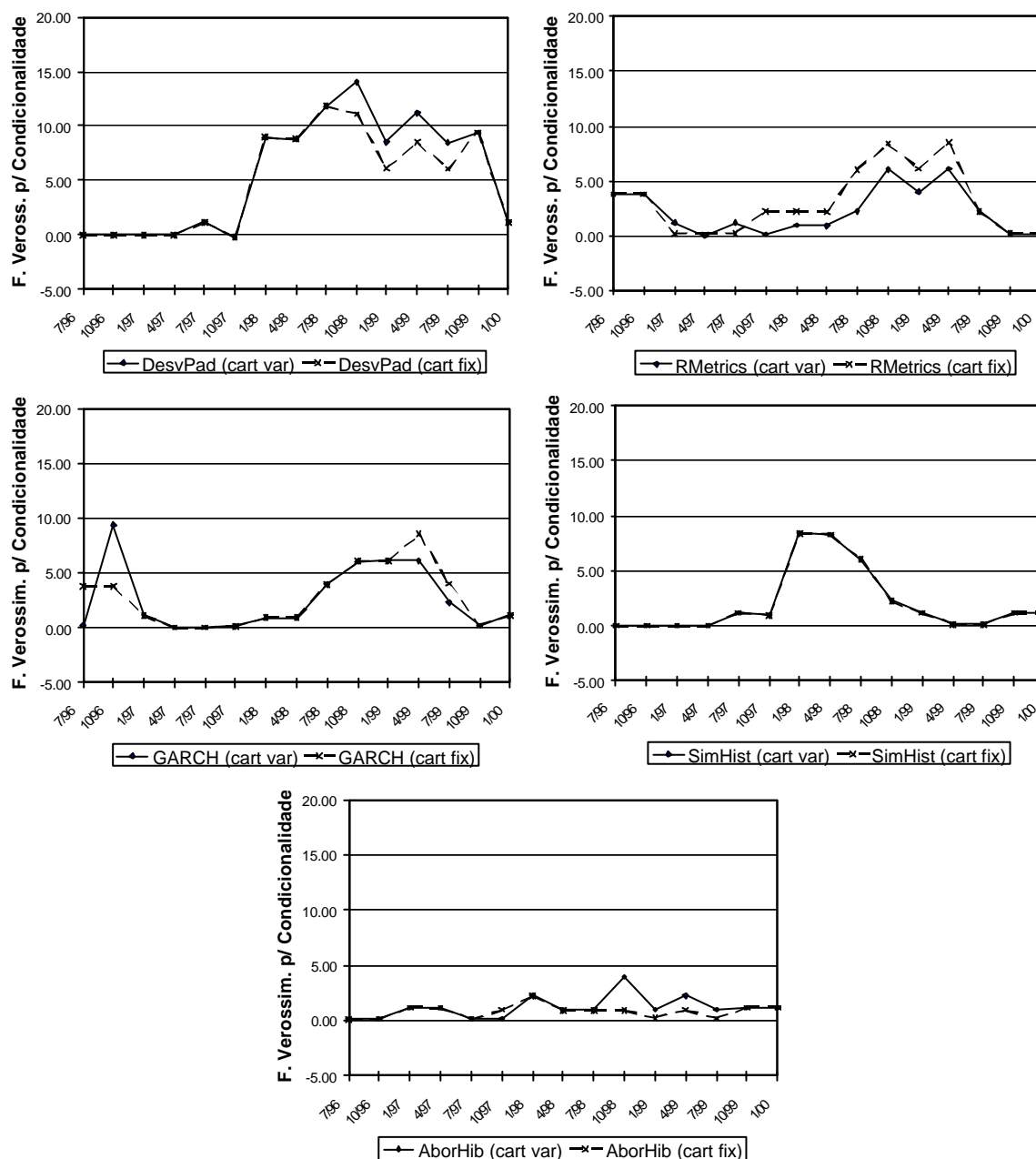


Figura 6.7 – Função para Teste de Cobertura Condicional para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada

As avaliações com ambas as carteiras apresentam comportamento similar, indicando que o efeito da composição da carteira, para o caso estudado, não parece

interferir muito na avaliação do modelo de gerenciamento de risco de mercado. As figuras revelam, ainda, que esse teste não permite considerar o modelo “ingênuo” como de desempenho muito inferior quando comparado aos demais modelos, o que é uma grande desvantagem para esse critério de avaliação quando comparado ao *backtesting*. A Abordagem Híbrida foi a única a apresentar valores para a função objetivo inferiores ao valor crítico, para todos os períodos investigados.

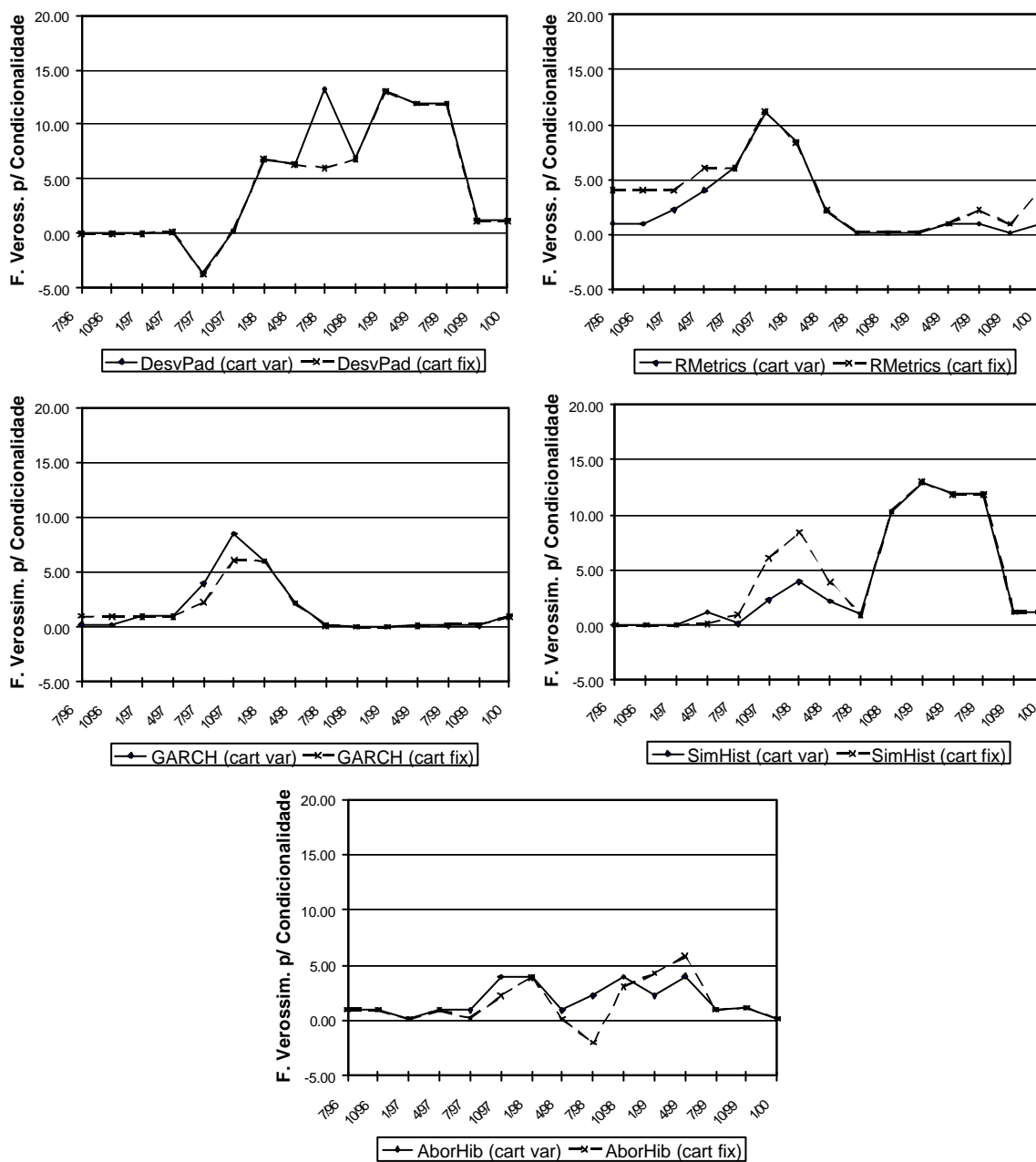


Figura 6.8 – Função para Teste de Cobertura Condicional para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida

As figuras 6.9 e 6.10, que apresentam os resultados da Função de Perda Regulatória, possuem comportamento similar ao das figuras 6.1 e 6.2. Isto era de se esperar, tendo em vista que a diferença entre o *backtesting* e a Função de Perda Regulatória é apenas a atribuição de um peso ao erro de previsão do VaR. Dessa forma, não se verifica uma mudança substancial de resultado de avaliação do modelo, ao se trabalhar com uma carteira com composição fixa ou com composição variável.

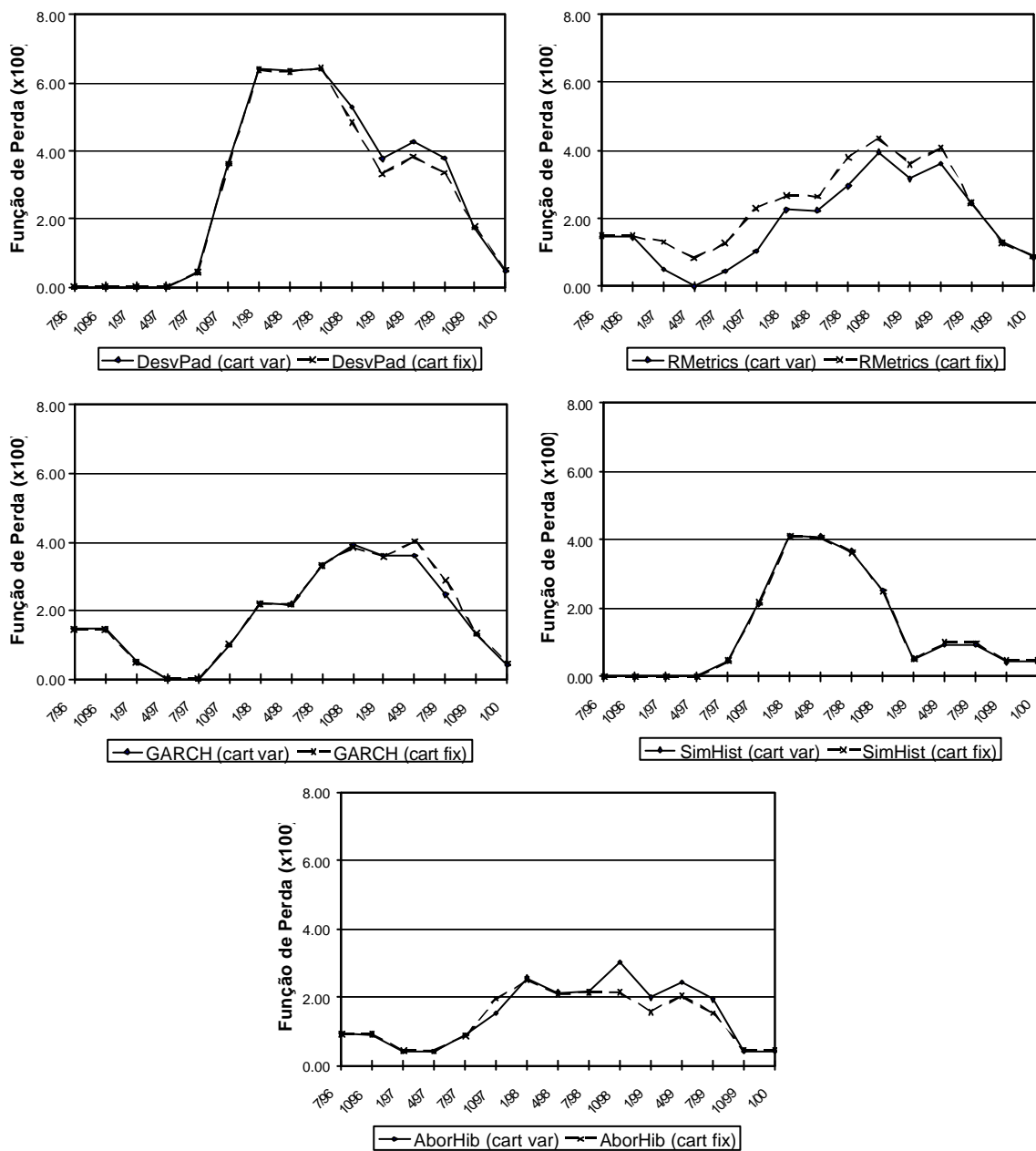


Figura 6.9 – Função de Perda Regulatória para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada

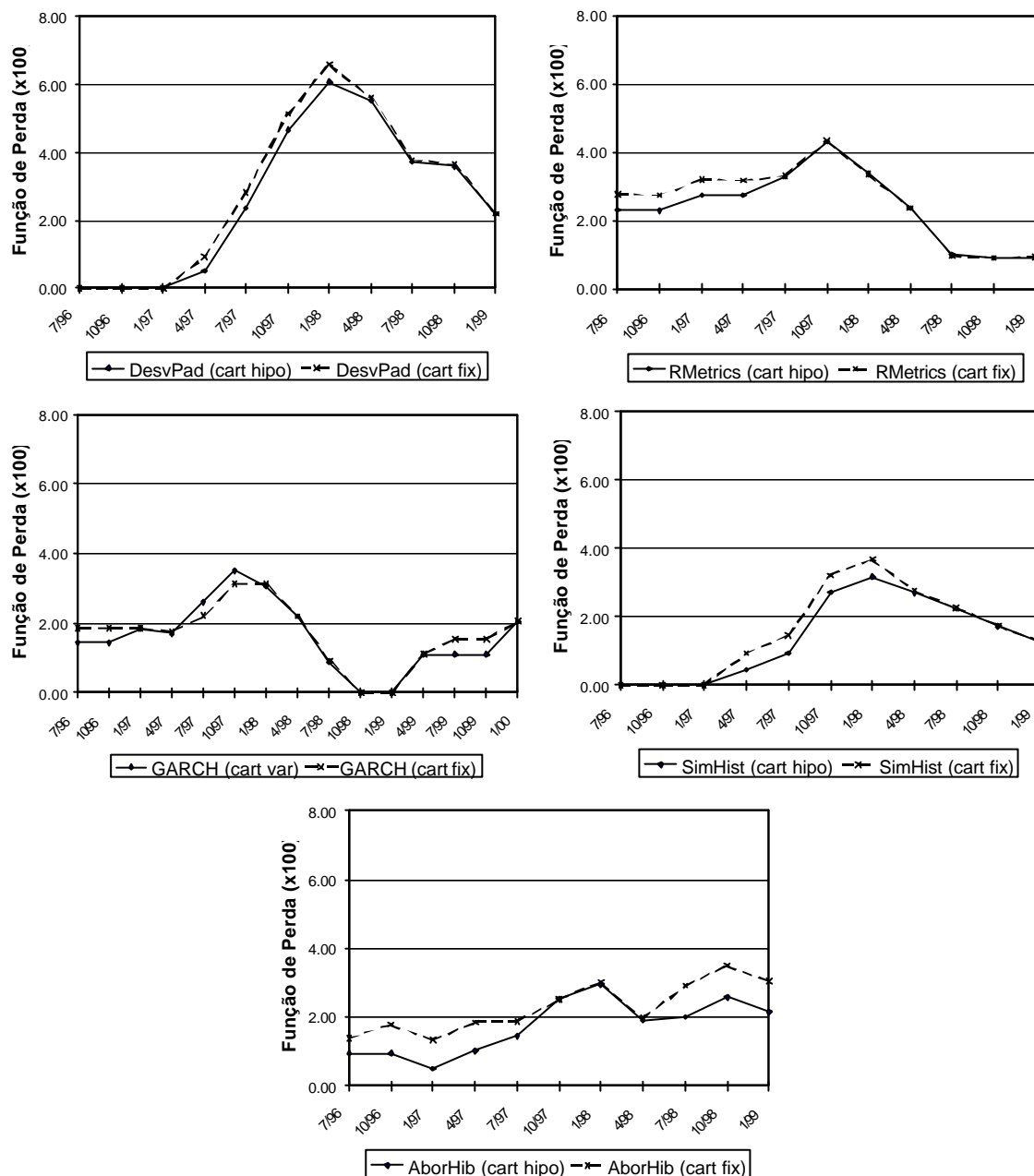


Figura 6.10 – Função de Perda Regulatória para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida

Em seu trabalho Lopez (1998) concluiu que a preocupação com a magnitude do erro deve ser vista de forma complementar ao procedimento do *backtesting*. Assim, o acompanhamento da dimensão dos erros de previsão deve ser realizado pelas autoridades de supervisão, que podem aplicar penalizações nos fatores de multiplicação na definição da exigência de capital para cobrir o risco de mercado, em função não só do número de erros observados, mas também da magnitude dos mesmos. Assim, quando se estabelece um peso à grandeza do erro observado, o investidor procurará minimizá-lo, a fim de reduzir a

exigência de capital necessária. Essa redução da margem de erro exige esforço em aprimorar as técnicas de gerenciamento de risco de mercado.

O critério da função de perda é uma extensão do critério do *backtesting*, assim, se for levada em consideração a tabela 3.1, uma observação interessante das figuras 6.9 e 6.10 é que apenas a Abordagem Híbrida não apresentou valor da função de perda superior a 4, o que corresponde ao limite para a zona vermelha pelo *backtesting*. Isso indica o potencial da Abordagem Híbrida em evitar ocorrências de erros de previsão de grande magnitude.

Nas figuras 6.11 e 6.12 são apresentados os resultados da avaliação pela comparação entre as distribuições de probabilidade real e estimada, de acordo com Crnkovic e Drachman (1996), conforme descrito no capítulo 3. Uma consideração importante, antes de analisar os resultados das figuras, é que os gráficos da posição comprada são idênticos aos da posição vendida para os modelos “ingênuo”, RiskMetricsTM e GARCH, uma vez que suas curvas de VaR são simétricas. Dessa forma, um VaR calculado a 90% de confiança terá o mesmo valor para uma posição comprada e para uma posição vendida. O mesmo não se aplica ao modelo de Simulação Histórica ou de Abordagem Híbrida, visto que a condição de normalidade da distribuição não é um pré-requisito, nem mesmo a condição de simetria da distribuição.

Vale ressaltar, que a técnica de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado, proposta por Crnkovic e Drachman, é uma avaliação de toda a curva de distribuição de probabilidades, e não apenas das caudas da distribuição como no caso do *backtesting*, pois a função de Kuiper é obtida após avaliar valores de VaR calculados para vários intervalos de confiança, entre 0% e 100%, comparando com os resultados reais dos retornos das carteiras.

As carteiras com composição fixa e com composição variável apresentaram comportamento similar. Se o critério de Crnkovic e Drachman fosse utilizado como forma de avaliar o modelo de gerenciamento de risco de mercado, a escolha de qualquer uma das duas carteiras estudadas não levaria à uma interpretação diferenciada do modelo. É interessante notar que houve quase que uma coincidência dos resultados para as duas carteiras (composição fixa e variável) com o modelo do RiskMetricsTM.

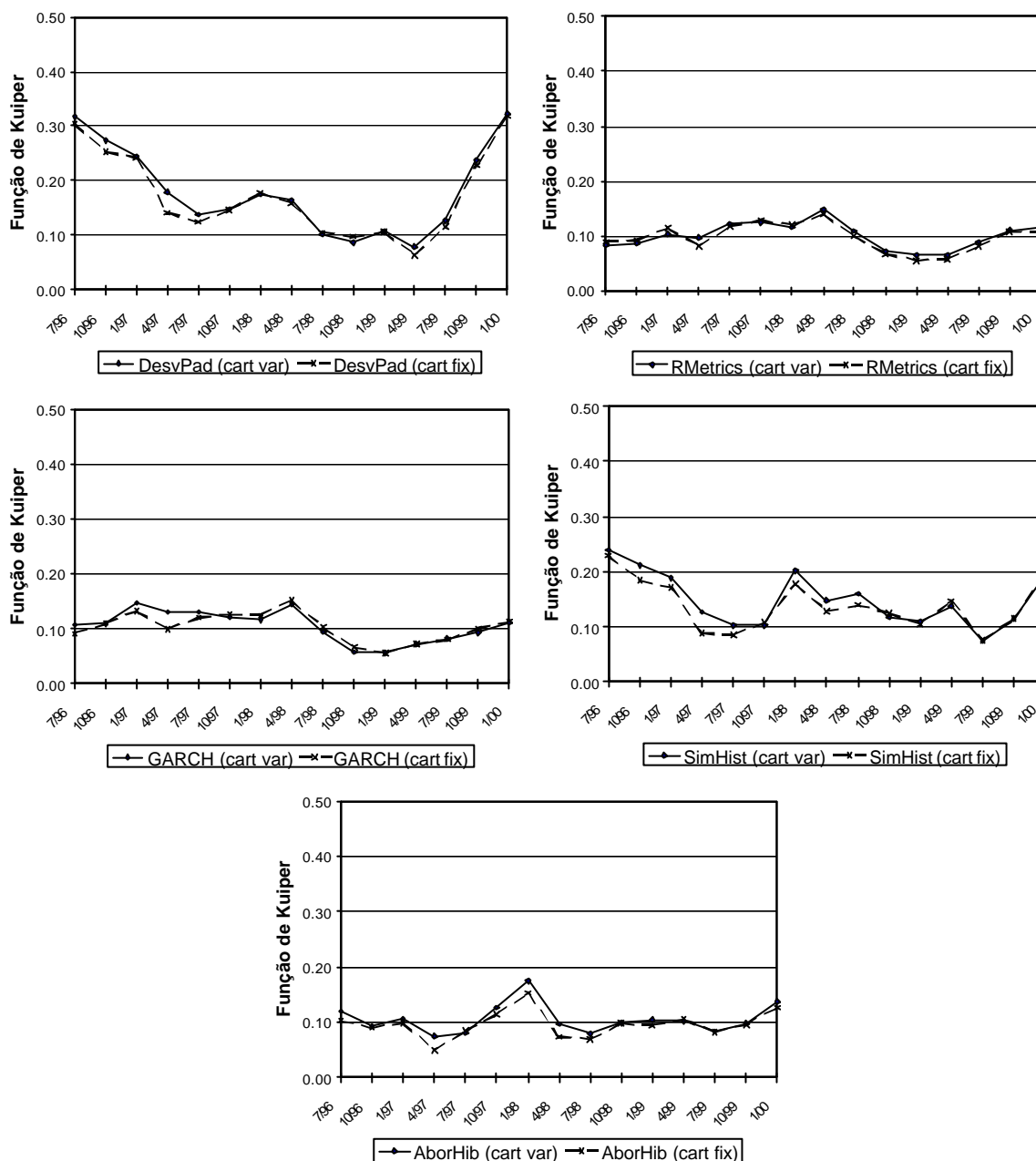


Figura 6.11 – Avaliação com Função de Kuiper para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada

Na maioria dos períodos investigados o RiskMetricsTM, GARCH e Abordagem Híbrida apresentaram melhor desempenho, ver figuras 6.11 e 6.12. Uma outra informação importante é que o modelo “ingênuo” apresenta resultados da função de Kuiper que permitem avaliá-lo como de desempenho substancialmente inferior nas primeiras e últimas avaliações. Isso não parece ser muito satisfatório, pois é nesse período que o modelo “ingênuo” apresenta índice de erros igual a 0% pelo critério de *backtesting*, ou seja, do ponto de vista do risco não há problemas com o modelo nessa região.

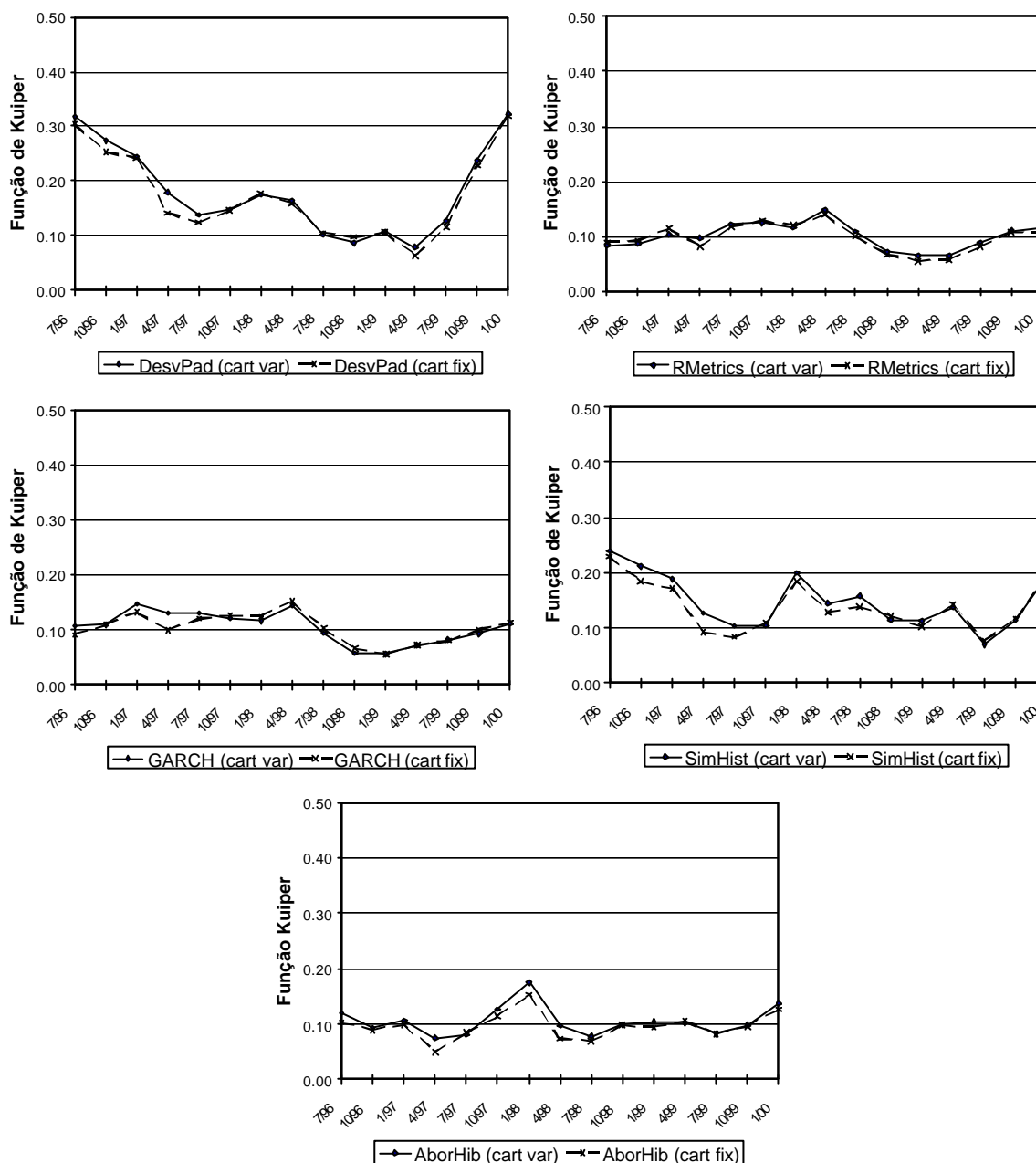


Figura 6.12 – Avaliação com Função de Kuiper para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida

Para a função de Kuiper Ponderada, figuras 6.13 e 6.14, o objetivo de Crnkovic e Drachman foi atribuir pesos maiores às diferenças obtidas no cálculo da função de Kuiper, para os extremos da distribuição. No entanto, a observação das figuras 6.13 e 6.14 conduz às mesmas conclusões retiradas das figuras 6.11 e 6.12. Novamente, um fator que merece destaque, é a comparação desses resultados com aqueles das figuras 6.1 e 6.2 do *backtesting*. Em períodos onde os modelos não apresentam perdas superiores às previsões (índice de erro igual a zero), conforme o *backtesting*, as avaliações com o uso da função de

Kuiper Ponderada, indicam desempenho inferior. Isso ocorre porque os modelos, nesses períodos, não apresentam uma boa representação da curva de distribuição de probabilidades dos retornos da carteira, por serem conservadores. No entanto, como já afirmado anteriormente, isso não representa uma preocupação do ponto de vista de risco de mercado. Na verdade, as funções de Kuiper são um bom procedimento para se avaliar o poder de previsão de toda a curva de distribuição, quando, do ponto de vista do risco, a maior preocupação é com as caudas da distribuição.

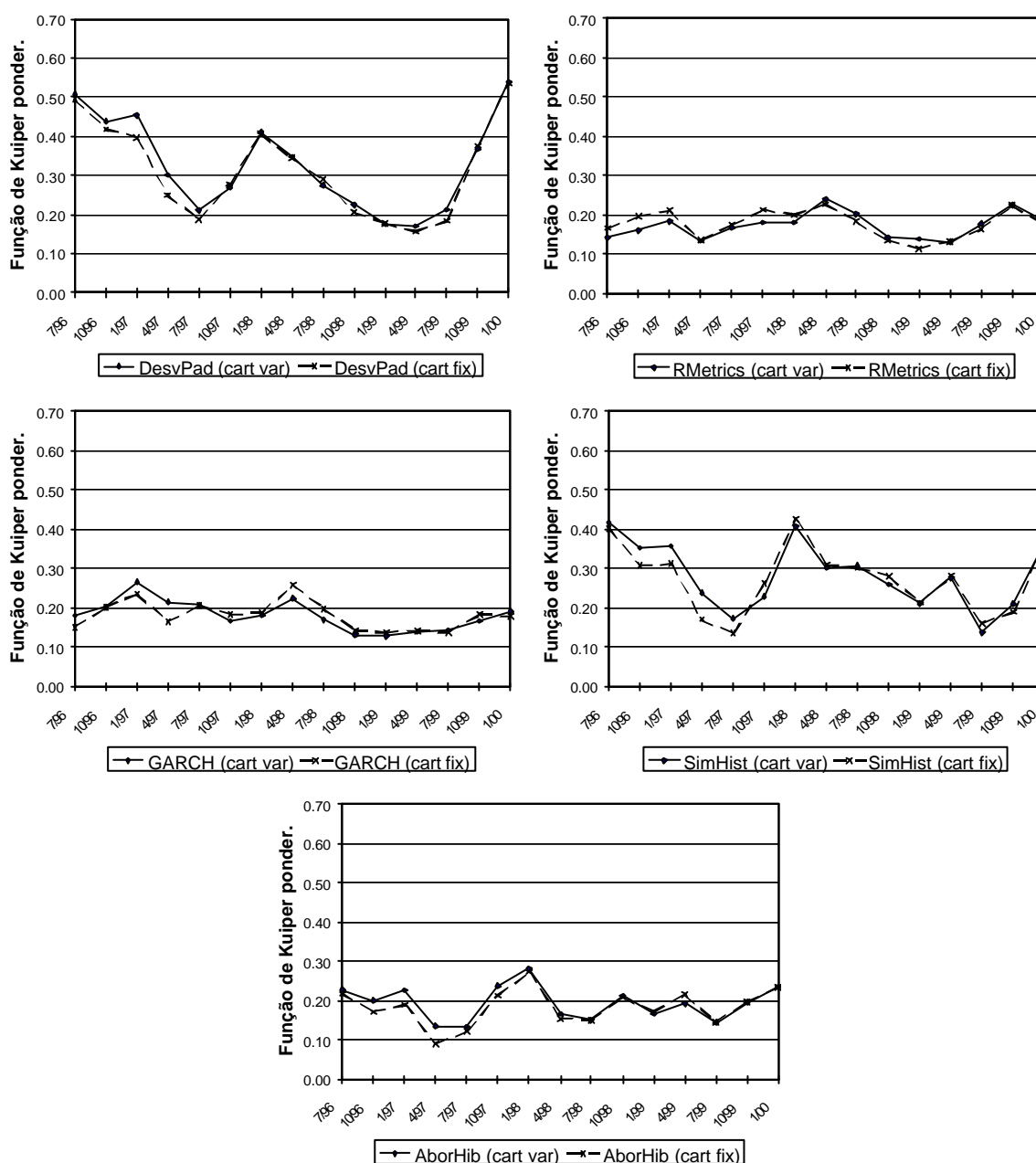


Figura 6.13 – Avaliação com Função de Kuiper Ponderada para a Carteira do Fundo de Ações – posição comprada

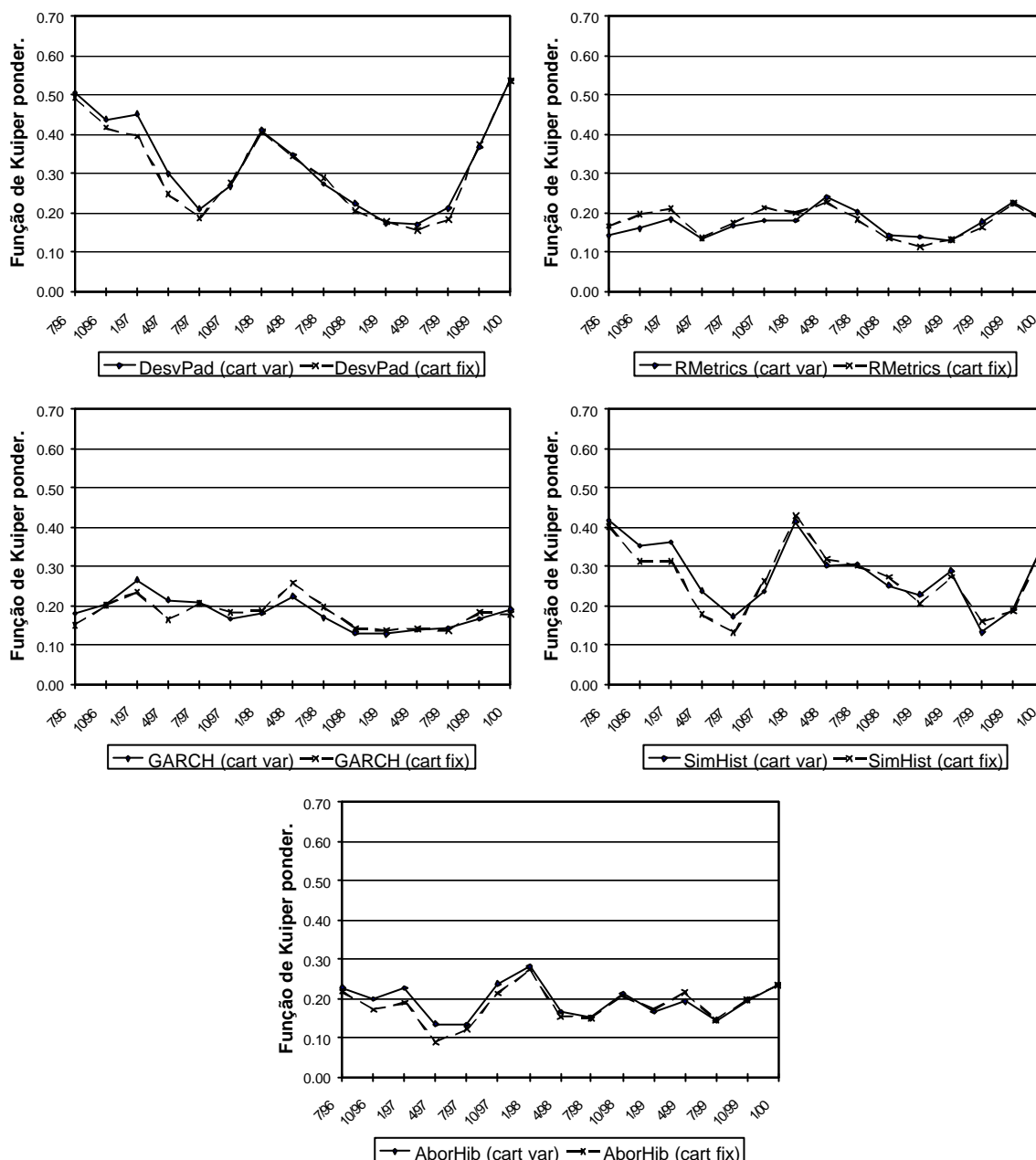


Figura 6.14 – Avaliação com Função de Kuiper Ponderada para a Carteira do Fundo de Ações – posição vendida

A título de ilustração, as figuras A.1 a A.5, do anexo, apresentam as curvas de estimativa do VaR (comprada e vendida) para o período de julho de 1995 a dezembro de 1999. Os pontos em círculo correspondem aos rendimentos ou perdas “reais”, enquanto que a curva superior representa o VaR calculado para a posição vendida e a curva inferior o VaR da posição comprada. As figuras correspondem à carteira com composição variável. Os modelos RiskMetricsTM e GARCH apresentam comportamento similar. A figura

correspondente ao modelo de Abordagem Híbrida, apresenta um comportamento intermediário entre os modelos de Simulação Histórica e de RiskMetricsTM.

6.2- Estudo de Caso da Carteira com Estratégia de *Hedge*

A carteira com uma estratégia de *hedge* foi construída com um conjunto de cinco ações de empresas negociados na BOVESPA: PETROBRÁS PN, TELESP PN, CEMIG PN, COPENE PNA e IPIRANGA PN. As ações foram escolhidas procurando concentrar três delas no setor petroquímico e diversificando duas delas. Vale destacar que o objetivo não foi obter uma carteira com ações que apresentassem o melhor rendimento dentre as oportunidades de mercado, o que exigiria um estudo mais detalhado e que estaria além do escopo desta pesquisa. Para compor essa carteira, foi realizado um *hedge* dessas ações com contratos futuro de IBOVESPA.

A composição aplicada em ações no mercado à vista foi calculada com frequência diária utilizando o Capital Asset Pricing Model (CAPM). As volatilidades para o CAPM foram obtidas usando o RiskMetricsTM, com intervalos de duas semanas. Como taxa livre de risco usou-se a taxa CDI. A composição dos investimentos no mercado à vista foi obtida da curva superior da figura 5.1, construída a partir de uma rotina de maximização dos retornos para um dado valor de volatilidade.

A tabela 6.2 apresenta o desempenho da carteira no mercado à vista em comparação com os ativos individuais e, além disso, a título de ilustração, também com o da carteira do fundo de ações usada na seção anterior. Os dados se referem ao período de 4/7/1994 a 30/12/1999. A avaliação do desempenho dos investimentos é feita levando em consideração o risco e o retorno:

Tabela 6.4 – Comparação de desempenho de investimentos

Investimento	Retorno	Risco (volatilidade)
PETROBRÁS PN	376,68%	3,65%
TELESP PN	-36,58%	4,41%
CEMIG PN	-38,64%	4,30%
COPENE PNA	51,39%	2,93%
IPIRANGA PN	124,53	3,14%
Carteira Calculada – CAPM	75,40%	2,99%
Fundo de Ações	107,43%	2,11%

Relativamente à tabela 6.4, os dados evidenciam que enquanto as ações do setor petroquímico tiveram desempenho positivo, as ações TELESP e CEMIG tiveram desempenho negativo. A carteira calculada de acordo com o CAPM apresentou retorno positivo e risco menor que quatro das ações que compõem a carteira, o que corresponde a um desempenho esperado, com um retorno intermediário ao conjunto de ativos que compõem a carteira e um nível de risco menor que a média desses ativos. A comparação entre a carteira calculada e a carteira do fundo de ações revela que a segunda tem maior retorno e menor risco e, conseqüentemente, melhor desempenho, o que era de se esperar, tendo em vista o fato de que o fundo de ações de uma instituição financeira trabalha com um conjunto muito maior de ativos e, além disso, parte do investimento é aplicado em renda fixa. Dessa forma, pode-se afirmar que, tendo em vista o limitado conjunto de ações escolhido, a carteira calculada com o CAPM pode ser utilizada com sucesso para os objetivos desta pesquisa.

A carteira utilizada para testes foi composta pela carteira calculada pelo CAPM, de acordo com a discussão acima, em conjunto com uma estratégia de *hedge* usando o IBOVESPA futuro. A tabela 6.5 apresenta as estatísticas das séries utilizadas.

Tabela 6.5 – Estatísticas para o Caso da Carteira com Estratégia de *Hedge*

Ativo ou carteira	Hipótese de normalidade			Hipótese de independência			
	Curtose	Assimetria	Jarque-Bera	Box-Ljung retornos	Box-Ljung (retornos) ⁵	Significância AR(1)	Significância AR(2)
PETROBRÁS	9,43	0,11	1.913,53	16,40	180,00	99,99%	93,29%
TELESP	42,21	1,63	71.525,14	1,19	8,90	73,92%	34,76%
CEMIG	13,24	0,57	4.907,42	18,51	48,13	99,99%	91,28%
COPENE	9,63	0,69	2.117,70	22,29	16,85	99,99%	37,69%
IPIRANGA	7,84	0,19	1.087,27	0,26	31,40	34,97%	93,64%
IBOV. Futuro	10,90	0,26	2.894,84	1,44	130,63	83,05%	40,07%
Carteira <i>hedge</i>	8,13	-0,28	1.229,36	0,01	5,41	3,50%	23,03%
Carteira fixa	21,99	0,69	16.745,95	6,24	185,56	98,67%	19,09%

Além do fato de que a distribuição dos retornos não é normal, outro fato relevante a ser destacado na tabela 6.5 é que a carteira com composição fixa, na média da composição da carteira CAPM com *hedge* em IBOVESPA futuro, apresenta padrão de autocorrelação enquanto a carteira de composição variável não. Esse resultado corresponde ao oposto do que foi verificado no estudo de caso anterior, ver tabela 6.1. Dessa forma, percebe-se que uma combinação de várias séries pode resultar ou não em uma série autocorrelacionada, e esse resultado depende da forma como as séries são combinadas.

Uma observação importante, na análise conjunta das tabelas 6.1 e 6.5, é que no primeiro estudo de caso as carteiras de composição variável e de composição fixa apresentaram estatísticas mais próximas que no segundo. Isso leva a conclusão de que as curvas de distribuição de probabilidades das carteiras de composição variável e fixa se assemelham mais no primeiro caso do que no segundo. De fato, a observação da figura 6.15, que apresenta as distribuições de freqüências dos retornos dos dois estudos de casos, das seções 6.1 e desta seção, para as carteiras de composições variável e fixa, permite perceber as diferenças das distribuições para o estudo de caso da carteira com *hedge*, pois a curva de distribuição dessa carteira com composição fixa se apresenta de forma mais leptocúrtica do que a curva com composição variável.

Enquanto no estudo de caso anterior as duas carteiras possuem distribuições similares, ver figura 6.15 (a), o estudo de caso da carteira com *hedge* avalia resultados de duas carteiras com distribuições de freqüências mais distintas, ver figura 6.15 (b).

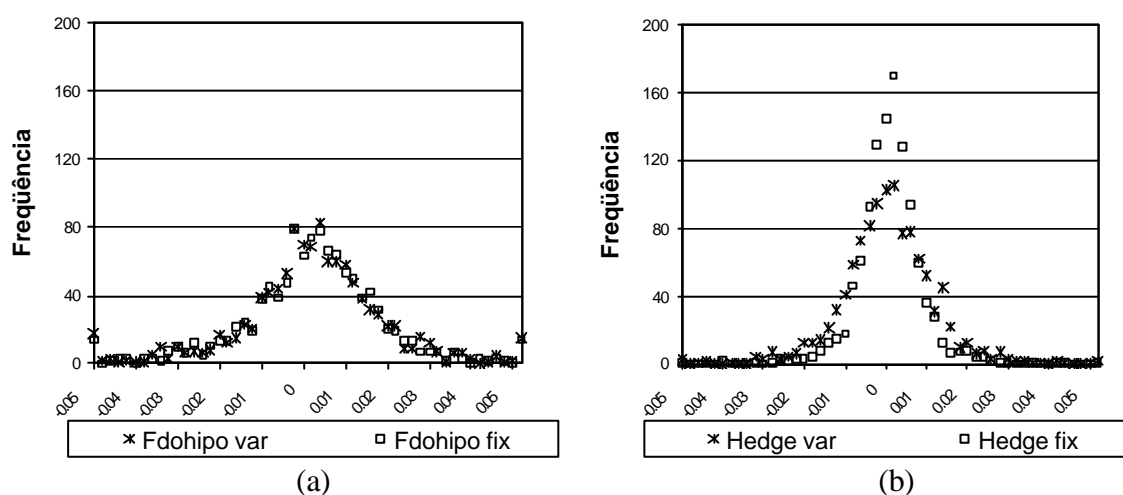


Figura 6.15 – Curvas de Distribuição de Freqüências dos Retornos das Carteiras

Após a análise das estatísticas das séries, as figuras que se seguem apresentam os resultados das simulações realizadas, também com o objetivo de analisar as diferentes alternativas de avaliação do desempenho dos modelos de gerenciamento de risco, além de comparar esses desempenhos e avaliar a influência da composição dos ativos da carteira nos resultados.

Diferentemente do estudo de caso anterior, onde foram apresentados os resultados para uma posição comprada e outra vendida, para a carteira com estratégia de *hedge* essa

apresentação não teria sentido e, assim, são apresentados apenas os resultados das perdas, considerando os resultados de retornos negativos (cauda esquerda da curva de distribuição de probabilidades).

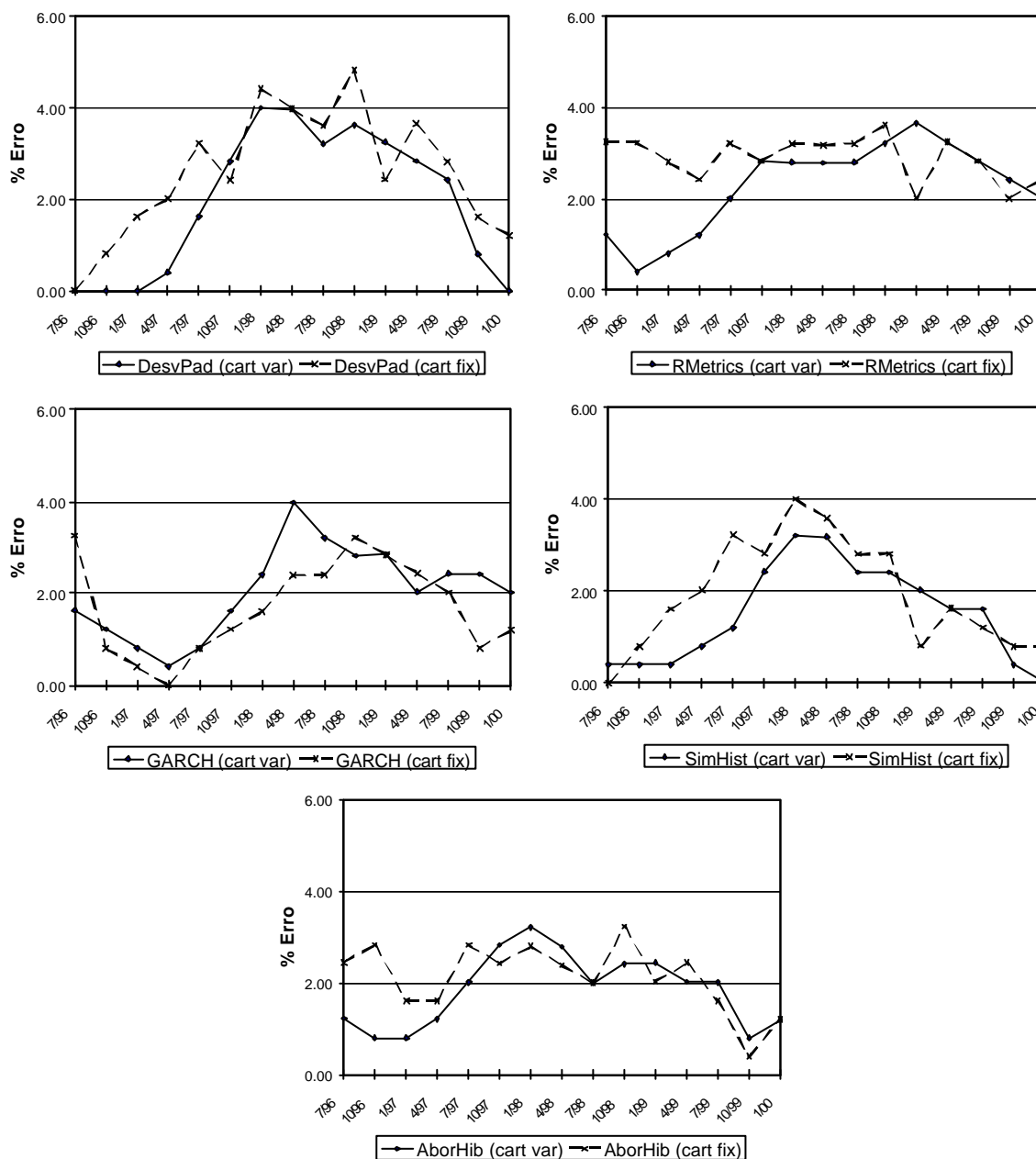


Figura 6.16 – Backtesting para Carteira com Hedge

Mais uma vez o backtesting diferenciou o modelo “ingênuo” dos demais, tendo em vista o fato de que esse modelo atingiu a zona vermelha (percentual de erro superior a 4%) um maior número de vezes, ver figura 6.16. A Abordagem Híbrida e o RiskMetricsTM foram os dois únicos modelos que não atingiram a zona vermelha no período observado.

Houve uma tendência comum nos resultados das avaliações para as carteiras de composição variável e fixa. No entanto, houve um nível de dispersão maior entre os resultados das carteiras variável e fixa, comparativamente à figura 6.1, o que é reflexo das diferenças entre as curvas de distribuição de probabilidades das carteiras de composição variável e fixa, neste estudo de caso, que conduz a resultados diferenciados.

Embora isso seja verdade, é bom analisar de forma comparativa os resultados das duas carteiras variáveis das figuras 6.1 e 6.16. As curvas são evidentemente diferentes, porém guardam uma tendência comum de aumento e decréscimo na quantidade de erros, em função do período investigado. Pode-se então afirmar que a composição dos ativos que integram a carteira influencia no resultado do *backtesting*, mas de uma forma que não compromete a avaliação comparativa entre modelos de gerenciamento de risco de mercado.

Na observação das tabelas 6.6 e 6.7, as áreas sombreadas correspondem aos modelos de melhor desempenho em cada período. As diferenças de valores em ambos os critérios, para os modelos do RiskMetricsTM e GARCH, foram tão pequenas que não se percebe diferença de desempenho desses dois modelos, levando-se em consideração a Função de Verossimilhança para Volatilidade e o RMSE. Para o RMSE isso ocorre em cinco períodos também com o modelo “ingênuo”. Vale lembrar que os valores da tabela 6.6 foram multiplicados por (-1), e, assim, quanto maior o valor da tabela, melhor o desempenho do modelo, tendo em vista a construção da equação (3.1).

Tabela 6.6 – Função de Verossimilhança para Volatilidade^{*1}, para a Carteira com *Hedge*

Modelo	Data da avaliação														
	Jul 96	Out 96	Jan 97	Abr 97	Jul 97	Out 97	Jan 98	Abr 98	Jul 98	Out 98	Jan 99	Abr 99	Jul 99	Out 99	Jan 00
DP_var	1,16	1,19	0,74	1,31	1,27	1,21	0,90	0,86	0,83	0,75	0,77	0,72	0,73	0,73	0,80
RM_var	1,28	1,28	0,92	1,34	1,30	1,26	0,84	0,85	0,85	0,64	0,78	0,75	0,85	0,19	0,97
GH_var	1,28	1,28	0,92	1,34	1,30	1,26	0,84	0,85	0,85	0,64	0,78	0,75	0,85	0,19	0,97

*1 Valores multiplicados por -1.

Tabela 6.7 – Avaliação pelo $RMSE^{*1}$, para a Carteira com Hedge

Data da avaliação

Modelo	Jul 96	Out 96	Jan 97	Abr 97	Jul 97	Out 97	Jan 98	Abr 98	Jul 98	Out 98	Jan 99	Abr 99	Jul 99	Out 99	Jan 00
DP_var	0,10	0,00	0,20	0,00	0,00	0,00	0,50	0,20	0,30	0,80	0,90	1,50	1,60	0,50	1,10
RM_var	0,00	0,00	0,20	0,00	0,00	0,00	0,80	0,10	0,20	3,60	0,40	0,90	0,10	0,60	0,20
GH_var	0,00	0,00	0,20	0,00	0,00	0,00	0,80	0,10	0,20	3,60	0,40	0,90	0,10	0,60	0,20

*1 Valores multiplicados por 1×10^5

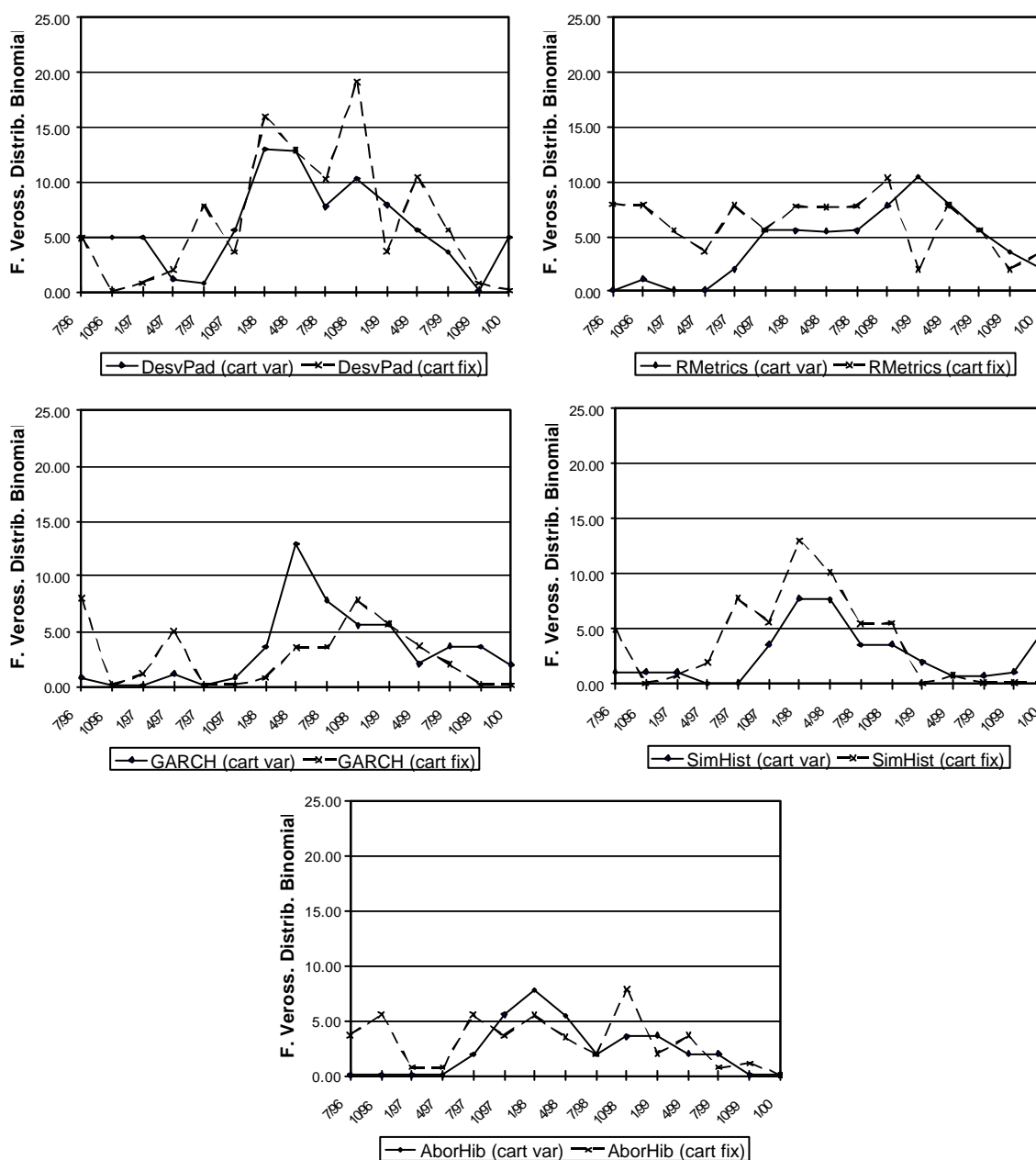


Figura 6.17 – Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial para a Carteira com Hedge

Relativamente à figura 6.17, o valor crítico a 5% proposto por Kupiec para a Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial é de 3,84. Os modelos ultrapassam com frequência esse limite, indicando que assumir distribuição binomial com $p=1\%$, onde p é o percentual de erros de previsão, não é adequado a 95% de confiança. O modelo de Abordagem Híbrida foi o único que não apresentou valor da função de verossimilhança maior ou igual a 10. Se esse valor for tomado como referência, o modelo “ingênuo” pode ter seu desempenho avaliado como inferior aos demais. Este estudo de caso indica uma maior diferença que o caso anterior entre os resultados das carteiras variável e fixa.

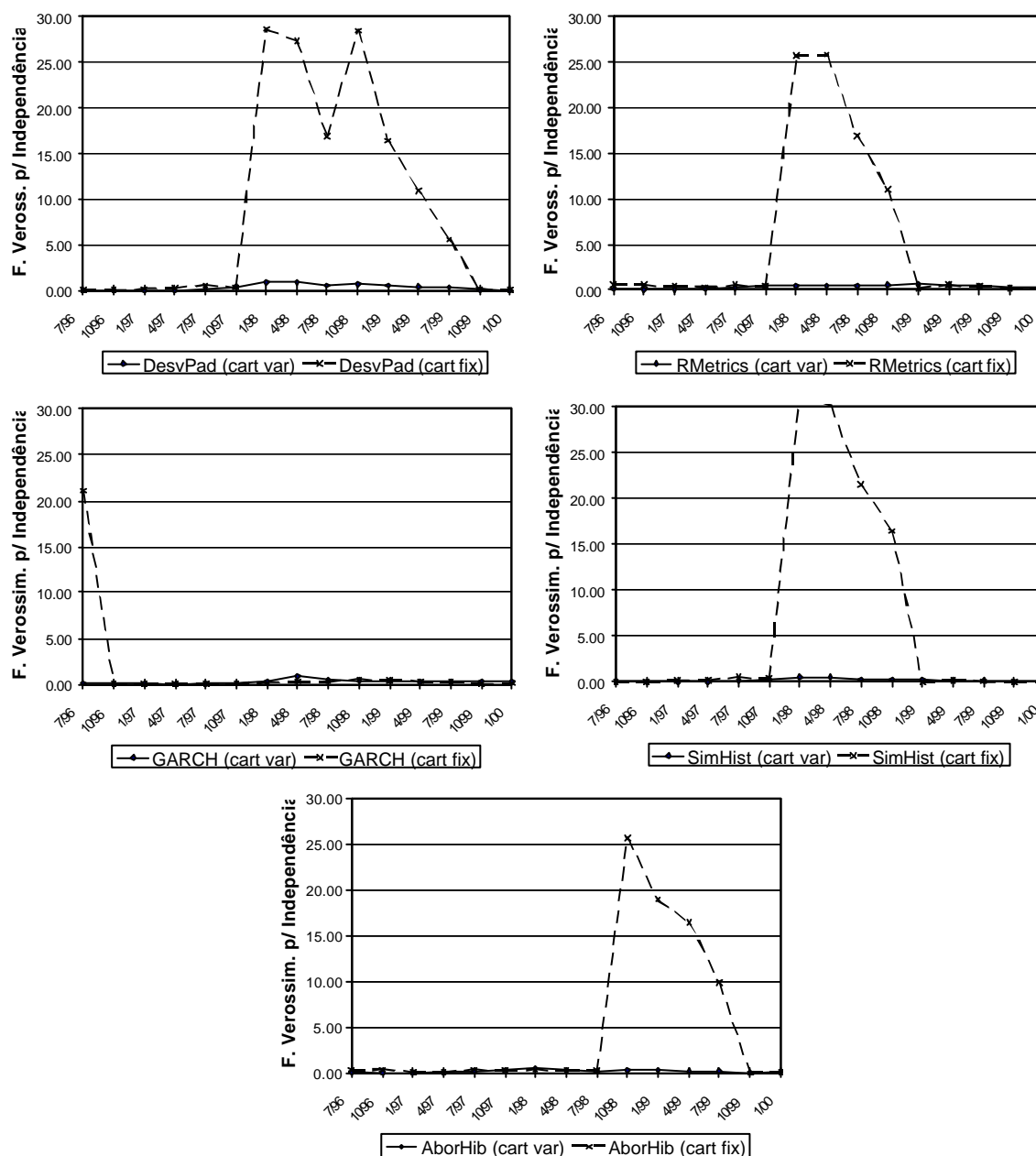


Figura 6.18 – Função para Teste de Independência para a Carteira com Hedge

Relativamente ao teste de independência, ver figura 6.18, destacam-se as diferenças de comportamento entre as curvas de composição variável e fixa. A observação das curvas com composição fixa permite identificar regiões de concentração de erros de previsão, onde o valor da função de verossimilhança aumenta. No entanto, os períodos onde acontecem essas concentrações, embora próximos, não são os mesmos para todos os modelos de gerenciamento de risco, indicando que cada um deles tem capacidade própria de adaptação aos resultados. A observação dos resultados da carteira com composição variável não permite distinguir o modelo “ingênuo” dos demais.

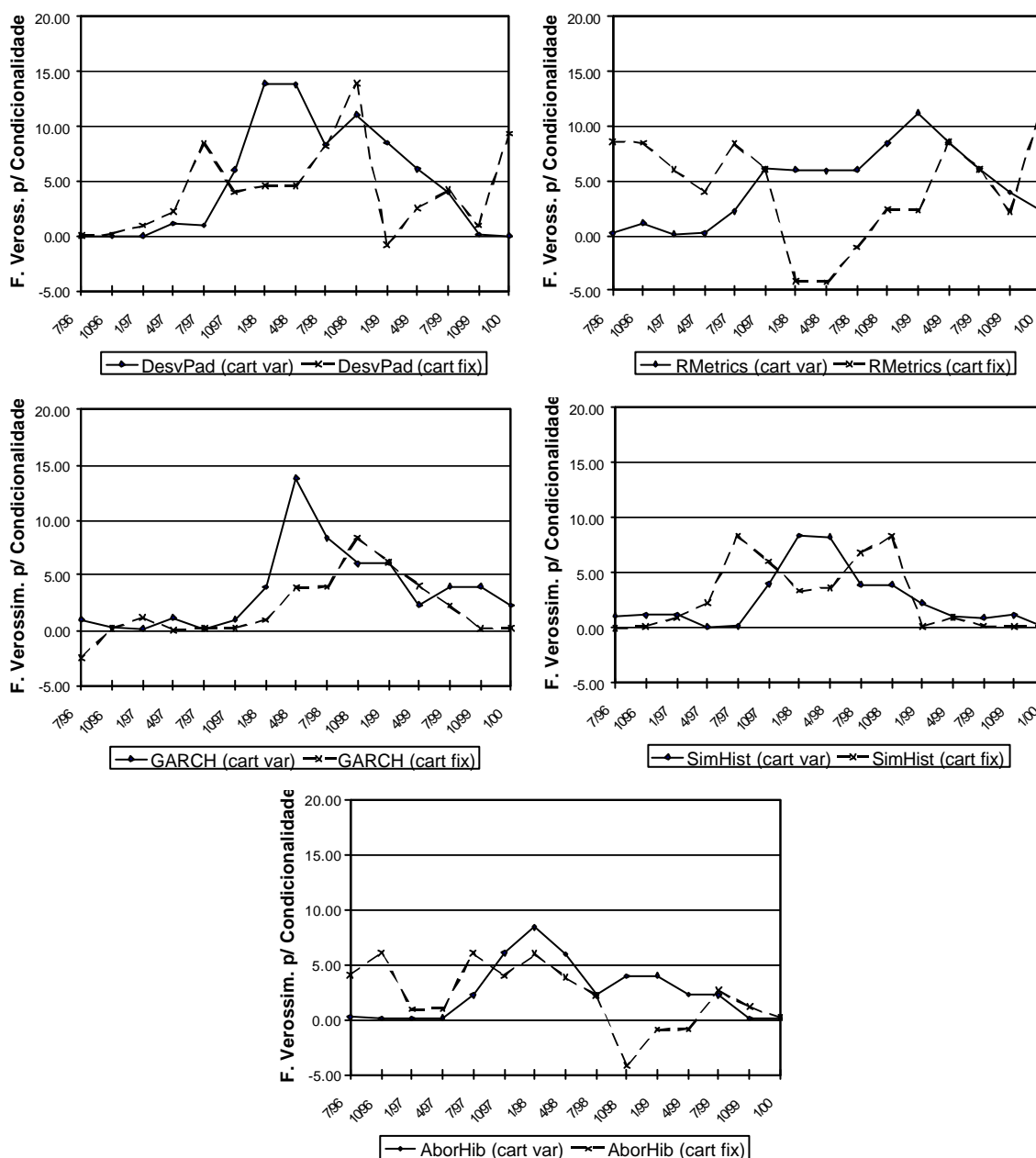


Figura 6.19 – Função para Teste de Cobertura Condicional para a Carteira com Hedge

A observação da figura 6.19 revela também como a diferença de composição da carteira influi no resultado do critério de avaliação. Além disso, se o valor de referência para a função de verossimilhança for igual a 10, o modelo “ingênuo” pode ser comparado como de desempenho inferior.

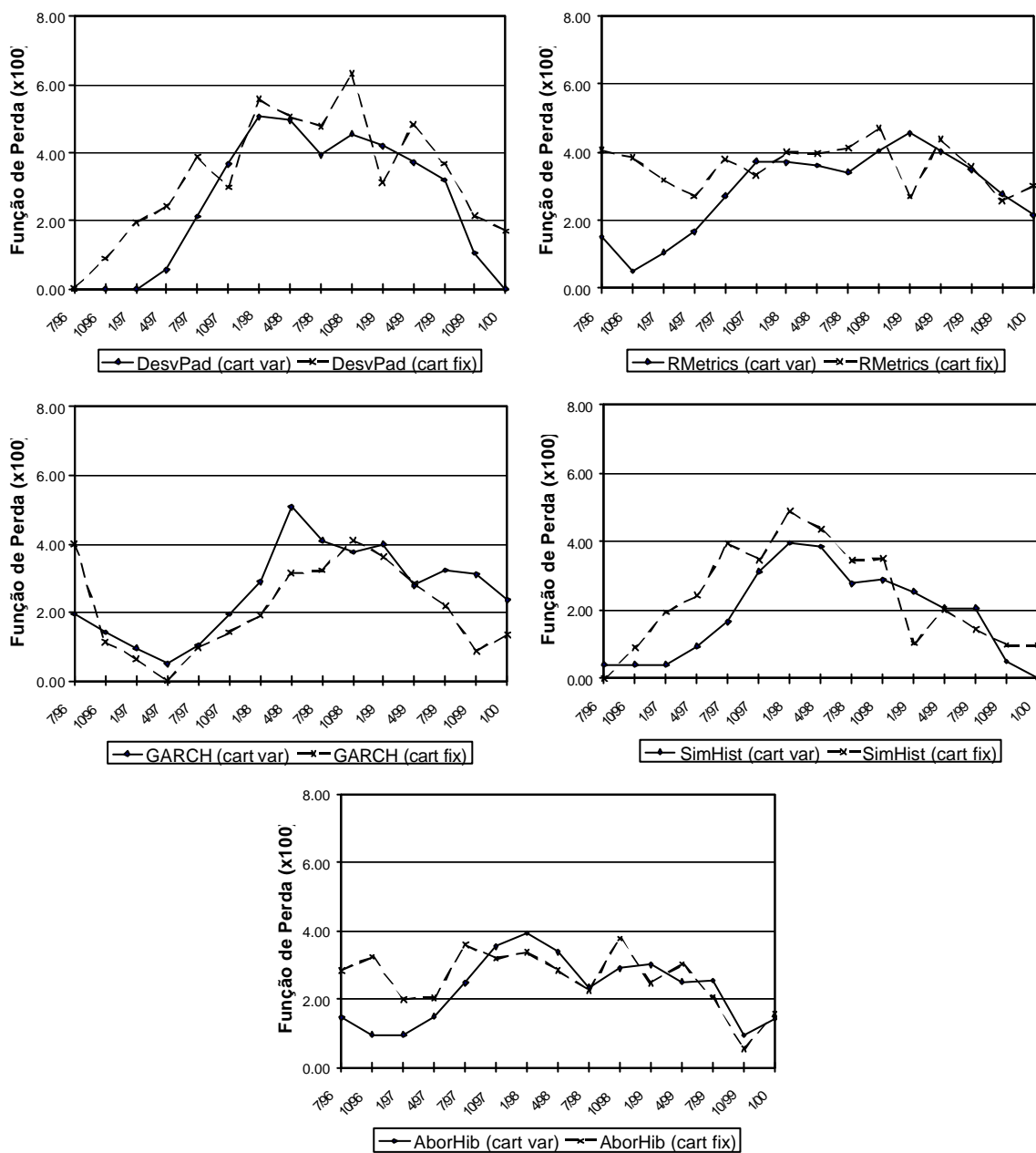


Figura 6.20 – Função de Perda Regulatória para a Carteira com Hedge

Os resultados da Função de Perda Regulatória da figura 6.20 são similares ao primeiro estudo de caso, onde eles reproduzem de certa forma o *backtesting*, com uma

maior dispersão entre os resultados da carteira com composição variável e fixa. A Abordagem Híbrida foi o único modelo que não atingiu a zona vermelha.

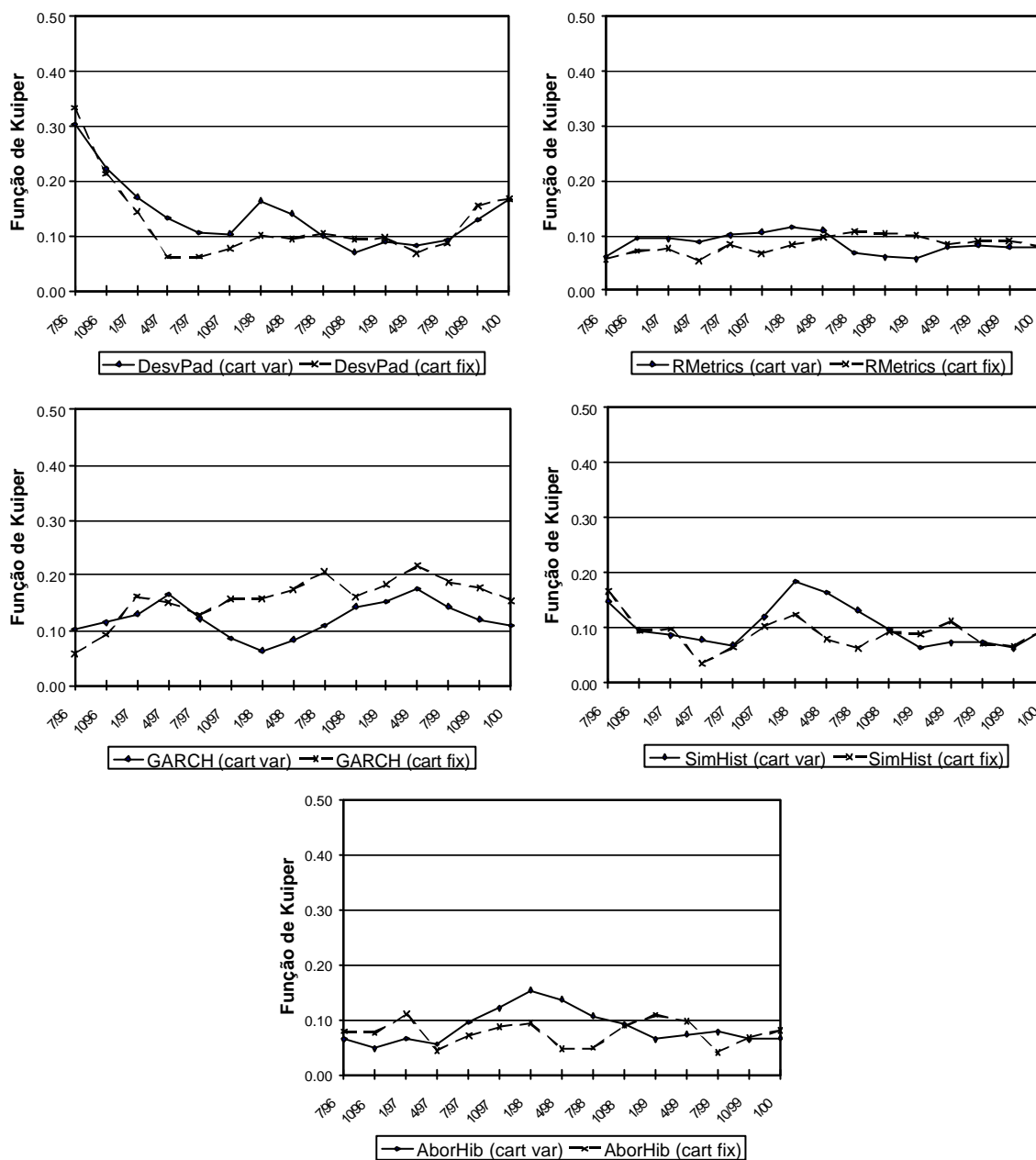


Figura 6.21 – Avaliação com Função de Kuiper para a Carteira com Hedge

As figuras 6.21 e 6.22, que se referem aos critérios baseados na função de Kuiper, revelam que os modelos RiskMetricsTM, GARCH e de Abordagem Híbrida apresentam desempenhos próximos. Houve dispersão maior, comparativamente ao primeiro estudo de caso, entre os resultados com a carteira com composição variável e fixa. Relativamente à Função de Kuiper Ponderada, ver figura 6.22, o modelo “ingênuo” não pode ser

distinguido do modelo de Simulação Histórica. Isso está de acordo com os resultados do primeiro estudo de caso, evidenciando o baixo potencial dos critérios baseados na função de Kuiper em distinguir modelos simples de modelos mais elaborados. A observação da figura 6.16, do *backtesting*, em conjunto com as figuras 6.21 e 6.22, revela que no período em que o modelo “ingênuo” apresenta 0% de erro, as funções de Kuiper são penalizadas, resultado que se repete em relação ao estudo de caso anterior.

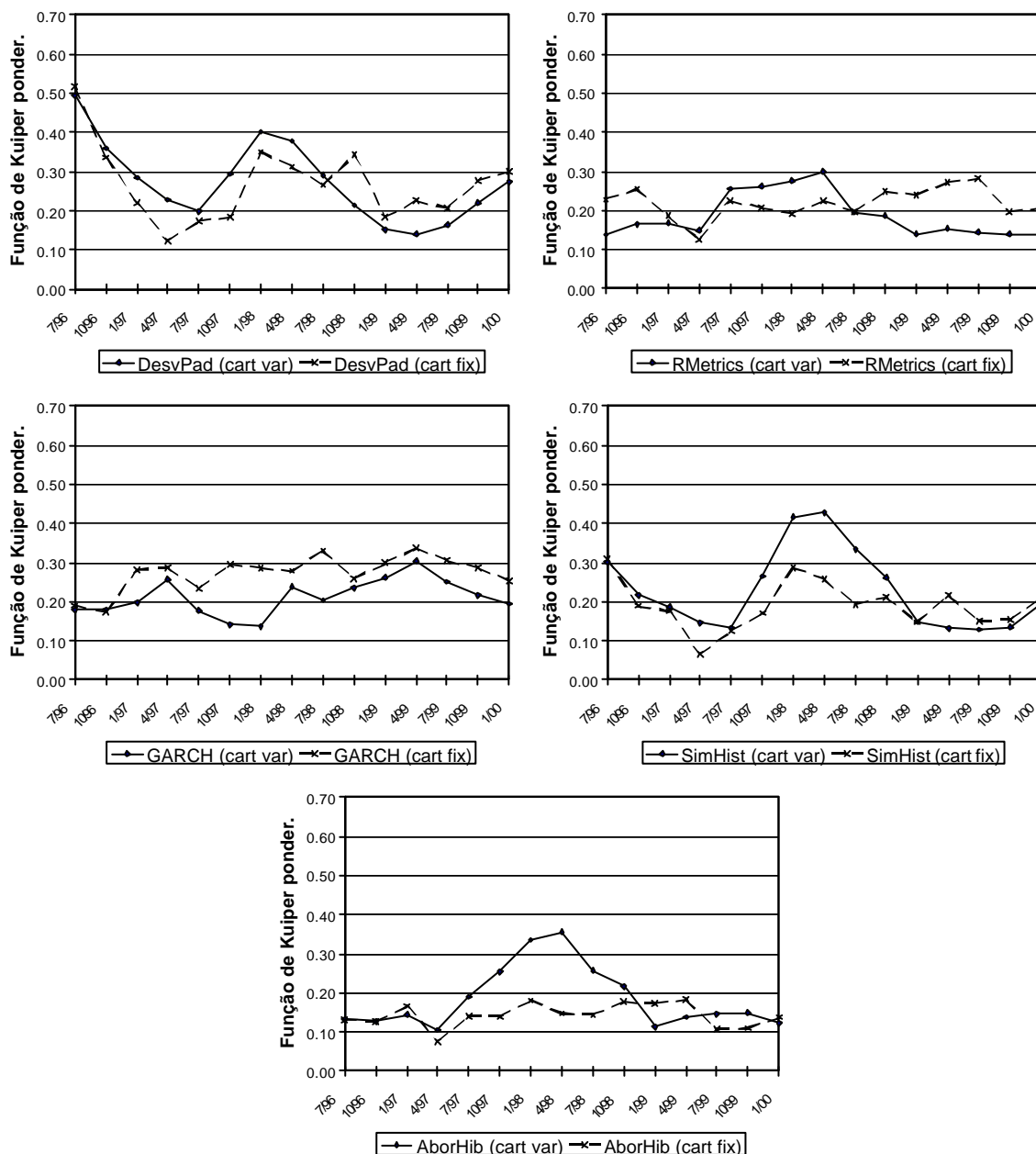


Figura 6.22 – Avaliação com Função de Kuiper Ponderada para a Carteira com *Hedge*

A título de ilustração, as figuras A.6 a A.10, do anexo, apresentam as curvas de estimativas do VaR para o período de julho de 1995 a dezembro de 1999. Os pontos em círculo correspondem aos rendimentos ou perdas “reais”, enquanto que a curva inferior o VaR da posição. As figuras correspondem à carteira com composição variável. Os modelos RiskMetricsTM e GARCH apresentam comportamento similar. A figura correspondente ao modelo de Abordagem Híbrida, apresenta um comportamento intermediário entre os modelos de Simulação Histórica e de RiskMetricsTM, repetindo o que ocorreu com o primeiro estudo de caso.

6.3- Análise dos Resultados dos Estudos de Casos

Para facilitar a interpretação dos resultados das seções anteriores, a análise das informações geradas é dividida em três questões que enfocam os diferentes aspectos, aqui estudados, na avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado.

Questão 1: *Dentre algumas alternativas, reportadas na literatura, para avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado, qual a melhor delas?*

Um modelo de gerenciamento de risco de mercado tem como objetivo a estimativa do potencial de perda de uma aplicação, em função das oscilações nos preços dos ativos. Um procedimento de avaliação do desempenho desses modelos leva em consideração a capacidade do modelo em acertar a estimativa de perda. Deve-se ter em mente que o enfoque da seleção entre as diversas alternativas de avaliação dos modelos estudados precisa ser o risco e não a qualidade da estimativa, ou seja, se ela corresponde ou não ao valor real da volatilidade ou da curva de distribuição de probabilidades dos retornos. Algum peso pode ser atribuído à capacidade do modelo de gerenciamento de risco em acertar ou não o valor exato da volatilidade ou a forma da distribuição de probabilidades dos retornos, mas esse não deve ser o objetivo principal. Sob o enfoque do risco, o objetivo é que o modelo de gerenciamento seja capaz em estimar de forma correta as perdas que podem vir a ocorrer em situações extremas da curva de distribuição de probabilidades, o que corresponde, por exemplo, à sugestão do Comitê de Basileia de cálculo do VaR dentro do intervalo de confiança de 99%.

Desta forma, do ponto de vista do risco, as avaliações do RMSE e da Função de Verossimilhança para Volatilidade não são apropriadas, pois esses critérios têm como objetivo avaliar se a estimativa do VaR, na verdade da variância, difere ou não do retorno

quadrático real da carteira, não importando se essa diferença é positiva ou negativa. Eles procuram avaliar o poder do modelo de acertar o valor da volatilidade, o que do ponto de vista estatístico é interessante. No entanto, um valor de retorno positivo, para uma posição comprada, é visto como problema para esses dois critérios, desde que esse valor esteja muito além, ou mesmo aquém, do que era estimado pelo cálculo da volatilidade, o que do ponto de vista do risco não é um problema, pois o retorno positivo para essa posição não acarreta perda. Essa é uma limitação para a escolha desses dois procedimentos como critério de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado. A outra limitação desses dois procedimentos é a baixa capacidade de distinguir técnicas menos robustas de estimativa de risco, como o modelo “ingênuo”, de modelos mais elaborados, o que significa um baixo potencial de evitar erros do tipo II, ou seja, aceitar a hipótese nula, quando ela deveria ser rejeitada.

Os procedimentos baseados na função de Kuiper não são alternativas interessantes do ponto de vista do risco. Vale destacar, que os testes realizados nos estudos de caso das seções anteriores demonstraram que esses procedimentos de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado apresentam dificuldades em distinguir o modelo “ingênuo” dos demais modelos. O problema com esses procedimentos é que eles avaliam a capacidade de estimativa do modelo de gerenciamento de risco ao longo de toda a curva de distribuição de probabilidades, ao invés de avaliar apenas os pontos extremos da distribuição. Acontece que, sob o enfoque do risco, não interessa saber se o modelo tem uma capacidade de estimativa boa para 5%, 10%, 20% ... 90% de intervalo de confiança. O que se procura identificar são potenciais de perda na cauda da curva de distribuição de probabilidades, o que no caso da sugestão do Comitê de Basileia corresponde a 99%.

Os critérios de avaliação apresentados por Kupiec, Christoffersen, Lopez e pelo Comitê de Basileia (*backtesting*) apresentam um fundamento em comum: partem do conceito de que o erro de previsão ocorre quando o valor da perda no investimento é superior à perda estimada no cálculo do VaR, o que conduz a uma distribuição do tipo binomial.

A função de Kuiper também considera a distribuição binomial, a diferença está no fato de que os critérios citados se baseiam em um intervalo de confiança para a previsão fixo. Esse ponto de partida é interessante do ponto de vista do risco, conforme já discutido, pois procura captar o extremo da curva de distribuição de probabilidade.

Os critérios de Kupiec e Christoffersen se complementam. Esses critérios aplicados em conjunto permitem avaliar o potencial de acerto das estimativas, feito pelo modelo, de forma incondicional, ou seja, o grau de acerto independente da ocorrência ou não de períodos onde o volume de erros esteja concentrado, como o nível de acerto de forma condicional, procurando avaliar a capacidade do modelo de estimativas em apresentar erros que não se concentrem em determinado período. Os testes revelaram a capacidade conjunta desses critérios em distinguir o modelo “ingênuo” dos demais modelos, embora exista uma dificuldade em estabelecer os valores limites para a função de verossimilhança.

Os critérios de Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial, proposto por Kupiec, e de Teste de Independência e de Cobertura Condicional, propostos por Christoffersen, aplicados conjuntamente, são critérios mais rigorosos, do ponto de vista estatístico, do que o critério de *backtesting*.

Para os testes de independência e cobertura condicional, uma limitação que surge é que o valor de 99% para o intervalo de confiança, redundando em um número de erros relativamente pequeno para uma amostra de 250 observações, o que prejudica a avaliação de independência, pois o número de observações de erros é pequeno.

Vale destacar que os critérios de Kupiec e Christoffersen penalizam modelos conservadores, isto é, aqueles cuja previsão do valor em risco é muito alta e o percentual de erro fica muito abaixo daquele estabelecido pelo intervalo de confiança. Assim, caso o intervalo de confiança preveja 1% de erros, e o valor observado seja de 0%, uma função de verossimilhança com a distribuição binomial irá penalizar esse modelo e, no entanto, do ponto de vista do risco não há nenhum problema com a estimativa. Embora do ponto de vista do risco essa penalização seja ruim, do ponto de vista de eficiência de investimento, essa característica é positiva, pois um modelo muito conservador pode levar a excessos de exigência de capital, prejudicando a carteira de investimento.

Apesar dos critérios de Kupiec e Christoffersen poderem ser utilizados com sucesso para a avaliação dos modelos de gerenciamento de risco de mercado, o *backtesting* apresenta uma vantagem sobre esses critérios que é a sua facilidade de interpretação dos resultados, pois não envolve uma função de verossimilhança. Com esse critério, no entanto, não se pode realizar os testes de cobertura condicional, porém como o número de observações é pequeno e o intervalo de confiança é grande, isso não parece ser um grande

problema. Por outro lado, como a idéia do Comitê de Basileia é que o teste seja realizado com frequência trimestral, levando em consideração os últimos doze meses, sempre há superposição de 75% por cento das observações entre duas avaliações, podendo existir persistência de resultados, o que seria um indicativo de concentração de erros em um determinado período.

O uso da Função de Perda Regulatória apresenta uma vantagem sobre o *backtesting*, pois ela permite incorporar a magnitude do erro de previsão ao critério de avaliação. O ponto interessante nessa idéia é que diferentemente do critério RMSE, são computadas apenas as diferenças que interessam do ponto de vista do risco de mercado. Existe uma dificuldade para esse procedimento de avaliação que é a determinação dos limites para avaliação (zonas verde, amarela e vermelha). Seria necessário um maior número de testes, que envolveriam simulações, para determinar os limites de definição de um desempenho bom ou ruim.

É verdade que a Função de Perda Regulatória adiciona informação na análise comparativa entre diferentes modelos de gerenciamento de risco de mercado, porém para o cálculo da exigência de capital ela precisaria ser investigada com cuidado, para não penalizar em excesso modelos menos conservadores, trazendo prejuízos sob o enfoque de eficiência do investimento.

Dessa forma, respondendo à questão 1 a partir das considerações acima, o *backtesting* é o melhor critério de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado, dentre as alternativas aqui investigadas, levando em consideração os enfoques de risco e de simplicidade, bem como de sua capacidade de identificar modelos inadequados. Isso não significa que outros critérios não possam ser utilizados de forma complementar, a fim de se ter uma avaliação mais criteriosa do modelo de gerenciamento. Esses diferentes critérios podem ser utilizados quando existir alguma dúvida sobre o modelo de gerenciamento de risco investigado, após a aplicação do *backtesting*, ou até mesmo aplicados de forma sistemática em conjunto com o *backtesting*, o que traria maior rigor estatístico para a análise do modelo.

Questão 2: *A partir de diversos critérios de avaliação, é possível escolher dentre os modelos de gerenciamento de risco estudados, qual o de melhor desempenho?*

A resposta à essa pergunta é: depende do critério de avaliação a ser utilizado, do período de investigação, da carteira utilizada e do enfoque da avaliação seja ele o risco, a eficiência de investimento ou os dois enfoques.

Para tentar ilustrar essa afirmação a tabela 6.8 apresenta um resumo das simulações feitas com a carteira do fundo de ações (posição comprada) e com a carteira do CAPM com *hedge* em IBOVESPA futuro. A tabela apresenta apenas os resultados das carteiras variáveis, indicando o número de vezes que o modelo apresentou melhor desempenho que os demais. As carteiras com composição fixa não foram incluídas, nem mesmo a posição vendida da carteira do fundo de ações, pois essas carteiras são derivações de outras, e sua inclusão prejudicaria a análise.

Acompanhando uma linha da tabela 6.8, nota-se que o somatório das observações é superior ao número de períodos investigados (15). Isso ocorre porque em alguns intervalos de tempo mais de um modelo apresenta o melhor desempenho. Na tabela não aparece o modelo “ingênuo”, pois o desempenho desse modelo é inferior aos demais, e sua presença na tabela apenas confundiria a análise. As áreas sombreadas correspondem aos modelos que apresentaram melhor desempenho o maior número de vezes.

Percebe-se que enquanto em um período, um determinado modelo, ou mais de um, pode apresentar desempenho superior, em outro intervalo de tempo, outro modelo é avaliado como de melhor desempenho. Essa observação é válida para cada critério de avaliação utilizado e também para cada carteira investigada. Assim, o objetivo com a tabela 6.8 é tentar realizar uma análise consolidada para o conjunto de testes realizados nesta pesquisa.

Tendo em vista a natureza exploratória deste trabalho, que utilizou apenas dois estudos de casos, a generalização das análises aqui efetuadas deve ser vista com bastante cuidado. No entanto, essas observações podem, sem dúvida alguma, serem utilizadas por pesquisadores, pelos profissionais da área de supervisão financeira, de investimentos e de gerenciamento de risco, como pontos de reflexão quando da elaboração, utilização ou análise de sistemas de gerenciamento de risco de mercado.

Tabela 6.8 – Comparação entre os Modelos de Gerenciamento de risco de Mercado

Cart.	Critério	MODELO			
		RMetrics	GARCH	SimHist	AborHib
Fundo De Ações	Backtesting	4	6	10	4
	FVDB	6	5	3	8
	FVInd	4	6	10	4
	FVCnd	6	6	7	3
	FPR	0	4	9	3
	FKuiper	6	6	2	5
	FKuiperp	7	7	1	3
Cart. CAPM + Hedge	Backtesting	2	4	9	3
	FVDB	3	4	6	8
	FVInd	2	4	9	3
	FVCnd	3	4	6	7
	FPR	0	4	9	2
	FKuiper	4	3	4	7
	FKuiperp	2	3	4	6

FVDB = Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial; FVInd = Função de Verossimilhança para Teste de Independência; FVCnd = Função de Verossimilhança para Teste de Cobertura Condicional; FPR = Função de Perda Regulatória; FKuipep = Função de Kuiper; FKuipep = Função de Kuiper Ponderada. As áreas sombreadas correspondem aos modelos que apresentaram melhor desempenho o maior número de vezes.

Antes de iniciar a análise da tabela 6.8, porém, é importante discutir um pouco mais a forma da distribuição de probabilidades dos retornos de instrumentos financeiros. Como afirmado anteriormente, e confirmado pelos dados das estatísticas das séries utilizadas, as distribuições de probabilidades de retornos financeiros são leptocúrticas e, assim, apresentam caudas “largas”, isto é, a probabilidade de ocorrência de eventos nos extremos da curva de distribuição é maior do que aquela que seria esperada por uma distribuição

normal (Amante, 1998). Isso tem uma implicação no desempenho dos modelos de gerenciamento de risco de mercado.

Os modelos de gerenciamento do RiskMetricsTM e do GARCH fundamentam-se no cálculo da volatilidade e essa volatilidade é utilizada no cálculo do VaR, assumindo uma distribuição normal. Como as distribuições de probabilidades dos retornos financeiros são leptocúrticas, é de se esperar que as estimativas de VaR baseadas em uma distribuição normal, como aquelas realizadas pelo RiskMetricsTM e pelo GARCH, sejam inferiores às estimativas realizadas por modelos que levam em consideração a distribuição passada dos retornos, como a Simulação Histórica e a Abordagem Híbrida. Isso de fato ocorreu com os dois estudos de casos, conforme pode ser observado na tabela 6.9. Jackson et alii (1997) chegaram a resultados similares testando carteiras de uma instituição financeira, usando modelos baseados em volatilidade e modelos baseados em simulação histórica.

As estimativas utilizando o Modelo de Simulação Histórica e de Abordagem Híbrida apresentaram um valor médio de perda esperada pelo cálculo do VaR superior às estimativas do RiskMetricsTM e GARCH, sendo, portanto, mais conservadoras. Os gráficos do anexo ilustram bem essa observação.

Tabela 6.9 – Comparação das Estimativas Médias do VaR
Estimativa Média do VaR para todo período investigado

Modelo	Carteira do Fundo de Ações	Carteira com <i>Hedge</i>
RiskMetrics TM	3,96%	2,37%
<i>GARCH</i>	4,04%	2,90%
Simulação Histórica	6,01%	3,53%
Abordagem Híbrida	5,24%	3,05%

Voltando à análise da tabela 6.8, percebe-se que o modelo de Simulação Histórica apresentou o melhor desempenho se for levado em consideração os critérios do *backtesting* e da Função de Perda Regulatória (que é uma extensão do *backtesting*). Isso era de se esperar, já que a Simulação Histórica é o modelo mais conservador. Dessa forma, do ponto

de vista do risco, o modelo de Simulação Histórica, dentre os modelos investigados, na média, é a melhor opção.

O que precisa ser ponderado é se a estimativa pelo modelo de Simulação Histórica não é conservadora em excesso, o que penalizaria as instituições financeiras no cálculo da exigência de capital, já que esse é função do VaR. No entanto, é bom enfatizar que existe o fator de multiplicação proposto pelo Comitê de Basileia, que é função do resultado do *backtesting*. Dessa forma, nem sempre uma estimativa de VaR maior será prejudicial para a instituição, no que diz respeito à exigência de capital. Se o número de erros nessas estimativas for menor, e isso se refletir em um menor fator de multiplicação, o efeito líquido pode ser uma menor exigência de capital.

Isso de fato não ocorreu, para os modelos aqui investigados, bastando para isso verificar os valores de acréscimo ao fator de multiplicação no cálculo da exigência de capital, apresentados na tabela 3.1, e os valores médios estimados do VaR, da tabela 6.9. Percebe-se que enquanto o VaR estimado pela Simulação Histórica é cerca de 50% maior que aquele estimado pelo RiskMetricsTM e pelo GARCH, um menor número de erros levaria a um fator de multiplicação, para o modelo de Simulação Histórica, no máximo menor em 25%. Assim, a exigência de capital calculada pelo modelo de Simulação Histórica tenderia a ser maior que aquela calculada pelo RiskMetricsTM e pelo GARCH, e tenderia a ser equivalente à exigência de capital calculada pela Abordagem Híbrida.

É bom que se diga que o conservadorismo, embora seja bom do ponto de vista do risco, pode ser ruim do ponto de vista de eficiência para a instituição financeira, caso ele seja colocado em excesso. No entanto, a proposta de modelo interno de controle, que faculta à instituição financeira escolher seu modelo de gerenciamento de risco mais adequado, deixa a decisão entre risco e eficiência nas mãos das instituições, cabendo à supervisão bancária apenas a fiscalização da utilização da ferramenta de gerenciamento de risco, e o acompanhamento da exigência de capital mínimo que é função das estimativas de VaR e do potencial de acerto (número de estimativas de VaR maior que as perdas) do modelo de gerenciamento de risco.

Para ilustrar as discussões acima, sobre o conservadorismo na estimativa do VaR e os reflexos no cálculo da exigência de capital, as figuras 6.23 e 6.24 apresentam os gráficos da exigência de capital calculada, considerando os critérios estabelecidos pelo Comitê de

Basiléia. Segundo esses critérios, as instituições financeiras devem utilizar o maior dos seguintes resultados no cálculo da exigência de capital:

- a) VaR do dia anterior;
- b) A média do VaR dos últimos 60 dias, multiplicada pelo fator da tabela 3.1.

O valor obtido acima é ainda multiplicado pela raiz quadrada de dez, que corresponde ao *holding period*, período de manutenção da carteira, considerado pelo Comitê. O objetivo é que a exigência de capital seja suficiente para cobrir as perdas acumuladas no período de 10 dias.

É bom lembrar que o *backtesting* é realizado computando as posições diárias, pois caso ele fosse realizado com as perdas acumuladas no período de dez dias, o efeito das mudanças na composição da carteira ao longo desse período seriam maiores, incrementando a volatilidade e dificultando a análise, conforme já discutido no capítulo 3. A solução apresentada pelo Comitê para minimizar o problema de venda e compra de ativos ao longo de cada observação, foi reduzir o período de realização do *backtesting* para um dia. No entanto, para o cálculo da exigência de capital, manteve-se o *holding period* de dez dias.

Dessa forma, as figuras 6.23 e 6.24 apresentam as curvas de exigência de capital, para cada modelo de gerenciamento de risco, considerando os critérios estabelecidos acima e os resultados do *backtesting* para os estudos de casos. Os resultados das carteiras correspondem ao acumulado em dez dias, e, para facilitar a visualização, foram suprimidos os pontos onde esse resultado não foi deficitário, ou seja, são apresentados apenas os pontos correspondentes às perdas.

Da análise dos gráficos, percebe-se como os modelos de Simulação Histórica e de Abordagem Híbrida são mais conservadores que os modelos do RiskMetricsTM e do GARCH. Além disso, nota-se também que em momento algum as perdas foram superiores às exigências de capital, para todos os modelos investigados.

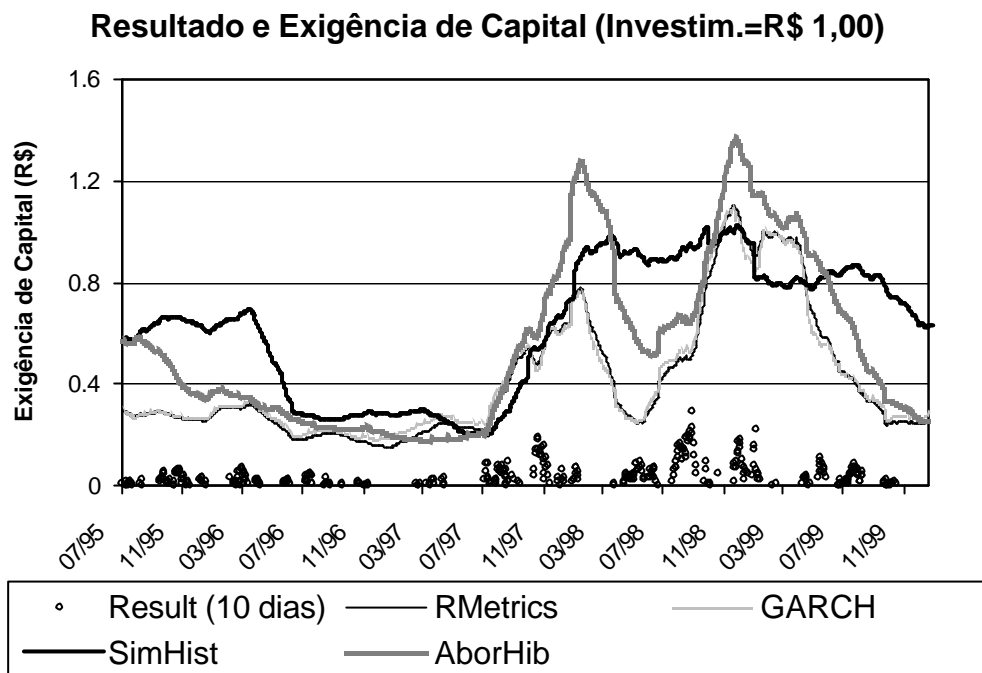


Figura 6.23 – Exigência de Capital para Carteira do Fundo de Ações

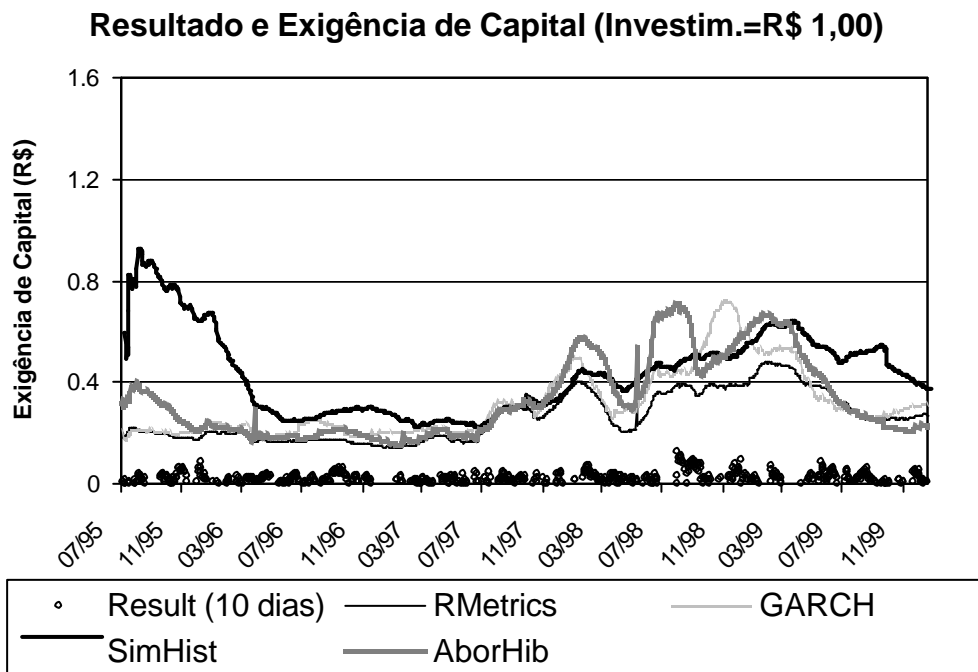


Figura 6.24 – Exigência de Capital para Carteira com Hedge

Por outro lado, vale destacar a avaliação com a Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial (FVDB) proposta por Kupiec (1995). O modelo de Abordagem Híbrida apresentou o melhor desempenho, dentre os modelos investigados. Esse procedimento de avaliação do ponto de vista conceitual apresenta a vantagem de comparar o intervalo de confiança estabelecido (1% de erros), com o que efetivamente ocorreu em termos de estimativas erradas, ou seja VaR menor que a perda ocorrida, considerando uma função de distribuição binomial. De acordo com o que foi afirmado anteriormente, esse critério é estatisticamente mais rigoroso que o critério de *backtesting*. Como o modelo de Simulação Histórica é mais conservador, e em vários casos apresenta percentual de erro igual a 0%, o valor para sua função de verossimilhança é penalizado, mesmo que isso não seja um problema do ponto de vista do risco. O procedimento de Abordagem Híbrida, do ponto de vista estatístico, é o modelo que se aproxima maior número de vezes do intervalo de confiança estabelecido.

Os critérios de Função de Verossimilhança para o Teste de Independência e Função de Verossimilhança para Teste de Cobertura Condicional indicam que o Modelo de Simulação Histórica foi o que apresentou melhor desempenho no maior número de vezes. Essa análise, no entanto, é prejudicada tendo em vista que o modelo de Simulação Histórica apresentou algumas vezes um percentual de erro igual a 0%. Isso dificulta o uso da função de verossimilhança, pois não há como testar a independência das observações de erros, já que elas não ocorreram. Como dito anteriormente, esses critérios para serem utilizados com maior eficiência precisariam de um número maior de observações e de um intervalo de confiança menor, com o objetivo de aumentar o número de observações com erros de estimativa. Essa é uma grande limitação para esses procedimentos.

Relativamente aos critérios da função de Kuiper, o modelo de Simulação Histórica apresentou desvantagem em relação aos demais. O RiskMetricsTM, o GARCH e a Abordagem Híbrida tiveram desempenhos próximos, com pequena vantagem para esse último. As funções de Kuiper procuram captar o poder de estimativa do modelo de gerenciamento de risco, a partir de toda a curva de distribuição de probabilidades, o que, conforme discutido, não necessariamente corresponde ao melhor critério do ponto de vista do risco. No entanto, do ponto de vista estatístico, esse critério é mais rigoroso no que diz respeito à capacidade de estimativa do modelo.

Embora as análises para a resposta da questão 2 procurem enfatizar o modelo de melhor desempenho, é importante observar que os quatro modelos são considerados bastante satisfatórios, tendo em vista os resultados apresentados neste capítulo.

A tabela 6.10 apresenta os valores médios da exigência de capital calculada para cada um dos modelos, para os dois estudos de casos, evidenciando que o RiskMetricsTM possui os menores valores médios de exigência de capital, enquanto o modelo de Simulação Histórica os maiores.

Tabela 6.10 – Cálculo da Exigência de Capital Média

Modelo	Carteira	
	<i>Fundo de Ações</i>	CAPM + <i>hedge</i>
RiskMetrics TM	41,48%	26,26%
GARCH	42,44%	31,45%
Simulação Histórica	61,28%	37,66%
Abordagem Híbrida	54,84%	33,17%

A resposta à questão 2, assim, pode ser apresentada da seguinte forma: sob o enfoque estritamente de risco, o modelo de Simulação Histórica é, na média, o mais conservador; sob o enfoque estatístico, o modelo de Abordagem Híbrida conduz a resultados que, na média, atendem melhor aos critérios estatísticos mais rigorosos; sob o enfoque de eficiência para o investimento, os modelos do RiskMetricsTM e GARCH conduzem a menores valores de VaR (e também de exigência de capital, caso sejam levados em consideração os fatores de multiplicação da tabela 3.1). Tendo em vista que nenhum dos quatro modelos foi analisado como insatisfatório pelos critérios de avaliação, e o fato de que nenhum dos modelos apresentou perda acumulada em dez dias superior à exigência de capital, conforme as regras propostas pelo Comitê de Basileia, sob o enfoque conjunto de risco e eficiência, o modelo do RiskMetricsTM apresentou, na média, os melhores resultados, para os testes realizados com ambas as carteiras.

Questão 3: De que forma a composição da carteira investigada influi nos resultados de avaliação de modelos de gerenciamento de risco de mercado?

Conforme observado na figura 6.15, a composição da carteira influencia na curva de distribuição de probabilidades dos retornos. No estudo de caso do fundo de ações, as carteiras de composição fixa e variável apresentaram resultados muito próximos, tendo em vista, conforme já mencionado, a semelhança das curvas de distribuição de probabilidades das duas carteiras, figura 6.15.a. No estudo de caso da carteira composta segundo o CAPM com *hedge* em IBOVESPA futuro, houve maior dispersão dos resultados, porém ocorreu uma certa tendência comum de variação dos mesmos ao longo do período investigado para as duas carteiras, mesmo considerando as curvas de distribuições de probabilidades dos retornos das carteiras de composição variável e fixa serem razoavelmente diferentes, ver figura 6.15.b. Isso significa que, como era de se esperar, a composição da carteira pode influir na análise comparativa dos modelos de gerenciamento de risco. Embora essa influência tenha sido pequena no caso do fundo de ações, as curvas para o segundo estudo de caso indicam que esse efeito pode modificar a análise.

Para investigar melhor o problema da mudança de composição da carteira nos resultados de avaliação de modelos para os diversos procedimentos estudados, a tabela 6.11 apresenta os valores médios dos critérios para os dois estudos de casos.

Relativamente ao *backtesting* e ao critério da Função de Perda Regulatória, a tabela 6.11 indica que para a carteira do fundo de ações o nível de erros foi menor que para a carteira com *hedge*, para todos os modelos investigados. Isso significa que a forma da distribuição de probabilidades influi no nível de erros e acertos de todos os modelos. Além disso, é importante verificar que o modelo de Simulação Histórica se apresenta como melhor alternativa nos dois casos. Na verdade, a ordem comparativa do desempenho dos quatro modelos não é alterada, para nenhum dos dois critérios. Assim, os modelos são influenciados da mesma maneira, e um estudo comparativo entre eles, baseado nesses dois critérios, tenderá a sofrer apenas pequenas alterações em função da carteira investigada.

Um outro aspecto importante, é que a carteira com *hedge* apresenta um potencial de perda menor, sendo uma carteira menos agressiva que a do fundo de ações, como era de se esperar, o que pode ser comprovado facilmente por uma inspeção visual na tabela 6.9. Isso implica que teoricamente o nível de exigência de capital para uma carteira desse tipo, de

acordo com o *backtesting*, deveria ser menor que a exigência de capital do fundo de ações. Para os casos em estudo, isso de fato acontece, mesmo com a carteira com *hedge* apresentando um maior número de erros de previsão, de acordo com a tabela 6.10, tendo em vista os fatores de multiplicação para o cálculo da exigência de capital, apresentados na tabela 3.1, e as estimativas do VaR, da tabela 6.9.

Tabela 6.11 – Valores Médios dos Resultados das Avaliações para os Estudos de Casos

Cart.	Critério	MODELO			
		RMetrics	GARCH	SimHist	AborHib
Fundo de Ações	<i>Backtesting</i>	1,43	1,43	1,07	1,21
	FVDB	1,88	2,45	3,23	1,05
	FVInd	1,75	0,15	0,13	0,10
	FVCnd	2,20	2,57	2,05	1,17
	FPR	1,85	1,83	1,35	1,49
	FKuiper	0,10	0,10	0,15	0,11
	FKuiperp	0,17	0,18	0,28	0,19
Cart. CAPM + Hedge	<i>Backtesting</i>	2,29	2,04	1,51	1,86
	FVDB	4,20	3,32	2,65	2,32
	FVInd	0,31	0,26	0,17	0,21
	FVCnd	4,56	3,63	2,52	2,56
	FPR	2,87	2,60	1,84	2,26
	FKuiper	0,09	0,12	0,10	0,09
	FKuiperp	0,19	0,21	0,23	0,19

FVDB = Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial; FVInd = Função de Verossimilhança para Teste de Independência; FVCnd = Função de Verossimilhança para Teste de Cobertura Condicional; FPR = Função de Perda Regulatória; FKuiiper = Função de Kuiper; FKuiiperp = Função de Kuiper Ponderada.

Relativamente aos critérios da Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial, Função de Verossimilhança para Teste de Independência, Função de Verossimilhança para Teste de Cobertura Condicional, e os critérios baseados na função de Kuiper, ocorrem alterações na ordem do desempenho comparativo entre os diferentes modelos, em função da carteira analisada, ver tabela 6.11, significando que esses critérios de avaliação são mais sensíveis à carteira investigada do que o critério de *backtesting*.

Considerando o fato de que uma carteira de investimento não é estática, conforme discutido anteriormente, pois ela é alterada ao longo de um dia, com compras e vendas de ativos, a resposta à questão 3 conduz à uma interessante conclusão para o *backtesting*, de acordo com os requisitos do Comitê de Basileia. Quando da escolha do melhor modelo de gerenciamento de risco de mercado, utilizando o critério de *backtesting*, para atendimento aos requisitos de capital mínimo, ou mesmo considerando os enfoques de risco e eficiência de investimento, a composição da carteira utilizada para o procedimento de escolha do modelo não deverá interferir de forma significativa nos resultados comparativos entre esses. Em termos de avaliação de desempenho dos modelos, não se pode afirmar a mesma coisa para os demais critérios.

Isso não significa que, em determinados períodos essa ordem comparativa dos modelos não seja alterada. Assim, caso uma instituição financeira pretenda utilizar diferentes modelos de gerenciamento de risco, para diferentes intervalos de tempo, ela deverá realizar os testes comparativos constantemente, escolhendo para um determinado momento o modelo de gerenciamento de risco mais adequado.

7- CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A análise de risco de investimentos está sendo investigada com interesse por instituições financeiras, autoridades de supervisão e regulação e também no meio acadêmico. Esse interesse tem relação com a internacionalização financeira, criação de novos produtos e serviços, integração entre os sistemas financeiros e com os casos recentes de crises em mercados financeiros e quebras de grandes instituições.

Existe um grande espaço para o desenvolvimento de sistemas de gerenciamento de risco de mercado, embora esses sistemas não possam ser vistos como uma panacéia capaz de garantir que a instituição esteja imune a problemas. Na verdade, a mensuração de risco é colocada em confronto com o retorno esperado pelo investimento, e isso não significa que a instituição não estará disposta a correr mais risco para obter melhores retornos, uma vez que ambos são diretamente correlacionados. O importante é que a instituição financeira tenha um sistema de gerenciamento de risco eficiente e que a supervisão bancária disponha de mecanismos prudenciais para evitar colapsos.

O papel das autoridades de supervisão destaca-se no sentido de estimular que as instituições financeiras desenvolvam a cultura do gerenciamento de risco. Nesse sentido, o modelo interno de controle é uma importante ferramenta, uma vez que o cálculo do capital mínimo exigido é feito levando em consideração o grau de acerto nas previsões de risco. Para a supervisão bancária não importa o modelo de gerenciamento de risco utilizado e sim o nível de acerto nas estimativas de perda. Assim, uma instituição que esteja operando de forma mais agressiva, poderá cometer um número maior de falhas de previsão, o que fará com que seu capital mínimo exigido pela autoridade de supervisão também seja maior. Isso acaba servindo como estímulo à instituição no desenvolvimento de ferramentas e sistemas de gerenciamento de risco mais aprimorados.

A avaliação de modelos de gerenciamento de risco depende do critério de desempenho utilizado. Diferentes critérios levam a diferentes interpretações. Do ponto de vista do risco, o interessante é que os critérios procurem identificar a ocorrência de falhas nas previsões, importando para avaliação os pontos onde a previsão de perda foi inferior à efetivamente ocorrida nas caudas da distribuição de probabilidades dos retornos.

CrITÉRIOS de avaliaÇão que procuram captar o desempenho da previsão ao longo de toda a curva de distribuição dos retornos, embora possam parecer estatisticamente mais interessantes, não necessariamente serão os melhores critérios do ponto de vista do risco. Dessa forma, esta pesquisa identificou o procedimento de *backtesting* como o melhor critério de avaliação de modelos, dentre as alternativas aqui investigadas, sob o enfoque do risco e da simplicidade de implementação e análise, embora a literatura reporte uma série de critérios como opções ao *backtesting*.

Assim, a partir das observações relativas a cada procedimento de avaliação que foram apresentadas neste trabalho, vale a pena destacar que do ponto de vista de regulação bancária o *backtesting* apresenta três importantes vantagens. A primeira delas diz respeito ao fato de que o procedimento capta falhas de previsão dentro de um intervalo que reflete a preocupação da autoridade de supervisão com o risco de mercado, ou seja, as caudas das distribuições de probabilidades dos retornos. A segunda vantagem é a sua simplicidade, tanto no que se refere ao seu entendimento, quanto à sua implementação. A terceira vantagem diz respeito à robustez na avaliação, pois esse procedimento é menos sensível à composição da carteira investigada.

O *backtesting* possui limitações estatísticas que são reconhecidas pelo Comitê de Basileia, como a não independência dos eventos, o que compromete a investigação sob hipótese da distribuição de probabilidades binomial e o pequeno tamanho da amostra utilizada na investigação (250 observações). Porém, tendo em vista as limitações dos outros procedimentos, o *backtesting* se apresenta como interessante alternativa de avaliação de modelos de gerenciamento de riscos.

As alternativas de procedimentos de avaliação de modelos de gerenciamento de riscos investigadas nesta pesquisa revelam que cada critério apresenta uma contribuição distinta na investigação do desempenho do modelo. Assim, embora o critério do *backtesting* apresente as vantagens acima, o uso de outros critérios, de forma complementar, pode auxiliar em uma avaliação mais detalhada do modelo, ajudando a identificar pontos fortes e pontos fracos.

A Função de Verossimilhança para Volatilidade e o critério do RMSE não foram identificados como boas alternativas de avaliação, pela baixa capacidade de distinção dos modelos de gerenciamento de riscos.

A Função de Verossimilhança com Distribuição Binomial complementa a análise do *backtesting*, mas o tamanho da amostra (250 observações) é pequeno para uma avaliação criteriosa por esse procedimento, sendo que o mesmo se pode afirmar com relação ao critério de Cobertura Condicional.

Janelas de tempo maiores do que 250 observações exigiriam períodos para atualização dos resultados do *backtesting* superiores à proposta de revisão trimestral do Comitê de Basileia, sob pena de que as avaliações do último trimestre, portanto mais recentes, sejam diluídas em uma janela com um número elevado de observações. A ampliação do tamanho da janela conduziria à uma dificuldade operacional, pois as autoridades de supervisão bancária não poderiam corrigir em tempo adequado os fatores para cálculo da exigência de capital das instituições. Dessa forma, embora o intervalo de tempo de um ano de observações passadas pareça ser pequeno do ponto de vista estatístico, ele é adequado do ponto de vista operacional. Janelas de tempo maiores podem ser utilizadas para o caso de uma investigação complementar e mais criteriosa sobre um determinado modelo de gerenciamento de riscos.

O uso de uma Função de Perda Regulatória fornece um elemento muito importante na análise do desempenho do modelo de gerenciamento de risco, que é a magnitude do erro de previsão com o VaR. A definição da melhor Função de Perda, bem como dos parâmetros de avaliação a serem usados, abre espaço para uma interessante alternativa de pesquisa.

O critério de comparação da Distribuição de Probabilidade Real x Estimada permite uma avaliação do modelo de gerenciamento de risco não apenas nas caudas da distribuição de probabilidades, mas ao longo de toda sua curva, trazendo uma importante contribuição do ponto de vista estatístico, embora sob o enfoque do risco isso não seja tão importante.

Todos os modelos aqui investigados, à exceção do modelo “ingênuo” foram considerados adequados para o gerenciamento de risco de mercado, sendo que a escolha entre eles deve ficar a cargo da instituição financeira e de suas características de investimento, que envolvem seu grau de aversão ao risco. O modelo de Simulação Histórica apresentou os resultados mais conservadores, podendo ser considerado o melhor modelo do ponto de vista do risco. O modelo de Abordagem Híbrida apresentou os melhores resultados do ponto de vista de critérios estatísticos mais rigorosos que o *backtesting*, e além disso, as previsões de VaR foram intermediárias em relação aos demais modelos. Os modelos RiskMetricsTM e GARCH apresentaram resultados próximos e foram

menos conservadores, enquanto o RiskMetricsTM foi o modelo que levou à menor exigência de capital.

A composição da carteira investigada influi nos resultados da avaliação de desempenho dos modelos de gerenciamento de risco. Dessa forma, um mesmo critério de avaliação de desempenho, aplicado em diferentes carteiras pode levar a conclusões distintas no que diz respeito aos modelos de cálculo do VaR. O *backtesting*, no entanto, foi o critério que apresentou maior robustez relativamente às carteiras investigadas.

É interessante observar que como o procedimento de modelo interno de controle não exige o conhecimento da técnica de gerenciamento de risco que está sendo utilizada, podem ser utilizadas alternativas mistas de cálculo do VaR. A instituição financeira pode, por exemplo, utilizar uma determinada técnica em um dado período e alterá-la em outro intervalo de tempo, ou até mesmo utilizar várias técnicas ao mesmo tempo, usando o valor médio, ou ponderado, do VaR calculado pelas mesmas.

Relativamente ao cálculo da exigência de capital de acordo com os critérios estabelecidos pelo Comitê de Basileia, observou-se que em momento algum as perdas verificadas excederam esse valor. Isso indica que do ponto de vista do risco de mercado, os limites estabelecidos são coerentes para o mercado financeiro brasileiro. Estudos sistemáticos com carteiras reais poderão revelar se esses limites podem ou não ser reduzidos, com o objetivo de melhorar a eficiência de alocação de investimentos.

Os resultados sugerem que um mesmo modelo de gerenciamento de risco, avaliado por um mesmo critério, pode apresentar desempenho satisfatório em determinados períodos, enquanto que em outros não. Isso é um grande problema sob o aspecto operacional para as instituições financeiras, pois elas precisariam estabelecer rotinas constantes de avaliação dos modelos utilizados, sob diferentes critérios, para verificar a precisão dos mesmos.

Embora boa parte dos modelos de gerenciamento de risco de mercado faça uso de informações passadas e considerações acerca da distribuição de probabilidades dos retornos, como as técnicas investigadas no capítulo 6, é importante que um sistema de gerenciamento de risco permita, de forma complementar, a realização de Testes de *Stress*, procurando simular condições extremas no mercado. Testes de *Stress* apresentam a desvantagem de envolver subjetividade, mas possuem uma grande vantagem que é o enfoque em condições severas, que nem sempre a observação histórica pode fornecer.

Além disso, o uso da Simulação de Monte Carlo também pode ser visto de forma complementar aos modelos investigados nos estudos de casos, já que essa técnica permite a avaliação do impacto de eventos que, embora historicamente não tenham ocorrido, apresentam probabilidade de ocorrência similar a dos eventos que de fato aconteceram.

Sugere-se para trabalhos posteriores, a continuidade metodológica desta pesquisa, utilizando diferentes carteiras, com taxas de juros, câmbio, opções etc., intervalos de tempo, modelos de gerenciamento de risco e alternativas de avaliação, tendo em vista a relevância do tema e a complexidade de sua abordagem.

Vale salientar que os modelos aqui investigados se baseiam em séries com comportamento estocástico. A aplicação do modelo interno de controle no mercado brasileiro precisa ser investigada com critério, pois as taxas de juros e de câmbio são variáveis que podem oscilar muito, após períodos de calma, em função de condições macroeconômicas que levam à uma interferência do Banco Central, o que penaliza os modelos baseados em informação histórica. Por outro lado, para o mercado acionário, este trabalho evidenciou que o modelo interno de controle pode ser aplicado com sucesso.

Além disso, um estudo importante diz respeito à aplicação do modelo interno de controle no mercado financeiro brasileiro, usando carteiras reais. Como foi verificado aqui, os limites de exigência de capital estabelecidos pelo Comitê de Basileia são adequados do ponto de vista do risco, sendo interessante a elaboração de testes com carteiras reais de instituições financeiras, com o objetivo de avaliar a implementação do modelo interno de controle como procedimento de cálculo de exigência de capital.

A aplicação do modelo interno de controle exigirá a elaboração de normativos por parte do Banco Central e uma adaptação das instituições financeiras para gerar relatórios com as previsões do VaR e resultados do *backtesting*. Recentemente foram publicadas normas adotando o modelo padrão para taxas de câmbio e taxas de juros. O modelo padrão pode ser visto como uma alternativa de transição para o modelo interno de controle.

Finalmente, uma alternativa de estudo importante é a realização de pesquisas junto aos países que já adotaram o modelo interno de controle, conforme preconiza o Comitê de Basileia, com o intuito de verificar os pontos fortes e fracos dessa metodologia, o que pode reduzir a ocorrência de possíveis erros na implementação desse procedimento no Brasil.

ANEXO

Modelo "Ingênuo" - Avaliação do período: jul/1995 a dez/1999

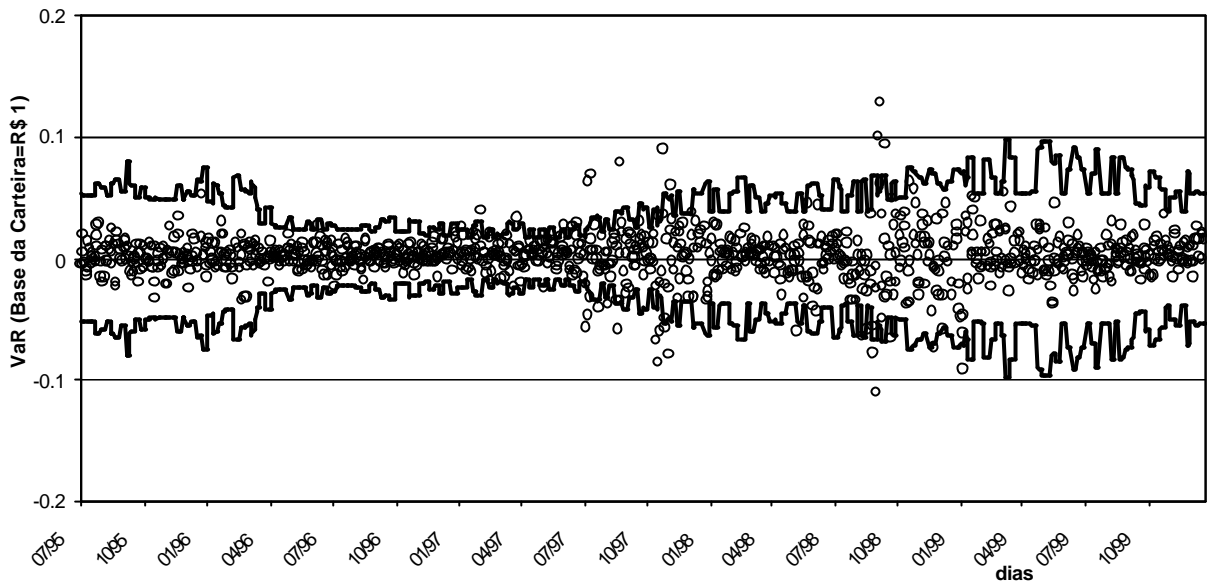


Figura A.1 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo “ingênuo”

Modelo do RiskMetrics™ - Avaliação do período: jul/1995 a dez/1999

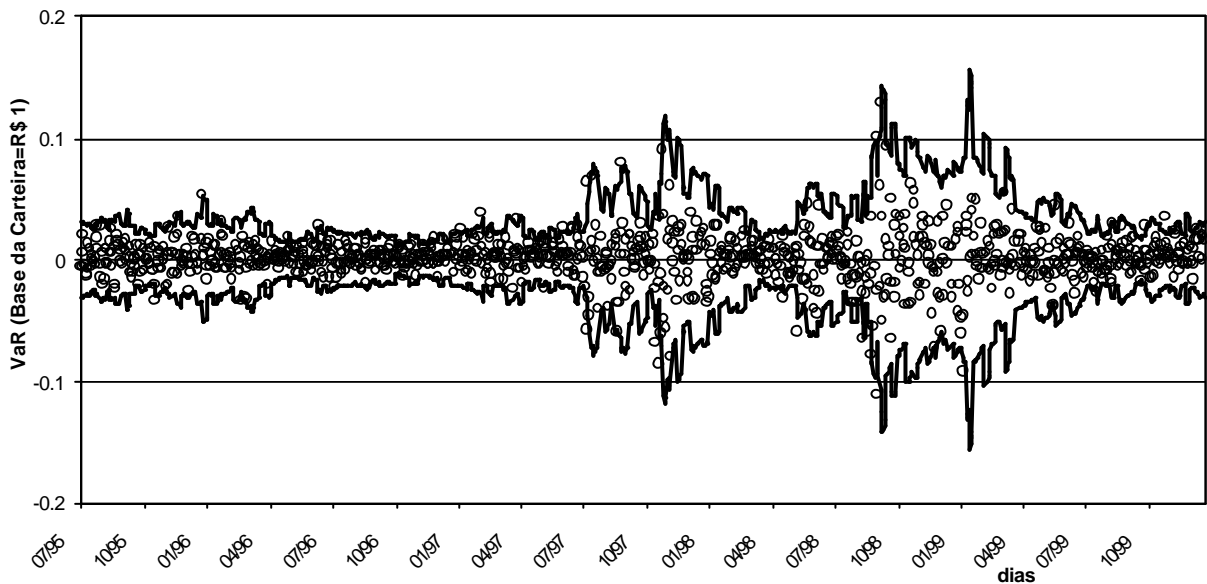


Figura A.2 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo do RiskMetrics™

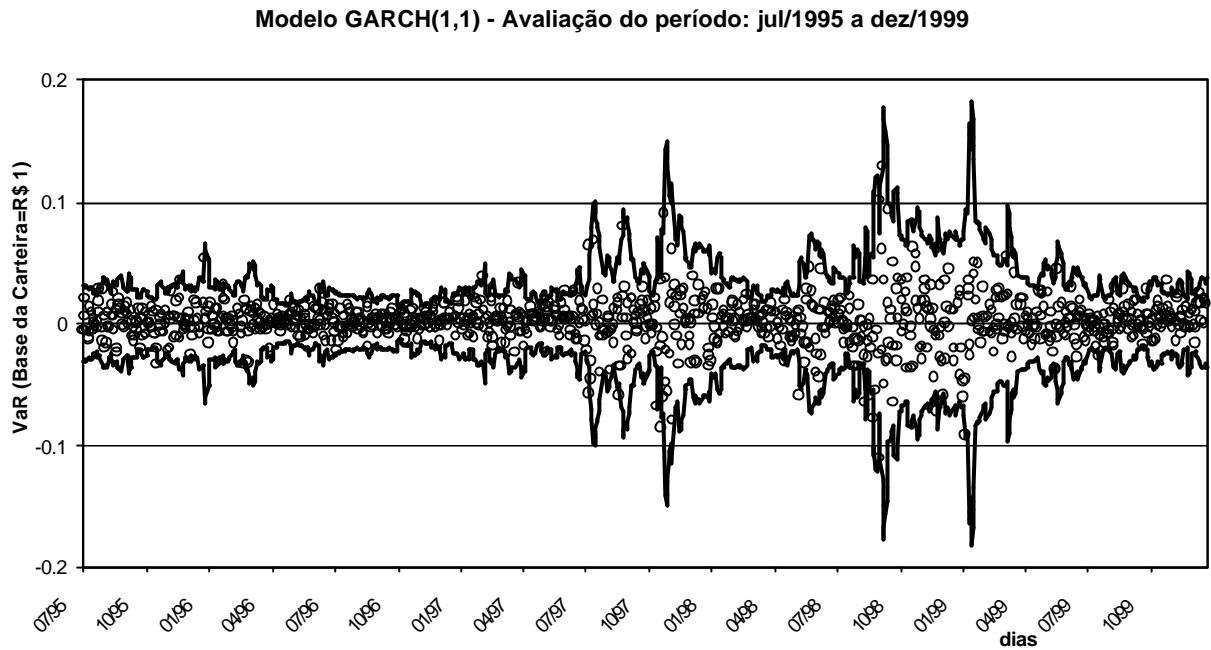


Figura A.3 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo GARCH(1,1)

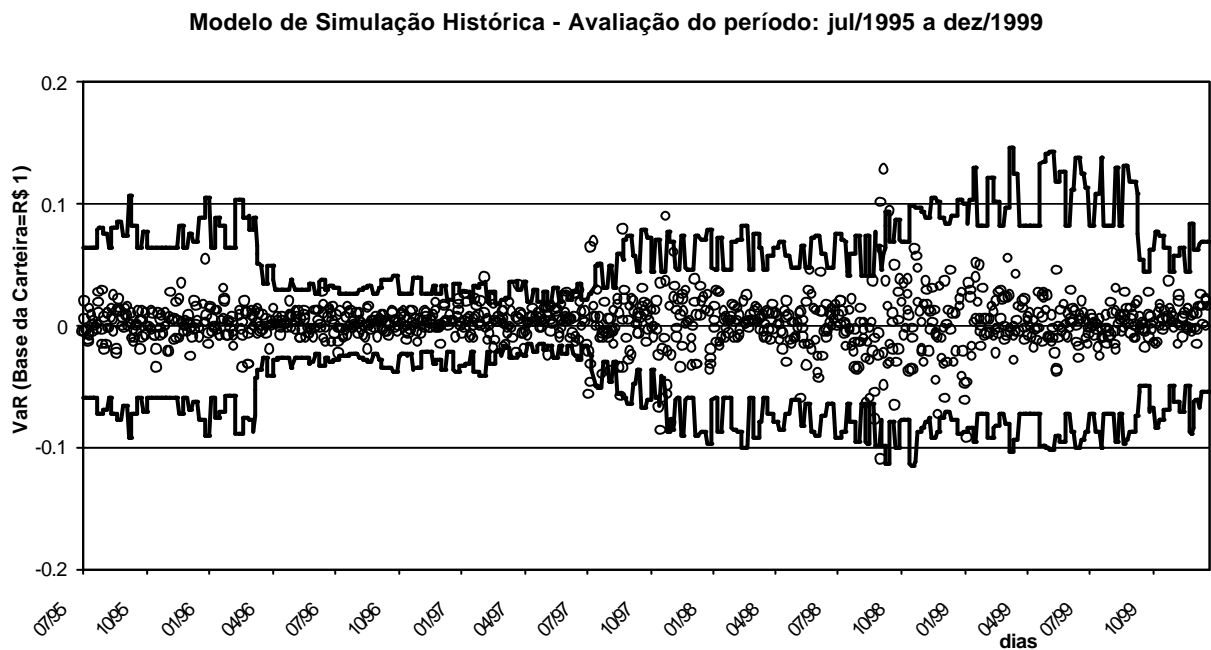


Figura A.4 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo de Simulação Histórica

Modelo de Abordagem Híbrida - Avaliação do período: jul/1995 a dez/1999

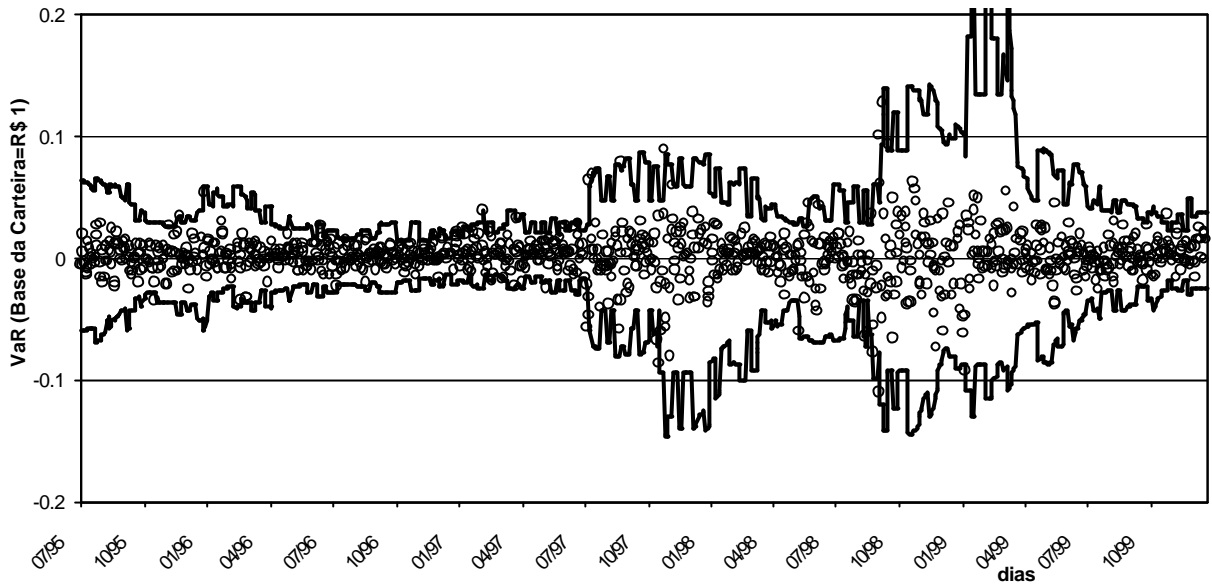


Figura A.5 – VaR para Carteira do Fundo de Ações – Modelo de Abordagem Híbrida

Modelo "Ingênuo" - Avaliação do período: jul/1995 a dez/1999

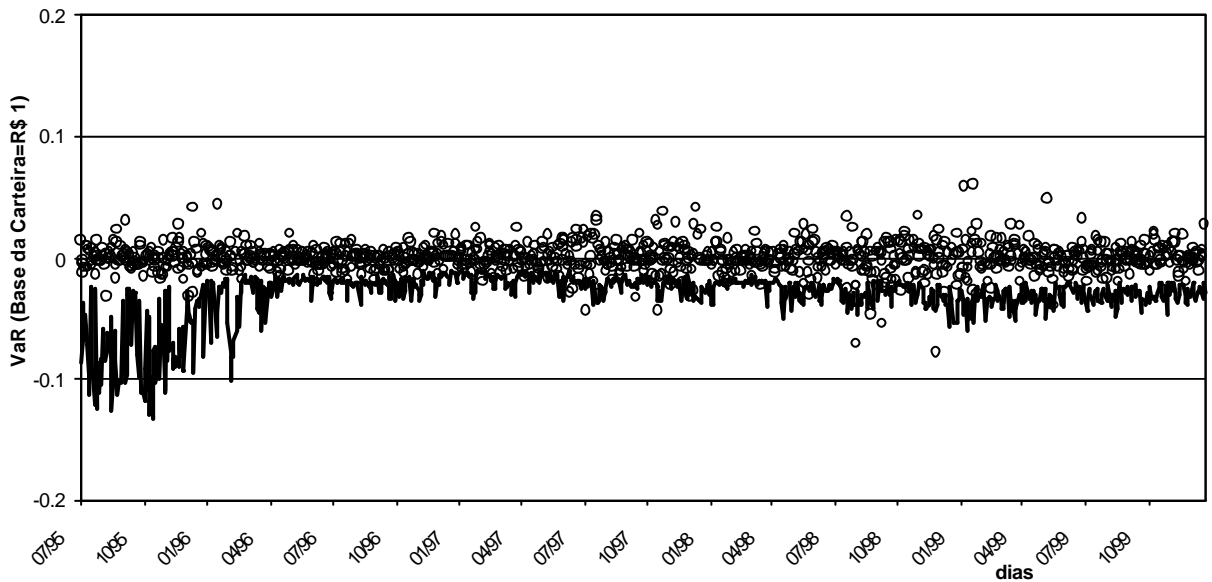
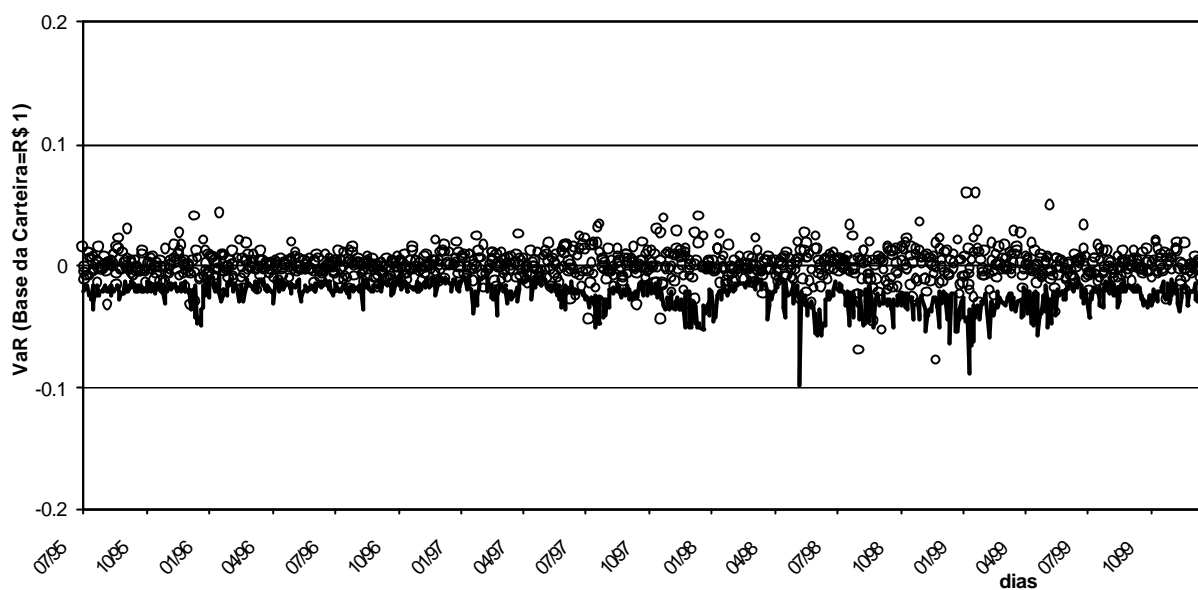
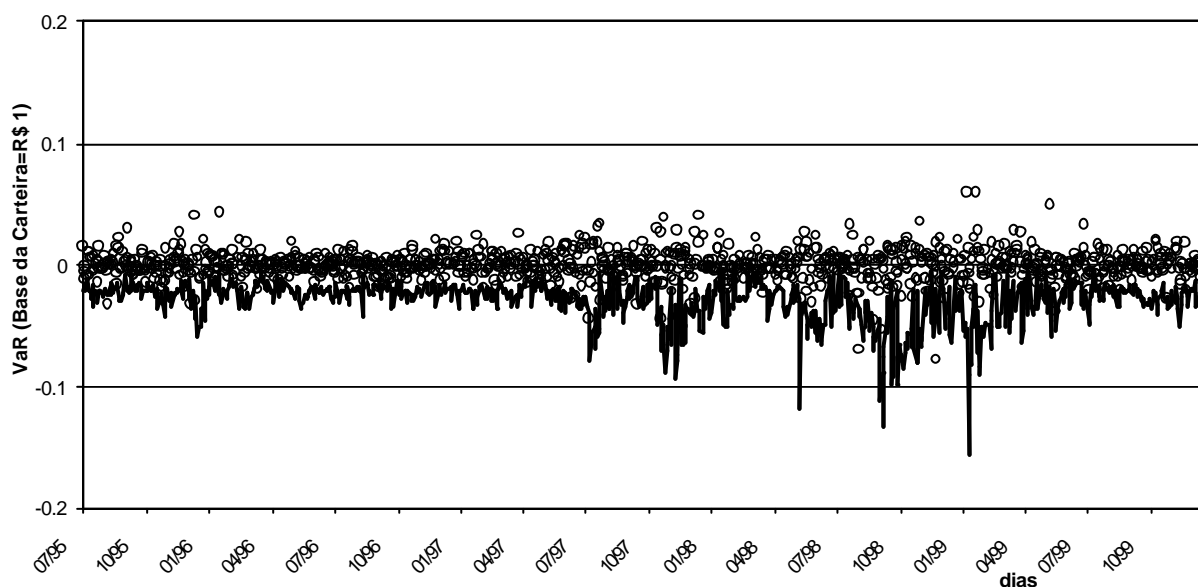


Figura A.6 – VaR para Carteira com Hedge – Modelo “ingênuo”

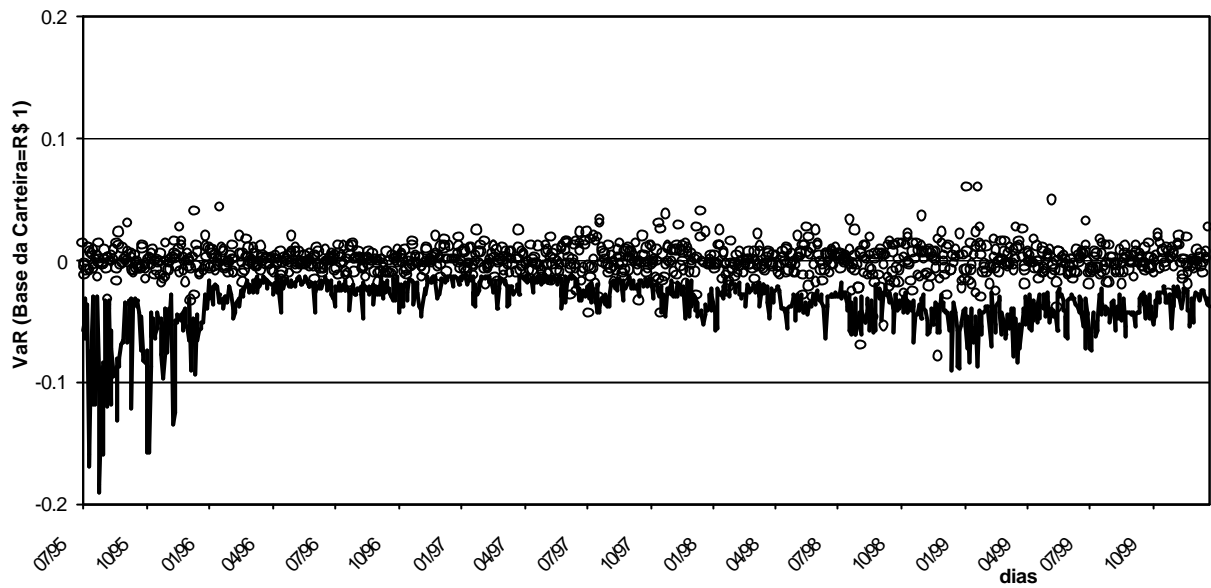
Modelo do RiskMetrics™ - Avaliação do período: jul/1995 a dez/1999

Figura A.7 – VaR para Carteira com *Hedge* – Modelo do RiskMetrics™

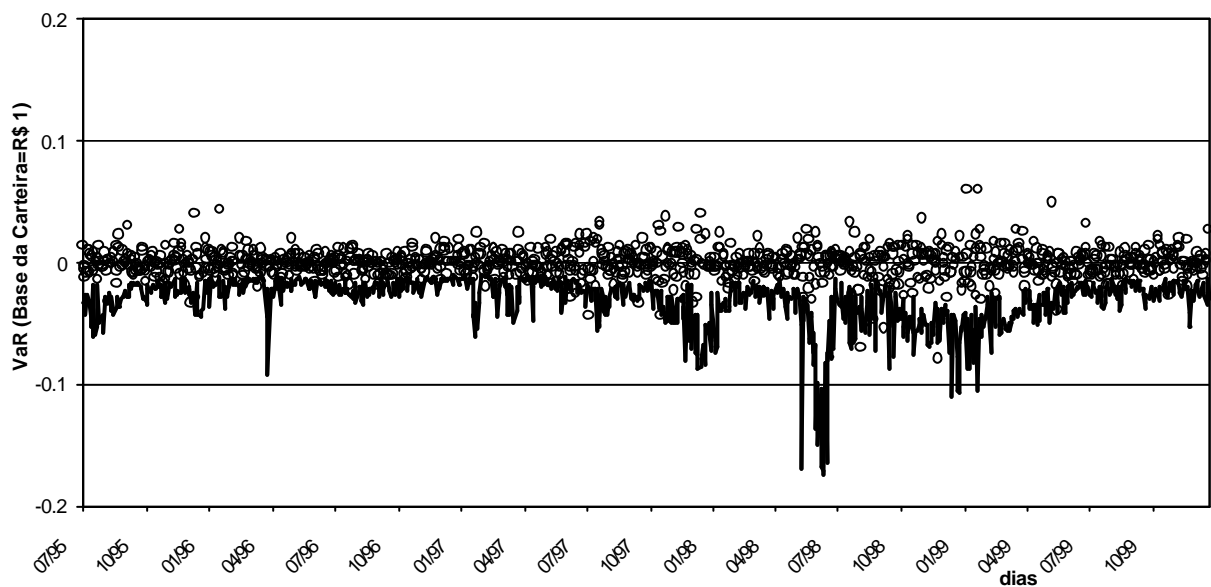
Modelo GARCH(1,1) - Avaliação do período: jul/1995 a dez/1999

Figura A.8 – VaR para Carteira com *Hedge* – Modelo GARCH(1,1)

Modelo de Simulação Histórica - Avaliação do período: jul/1995 a dez/1999

Figura A.9 – VaR para Carteira com *Hedge* – Modelo de Simulação Histórica

Modelo de Abordagem Híbrida - Avaliação do período: jul/1995 a dez/1999

Figura A.10 – VaR para Carteira com *Hedge* – Modelo de Abordagem Híbrida

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alexander, C. O., Leigh, C. T.; “On the Covariance Matrices Used in Value at Risk Models”; **The Journal of Derivatives**; spring; (1997).

Almeida, A. F. e Ghirardi, A.; “Estudo Comparativo de Modelos de Gerenciamento de Risco de Mercado com uma Carteira Composta por Ativos Típicos de um Fundo de Ações”; **Anais do Encontro Nacional de Pós-Graduação em Administração – ENANPAD**; (1999)

Amante, A. O.; “Acordo da Basiléia e Valor em Risco”; **Dissertação de Mestrado em Administração - Universidade Federal do Rio de Janeiro**; (1998).

Barcinski, A., Almeida, B., Garcia, M., Silveira, M.; “Estimação da Volatilidade do Retorno das Ações Brasileiras – Um Método Alternativo à Família GARCH”; **Resenha da BM&F**; nº 116; pgs. 21-39; (1997).

Baumann, R.; **Uma Visão Econômica da Globalização; em o Brasil e a Economia Global**, Rio de Janeiro; Campus. Cap. 3, p. 33-51; (1996).

Beder, T. S.; “VaR Seductive but Dangerous”; **Financial Analysts Journal**; sep-oct; pgs. 12-24; (1995).

Bernstein, P. L.; **Desafio aos Deuses: A Fascinante História do Risco**; editora Campus; Rio de Janeiro; (1997).

Bessada, O. M.; **O Mercado Futuro e de Opções**; editora Record; (1994).

Bessada, O. M.; “Modelos de Gerenciamento de Risco em Instituições Financeiras”; **Anais da 7ª Semana de Contabilidade do Banco Central do Brasil**; (1998).

Bollerslev, T.; “Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity”; **Journal of Econometrics**; nº 31; pgs. 307-327; (1986).

Boudoukh, J.; Richardson, M.; Whitelaw, R. F.; “Investigation of a Class of Volatility Estimators”; **The Journal of Derivatives**; spring; (1997).

Boudoukh, J.; Richardson, M.; Whitelaw, R. F.; “The Best of Both Worlds”; **Risk**; mai.; pgs. 64-67; (1998).

Box, G.; Jenkins G.; Reinsel, G.; **Time Series Analysis**; 3^a ed; Prentice Hall; (1994).

Camozzato, C. M.; “Riscos no Sistema Bancário Brasileiro”; **Anais da 6^a Semana de Contabilidade do Banco Central**; (1997).

Carmona, C. U.; “Um Estudo do Modelo CAPM com Variâncias não Estacionárias através da Metodologia GARCH-M”; **Tese de Doutorado em Engenharia de Produção - PUC – RJ**; (1997).

Cassidy, C. e Gizycki, M.; “Measuring Traded Market Risk: Value-at-Risk and Backtesting Techniques”; **Research Discussion Paper 9708**; Reserve Bank of Australia; (1997).

Chick, V.; “A evolução do Sistema Bancário e a Teoria da Poupança, do Investimento e dos Juros”; **Ensaio FEE**, Porto Alegre, (15) 1:9-23; (1994).

Christoffersen, P.; “Evaluating Interval Forecasts”; **International Economic Review**; v. 39; n° 4; nov.; p. 841-862; (1998).

Comitê de Basiléia; “Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks”; **Bank for International Settlements – BIS**; (1996).

Comitê de Basiléia; “Supervisory Framework for the use of Backtesting in Conjunction with the Internal Models Approach to Market Risk Capital Requirements”; **Bank for International Settlements – BIS**; (1996).

Cooper, G.; “The Value of VaR”; **Risk**; jun; p. 1; (1996).

Coutinho, L. G.; “A Terceira Revolução Industrial e Tecnológica: As Grandes Tendências de Mudança”, **Economia e Sociedade**, Campinas, v.1 n.1, ago., p. 69-87; (1992).

Crnkovic, C.; Drachman, J.; “Quality Control”; **Risk**; v. 9; n° 9; set.; p. 138-143; (1996).

Departamento de Pesquisas do FMI; “Mercados Financeiros Globais: Sobre a Curva de Aprendizagem”; **Finanças & Desenvolvimento**; pg. 19-21; (1996).

Departamento de Pesquisas do FMI; “Administração de Riscos no Sistema Bancário Internacional”; **Finanças & Desenvolvimento**; pg 26-28; (1996).

Enders, W.; **Applied Econometric Time Series**; John Wiley; (1995).

Engle, R. F.; “Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation”; **Econometrica**; Vol. 50; Nº 4; pgs. 987-1007; (1982).

Farias Filho, A. C.; “Avaliação do Value at Risk do Índice Bovespa Usando os Modelos GARCH, TARARCH e RiskMetricsTM para se Estimar a Volatilidade”; **Dissertação de Mestrado em Administração - Fundação Getúlio Vargas – SP**; (1997).

Ferreira, C.; “Desenvolvimento da Indústria e Infra-Estrutura no Brasil: Crédito de Longo Prazo e Mercado de Capitais”; **Tese de Doutorado- Universidade de Campinas**; (1995).

Finger, C.; “Testing RiskMetrics Volatility Forecasts on Emerging Markets Data”; **RiskMetrics Monitor – Reuters/J. P. Morgan**; (1996).

Fortuna, E.; **Mercado Financeiro – Produtos e Serviços**; editora Qualitymark; (1998).

Honohan, P.; “Banking System Failures in Developing and Transition Countries: Diagnosis and Prediction”, **Bank for International Settlements (BIS)**, working paper nº 39; (1997).

Hull, John; **Introdução aos Mercados Futuros e de Opções**; 2^a edição, Bolsa de Mercadorias & Futuros; (1996).

Ibarra, J. R. R. B.; “A Supervisão Bancária de Derivativos no Brasil”; **Tese de Doutorado em Ciências Contábeis - Universidade de São Paulo**; (1997).

Irving, R.; “Banks Grasp VaR Nettle”; **Risk**; jun; p. 16-21; (1996).

Jackson, P; Maude, D. J.; Perraudin, W.; “Bank Capital and Value at Risk”; **The Journal of Derivatives**; spring; pgs. 73-89; (1997).

Jorion, P.; **Value at Risk: The New Benchmark for Controlling Market Risk**; editora McGraw-Hill; (1997).

Keynes, J. M.; **A Teoria Geral do Emprego, do Juro e da Moeda**; editora Atlas; (1982).

Kodres, L. E.; “Mercados Cambiais: Estrutura e Riscos Sistêmicos”; **Finanças & Desenvolvimento**; pg. 22-25; (1996).

Kupiec, P. H.; “Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models”; **The Journal of Derivatives**; winter; p. 73-84; (1995).

Lemgruber, E. F. e Ohanian, G.; “Modelo de Projeção de Volatilidade do RiskMetrics e a hipótese de distribuição normal condicional para alguns fatores de risco do Brasil”; **Anais do Encontro Nacional de Pós-Graduação em Administração – ENANPAD**; (1997).

Leong, K.; “The Right Approach”; **Risk**; jun; p. 9-14; (1996).

Lerda, J. C.; **Globalização da Economia e Perda de Autonomia das Autoridades Fiscais, Bancárias e Monetárias**; em o Brasil e a Economia Global, org. Baumann; Rio de Janeiro; Campus. Cap. 12, p. 239-263; (1996).

Lopez, J. A.; “Methods for Evaluating Value-at-Risk Estimates”; **Federal Reserve Bank of New York**; (1998).

Manual do RiskMetricsTM; <http://www.jpmorgan.com/RiskManagement>; (1996).

Matos, E. B.; “Análise e Gerenciamento de risco”; **Dissertação de Mestrado em Administração - Universidade de São Paulo – USP**; (1998).

Minsky, H. P.; **Stabilizing an Unstable Economy**; Yale University; (1986).

Ohanian, G.; “A Metodologia RiskMetrics de Avaliação de Risco de Mercado e a Hipótese de Distribuição Normal de Retornos para algumas Variáveis do Mercado Financeiro Brasileiro”; **Dissertação de Mestrado em Administração - Universidade de São Paulo – USP**; (1998).

Pankratz, A.; **Forecasting with dynamic regression models**; John Wiley; (1991).

Plihon, D.; “A ascensão das finanças especulativas”; **Economia e Sociedade**; dez; p. 61-78; (1995).

Ramanathan, R.; **Introductory Econometrics with applications**; The Dryden Press; (1998).

Reed, N.; “Variations on a Theme”; **Risk**; jun; p. 2-4; (1996).

Reich, R.; **Locked in the Cabinet**; Alfred A. Knof; New York; (1997).

Ross, A. S., Westerfield, R. W., Jaffe, J. F.; **Administração Financeira**, editora Atlas; (1995).

Santos, J. E.; “Previsão de Volatilidade no Brasil: RiskMetricsTM, GARCH, Volatilidade Implícita ou uma Combinação desses Modelos? Um Estudo Empírico”; **Tese de Doutorado em Administração - Fundação Getúlio Vargas – SP**; (1997).

Silva Neto, L. A.; **Derivativos – Definições, Emprego e Risco**; editora Atlas; (1998).

Torres Filho; “A crise da economia Japonesa nos anos 90: impactos da bolha especulativa”; **Revista de Economia Política**, v. 17, nº 1 (65); jan-mar; (1997).