



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ - UFC  
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - CAEN  
MESTRADO PROFISSIONAL EM ECONOMIA - MPE**

**GIOVANNI SILVA BEVILÁQUA**

**PREVISÃO DO CÂMBIO REAL-DÓLAR SOB UM ARCABOUÇO DE  
APREÇAMENTO DE ATIVOS**

**FORTALEZA  
2011**

**GIOVANNI SILVA BEVILÁQUA**

**PREVISÃO DO CÂMBIO REAL-DÓLAR SOB UM ARCABOUÇO DE  
APREÇAMENTO DE ATIVOS**

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Economia – Mestrado Profissional – da Universidade Federal do Ceará - UFC, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia.

Área de Concentração: Economia de Empresas

Orientador: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos

**FORTALEZA  
2011**

**GIOVANNI SILVA BEVILÁQUA**

**PREVISÃO DO CÂMBIO REAL-DÓLAR SOB UM ARCABOUÇO DE  
APREÇAMENTO DE ATIVOS**

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Economia – Mestrado Profissional – da Universidade Federal do Ceará - UFC, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia de Empresas.

Data de Aprovação: **4 de fevereiro de 2011**

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos  
Orientador

---

Prof. Dr. Luiz Ivan de Melo Castelar  
Membro

---

Prof. Dr. Antônio Carlos Dias Coelho  
Membro

---

Ms. Rogério Moreira Siqueira  
Membro

## RESUMO

Diante da vasta gama de arcabouços macroeconômicos, econométricos e financeiros que visam acomodar evidências empíricas desconfortáveis associadas ao mercado cambial, este artigo visa modelar e prever a variação mensal entre as moedas real brasileiro e dólar americano, de janeiro de 2000 a dezembro de 2009, baseado na teoria de apreçamento de ativos. Este estudo agrega-se à literatura empírica, ao obter resultados preditivos superiores a um modelo de passeio aleatório, com erros de previsão da ordem de grandeza de 5% e 14% para depreciação e para o câmbio em nível, respectivamente, e um acerto em 57,5% das vezes com relação à direção da variação cambial. Alinhado em fundamentos a Wang (2008) e Engel e West (2005) e metodologicamente a Chong, Chung e Ahmad (2002) e da Costa et al. (2010), a principal contribuição no uso deste arcabouço, já utilizado no entendimento do *Forward Premium Puzzle* para economias avançadas, consiste na derivação e nas implicações de um sistema de relações lineares caracterizado por um *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity-in-Mean* (GARCH-M) bivariado, o qual pode ser testável, a partir da extração via componentes principais da série temporal para um Fator Estocástico de Desconto capaz de apreçar operações coberta e descoberta de aquisição de títulos do governo americano. Os resultados sugerem, ainda, à literatura teórica que, ao menos para frequência mensal, não se deve desprezar a variação temporal dos momentos condicionais de segunda ordem. A hipótese sobre a distribuição lognormal dos retornos descontados e uma especificação parcimoniosa para modelos de heterocedasticidade condicional podem prejudicar a capacidade preditiva associada do Fator Estocástico de Desconto, assim como os efeitos da incorporação do prêmio de risco.

**Palavras-chave:** Câmbio Spot Nominal Real Brasileiro/Dólar Americano; Fator Estocástico de Desconto; Arcabouço de Heterocedasticidade Condicional.

## ABSTRACT

Given the wide range of macroeconomic, financial and econometric frameworks commonly used to accommodate uncomfortable empirical evidence associated with the Forex market, this article aims to model and predict the monthly variation in American Dollar-Brazilian Real exchange rate, from January 2000 to December 2009, based on asset pricing theory. Wang (2008) and Engel and West (2005) are closer to ours, in terms of fundamentals of finance, while methodologically, we are close to Chong, Chung and Ahmad (2002) and da Costa *et al.* (2010). Our work is relevant to the empirical literature, since the prediction results are better than the random walk approach ones. The prediction error is about 5% and 14% for the exchange rate variation and in level, respectively. In 57.5% of the changes, our model predicts the correct change direction. The main contribution based on this framework, already used to understand the Forward Premium Puzzle for advanced economies, consists in the derivation and the implications of a system of linear relationships characterized by a Bivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity-in-Mean (GARCH-M), useful empirically, once we have extracted a time series for a Stochastic Discount Factor (SDF) able to price the covered and the uncovered trading with U.S. Government bonds. The results suggest to the theoretical literature that, at least for monthly frequency, one should not omit the temporal variation of conditional moments of the second order. The hypothesis about the lognormal distribution of discounted returns and a parsimonious specification for conditional Heteroskedastic models can influence the predictive power of SDF, as well as the effects of the inclusion of risk premium.

**Keywords:** American Dollar-Brazilian Real Exchange Rate; Stochastic Discount Factor; Conditional Heteroskedastic Approach.

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Estatísticas Básicas das séries temporais dos retornos reais brutos associados às operações de compra coberta e descoberta de títulos norte-americanos de curto prazo (2000.1 a 2009.12, 120 observações).....	36
TABELA 2 - Informações Básicas Sobre Fundos de Investimentos do Tipo Cambial (Dólar) no Brasil (Painel com 18 Fundos, de 2000.1 a 2009.12).....	39
TABELA 3 - Informações Básicas Sobre Fundos de Investimentos do Tipo Renda Fixa no Brasil (Painel com 66 Fundos, de 2000.1 a 2009.12).....	39
TABELA 4 - Estimação via GMM da versão em nível da equação fundamental de apreçamento de ativos (2000.1 a 2009.12, 120 observações)....	43
TABELA 5 - Estimação via GARCH-M bivariado da versão loglinearizada da equação fundamental de apreçamento de ativos (2000.1 a 2009.12, 120 observações).....	44
TABELA 6 - Estatísticas básicas das séries temporais das taxas de câmbio nominal observada e das obtidas do exercício de previsão condicional in-sample a partir das estratégias de apreçamento loglinearizada e passeio aleatório (2000.1 a 2009.12, 120 observações).....	48

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - Séries temporais do câmbio nominal e dos contratos de futuro cambial com maturidade de 30, 60 e 90 dias (2000.1 a 2009.12, 120 observações).....	35
FIGURA 2 - Séries temporais dos retornos associados às operações de compra coberta e descoberta de títulos norte-americanos de curto prazo (2000.1 a 2009.12, 120 observações).....	35
FIGURA 3 - Série temporal do Fator Estocástico de Descontos extraída a partir do painel de fundos de investimento brasileiros nas categorias cambial e renda fixa (2000.1 a 2009.12, 120 observações).....	42
FIGURA 4 - Séries temporais da covariância e das variâncias obtidas através da estimação do GARCH-M bivariado (2000.1 a 2009.12, 120 observações).....	45
FIGURA 5 - Série temporal da depreciação cambial em log (6.a) e do câmbio nominal em nível (6.b) e respectivas previsões obtidas a partir da estimação do GARCH-M bivariado (2000.1 a 2009.12, 120 observações).....	47

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>8</b>
<b>2</b>	<b>LITERATURA RELACIONADA</b> .....	<b>12</b>
<b>2.1</b>	<b>Modelagem de Câmbio: Aplicações Recentes para o Brasil</b> .....	<b>12</b>
<b>2.2</b>	<b>Este Estudo e a Literatura de Modelagem de Câmbio no Brasil</b> .....	<b>14</b>
<b>3</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>16</b>
<b>3.1</b>	<b>A Teoria de Apreçamento de Ativos e o Fator Estocástico de Desconto</b> .....	<b>16</b>
<b>3.2</b>	<b>Apreçando a Compra de Títulos Estrangeiros</b> .....	<b>17</b>
<b>3.3</b>	<b>Lognormalização das Equações de Apreçamento</b> .....	<b>19</b>
<b>4</b>	<b>EXERCÍCIO EMPÍRICO</b> .....	<b>21</b>
<b>4.1</b>	<b>O Fator Estocástico de Desconto</b> .....	<b>21</b>
4.1.1	Sumarizando Informação sobre Risco dos Ativos.....	22
4.1.2	Estimação do SDF a partir dos Retornos dos Ativos.....	24
<b>4.2</b>	<b>O Apreçamento dos Títulos Americanos (Em Nível)</b> .....	<b>26</b>
<b>4.3</b>	<b>Estimando o Arcabouço Linearizado de Depreciação Cambial</b> .....	<b>29</b>
4.3.1	Arcabouços de Heterocedasticidade Condicional.....	29
4.3.2	Especificação do Sistema de Equações para a Previsão das Taxas de Câmbio.....	31
<b>5</b>	<b>EXERCÍCIO EMPÍRICO</b> .....	<b>34</b>
<b>5.1</b>	<b>Base de Dados</b> .....	<b>34</b>
<b>5.2</b>	<b>Descrições Estatísticas dos Fundos de Renda Fixa e Cambiais no Brasil</b> .....	<b>36</b>
<b>5.3</b>	<b>O Fator Estocástico de Desconto</b> .....	<b>41</b>
<b>5.4</b>	<b>Teste de Apreçamento em Nível</b> .....	<b>42</b>
<b>5.5</b>	<b>Resultados do Arcabouço GARCH-M</b> .....	<b>44</b>
<b>5.6</b>	<b>Exercício de Previsão <i>in-sample</i></b> .....	<b>46</b>
5.6.1	Comparação dos Resultados com outros Evidenciados na Literatura.....	49
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	<b>52</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>53</b>



## 1 INTRODUÇÃO

Segundo levantamento realizado pela *International Financial Services of London*, o mercado cambial pode ser considerado o maior e mais líquido dos mercados financeiros mundiais, com um volume médio de transação estimado, em 2010, da ordem de 4,3 trilhões de dólares por dia.<sup>1</sup> Em termos espaciais, evidencia-se com base nos dados de Abril de 2010 uma alocação diversificada, com 36,7% das transações realizadas no Reino Unido, seguido dos Estados Unidos, com 17,9%, o Japão, com 6,2% e Singapura, com 5,3%. A moeda norte-americana é a mais transacionada, com 85% do total, seguida do Euro, com 39% e o Iene, com 19%.<sup>2</sup>

A observação de volumes significativos de transação e a relevância do câmbio como um instrumento indispensável na maioria das atividades comerciais e financeiras, mesmo entre residentes de uma mesma economia, justificam o crescente desenvolvimento da literatura científica empírica ou teórica sobre a modelagem e previsão das taxas de câmbio.<sup>3</sup> Segundo Baillie e McMahon (1994) e Krugman e Obstfeld (2005), a evolução desta literatura se dá principalmente a partir do fim do sistema de *Bretton Woods* e, conseqüentemente, a partir das primeiras experiências dos países com taxas de câmbio flutuantes.

Considerado um dos ativos financeiros com maior nível de dificuldade de modelagem, tendo em vista a complexidade das interrelações financeiras e macroeconômicas que afetam e são afetadas pelo câmbio, tanto em mercados *spot* como futuro, nos diversos horizontes de tempo, esta literatura é extensa e ainda atrai o interesse da academia, do mercado financeiro e de entidades governamentais.

Os arcabouços microfundamentados ou *ad hoc* propostos podem ser classificados pelo horizonte temporal ao qual se aplicam. Para o curto prazo, utilizam-se como principais fatores determinantes das taxas de câmbio, entre outros,

---

<sup>1</sup> *Report Foreign Exchange 2010 - International Financial Services London* – disponível em: <http://tinyurl.com/68ewdtq>.

<sup>2</sup> Como duas moedas estão envolvidas em cada transação a soma dos percentuais totaliza 200%.

<sup>3</sup> Maiores detalhes, ver Sarno e Taylor (2002) e Lardic e Mignon (2004).

o efeito manada e o seguimento de tendências comuns na análise técnica, propensão ao risco por parte dos investidores, pesquisas de sentimento e posicionamento no mercado futuro. Para o médio prazo, as análises tendem a se voltar para as políticas fiscais e monetárias adotadas pelos governos, diferenciais de taxas de juros entre os países, taxas de crescimento econômico, saldo da conta corrente dos países, fluxo de capitais e balanceamento de portfólios de ativos. No longo prazo, consideram-se a paridade do poder de compra das moedas, os diferenciais de produtividade das economias, os níveis de poupança ou investimento. Rosenberg (2003) e Carbaugh (2005) são *surveys* relevantes nessa área.

A evolução das modelagens pode ser sumarizada em uma promissora trajetória baseada na teoria quantitativa da moeda e da *teoria da paridade do poder de compra*, segundo Vitek (2005), a qual se mostrou de limitada relevância no sentido de previsão em menores horizontes de tempo, sendo sua performance inferior à obtida pelos pioneiros arcabouços de apreçamento de ativos, os quais seguem a hipótese de passeio aleatório, mais especificamente um processo de *martingale*, cuja intuição foi introduzida aos “jogos de azar” por Girolamo Cardano em um manuscrito em 1565.

A partir da avaliação desenvolvida em Messe e Rogoff (1983) sobre os modelos existentes até a década de 80, a literatura passou enfatizar aspectos, como a microestrutura dos mercados em Burnside *et al.* (2007), o *peso problem* em Evans (1995), a irracionalidade dos agentes em Chakraborty e Evans (2008), ou a acomodação de puzzles, como mostrado em Obstfeld e Rogoff (2000).

Neste contexto, uma vertente promissora caracteriza-se pela fundamentação no arcabouço de apreçamento de ativos. Segundo esta última linha de pesquisa, as taxas de câmbio podem ser modeladas a partir do apreçamento de operações descobertas (expostas ao risco cambial) ou cobertas (com uso do futuro cambial) de aquisição de títulos públicos de governos estrangeiros, ativos financeiros de renda fixa com liquidez significativa. A esta linha corrobora Williamson (2008), no sentido do preço do ativo financeiro refletir o fluxo de caixa associado a este ativo, desde que descontado pelo Fator Estocástico de Desconto (SDF).

Esta linha de pesquisa tem conseguido acomodar alguns dos *puzzles* mais incômodos associados ao mercado de câmbio, como o *Forward Premium Puzzle*, o qual expõe o contraditório e pouco intuitivo poder do prêmio associado ao câmbio futuro de prever mudanças futuras no mercado *spot* cambial.<sup>4</sup> A partir da equação de apreçamento fundamental de ativos, Da Costa *et al.* (2010) lidam com a modelagem e previsão, proporcionando *insights* relevantes sobre este *puzzle* para moedas de economias desenvolvidas.

O presente estudo agrega-se a esta literatura ao seguir o arcabouço proposto em Da Costa *et al.* (2010), porém com o intuito de abordar aspectos empíricos associados ao câmbio Real brasileiro e Dólar americano. No caso da economia brasileira, a adoção do câmbio flutuante data de 1999, resultado de crises de balanço de pagamentos e efeitos inflacionários que dificultavam o processo de estabilidade econômica. Sobre este histórico da política cambial, ver detalhes em Medeiros (2004), de Lima (2006) e Cuiabano (2007).

De forma mais específica, neste artigo, inicialmente estima-se uma série temporal para o Fator Estocástico de Desconto a partir apenas de dados sobre retornos de Fundos de Investimentos Cambiais e de Renda Fixa operando no Brasil. Para tal, faz-se uso das técnicas de componentes principais e de multifatores lineares, durante o período de janeiro de 2000 a dezembro de 2009. Na sequência, através do uso de Método Generalizado dos Momentos (GMM) desenvolvido por Hansen (1982), evidencia-se a validade da relação de apreçamento em nível das operações coberta e descoberta de compra de títulos do governo americano com uso do SDF estimado. Por fim, seguindo um procedimento comum nesta literatura, assume-se a lognormalidade conjunta dos processos estocásticos, de forma que se derive o tradicional sistema de equações que descrevem os comportamentos temporais do próprio SDF e da depreciação cambial através de um *Bivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity-in-Mean* (GARCH-M), primeiramente proposto por Engle, Lilien e Robins (1987). Em suma, de acordo com os resultados, o arcabouço aqui proposto possui uma melhor performance que a observada no caso do uso de passeio aleatório, um benchmark em previsão de

---

<sup>4</sup>Hodrick (1987) e Engel (1996) são *surveys* didáticos sobre este *puzzle*.

depreciação cambial, com um erro mensurado pela raiz do erro quadrático médio de 5,27% ao mês.

Este trabalho de pesquisa está organizado da seguinte forma. Na seção 2 será feita uma breve revisão da literatura relacionada à previsão da taxa de câmbio para o Brasil e na seção 3 será exposto o arcabouço teórico de apreçamento de ativos e a derivação do modelo. A quarta seção apresenta a metodologia econométrica do exercício empírico e os respectivos resultados são descritos na seção 5. Na sexta seção, são apresentadas as considerações finais.

## 2 LITERATURA RELACIONADA

### 2.1 Modelagem de Câmbio: Aplicações Recentes para o Brasil

Devido à diversidade de metodologias e aplicações, esta subseção limita-se a citar alguns trabalhos recentes realizados para a explicação e previsão das taxas entre o real brasileiro e dólar americano.<sup>5</sup>

Sob um enfoque macroeconômico, Silva (2006) compara o desempenho obtido na previsão da taxa de câmbio real/dólar usando os modelos do enfoque monetário a la Dornbusch-Frankel, de produtividade a la Balassa-Samuelson e de Comportamento de Equilíbrio da Taxa de Câmbio Real. Bernardo (2008) estima a taxa de câmbio de equilíbrio real-dólar entre os anos de 1995 e 2007 combinando os modelos de paridade de poder de compra e de paridade descoberta da taxa de juros com base numa modelagem do tipo ARMA. O trabalho rejeita a hipótese de que as taxas possam ser estimadas pelas paridades combinadas e identifica uma tendência de valorização da taxa em relação ao dólar até 2012.

Sob uma abordagem mais econométrica, Medeiros (2004) realiza um teste empírico com modelos híbridos de determinação da taxa nominal de câmbio utilizando o risco país e o fluxo de ordens, através das técnicas que compõem a família *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) introduzida por Engle (1982). O estudo ressalta a relevância do fluxo de ordens para a determinação das taxas de câmbio, segundo o enfoque de microestrutura financeira.

Em Salazar (2008), analisam-se as influências da taxa de câmbio, taxa de juros e produto (PIB) sobre os preços no regime brasileiro de metas de inflação utilizando um modelo de vetores autorregressivos estruturais (SVAR) para testar a importância do novo regime no controle da inflação através das alterações nas taxas de juros entre os anos de 1999 e 2007, concluindo que neste período a relação entre

---

<sup>5</sup> Para um levantamento recente sobre as pesquisas desenvolvidas no mundo ver, por exemplo, De Grauwe (2005), Lardic e Mignon (2004), Baillie e McMahon (1995), Sarno e Taylor (2002).

juros e câmbio não é estatisticamente significativa (somente 3,11% da variação no câmbio são explicados pelos juros), mas a relação entre juros e inflação mostrou-se mais significativa. Alinhado a este estudo, Margarido (2008) utiliza um modelo de vetores autorregressivos (VAR) para a análise das taxas de venda médias de câmbio entre os anos de 2000 e 2007, prevendo uma continuação da tendência, observada na sua amostra, de valorização da taxa de câmbio ao longo do ano de 2008.<sup>6</sup>

Soares e Lima (2010) estendem Medeiros (2004), utilizando o enfoque de microestrutura para estudar as variações das taxas de câmbio em relação ao dólar de países emergentes da Ásia e da América Latina, através da estimação de um modelo ARCH-GARCH-M.

Nessa linha comparativa entre arcabouços e especificações, Goulart et al. (2005) empreendem um estudo da capacidade preditiva do arcabouço *Exponentially Weighted Moving Average* (EWMA) e extensões dessa família ARCH, tais como os modelos Generalized ARCH (1,1), Exponential GARCH(1,1) e Threshold GARCH(1,1), quando empregados para prever a volatilidade das taxas de câmbio no mercado interbancário brasileiro, utilizando cotações diárias entre os anos de 2001 e 2003.

Os resultados indicam que o modelo Threshold GARCH (1,1) apresentou o melhor desempenho, apesar da tendência de supervalorizar a volatilidade cambial. Com intuito próximo, Coelho, Santos e da Costa (2008) fazem uma comparação entre modelos de redes neurais e sistema nebuloso Takagi-Sugeno e tradicionais modelos econométricos do tipo ARMA e ARMA-GARCH em dados de taxas de câmbio com alta frequência de 15, 60 e 120 minutos, diária e semanal, concluindo pelo melhor poder preditivo dos modelos de redes neurais.

Por fim, em uma vertente financeira, Albuquerque e Portugal (2006) utilizam um modelo GARCH bivariado para analisar a relação entre a inflação e a

---

<sup>6</sup> Em uma vertente ainda pouco explorada, Neto e Teixeira (2004) utilizam um modelo com agentes heterogêneos e racionalidade limitada, analisaram a influência dos movimentos especulativos de capitais sobre os níveis e volatilidade da taxa de câmbio no Brasil, evidenciando a dificuldade do Banco Central controlar estas taxas em ambiente de globalização.

volatilidade das taxas de câmbio no Brasil, encontraram um padrão de não-linearidade entre estas variáveis que pode explicar o seu aparente deslocamento em períodos de regime cambial flutuante.

Já Lima (2006) utiliza o Método Generalizado de Momentos (GMM) durante 1999 e 2005 com frequência mensal, visando estimar quatro modelos econômicos para determinação da taxa de câmbio. O estudo conclui que as variáveis econômicas, tais como medidas de percepção de risco, como o EMBI+ Brasil, o diferencial de juros de longo prazo e os termos de troca, explicam o comportamento da taxa de câmbio. Para previsões fora da amostra, com algumas especificações, os modelos econômicos conseguem prever o câmbio futuro melhor que um passeio aleatório sem constante, para períodos mais longos (6 e 12 meses à frente). Outro resultado é que o melhor modelo para previsão fora da amostra seria baseado no arcabouço de *Asset Pricing*, no qual a taxa de câmbio hoje seria o valor presente descontado dos fundamentos futuros da economia esperados.<sup>7</sup>

## 2.2 Este Estudo e a Literatura de Modelagem de Câmbio no Brasil

Este estudo está alinhado com Wang (2008) e Engel e West (2005), ao assumir que os preços das operações de aquisição de títulos americanos refletem os níveis esperados dos fundamentos, e se posiciona na literatura de modelagem do dólar americano em relação ao real brasileiro, ao fazer uso da extensão bivariada do arcabouço econométrico usado em Albuquerque e Portugal (2006), porém com a ênfase promissora de *Asset Pricing* proposta em Lima (2006). Mais especificamente, a aplicação aqui proposta GARCH-M para o mercado financeiros segue Chong, Chung e Ahmad (2002), sendo fundamental a extração da série temporal do SDF, a partir de componentes principais, como proposto em Da Costa *et al.* (2010).

---

<sup>7</sup> Outras citações também interessantes seriam Freire (2009), que realiza um estudo de previsão das taxas de câmbio e preços de commodities no Brasil e Borges e Rossi (2010), onde se analisa se as intervenções do Banco Central no mercado de câmbio brasileiro introduzem algum tipo de previsibilidade no comportamento da taxa de câmbio.

Assim, a proposta deste estudo é modelar e prever o câmbio *spot* mensal real/dólar americano, para uma amostra de 120 observações mensais, de janeiro de 2000 a dezembro de 2009. Para tal, tem-se a inovação com relação à estimação de um SDF baseado em retornos, capaz de apreçar as operações coberta e descoberta de compra de títulos do governo americano e aderivação – a partir da lognormalização da equação fundamental de apreçamento de ativos financeiros em nível testada estatisticamente com uso do GMM – de um sistema bivariado com relações que caracterizam um GARCH-M, as quais descrevem o movimento do SDF e da depreciação cambial, a qual consiste em uma versão generalizada do arcabouço linear econométrico comumente usado para evidenciar o *Forward Premium Puzzle*.



### 3 REFERENCIAL TEÓRICO

Apesar da grande variedade de arcabouços teóricos e procedimentos econométricos que visam agregar na modelagem e previsão no mercado cambial, fundamentados seja pela Teoria da Paridade do Poder de Compra, ou pela Teoria da Paridade de Taxas de Juros, ambas relevantes e vastamente citadas desde trabalhos como os clássicos monetários desenvolvidos a partir de Mundell (1963), este referencial se atém à abordagem de apreçamento de ativos aplicado à Teoria da Paridade Coberta das Taxas de Juros.

#### 3.1 A Teoria de Apreçamento de Ativos e o Fator Estocástico de Desconto

A Teoria de Apreçamento de Ativos visa modelar os preços de fluxos de caixa intertemporais estocásticos associados a ativos financeiros. Em suma, conforme apresentado e demonstrado em Cochrane (2000), esta teoria de apreçamento de ativos pode ser expressa pelo seguinte par de relações:

$$p_t = \mathbb{E}_t(M_{t+1} \cdot X_{t+1}) \quad (1)$$

$$M_{t+1} = f(\text{dados}, \text{parâmetros}) \quad (2)$$

onde,  $p_t$  é o preço do ativo em  $t$ , cujo *payoff* é caracterizado por  $X_{t+1}$  em  $t + 1$ , enquanto  $\mathbb{E}_t(\cdot)$  representa o operador de expectativa condicional ao conjunto de informação disponível em  $t$ . Por fim, o Fator Estocástico de Desconto (*Stochastic Discount Factor* - SDF), dado por  $M_{t+1}$ , uma variável aleatória que possui a propriedade de descontar corretamente qualquer fluxo de caixa, por mais volátil que seja, de forma que a esperança condicional deste valor descontado seja igual ao preço atual do ativo associado ao fluxo de caixa.

Neste arcabouço, a relação (1) é considerada como sendo a fundamental no apreçamento de ativos e conforme a relação (2), a partir de premissas e

hipóteses feitas sobre os processos estocásticos associados, é possível derivar várias formas de apreçamento vastamente usadas, com a representação  $\beta$ , a fronteira média variância, o *Capital Asset Pricing Model*, o arcabouço linear de multifatores, o *Consumption Capital Asset Pricing Model* (CCAPM), dentre outros.<sup>8</sup>

Esta teoria versátil e simples vale sob hipóteses bastante razoáveis. Especificamente, sob a Lei do Preço Único e sendo observada a Livre Formação de Portfolio, demonstra-se geométrica e analiticamente que existe ao menos um SDF, chamado de *mimicking portfolio* tal que, a relação seja válida.

Aspectos sobre a positividade dos valores observados para o SDF, ou mesmo sua unicidade podem ser assegurados em mundos sem oportunidades de arbitragem e com mercados completos. Maiores detalhes sobre esta abordagem e suas condições de validade além de extensões, ver Hansen e Richard (1987) e Cochrane (2000).

### 3.2 Apreçando a Compra de Títulos Estrangeiros

Seguindo Harrison e Kreps (1979) e Hansen e Richard (1987), em termos de arcabouço de apreçamento de retornos reais, é possível reescrever a relação (1) das seguintes formas:

$$1 = \mathbb{E}_t(M_{t+1} \cdot R_{t+1}^i), \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (3)$$

$$0 = \mathbb{E}_t[M_{t+1}(R_{t+1}^i - R_{t+1}^j)], \quad \forall i, j = 1, \dots, N \quad (4)$$

onde,  $R_{t+1}^i$  e  $R_{t+1}^j$  são retornos em  $t + 1$  de dois ativos  $i$  e  $j$ , quaisquer, desde que ambos reais e denominados na mesma unidade monetária.

---

<sup>8</sup> No período compreendido entre 1964 e 1966, William Sharpe, John Lintner e Jan Mossin, respectivamente, derivam em trabalhos clássicos o arcabouço que daria origem ao *Capital Asset Pricing Model*, ou simplesmente CAPM. Na década seguinte, os trabalhos de Lucas (1978) e Breeden (1979) são pioneiros no desenvolvimento do CCAPM.

Assim, considere um investidor brasileiro que possa livremente comprar ativos domésticos e estrangeiros. No tempo  $t$ , este investidor converte a moeda brasileira na moeda americana à taxa de câmbio *spot*  $S_t$  vigente no momento da transação, cuja unidade é dada em reais por dólar, e compra o título do governo norte-americano que rende no período em questão a taxa já conhecida em  $t$ , dada por  $i_t^*$ .

Nas operações cobertas, ao mesmo tempo em que compra o título estrangeiro, o investidor adquire um contrato futuro posicionado na venda de dólares no período  $t + 1$ , quando do recebimento da taxa  $i_t^*$ , estabelecendo assim a taxa de conversão entre dólar e o real em  ${}_tF_{t+1}$ , não incorrendo assim em riscos devido à variação cambial.

Na operação descoberta, a diferença consiste na exposição ao risco cambial, uma vez que o investidor desfaz a operação ao câmbio *spot*  $S_{t+1}$  vigente em  $t + 1$ . Sendo as relações (3) e (4) válidas para estas operações descritas e sendo o índice de preço em  $t + 1$  dado por  $1 + \pi_{t+1}$ , então se tem que:

$$R_{t+1}^C = \frac{{}_tF_{t+1}}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} \quad \text{e} \quad R_{t+1}^D = \frac{S_{t+1}}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} \quad (5)$$

Substituindo as relações de (5) dos retornos coberto e descoberto, respectivamente, nas relações de apreçamento (3) e (4), tem-se o seguinte sistema de apreçamento em nível:

$$1 = \mathbb{E}_t \left[ M_{t+1} \cdot \frac{S_{t+1}}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} \right] \quad (6)$$

$$0 = \mathbb{E}_t \left\{ M_{t+1} \left[ \frac{(S_{t+1} - {}_tF_{t+1})}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} \right] \right\} \quad (7)$$

### 3.3 Lognormalização das Equações de Apreçamento

Com o simples intuito de se obter uma versão linear a partir da relação fundamentada de apreçamento de ativos em nível, é comum na literatura financeira assumira lognormalidade condicional dos processos estocásticos definidos pelo retorno do ativo descontado pelo SDF.

Não se defende neste estudo nenhuma originalidade neste procedimento, mesmo que para ativos tão específicos. De fato, a vertente que estuda o Forward Premium Puzzle (FPP) há algum tempo já considera a versão lognormalizada de (6) ou (7). Neste contexto, recentemente, Da Costa *et al.* (2010) fazem uso deste arcabouço, porém sob a ótica de um investidor americano que adquire títulos dos governos alemão, britânico, canadense, japonês e suíço, durante o período de 1977 a 2004.

Seguindo a seguinte propriedade estatística, segundo a qual, se uma variável aleatória  $X$  segue uma função de distribuição de probabilidade *lognormal*( $\mu, \sigma^2$ ), então valem as relações  $\mathbb{E}(X) = \mathbb{E}(e^{\log(X)}) = e^{\mu + \sigma^2}$  e  $Var(X) = e^{2(\mu + \sigma^2)} - e^{2\mu + \sigma^2}$ , é trivial derivar a partir de (6) e (7) o seguinte sistema de equações:

$$s_{t+1} - s_t = ({}_t f_{t+1} - s_t) - \frac{1}{2} \cdot \sigma_t^2 (s_{t+1} - s_t) - cov_t(s_{t+1} - s_t, m_{t+1} - \pi_{t+1}) + \varepsilon_{t+1} \quad (8)$$

$$m_{t+1} - \pi_{t+1} = -({}_t f_{t+1} - s_t + i_t^*) - \frac{1}{2} \cdot \sigma_t^2 (m_{t+1} - \pi_{t+1}) + v_{t+1} \quad (9)$$

Neste sistema, as letras agora minúsculas representam o respectivo logaritmo neperiano das maiúsculas e  $\sigma_t^2(\cdot)$  e  $cov_t(\cdot)$  denotam a variância e a covariância, ambas condicionais.<sup>9</sup>

<sup>9</sup> Os autores reconhecem que  $\ln(1 + \square_{t+1}) = \square_{t+1}$  e que o logaritmo dos juros brutos seriam próximos dos juros líquidos, somente para valores bem pequenos de inflação e juros, respectivamente. Trata-se na realidade, apenas de um abuso de notação.

Em Da Costa *et al.* (2010), estima-se este sistema e evidencia-se que, apesar da incorporação adequada e promissora do prêmio de risco nas relações de apreçamento em nível, a partir do uso de uma série temporal extraída para o SDF, esta inserção parece ser pouco relevante nas relações lognormalizadas descritas em (8) e (9). Ou seja, segundo os resultados obtidos, o uso deste sistema não se mostrou suficiente para acomodar os incômodos evidenciados quando do uso da regressão convencional para o FPP, proposta a partir do teste de eficiência de Fama (1975):

$$s_{t+1} - s_t = \alpha + \beta ({}_t f_{t+1} - s_t) + \xi_{t+1} \quad (10)$$

Neste estudo, faz-se uso do mesmo arcabouço proposto em Da Costa *et al.* (2010), porém com o intuito modelar e prever a depreciação para o câmbio real-dólar para a última década em vez de lidar com os incômodos associados ao FPP para economias desenvolvidas.

Assim, observe que de posse de uma série temporal para o SDF, tanto as relações em nível (6) e (7) podem ser testadas, sendo neste caso a técnica de GMM candidato natural, assim como as relações linearizadas, caso em que se tem caracterizado um GARCH-M bivariado, sendo assim este estudo tem uma extensão próxima ao estudo desenvolvido por Albuquerque e Portugal (2006).

## 4 EXERCÍCIO EMPÍRICO

Embasado no referencial teórico de apreçamento de ativos, nesta seção são descritas as etapas da metodologia utilizada no exercício empírico de previsão de câmbio.

Inicialmente, tem-se a condensação de informações contidas na matriz de covariância do retorno dos ativos escolhidos, através da análise de componentes principais. Essa técnica permite a extração de fatores representativos em termos do risco contido nesta matriz, os quais serão usados linearmente na construção da série temporal do fator estocástico de desconto.

O segundo passo consiste em testar a capacidade de apreçamento deste fator estocástico, ao se estimar as relações em nível (6) e (7) com uso do GMM. A validade em termos estatísticos destas relações permite o passo adiante, em que, ao se assumir a lognormalidade dos processos estocásticos associados aos retornos descontados, são linearizadas as relações de apreçamento em nível, obtendo, assim, o sistema composto pelas relações (8) e (9), o qual caracteriza um GARCH-M bivariado a ser estimado, possibilitando finalmente a previsão do câmbio em um exercício dentro da amostra.

### 4.1 O Fator Estocástico de Desconto

O fator estocástico de desconto consiste em uma variável aleatória chave nas equações de apreçamento de ativos financeiros, estando explícita sua presença quando das relações fundamentais de apreçamento (1) e (2).

Sob hipóteses de representatividade e racionalidade sobre as decisões de consumo e poupança dos agentes financeiros, deriva-se o CCAPM, possivelmente o arcabouço microfundamentado de risco mais vastamente usado. Apesar da inquestionável importância desta vertente, uma vez que a busca pela especificação

da forma funcional da utilidade ainda persiste como um *mainstream*, é possível, em razão dos objetivos aqui definidos, não necessariamente ter que incorrer nessas premissas usuais de arcabouços de preferência, tendo sido esta a opção aqui adotada. Assim, o procedimento adotado neste estudo se baseia em um SDF equivalente ao *mimicking portfolio*, no sentido de ser este uma projeção no subespaço vetorial de retornos de ativos. Esta é uma vertente alternativa à baseada em decisões de consumo, tendo sido pioneiramente exposta em Hansen e Jagannathan (1991).

A interpretação estatística deste *return-based* SDF é a seguinte: todo ativo financeiro contém um “pedaço” do SDF, de forma que ao se combinar um painel suficientemente grande de ativos ao longo do tempo, elimina-se os componentes idiossincráticos, análogo ao raciocínio desenvolvido no APT de Ross (1976), restando um único componente ou fator de risco comum, o SDF.

Assim, basicamente, impondo-se pouco sobre a estrutura de *payoffs* e preços dos ativos, tais como lei do preço único e livre formação de portfólio, deve-se escolher um conjunto amplo o suficiente de ativos, tais que devam ser corretamente apreçados pelo fator a ser extraído.

O procedimento a seguir descrito consiste em desdobramentos dos trabalhos desenvolvidos por Chamberlain e Rothschild (1983), Connor e Korajczyk (1986, 1993) e mais recentemente, Bai (2005). É importante ainda enfatizar que o estimador obtido para o SDF será consistente assintoticamente, nas dimensões do corte transversal e temporal.

#### 4.1.1 Sumarizando Informação sobre Risco dos Ativos

Uma vez definida e coletada uma base de dados composta essencialmente de séries temporais de retornos de ativos, como sumarizar tanta informação? É exatamente esta a resposta dada quando do uso da técnica de análise de componentes principais. Em suma, a técnica consiste em coletar uma

base de dados contendo observações sobre os retornos de Nativos e determinar combinações destes ativos, gerando  $K \ll N$  portfólios, os quais sejam ortogonais entre si, que descrevam a variância ou o risco contido na base original e possam ser ranqueados em ordem de importância.

A exigência sobre a ortogonalidade assegura que os portfólios meçam diferentes dimensões dos dados. Com relação ao ranking, acredita-se que a variância da maioria dos *portfolios* possa ser considerada negligenciável, de forma que a maioria da variância contida na base de dados possa ser explicada pelo primeiro portfólio, cujo poder de explicação é o maior, pelo segundo portfólio, possuidor do segundo maior poder de explicação, e assim sucessivamente, de forma que poucas combinações sejam necessárias.

Sejam os dados originais tais que, estejam dispostas em uma matriz  $R_{N \times T}$ , matriz contendo  $T$  observações temporais sobre Nativos. Assim, o primeiro componente principal consiste na combinação linear normalizada dos Nativos originais com maior variância, obtido de acordo com a seguinte otimização:

$$\text{Max}_{x_1} x_1' \hat{\Omega} x_1, \quad \text{s. a.} \quad x_1' x_1 = 1 \quad (11)$$

onde,  $\hat{\Omega}$  consiste na matriz de covariância amostral. A solução  $x_1^*$  consiste no autovetor  $\lambda_1$  associado ao maior autovalor da matriz  $\hat{\Omega}$ . O primeiro componente consistirá em um portfólio dado pela combinação linear

$$x_1^* \cdot R = x_{11}^* \cdot R_1 + x_{12}^* \cdot R_2 + \dots + x_{1N}^* \cdot R_N \quad (12)$$

O segundo componente principal consiste na combinação linear normalizada dos Nativos com maior variância, dentro do subconjunto de combinações lineares ortogonais à primeira, obtido de acordo com a seguinte otimização:

$$\text{Max}_{x_2} x_2' \hat{\Omega} x_2, \quad \text{s. a.} \quad x_2' x_2 = 1 \quad e \quad x_1^* \cdot x_2 = 0 \quad (13)$$



Os demais componentes são obtidos analogamente.<sup>10</sup> Uma abordagem de se extrair os vetores de pesos das combinações lineares desenvolvida por Connor e Korajczyk (1986, 1988), bem aceita em finanças, faz uso dos autovetores associados aos maiores autovalores, porém da matriz de covariância  $T \times T$  dos dados em corte transversal, em vez da  $N \times N$  dos dados em séries temporais, aconselhável quando se dispõe de uma matriz de dados em quem  $N \gg T$ .

#### 4.1.2 Estimação do SDF a partir dos Retornos dos Ativos

Um modelo linear padrão de multifatores segue a seguinte relação:

$$R_{i,t} = \alpha_i + \sum_{k=1}^K \beta_{i,k} f_{k,t} + \eta_{i,t} \quad (14)$$

onde,  $\alpha_i$  e  $\beta_{i,k}$  são parâmetros desta relação linear,  $f_{k,t}$  corresponde ao  $k$ -ésimo fator *demeaned* dado por  $f_{k,t} \equiv \widetilde{f}_{k,t} - \mathbb{E}(\widetilde{f}_{k,t})$  e  $\widetilde{f}_{k,t}$  denota o retorno real em  $t$  de um portfólio específico.

Como usual, o resíduo  $\eta_{i,t}$  nestas análises é tal que,

$$Plim\left(\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \eta_{i,t}\right) = 0 \quad (15)$$

O primeiro passo quando se tem um arcabouço multifator consiste em definir os fatores. Isso pode ser feito desde uma forma *ad hoc*, baseado em microfundamentos, ou em procedimentos estatísticos.

Neste último caso, os componentes principais possuem a propriedade de serem estimadores consistentes dos fatores, cuja combinação linear gera um SDF capaz de apreçar corretamente os  $N$  ativos originalmente usados.

---

<sup>10</sup> Sobre a obtenção do resultado na otimização citada, a existência pode ser abordada via Teorema de Weierstrass, o qual assegura que continuidade da função objetivo definida em um conjunto fechado e limitado seria suficiente.

O segundo passo é estimar o arcabouço descrito em (14), de forma que se possa derivar a respectiva representação beta.

$$\mathbb{E}(R_{i,t}) = \gamma + \sum_{k=1}^K \beta_{i,k} \lambda_k, \quad i = 1, \dots, N \quad (16)$$

onde,  $\lambda_k$  é interpretado como o preço k-ésimo do fator de risco. A partir desta representação em (16), é possível identificar os valores exatos de  $\gamma$  e  $\beta_{i,k}$  tais que, se assegure que o estimador para o SDF,  $\widetilde{M}_t^*$ , possa ser escrito como uma combinação linear dos fatores, de acordo com a seguinte relação:

$$\widetilde{M}_t^* = \frac{1}{\gamma} - \gamma \cdot [\text{cov}(ff')]^{-1} \cdot \sum_{k=1}^K \lambda_k f_{k,t} \quad \text{e} \quad \mathbb{E}(\widetilde{M}_t^* \cdot R_{i,t}) = 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (17)$$

A quantidade de fatores a ser usada é um aspecto bastante importante, pois obriga o pesquisador a lidar com o *trade-off* representatividade e parcimônia. É muito comum que se deseje explicar um percentual mínimo da variância em questão, sendo praxe, em ciências sociais, um mínimo de 60%. Mais criteriosamente, é intuitivo que cada fator explique ao menos a variância de uma variável individual, excluindo-se os fatores cujos autovalores sejam inferiores a um, valor associado a cada variável individual.

A técnica aqui utilizada segue Lehmann e Modest (1988), Connor e Korajczyk (1988), Tsay (2001), a qual consiste em optar pelo *scree plot test*, em que se observa a contribuição de cada fator adicional, a partir de um gráfico do autovalor associado a cada fator, de forma que ao perceber uma redução da inclinação, ou da contribuição marginal, define-se pelo fim da inclusão de fatores. Mais recentemente, tem-se ainda o complexo teste estatístico de razão de log verossimilhança proposto por Morrison (1990).

Considerando o fator estocástico de desconto estimado  $\widetilde{M}_t^*$ , o próximo passo da metodologia será a estimação das equações (7) e (8). Para isso será utilizada uma técnica econométrica de estimação de parâmetros de uma equação comumente utilizada em pesquisas econômicas e financeiras conhecida como *Método Generalizado dos Momentos* (GMM), desenvolvido por Hansen (1982).

## 4.2 O Apreçamento dos Títulos Americanos (Em Nível)

Na subsecção 3.2, foram detalhados os passos para que se derivasse um sistema de apreçamento em nível composto pelas relações (6) e (7). Uma vez que tenha sido estimado o SDF,  $\widetilde{M}_t^*$ , tal que, a respectiva série temporal extraída seja “próxima” o suficiente da série do verdadeiro e latente SDF, é possível reescrever estas relações, gerando assim o seguinte sistema de equações de apreçamento em nível, testável empiricamente:

$$1 = \mathbb{E}_t \left[ \widetilde{M}_{t+1}^* \cdot \frac{S_{t+1}}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} \right] \quad (18)$$

$$0 = \mathbb{E}_t \left\{ \widetilde{M}_{t+1}^* \left[ \frac{(S_{t+1} - {}_tF_{t+1})}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} \right] \right\} \quad (19)$$

Teoricamente, o que sugere que a hipótese do apreçamento correto não seja rejeitada é o fato de a base de ativos, cujo risco será sumarizado pelos componentes principais, os quais serão combinados linearmente na extração do SDF, seja composta por uma quantidade suficientemente grande de operações envolvendo o câmbio real-dólar americano e títulos públicos do governo americano. Alternativamente, sob a hipótese de paridade coberta da taxa de juros, operações envolvendo a aquisição de títulos do próprio governo brasileiro podem servir como *proxy* do risco a ser modelado e incorporado pelo SDF. A descrição dos ativos usados para a construção do SDF, assim como algumas de suas estatísticas descritivas, estão reportados nas Tabelas 2 e 3.

Um aspecto fundamental quando do uso do arcabouço de GMM proposto em Hansen (1982) consiste no conjunto informacional. Assim, considere  $z_t$  como sendo o vetor de variáveis instrumentais cujo valor seja observável em  $t$ , conseqüentemente mensuráveis em  $\mathbb{E}_t(\cdot)$ .

Para o caso específico do sistema de equações, a literatura associada ao forward-premium puzzle está baseada exatamente no poder preditivo do *forward premium*,  $\frac{{}_tF_{t+1}-S_t}{S_t}$ , sobre a depreciação cambial,  $\frac{S_{t+1}-S_t}{S_t}$ .

Seguindo a literatura deste que é o mais citado e estudado sobre câmbio, e assumindo-se uma vertente parcimoniosa, o conjunto de instrumentos será composto por este termo, além da constante. Os resultados obtidos com este conjunto instrumental serão testados em exercícios de robustez, alterando-se o *forward premium* por variáveis macroeconômicas, uma opção tradicional, porém menos relevante.

Fazendo-se uso do artifício de *scaled returns*, ou seja,  $R_t \times z_t$ , e da Lei de expectativas iteradas, é possível definir o seguinte sistema de condições de ortogonalidade:

$$0 = \mathbb{E} \left\{ \begin{bmatrix} \widetilde{M}_{t+1}^* \cdot \frac{S_{t+1}}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} - (1 + \mu_1) \\ \widetilde{M}_{t+1}^* \left[ \frac{(S_{t+1} - {}_tF_{t+1})}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} \right] - \mu_2 \end{bmatrix} \otimes z_t \right\} \quad (20)$$

Neste sistema, estimam-se os parâmetros  $\mu_1$  e  $\mu_2$ , os quais são desvios do correto valor de apreçamento, ou seja, desvios do valor unitário para os retornos e do valor nulo para os retornos excedentes. Testa-se também, através da estatística  $T \times J$ , as condições de sobre identificação do modelo, ou seja, testa-se uma combinação ponderada dos momentos, cuja interpretação em um arcabouço de apreçamento seria equivalente ao teste de uma ponderação dos erros de apreçamento, dados pela diferença entre o preço correto e o previsto pelo arcabouço. Este último teste permite inferir e mensurar o quão adequado é a capacidade de *fitting* do SFD utilizado.

Sobre a especificação da estimação, no que se refere à matriz de ponderação dos quatro momentos do sistema, optou-se por um processo iterativo, o qual gera estimadores não somente consistentes e assintoticamente normais, mas também eficientes, no sentido de que este estimador possui a “menor” matriz de

variância-covariância dentre todas as possíveis escolhas de matrizes de ponderação.

Nesta especificação adotada, a escolha da matriz de ponderação é baseada em um critério estatístico, da mesma forma que em um processo com apenas duas etapas. Porém, segundo a evidência empírica proposta em Ferson e Foester (1994), o processo de iteração, caracterizado pela convergência até que encontre o ponto fixo, geraria estimadores com melhores propriedades em pequenas amostras que os estimadores obtidos em duas etapas. Tendo em vista a limitação da amostra ao longo do tempo, esta propriedade é relevante no exercício aqui proposto. Os resultados da estimação deste arcabouço, via GMM, estão reportados na Tabela 4.

Como teste de robustez, adota-se a especificação de uma única etapa, a qual adota a matriz identidade de ponderação, sendo neste caso o estimador oriundo a partir da minimização da soma dos quadrados dos erros de apreçamento associados aos momentos.

Por fim, neste exercício de apreçamento, a única hipótese necessária consiste na estacionariedade das variáveis aleatórias em questão, ou seja, a evidência de que a distribuição conjunta da variável em  $t$  e desta defasada depende apenas do *lag* de defasagem entre ambas. Intuitivamente, esta propriedade estatística assegura que a média amostral irá convergir para a populacional assintoticamente. Os resultados dos testes de estacionariedade serão apresentados na subseção 5.4.

### 4.3 Estimando o Arcabouço Linearizado de Depreciação Cambial

#### 4.3.1 Arcabouços de Heterocedasticidade Condicional

Até o início da década de 1980, a maioria dos arcabouços econométricos destinados à análise de séries temporais financeiras concentrava seus esforços apenas nos dois primeiros momentos condicionais, possivelmente ainda por influência do trabalho pioneiro de Markowitz (1952). Além de não considerar os momentos de ordem superior, os arcabouços assumiam que a volatilidade das séries era invariante no tempo.

Sobre o momento de quarta ordem, por exemplo, desde os estudos empíricos de Mandelbrot (1963) e Fama (1963), evidencia-se caudas excessivamente pesadas das funções de distribuição de probabilidade de retornos de ativos financeiros, aspecto essencial na gestão de risco.

Em razão da maior importância dada ao risco e à incerteza na teoria econômica, conforme Bernstein (2007) e Triana (2009), é possível observar um redirecionamento de algumas linhas de pesquisa e o conseqüente surgimento de técnicas e modelos capazes de acomodar melhor os padrões evidenciados para a série temporal de volatilidade condicional das variáveis financeiras. Segundo Francq e Zakoian (2010), a complexidade na modelagem se deve,

[...] não somente pela variedade das séries usadas (ações, taxas de câmbio, taxas de juros etc.), da importância da frequência das observações (segundo, minuto, hora, dia etc.) ou pela disponibilidade de uma grande quantidade de dados. Ela é devida, principalmente, à existência de regularidades estatísticas que são comuns a um grande número de séries financeiras e que são difíceis de serem reproduzidas usando modelos estocásticos.

As regularidades ou fatos estilizados mais citados nesta literatura estão associados a: i) não estacionariedade das séries de preços; ii) ausência de autocorrelação nas variações de preços; iii) presença de autocorrelação nos quadrados dos retornos; iv) aglomeração de volatilidades; v) assimetria de resposta

a impactos positivos e negativos ou efeito alavancagem; vi) sazonalidade e vii) distribuições leptocúrticas.<sup>11</sup>

Neste contexto, esta simplificação inicial dos arcabouços que se baseavam em apenas dois momentos constantes no tempo se mostrou irrealista ao não conseguir acomodar evidências empíricas, depois caracterizadas como fatos estilizados.

Atendo-se especificamente à aglomeração de volatilidade (*volatility clustering*), este padrão significa que os retornos tendem a surgir em grupos, uma propriedade comumente observada nas séries de dados financeiros, onde períodos turbulentos, de alta volatilidade, são seguidos por períodos mais tranquilos. Possivelmente, o primeiro arcabouço construído para capturar este efeito de aglomeração de volatilidades foi proposto por Engle em 1982, conhecido como *Autoregressive Conditionally Heteroscedasticity (ARCH) model*.

Bueno (2008) observa que estes modelos ARCH precisam de muitos parâmetros para que sejam corretamente ajustados, o que pode ter motivado a generalização desenvolvida em Bollerslev (1986), sendo sugerido um modelo mais parcimonioso, conhecido como o modelo *Generalized Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)*, cuja principal relação é dada por:

$$\mathbb{E}(y_t | y_{t-1}) = 0 \quad (21)$$

$$\text{Var}(y_t | y_{t-1}) = \sigma_t^2 = c + \sum_{i=1}^q \alpha_i \cdot y_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \cdot \sigma_{t-j}^2$$

onde, o processo  $y_t$  é um retorno heterocedástico e sua variância condicional possui um intercepto e depende linearmente dos *lags* da própria série e dos retornos ao quadrado.

---

<sup>11</sup> Para maiores detalhes, ver Franke, Härdle e Hafner (2008), Lütkepohl (2007) e Francq e Zakoian (2010).

Algumas extensões foram propostas visando aprimorar ou mesmo incorporar à modelagem original outras evidências empíricas. Assim, tendo em vista acomodar a evidência sobre o padrão de *realimentação de volatilidade* (*volatility feedback*), Engle, Lillien e Robins (1987) propuseram uma especificação de modelo GARCH conhecida com GARCH-em-média (GARCH-*in-mean*, ou GARCH-M), onde a variância condicional é introduzida como variável regressora na equação de retorno do ativo, uma especificação que não deriva exatamente de um arcabouço microfundamentado nem mesmo teórico, mas que ainda assim, possui ampla aplicação empírica pela capacidade de previsões mais acuradas em várias séries financeiras.

Por fim, em alguns casos, a volatilidade em uma série afeta a volatilidade em outras séries, por estas serem fortemente correlacionadas. Assim, além da aglomeração de volatilidade em uma série isolada, dada a evidência da aglomeração em correlação (*correlation clustering*) observada nas séries, sugere-se a modelagem via modelos GARCH multivariados.

#### 4.3.2 Especificação do Sistema de Equações para a Previsão das Taxas de Câmbio

O exercício empírico aqui proposto parte da estimação da série temporal do SDF,  $\widetilde{M}_t^*$ . Sendo esta série “próxima” o suficiente da série do verdadeiro e latente SDF tal que, não se possa rejeitar que os desvios do correto valor de apreçamento,  $\mu_1$  e  $\mu_2$ , sejam individual e conjuntamente estatisticamente não significativos, além de satisfazer o teste  $T \times J$  de sobre identificação do modelo, pode então se inferir sobre a capacidade de *fitting* do SFD estimado aqui utilizado.

Neste caso,  $\widetilde{M}_t^*$  é capaz de apreçar corretamente em nível as operações cobertas e descobertas de aquisição de títulos americanos por um investidor brasileiro, de forma que, sob lognormalidade condicional dos processos estocásticos associados aos retornos descontados, tem-se o já citado sistema composto pelas relações (8) e (9), apresentadas novamente a seguir, porém com o logaritmo do



estimador do SDF, as quais permitem evidenciar que os processos  $\widetilde{m}_{t+1} - \pi_{t+1}$  e de depreciação cambial  $s_{t+1} - s_t$ , ambos dependem das respectivas variâncias condicionais, além de haver feitos cruzados entre estes processos.

Portanto, caracteriza-se um sistema que parece ser bem acomodado pelo arcabouço descrito do GARCH-M bivariado.

$$s_{t+1} - s_t = ({}_t f_{t+1} - s_t) - \frac{1}{2} \cdot \sigma_t^2 (s_{t+1} - s_t) - cov_t (s_{t+1} - s_t, \widetilde{m}_{t+1} - \pi_{t+1}) + \varepsilon_{t+1} \quad (22)$$

$$\widetilde{m}_{t+1} - \pi_{t+1} = -({}_t f_{t+1} - s_t + i_t^*) - \frac{1}{2} \cdot \sigma_t^2 (\widetilde{m}_{t+1} - \pi_{t+1}) + v_{t+1} \quad (23)$$

Segundo Dominguez (1998), uma quantidade significativa de artigos empíricos modelando efeitos de intervenção na volatilidade cambial faz uso deste arcabouço de GARCH.

Dois aspectos são relevantes na etapa de estimação deste sistema: parcimônia e a matriz de covariância.

Assim, segue-se a vertente mais expressiva de modelagem de previsão de volatilidade, a qual faz uso de especificações bastante parcimoniosas, sendo aqui sugerido o uso do GARCH-M bivariado (1,1), até mesmo em razão da limitação da série temporal vis-à-vis a quantidade de parâmetros a serem estimados. Ver por exemplo, West e Cho (1995) e Malmsten e Terasvirta (2004).<sup>12</sup>

Sobre o segundo ponto, como se utiliza o método de máxima verossimilhança para estimar os parâmetros do modelo GARCH, é necessário garantir que a matriz de covariância seja positivamente definida. Baba, Engle, Kraft e Kroner desenvolveram uma parametrização das equações dos modelos GARCH de forma a garantir esta propriedade, conhecida como parametrização BEKK, que é um caso especial do modelo VECH acima descrito, conforme Engle e Kroner (1993).

<sup>12</sup> Segundo Morettin e Toloi (2004), “a identificação da ordem de um modelo GARCH, a ser ajustado a uma série real, usualmente é difícil. Recomenda-se que se use modelos de ordem baixa, como (1, 1), (1, 2) ou (2, 1) e depois se escolha o modelo com base em vários critérios, como AIC ou BIC,...”. Um interessante trabalho realizado na tentativa de identificação da ordem de um modelo GARCH é o de Caldeira, Souza e Machado (2009).

Esta parametrização BEKK permite a estimação de menos parâmetros, comparado com as representações VECM tradicionais. Outra vantagem é a não imposição sobre a forma das covariâncias condicionais, como por exemplo, nos modelos de correlação condicional constante (CCC) <sup>13</sup>.

---

<sup>13</sup> Ver Alexander (2008) e Francq e Zakoian (2010).

## 5 EXERCÍCIO EMPÍRICO

### 5.1 Base de Dados

Em princípio, onde sejam aplicados testes estatísticos e econométricos, é preferível a utilização de uma grande quantidade de dados nas dimensões temporal e de corte transversal, principalmente tendo em vista os testes assintóticos aqui propostos, além de um maior grau de liberdade possibilitando a estimação de uma maior quantidade de parâmetros.

Para o modelo proposto e descrito na seção 2 de previsão de taxas mensais de câmbio a partir do apreçamento de operações cobertas e descobertas de títulos do governo norte-americano, os dados básicos são as séries temporais das taxas de câmbio (*spot* e futura para 30 dias) entre o real brasileiro e o dólar norte-americano, as taxas de juros dos títulos de curto-prazo do governo americano e as taxas de inflação mensal no Brasil, dadas pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo, calculado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IPCA/IBGE).

A **Figura 1** retrata as séries temporais da taxa de câmbio nominal e das taxas de contratos futuros de dólares para contratos de 30, 60 e 90 dias durante o período de janeiro de 2000 a dezembro de 2009, onde se observa um crescimento até o ponto máximo no segundo semestre de 2002, refletindo as incertezas dos investidores estrangeiros quanto aos rumos da economia com a eleição do presidente Luís Inácio Lula da Silva, que ocorreu em outubro de 2002, e um recuo das taxas aos seus níveis no início das séries em 2000, durante os anos seguintes. Estas séries são, como esperado, altamente correlacionadas.<sup>14</sup>

---

<sup>14</sup> Os autores agradecem a Jair Beserra e sua equipe no Banco Daycoval S/A que gentilmente forneceram as séries das taxas de câmbio dos contratos futuros.

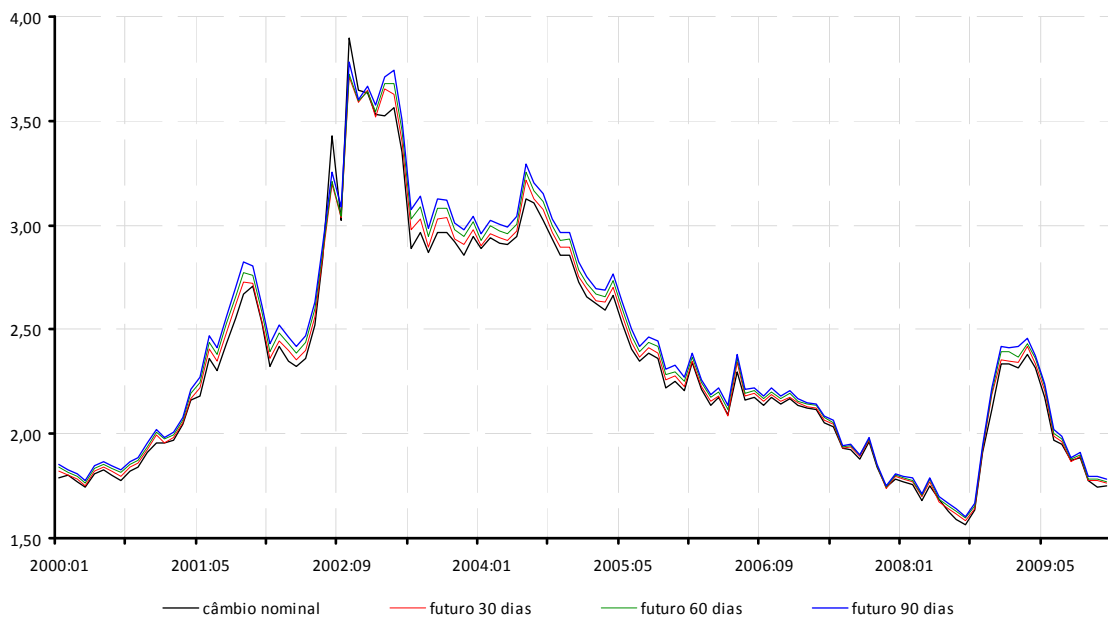


Figura 1 – Séries temporais do câmbio nominal e dos contratos de futuro cambial com maturidade de 30, 60 e 90 dias (2000.1 a 2009.12, 120 observações)  
Fonte: Elaboração do autor

A **Figura 2** mostra as séries de retornos reais brutos mensais das operações cobertas e descobertas de títulos norte-americanos de curto-prazo (30 dias) durante o período de janeiro de 2000 a dezembro de 2009. Estes retornos foram calculados segundo a relação (5).

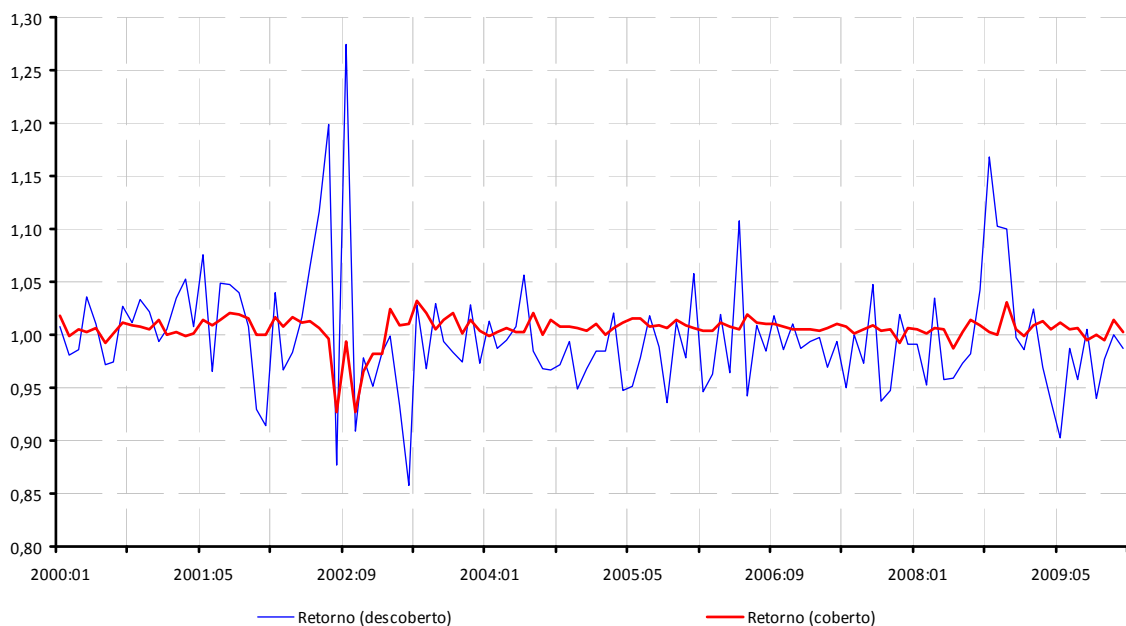


Figura 2 – Séries temporais dos retornos associados às operações de compra coberta e descoberta de títulos norte-americanos de curto prazo (2000.1 a 2009.12, 120 observações)  
Fonte: Elaboração do autor

A **Tabela 1** reporta as estatísticas das séries de retorno e os resultados do teste de normalidade de Jarque-Bera, sendo evidenciado que as séries não são gaussianas. Como esperado, os retornos das operações cobertas apresentam menor variabilidade que os retornos das operações descobertas, por não estarem sujeitas ao risco advindo da variação cambial. Para a operação coberta, tem-se retorno real médio líquido positivo, enquanto o mesmo não se verifica para as operações descobertas. Em ambos os casos, há caudas pesadas, principalmente para as operações cobertas. As assimetrias evidenciadas são modestas e em direções diferentes.

Tabela 1 – Estatísticas Básicas das séries temporais dos retornos reais brutos associados às operações de compra coberta e descoberta de títulos norte-americanos de curto prazo (2000.1 a 2009.12, 120 observações)

Retorno	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão	Curtose	Assimetria	JB*	p-valor
(1) Retorno (descoberto)	0,857	1,274	0,998	0,056	6,151	1,590	220,304	< 0,0001
(2) Retorno (coberto)	0,926	1,033	1,005	0,013	18,254	-3,423	1751,514	< 0,0001
(3) Excedente (1)-(2)	-0,153	0,281	-0,008	0,055	8,045	1,946	367,539	< 0,0001

Nota: \*Teste de Normalidade de Jarque-Bera

Fonte: Elaboração do autor

## 5.2 Descrições Estatísticas dos Fundos de Renda Fixa e Cambiais no Brasil

Visando sumarizar através dos componentes principais a fonte de risco associada às operações coberta e descoberta, fez-se uso, sob a hipótese de paridade coberta da taxa de juros, de operações envolvendo a aquisição de títulos do próprio governo brasileiro as quais podem servir como *proxy* do risco a ser modelado e incorporado pelo SDF. Mais especificamente, fez-se uso de fundos de investimento de renda fixa e de fundos cambiais-dólares, tendo sido fonte de informações sobre todos os fundos baseada na base disponível em [www.fortuna.com.br](http://www.fortuna.com.br).

Sobre estes ativos usados, é importante definir os fundos de investimentos como condomínios constituídos com o objetivo de promover a aplicação coletiva dos recursos de seus participantes. Os fundos são classificados

segundo a composição dos seus ativos e seus regulamentos. A classificação é realizada através de dispositivo regulamentar da CVM e completada com a classificação da ANBID.

Segundo os critérios da ANBID e da CVM,

Fundos de Renda Fixa buscam retorno por meio de investimentos em ativos de renda fixa (sendo aceitos títulos sintetizados através do uso de derivativos), admitindo-se estratégias que impliquem em risco de juros do mercado doméstico e risco de índice de preço. Excluem-se estratégias que impliquem em risco de moeda estrangeira ou de renda variável (ações, etc.). Devem manter, no mínimo, 80% de sua carteira em títulos públicos federais ou ativos com baixo risco de crédito. Este tipo de fundos permite alavancagem.

Já os fundos classificados como Cambiais-Dólares:

Aplicam pelo menos 80% de sua carteira em ativos - de qualquer espectro de risco de crédito - relacionados diretamente, ou sintetizados via derivativos, à moeda norte-americana. O montante não aplicado em ativos relacionados direta ou indiretamente ao dólar deve ser aplicado somente em títulos e operações de Renda Fixa (pré ou pós-fixadas a CDI/ SELIC) e não é permitida a alavancagem (ANBID / CVM).

Observando-se as datas de início dos históricos de dados destes fundos pode-se constatar que esta é uma indústria recente no país. Os primeiros fundos cambiais (e que continuam ativos hoje) surgiram em 1996 e quanto aos fundos de renda fixa, somente a partir de 1994 a sua criação tomou impulso, sendo um reflexo da estabilidade econômica conseguida com o Plano Real. Os fundos cambiais no país tiveram um crescimento mais acelerado entre 1996 e 2003 e um crescimento mais suave entre os anos de 2004 e 2008 e só retomando o crescimento acelerado no ano 2009. Os fundos de renda fixa apresentaram um grande crescimento a partir de 1994, onde existiam 15 fundos ativos, atingindo o total de 470 fundos em 2009 num rápido crescimento (um crescimento de 3.033% nestes 15 anos).

Assim, foram identificados, em atividade no país, 45 fundos cambiais-dólares e 470 fundos de renda fixa, caracterizando esta como uma indústria dominada por poucas instituições. Nos fundos cambiais nota-se que quatro instituições (Bradesco, Itaú, Santander Brasil Asset Management e BB DTVM S.A.) possuem, em conjunto, 27 fundos ativos, o que corresponde a 60% do mercado. Os

fundos de renda fixa, apesar de sua maior quantidade em relação aos fundos cambiais, apresentam também grande concentração, com as quatro maiores proprietárias de fundos, Itaú, BB DTVM S.A., Santander Brasil Asset Management e Bradesco, que juntos administram 244 fundos, correspondendo a cerca de 52% do mercado. Somente uma instituição, o Banco Itaú, possui 116 fundos correspondendo a quase 25% do mercado.

Deste conjunto de fundos, foram selecionados todos os fundos cambiais e de renda fixa que continham histórico completo de cotas de dezembro de 1999 a dezembro de 2009, perfazendo um total de 18 fundos cambiais e 66 fundos de renda fixa e 120 observações para cada fundo.

Nos fundos cambiais, somente um fundo, o FCD01, obteve retorno médio positivo durante o período analisado, indicando que o comportamento normal desta categoria seguiu a variação apresentada pela própria série temporal da taxa de câmbio nominal. As outras métricas utilizadas, como desvio-padrão ou semivariância indicam uma grande semelhança entre os fundos. Nenhum dos fundos apresenta distribuição normal. Os betas e índices de desempenho calculados são todos negativos, indicando que estes fundos apresentaram um comportamento contrário ao apresentado pelo Ibovespa e que tiveram retornos menores que os dos índices utilizados como livres de risco (CDI e Poupança).

Já os fundos de renda fixa apresentaram retornos médios semelhantes, bem como as outras métricas calculadas de desvio-padrão e semivariância. Os betas positivos indicam que os fundos oscilaram pouco, mas ciclicamente com o mercado acionário. Os valores dos índices de Sharpe e Sortino calculados com a taxa livre de risco igual à taxa de poupança foram, com exceção de um único fundo, positivos, indicando um melhor retorno das aplicações nestes fundos do que os retornos de aplicações na Poupança.

As **Tabelas 2 e 3** mostram as informações básicas e a codificação que foi utilizada para a identificação dos 84 fundos selecionados.

Tabela 2 – Informações Básicas Sobre Fundos de Investimentos do Tipo Cambial (Dólar) no Brasil (Painel com 18 Fundos, de 2000.1 a 2009.12)

NOME DO FUNDO	CÓDIGO	PL MÉDIO (R\$) <sup>(a)</sup>	RETORNO ACUMULADO (%) <sup>(b)</sup>
BB CAMBIAL DOLAR LP 20 MIL FICFI	FCD01	105.852.075	100,17%
BB CAMBIAL DOLAR LP MIL FICFI	FCD02	41.568.256	77,66%
BBM FUNDO DE INVESTIMENTO CAMBIAL	FCD03	43.353.311	77,26%
BRADESCO FI CAMBIAL DOLAR	FCD04	18.235.114	97,52%
CORPORATE FI CAMBIAL DOLAR HEDGE PLUS	FCD05	65.161.568	75,30%
CS FI CAMBIAL DE LONGO PRAZO	FCD06	11.608.254	79,99%
FI FATOR CAMBIAL	FCD07	5.417.661	68,29%
HSBC FI CAMBIAL LP DOLAR	FCD08	78.569.531	80,25%
HSBC FIC CAMBIAL LP DOLAR PLUS	FCD09	15.801.533	70,28%
ITAU B CAMBIAL FI	FCD10	29.565.491	74,39%
ITAU EXCHANGE CAMBIAL FI	FCD11	178.995.445	84,59%
ITAU HEDGE CAMBIAL FICFI	FCD12	82.149.650	80,32%
ITAU PERS HEDGE CAMBIAL FICFI	FCD13	36.895.722	70,47%
LEGG MASON CAMBIO DOLAR PRIME FIC FI REF	FCD14	192.395.368	78,76%
LEGG MASON CAMBIO DOLAR SILVER FICFI REF	FCD15	38.527.626	64,31%
REAL FIQ CAMBIAL	FCD16	10.234.086	55,23%
REAL FIQ CAMBIAL VAN GOGH	FCD17	23.913.901	67,85%
WESTERN ASSET HEDGE DOLAR REF FI	FCD18	257.664.031	87,24%

Nota: <sup>(a)</sup> PL Médio: média aritmética da série temporal mensal de patrimônio líquido de cada fundo de investimento (2000.1 a 2009.12, 120 observações) / <sup>(b)</sup> Retorno Acumulado: retorno real líquido acumulado de cada fundo de investimento (2000.1 a 2009.12, 120 observações)

Fonte: Elaboração do autor

Tabela 3 – Informações Básicas Sobre Fundos de Investimentos do Tipo Renda Fixa no Brasil (Painel com 66 Fundos, de 2000.1 a 2009.12)

NOME DO FUNDO	CÓDIGO	PL MÉDIO (R\$) <sup>(a)</sup>	RETORNO ACUMULADO (%) <sup>(b)</sup>
ALFA MIX FI RENDA FIXA LP	FRF01	239.827.825	232,73%
BANRISUL SUPER FI RF	FRF02	370.356.336	154,64%
BANRISUL VIP FI RF LP	FRF03	357.040.927	188,38%
BB BESC RENDA FIXA LIQUIDEZ FIC FI	FRF04	104.695.130	150,95%
BB BESC RF LP CAMPECHE FI	FRF05	2.498.551	140,84%
BB RENDA FIXA 200 FICFI	FRF06	663.232.299	149,38%
BB RENDA FIXA 25 NIL FICFI	FRF07	6.358.503.323	190,95%
BB RENDA FIXA LP 50 MIL FICFI	FRF08	5.382.720.803	212,42%
BB RENDA FIXA LP 500 MIL FIC FI	FRF09	3.288.220.354	223,26%
BB RENDA FIXA LP PREMIUM 50 MIL FICFI	FRF10	3.403.571.489	218,45%
BECMAXI – FI RF	FRF11	42.860.540	204,59%
BNP PARIBAS RF FI RENDA FIXA	FRF12	208.403.055	233,36%
BRADESCO FI RF EMPRESA	FRF13	1.820.758.381	226,83%
BRADESCO FI RF LONGO PRAZO YIELD	FRF14	11.717.102	232,62%
BRADESCO FIC DE FI RF MACRO	FRF15	3.760.125.238	226,62%
BRADESCO FIC DE FI RF MARTE	FRF16	2.180.428.892	220,33%
BRADESCO FIC DE FI RF MERCURIO	FRF17	2.428.802.062	188,72%
BRADESCO FIC DE FI RF SOMA	FRF18	2.190.446	104,61%
BRADESCO FIC DE FI RF VENUS	FRF19	1.428.265.249	173,49%
CA OBLIGATION FI RENDA FIXA LONGO PRAZO	FRF20	29.197.223	229,18%
CAIXA FIC CLASSICO RF LONGO PRAZO	FRF21	207.935.844	190,34%



NOME DO FUNDO	CÓDIGO	PL MÉDIO (R\$) <sup>(a)</sup>	RETORNO ACUMULADO (%) <sup>(b)</sup>
CAIXA FIC EXECUTIVO RF LONGO PRAZO	FRF22	6.722.517.501	205,85%
CAIXA FIC INVESTIDOR RF LONGO PRAZO	FRF23	1.581.781.216	211,55%
CAIXA FIC PERSONAL RF LONGO PRAZO	FRF24	6.606.201.019	217,82%
CONCORDIA EXTRA FI RF CREDITO PRIVADO	FRF25	242.413.525	239,03%
DAYCOVAL RENDA FIXA FI	FRF26	30.853.548	217,13%
FI BANESTES INVEST MONEY RF	FRF27	41.098.225	206,18%
FI FATOR MAX CORPORATIVO RF	FRF28	207.901.637	235,39%
FI RF MAPFRE IGPM SOBERANO	FRF29	62.395.754	288,82%
FLOOR RENDA FIXA FI	FRF30	885.835.453	248,87%
FUNDO DE INVESTIMENTO RURAL MAXI CASH RF	FRF31	72.974.969	231,51%
FUNDO PAULISTA DE INV RENDA FIXA	FRF32	6.405.601	226,20%
HSBC FI RENDA FIXA CRED PRIV ATIVO	FRF33	960.027.330	239,65%
HSBC FIC FI RENDA FIXA LONGO PRAZO PLUS	FRF34	609.699.188	198,16%
ITAU BBA RENDA FIXA FICFI	FRF35	120.621.083	228,18%
ITAU FIC RENDA FIXA FICFI	FRF36	103.055.833	157,75%
ITAU FRAME RENDA FIXA INDICES FI	FRF37	151.378.199	251,87%
ITAU FRANCES RENDA FIXA FI	FRF38	4.392.028.920	244,21%
ITAU KEY MIDDLE RF FICFI	FRF39	41.787.115	240,81%
ITAU KEY RF FICFI	FRF40	8.681.574	205,89%
ITAU MONEY MARKET RENDA FIXA FICFI	FRF41	28.523.969	157,20%
ITAU OASIS RENDA FIXA FI	FRF42	469.872.208	248,43%
ITAU PERFORMANCE RF FI	FRF43	575.141.902	236,64%
ITAU PERS SPR COMMODITES RF FICFI	FRF44	17.630.425	209,75%
ITAU PERSONNALITE PLUS RF FICFI	FRF45	854.647.448	199,83%
ITAU PERSONNALITE RENDA FIXA FICFI	FRF46	83.794.034	180,59%
ITAU PREMIO RENDA FIXA FICFI	FRF47	1.169.955.748	161,15%
ITAU PRIVATE PERFORMANCE RF FICFI	FRF48	170.205.288	232,80%
ITAU RENDA FIXA FI	FRF49	6.585.432.400	242,50%
ITAU SUPER RENDA FIXA FICFI	FRF50	2.730.537.137	188,67%
LEGG MASON PRIVATE DURATION FIC FI RF	FRF51	84.203.617	243,85%
LEGG MASON RF ATIVO SILVER FIC FI RF	FRF52	54.931.076	195,71%
MEDIUM TERM CAPITAL FIX IB RF FIC	FRF53	1.075.015.401	215,85%
MEDIUM TERM MAXI FIX IB RF FICFI	FRF54	166.504.464	229,03%
PRIVATE RENDA FIXA FICFI	FRF55	524.492.443	239,03%
REAL FI RENDA FIXA FUNDACOES	FRF56	379.166.442	231,03%
REAL FI RENDA FIXA MIX VAN GOGH	FRF57	3.315.747.489	221,13%
REAL FIQ RENDA FIXA CENTRUM MIX VAN GOGH	FRF58	961.145.577	212,09%
REAL FIQ RENDA FIXA EXTRA MIX	FRF59	31.356.984	154,98%
REAL FIQ RENDA FIXA MAX	FRF60	201.697.412	195,82%
SAFRA EXECUTIVE FI RENDA FIXA	FRF61	2.842.368.601	226,06%
SLW BLUE CAPITAL FI RF LP	FRF62	17.866.920	208,65%
UNIBANCO PRIVATE CONSERVADOR FICFI RF	FRF63	205.323.855	226,09%
UNIBANCO RENDA FIXA FI	FRF64	1.326.946.748	178,61%
UNIBANCO RENDA FIXA FICFI	FRF65	378.197.598	153,29%
UNIBANCO RENDA FIXA PLUS FICFI	FRF66	859.701.596	177,67%

Nota: <sup>(a)</sup> PL Médio: média aritmética da série temporal mensal de patrimônio líquido de cada fundo de investimento (2000.1 a 2009.12, 120 observações) / <sup>(b)</sup> Retorno Acumulado: retorno real líquido acumulado de cada fundo de investimento (2000.1 a 2009.12, 120 observações)

Fonte: Elaboração do autor

### 5.3 O Fator Estocástico de Desconto

O arcabouço caracterizado por um GARCH-M bivariado composto pelas relações lognormalizadas (8) e (9) não é exatamente original, ou inédito neste estudo. A inovação principal consiste em fazer uso da série estimada de um Fator Estocástico de Desconto capaz de satisfazer as relações de apreçamento em nível descritas em (6) e (7).

Seria espúrio usar um SDF sem que este fosse baseado em um arcabouço microfundamentado de consumo ou baseado em um conjunto de ativos financeiros associados às operações coberta e descoberta de aquisição de títulos do governo americano. Neste artigo, opta-se pela segunda vertente, em razão de fazer necessário o uso de menos premissas, com a Lei do Preço Único e a Livre Formação de Portfolio, além da própria qualidade dos dados financeiros vis-à-vis dados macroeconômicos, os quais em geral estão disponíveis apenas para frequências trimestrais, em vez de mensais.

Assim, para a fonte de dados fez-se uso do painel construído com retornos reais mensais dos 84 fundos cambiais e de renda fixa descritos na seção anterior, sendo utilizado o IPCA como índice de preço para deflação. O período analisado compreende o período de janeiro de 2000 a dezembro de 2009, 120 meses, totalizando um painel com 10.080 observações, abrangendo assim uma ampla gama de possibilidades de investimentos a disposição dos agentes.

Seguindo o procedimento descrito em Tsay (2002), a escolhida da quantidade de fatores principais se deu a partir da análise do gráfico dos autovalores ordenados decrescentemente – *screeplot test*. Foram utilizados apenas três fatores, os quais foram responsáveis por 97,92% da variação dos retornos dos 84 fundos.

O gráfico do SDF estimado é mostrado na Figura 3.

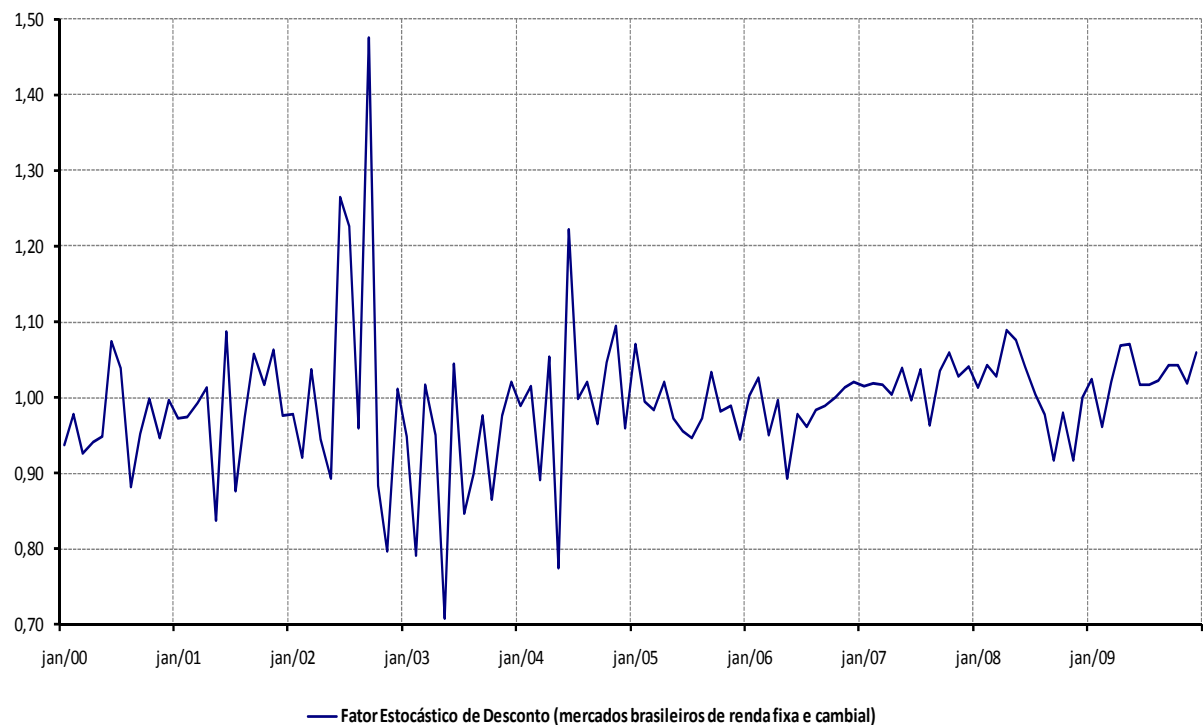


Figura 3 – Série temporal do Fator Estocástico de Descontos extraída a partir do painel de fundos de investimento brasileiros nas categorias cambial e renda fixa (2000.1 a 2009.12, 120 observações)  
 Fonte: Elaboração do autor

Este Fator estimado possui valor médio de 0,9942 – associado a uma taxa livre de risco anual real média de 7,23% –, apresentando uma volatilidade de quase 9%, considerável quando comparado aos desvios obtidos a partir de SDF's microfundamentados. O SDF oscila entre 0,708 e 1,4475, apresentando leve assimetria para direita e elevada curtose de 8,116.

#### 5.4 Teste de Apreçamento em Nível

Partindo-se do pressuposto de que a série extraída para o SDF é suficientemente próxima do verdadeiro SDF, então, caso se satisfaça a hipótese de estacionariedade das séries de retornos coberto e descoberto, ambos descontados pelo SDF, então pode ser estimado o sistema de condições de ortogonalidade descrito pelas relações (22) e (23).

Sendo bastante usual que retornos de ativos financeiros apresentem heterocedasticidade, motivo pelo qual se faz uso deste arcabouço de GARCH na estimação, faz-se uso aqui do teste de estacionariedade proposto em Phillips e Perron (1988) com uso de intercepto, sendo a hipótese nula de raiz unitária rejeitada ao nível de 1% de significância, tanto para a operação coberta quanto a descoberta. O mesmo se evidencia quando o teste é replicado para as duas séries, porém não descontadas pelo SDF. Na Tabela 4, estão os resultados da estimação.

Tabela 4 – Estimação via GMM da versão em nível da equação fundamental de apreçamento de ativos (2000.1 a 2009.12, 120 observações)<sup>a, b, c</sup>

Sistema de equações:	$0 = \mathbb{E} \left\{ \begin{array}{l} \left[ \widetilde{M}_{t+1}^* \cdot \frac{S_{t+1}}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} - (1+\mu_1) \right] \\ \left[ \widetilde{M}_{t+1}^* \left[ \frac{(S_{t+1} - {}_tF_{t+1})}{S_t} \cdot \frac{(1+i_t^*)}{(1+\pi_{t+1})} \right] - \mu_2 \right] \end{array} \right\} \otimes z_t$				
Instrumentos: Constante e	$\frac{{}_tF_{t+1} - S_t}{S_t}$				
Resultados da estimação					
Teste de Wald:	Desvios de apreçamento				Condições de sobreidentificação
$H_0: \widetilde{\mu}_1 = \widetilde{\mu}_2 = 0$					
$\chi^2$	$\widetilde{\mu}_1$	1,8 e-5	-0,0076	[0,9981]	Estatística J:
2,1678 [0,3383]	$\widetilde{\mu}_2$	-0,0085	-0,0058	[0,1426]	0,0148 [0,4112]

<sup>a</sup> indica a rejeição da hipótese nula de desvio de apreçamento insignificante ao nível de 5%. <sup>\*\*</sup> Indica a rejeição da hipótese nula da insignificância conjunta dos desvios de apreçamento a 5%. <sup>\*\*\*</sup> Indica a rejeição da validade das condições de sobreidentificação.

<sup>a</sup> Técnica do Método Generalizado dos Momentos (GMM) proposta por Hansen (1982) usada para teste da Equação de Euler e estimação dos parâmetros, durante o período de janeiro de 2000 a dezembro de 2009, 120 observações.

<sup>b</sup> Respectivos erros padrão reportados em parênteses e p-valores em colchetes.

Fonte: Elaboração do autor

De acordo com os resultados reportados, observa-se a insignificância individual e conjunta ao nível de 5% de significância dos parâmetros  $\mu_1$  e  $\mu_2$ , evidenciando que os desvios estatisticamente nulos do correto valor de apreçamento, ou seja, o valor unitário para o retorno da operação descoberta e o valor nulo para o retorno excedente da operação descoberta em relação à coberta. Através da estatística  $T \times J$ , evidencia-se também que as condições de sobreidentificação são satisfeitas. Este último resultado sobre a ponderação dos erros de apreçamento permite inferir sobre a boa capacidade de *fitting* do SFD utilizado.

Este resultado satisfatório permite que finalmente se estime o sistema em sua versão lognormalizada.

## 5.5 Resultados do Arcabouço GARCH-M

A última etapa do processo de previsão da depreciação cambial consiste em estimar o sistema composto pelas relações (22) e (23), a qual corresponde à versão lognormalizada do sistema em nível dado pelas relações (18) e (19), já satisfeitas empiricamente para o SDF aqui proposto. Os resultados desta estimação seguindo a especificação descrita na subseção 4.3.2 estão reportados na Tabela 5.

Tabela 5 – Estimação via GARCH-M bivariado da versão loglinearizada da equação fundamental de apreçamento de ativos (2000.1 a 2009.12, 120 observações) <sup>a, b</sup>

$$s_{t+1} - s_t = \alpha_1(f_{t+1} - s_t) + \beta_{11} \frac{\sigma_t^2(s_{t+1} - s_t)}{2} + \beta_{12} cov_t(\widetilde{m}_{t+1}^* - \pi_{t+1}, s_{t+1} - s_t) + \varepsilon_{t+1}$$

$$\widetilde{m}_{t+1}^* - \pi_{t+1} = \alpha_2(f_{t+1} - s_t + i_t^*) + \beta_{22} \frac{\sigma_t^2(\widetilde{m}_{t+1}^* - \pi_{t+1})}{2} + v_{t+1}$$

Resultados da estimação da equação de depreciação cambial				
Teste de Wald		Coeficientes		
$H_0: \widetilde{\alpha}_1 = 1, \widetilde{\beta}_{11} = -1/2, \widetilde{\beta}_{12} = -1$		$\widetilde{\alpha}_1$	0,3768	(0,4523) [0,4047]
$\chi^2$	6,9939 [0,0721]	$\widetilde{\beta}_{11}$	-0,6096	(2,2744) [0,7887]
		$\widetilde{\beta}_{12}$	-0,7505	(2,3136) [0,7457]
Resultados da estimação da equação do fator estocástico de desconto				
Teste de Wald		Coeficientes		
$H_0: \widetilde{\alpha}_2 = -1, \widetilde{\beta}_{22} = -1/2$		$\widetilde{\alpha}_2$	-0,3928	(0,3916) [0,3159]
$\chi^2$	2,4339 [0,2961]	$\widetilde{\beta}_{22}$	-1,4186	(1,1017) [0,1978]

\* indica a rejeição da hipótese nula de coeficiente insignificante ao nível de 5%. \*\* Indica a rejeição da hipótese nula da insignificância conjunta dos coeficientes em questão a 5%.

<sup>a</sup> Arcabouço do GARCH-M bivariado (1,1) com especificação do tipo BEKK usado para estimação dos parâmetros, durante o período de janeiro de 2000 a dezembro de 2009, 120 observações.

<sup>b</sup> Respectivos erros padrão reportados em parênteses e p-valores em colchetes.

Fonte: Elaboração do autor

De acordo com os resultados, não é possível rejeitar a hipótese nula de que apesar de insignificantes individualmente, os parâmetros associados à equação da depreciação cambial seja conjuntamente próximos o suficiente dos valores previstos pelo arcabouço teórico do GARCH-M. Observa-se ainda a insignificância individual de todos os parâmetros estimados associados à equação da SDF.

Um dos principais pontos relevantes no arcabouço usado consiste exatamente na heterocedasticidade das séries em questão. Os termos  $HHC(1,1) = \sigma_t^2(s_{t+1} - s_t)$ ,  $HHC(1,2) = cov_t(s_{t+1} - s_t, \widehat{m}_{t+1} - \pi_{t+1})$  e  $HHC(2,2) = \sigma_t^2(\widehat{m}_{t+1} - \pi_{t+1})$ , os quais caracterizam a variância e a covariância condicionais são representados na Figura 4, sendo significativos os parâmetros associados à matriz de covariância proposta.

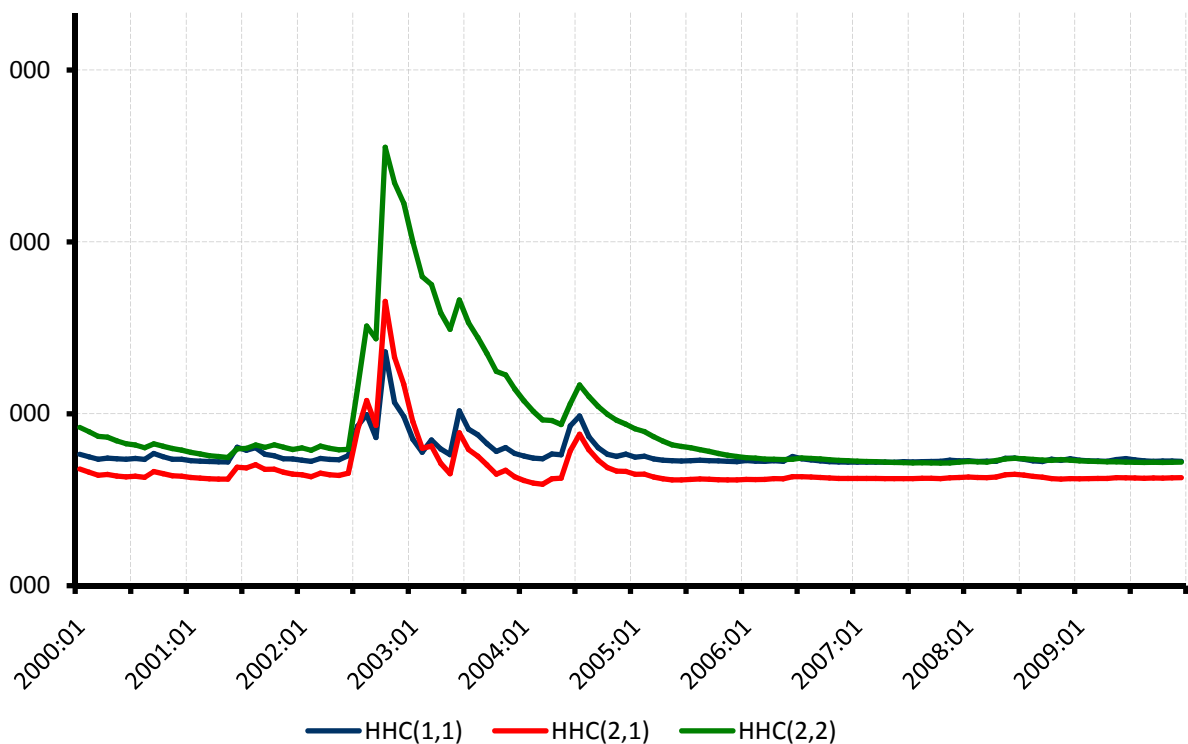


Figura 4 – Séries temporais da covariância e das variâncias obtidas através da estimação do GARCH-M bivariado (2000.1 a 2009.12, 120 observações)

Fonte: Elaboração do autor

Estas séries de variância e covariância condicionais utilizadas no sistema lognormalizado possuem teoricamente poder preditivo na depreciação cambial e no movimento do SDF estimado. Visivelmente, o excesso de volatilidade dessas séries

no período compreendido entre o segundo semestre de 2002 e o final de 2004 parece indicar ser aconselhável recorrer ao uso de arcabouços heterocedásticos na modelagem de câmbio.

### 5.6 Exercício de Previsão *in-sample*

Considerando o arcabouço utilizado GARCH\_M bivariado, tem-se os seguintes resultados em termos de métrica de performance, cuja avaliação se deu através da raiz do erro quadrado médio (RMSE) entre os valores observados e os valores previstos pelos modelos para a depreciação cambial em log dada por  $S_{t+1} - S_t$ .

Em suma, com uma RMSE de aproximadamente 5,27% ao mês, o modelo aqui proposto possui erro de previsão um pouco inferior ao observado no chão do uso de passeio aleatório, um *benchmark* em previsão cambial. Neste caso, o erro de previsão foi de 5,34%.

A **Figura 5** mostra os gráficos da série temporal da depreciação cambial em log e da série do câmbio nominal em nível e as respectivas previsões obtidas através da estimação do GARCH-M proposto.

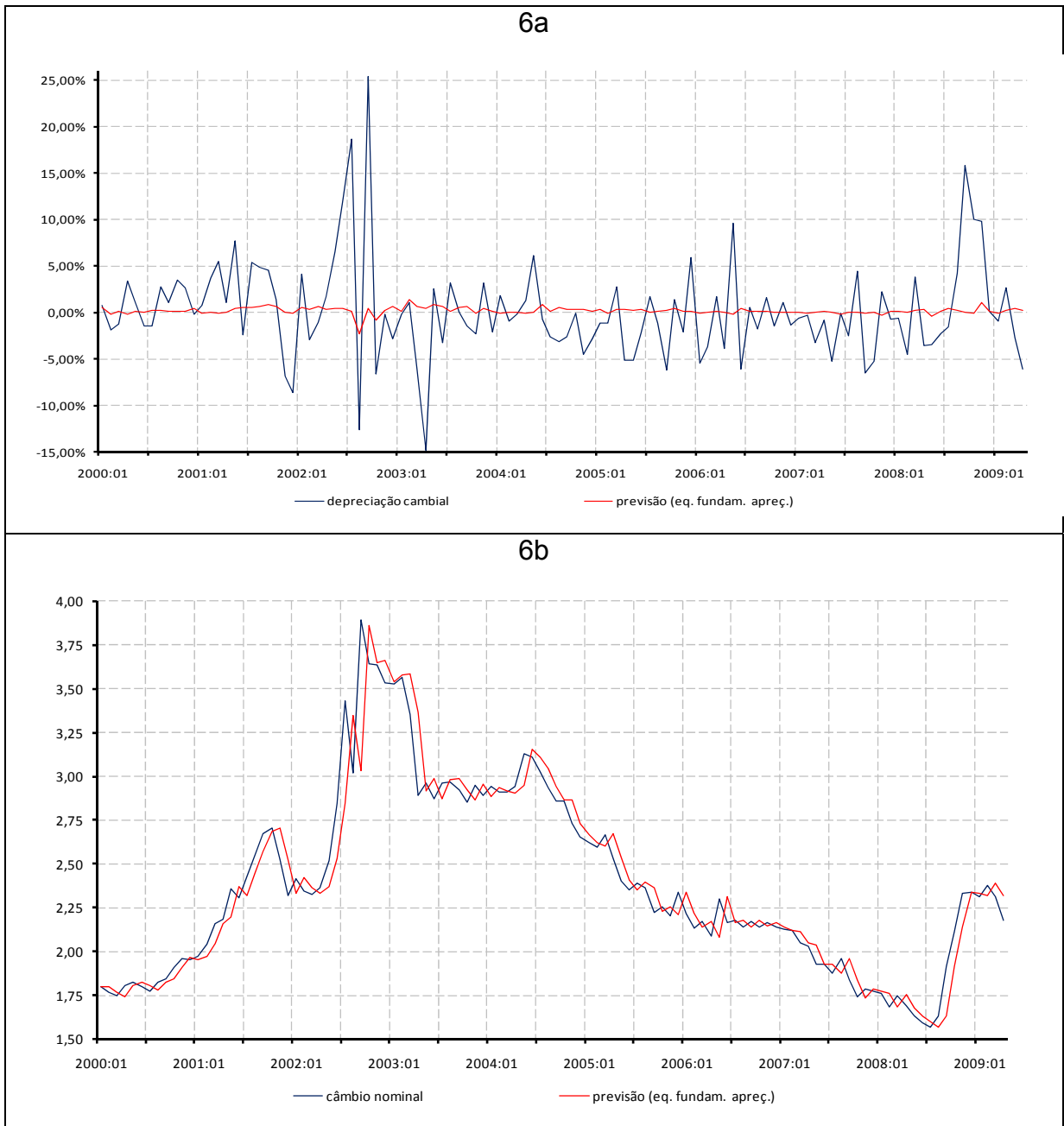


Figura 5 – Série temporal da depreciação cambial em log (6.a) e do câmbio nominal em nível (6.b) e respectivas previsões obtidas a partir da estimação do GARCH-M bivariado (2000.1 a 2009.12, 120 observações)

Fonte: Elaboração do autor

A Tabela 6 mostra as estatísticas básicas das séries temporais das taxas de câmbio observadas e das obtida do exercício de previsão condicional *in-sample* a partir das estratégias indicadas.



Tabela 6 – Estatísticas básicas das séries temporais das taxas de câmbio nominal observada e das obtidas do exercício de previsão condicional in-sample a partir das estratégias de apreçamento loglinearizada e passeio aleatório (2000.1 a 2009.12, 120 observações)

<b>Estatística</b>	<b>Observada</b>	<b>Passeio Aleatório</b>	<b>Equação Fundamental de Apreçamento</b>
Mínimo	1,566	1,566	1,569
Máximo	3,894	3,894	3,861
Mediana	2,237	2,237	2,244
Média	2,349	2,349	2,354
Variância	0,275	0,275	0,277
Desvio-padrão	0,524	0,525	0,526
Coefficiente de variação	0,223	0,223	0,224
Assimetria	0,772	0,770	0,759
Curtose	-0,011	-0,015	-0,057
JB Observado *	11,652	11,578	11,291
p-valor	0,003	0,003	0,004

Nota: \* Teste de normalidade de Jarque-Bera

Fonte: Elaboração do autor

É possível observar que parecem preservadas a maioria dos momentos estatísticos analisados da série observada em relação às séries estimadas através do GARCH-M bivariado e via passeio aleatório, o que juntamente ao comportamento observado na figura 6.b sinaliza que os arcabouços tendem a replicar a movimentação cambial, porém ou com uma defasagem, ou acompanhando contemporaneamente, mas sugerindo desvios cambiais com menor intensidade. Ainda assim, apesar do modesto poder do sistema estimado em termos de antecipação dos movimentos de depreciação cambial, conforme a figura 6.a, em 57,5% o arcabouço estimado sugeriu corretamente a direção, o sinal da movimentação cambial, também superior aos 50% esperados pelo movimento aleatório. A correlação entre a série temporal oriunda da previsão e a série observada foi de 0,22.

Atendo-se a estas mesmas métricas associadas ao exercício de previsão, porém comparando a série do câmbio nominal spot, em vez da depreciação cambial, obtém-se um RMSE de 14,44%, inferior ao erro evidenciado pelo arcabouço de passeio aleatório (14,72%), enquanto a correlação entre a série prevista e observada foi de 0,96. Tanto para a previsão de depreciação, como da taxa em nível, a razão entre o RMSE das previsões do arcabouço GARCH-M e utilizando o modelo de passeio aleatório é próxima de 98%.

Este resultado associado ao exercício de previsão pode ter sido influenciado pela especificação parcimoniosa do GARCH-M (1,1), de forma que as séries de variância e covariância condicionais não foram suficientemente voláteis. Outro possível fator consiste na hipótese de lognormalidade dos processos estocásticos na equação de apreçamento fundamental. Com relação à distribuição das séries descontadas pelo SDF, além de se rejeitar a hipótese nula de lognormalidade das séries coberta e descoberta a partir dos testes paramétricos de Lilliefors, Cramer-von Mises, Watson e Anderson-Darling, o teste de ajuste de distribuição permite evidenciar que a distribuição loglogística foi a que apresentou melhor *fitting* aos dados observados.

#### 5.6.1 Comparação dos Resultados com outros Evidenciados na Literatura

Em Coelho, Santos e Da Costa (2008) foram utilizados dados diários e semanais, durante o período de 2000 a 2004, sendo obtidos valores de RMSE da ordem de 0,5% para modelos AR, MA, ARMA e ARMA-GARCH e mesmo para modelos utilizando redes neurais. Alternativamente, outros critérios estão associados ao percentual de sinais corretamente previstos, isto é, o número de vezes que o modelo conseguiu prever a direção do movimento e o índice de desigualdade de Theil (U-Theil) que busca avaliar o ajustamento da série prevista à série observada.<sup>15</sup>

Bernardo (2008), utilizando modelagem ARMA (autorregressivo de médias móveis) e um modelo de correção de erros (MCE) e tomando o erro quadrático médio (EQM) como critério de seleção dos modelos de paridade de poder de compra e paridade descoberta da taxa de juros analisados, obteve o valor do EQM de 22,54% para a previsão das taxas de câmbio no período entre Janeiro/1995 e Novembro/2007.

---

<sup>15</sup>

Sobre esta métrica, ver <http://www.eumed.net/libros/2009b/543/Coeficiente%20U%20de%20Theil.htm>.

Com o propósito de investigar se as variáveis econômicas possuem poder preditivo sobre a taxa de câmbio real-dólar, de Lima (2006), fazendo uso de dados mensais de Março/1999 a Dezembro/2005, emprega como métrica a razão entre o erro quadrático médio das previsões dos modelos analisados e o erro quadrático médio das previsões utilizando o modelo de passeio aleatório, obtendo o valor de 80,7% para previsões mensais com o modelo no qual a taxa de câmbio hoje seria o valor presente descontado dos fundamentos futuros da economia esperados, semelhante ao modelo proposto por este trabalho.<sup>16</sup>

Para as previsões da taxa em três, seis e doze meses, os valores das razões calculadas foi de 52,9%, 52,5% e 53,1%, respectivamente, indicando desta forma um melhor poder preditivo do modelo se comparado ao modelo de passeio aleatório.

Por fim, Margarido (2008) utilizou um modelo vetorial autorregressivo (VAR) para a análise das taxas de câmbio no período entre 2000 e 2007, obteve 13,98% como valor para o coeficiente de desigualdade de Theil utilizado como métrica de adequação do modelo, e encontrando um coeficiente de correlação entre a série prevista e a série observada de 0,99, concluindo assim pelo bom ajuste do modelo.

Certamente, uma comparação mais adequada dos resultados do presente estudo com os resultados aqui reportados oriundos do uso de outras técnicas econométricas empregadas em trabalhos precedentes, deveria ser realizada, caso houvesse equivalência na frequência dos dados e do horizonte temporal.

Ainda assim, como uma tentativa de comparação, percebe-se que se atendo à mesma métrica de erro de previsão com frequência mensal (RMSE), os desvios da ordem de grandeza de 5% e 14% para depreciação e câmbio em nível, respectivamente, parecem próximos aos evidenciados nestes outros trabalhos. O acerto em 57,5% das vezes com relação à direção da variação cambial sugere ser

---

<sup>16</sup> De Lima (2006) explica que valores inferiores à unidade, desta razão entre os erros, indicam que os modelos propostos superam o passeio aleatório sem constante para as projeções fora da amostra, quando se usa o erro quadrático médio como critério de comparação.

modesto, mas não desprezível o ganho em termos de poder de previsão em relação ao passeio aleatório, sinalizando ser esta uma vertente teórica, não ad hoc e baseada no apreçamento de ativos, promissora e passiva de extensões e melhorias teóricas ou empíricas.

## 6 CONCLUSÃO

O mercado de câmbio possui peculiaridades incomuns associadas ao seu considerável volume, a sua forte liquidez, a sua diversificada alocação dentre economias e a sua complexidade em termos de inter-relações financeiras e macroeconômicas que afetam e são afetadas pelo câmbio, tanto em mercados *spot* como futuro, nos diversos horizontes de tempo. Essas características motivam a literatura teórica e empírica a respeito da modelagem do câmbio, sendo esta a variável financeira considerada como a de maior dificuldade de previsão, e passiva de influências comportamentais e ou de irracionalidades.

Na vasta gama de arcabouços macroeconômicos, econométricos e financeiros que visam acomodar evidências empíricas desconfortáveis, este artigo se propõe a modelar a variação mensal entre as moedas real brasileiro e dólar americano, a partir de 2000, baseado na teoria fundamental de apreçamento de ativos, sendo a principal contribuição não exatamente os resultados preditivos modestamente superiores a um modelo de passeio aleatório, nem mesmo o ineditismo no arcabouço já utilizado no entendimento do *Forward Premium Puzzle* para economias avançadas, mas a derivação de um sistema de relações lineares caracterizado por um GARCH-M bivariado, o qual pode ser testável, uma vez extraída a série temporal para um Fator Estocástico de Desconto capaz de apreçar operações coberta e descoberta de aquisição de títulos do governo americano.

Os resultados deste artigo sugerem, ainda, à literatura que, ao menos para frequência mensal, não se deve desprezar a variação temporal dos momentos condicionais de segunda ordem. A hipótese não evidenciada sobre a distribuição lognormal dos retornos descontados e uma especificação parcimoniosa para modelos de heterocedasticidade condicional podem prejudicar a capacidade preditiva associada do Fator Estocástico de Desconto, assim como os efeitos da incorporação do prêmio de risco.

## REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, C.; PORTUGAL, M. S. Testing nonlinearities between Brazilian exchange rate and inflation volatilities, **RBE**, v. 60, n. 4, p. 325-351, 2006.

ALEXANDER, C. Market Risk Analysis, **Practical Financial Econometrics**, Wiley, v. 2, 2008.

ALTAVILLA, C.; DE GRAUWE, P. Forecasting and combining competing models of exchange rate determination, **Applied Economics**, Routledge, 2008.

ARAÚJO, F.; ISSLER, J. V. **A Stochastic Discount Factor Approach to Asset Pricing using Panel Data**, Mimeo, Fundação Getúlio Vargas, 2008.

BAILEY, R.E. **The economics of financial markets**. Cambridge University Press, 2005.

BAILLIE, R.; MCMAHON, P. **The foreign exchange market: theory and econometric evidence**, Cambridge University Press, 1994.

BERKOWITZ, J.; GIORGIANNI, L. Long-horizon exchange rate predictability? **Review of Economics and Statistics**, v. 83, p. 81-91, 2001.

BERNARDO, M. **Duas abordagens para a previsão da taxa de câmbio real-dólar, 1995-2008**. 2008. 60 f. Dissertação (Mestrado Profissionalizante em Economia) - Programa de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração e Economia, Faculdade de Economia e Finanças IBMEC-RJ, Rio de Janeiro, 2008.

BERNSTEIN, P. **A História dos Mercados de Capitais: o impacto da ciência e da tecnologia nos investimentos**. Rio de Janeiro: Campus, 2007.

BISSOONDEEAL, R.; BINNER, J.; BHURUTH, M.; GAZELY, A.; MOOTANAH, V. Forecasting exchange rates with linear and nonlinear models. **Global Business and Economics Review**, v. 10, n. 4, p. 414-429, 2008.

BORGES, R.; ROSSI, J. **Intervenções do Banco Central e previsibilidade da taxa de câmbio: evidências a partir da utilização de regras de negociação baseadas em análise técnica**. Working paper, INSPER, 2010.

BOLLERSLEV, T., ENGLE, R. F.; WOOLDRIDGE, J. A capital asset pricing model with time varying covariances. **Journal of Political Economy**, v. 96, p. 116-131, 1988.

BREEDEN, D. An intertemporal asset pricing model with stochastic consumption and investment opportunities. **Journal of Financial Economics**, v. 7, p. 265–296, 1979.

BROOKS, C.; BURKE, S.; PERSAND, G. Multivariate GARCH models: software choice and estimation issues. **ISMA Centre Discussion Papers in Finance 2003-2007**, The Business School For Financial Markets/The University of Reading, 2003.

BUENO, R. **Econometria de series temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

CALDAS, B.; PORTUGAL, M. **Uma estimação da taxa de câmbio real de equilíbrio para o Brasil: 1999-2008**. Mimeo, PPGE/UFRGS, 2010.

CAPOBIANCO, E. Misspecifying GARCH-M process, **Complex Systems**, v. 9, p. 477-490, 1995.

CARBAUGH, R. **International Economics**. 10. ed. Thomson, 2005.

CASTRO, J. G.; BAYDIA, T. K. N. **A medida de performance ômega: características e aplicações**. Mimeo, PUC-RJ, 2009.

CHAMBERLAIN, G.; ROTHCHILD, M. Arbitrage, factor structure, and mean-variance analysis on large asset markets. **Econometrica**, v. 51, p. 1281-1304, 1983.

CHEUNG, Y.; CHINN, M.; PASCUAL, A. G. Empirical exchange rate models of the nineties: are fit to survive? **Journal of International Money and Finance**, v. 24, p. 1150-1175, 2005.

CHONG, C. W.; CHUN, L. S.; AHMAD, M. I. **Modelling the volatility of currency exchange rate using GARCH model**. Universiti Putra Malaysia Press, 2002.

COCHRANE, J. H. **Asset Pricing**. Princeton University Press, 2000.

COELHO, L.; SANTOS, A.; DA COSTA, N. Podemos prever a taxa de câmbio brasileira? Evidência empírica utilizando inteligência computacional e modelos econométricos. **Gest. Prod.**, São Carlos, v. 15, n. 3, p. 635-647, 2008.

CONNOR, G.; KORAJCZYK, R. Performance measurement with the arbitrage pricing theory: A new framework for analysis, **Journal of Financial Economics**, v. 15, p. 373-394, 1986.

\_\_\_\_\_. A test for the number of factors in an approximate factor model, **Journal of Finance**, v. 48, 1993.

DA COSTA, C.; MATOS, P.; FILHO, J. Forward-Premium Puzzle: Is It Time to Abandon The Usual Regression? **VI Portuguese Financial network**, 2010.

CUIABANO, S. **Determinação da taxa de câmbio: aplicação do modelo de Cagan para o Brasil**. 2007. 82f. Dissertação (Mestrado em Economia) - Universidade Católica de Brasília, Brasília, 2007.

DE GRAUWE, P. **Exchange rate economics: where do we stand?** The MIT Press, 2005.

ENDERS, Walter. **Applied Econometrics Time Series**. 2. ed. Wiley, 2004.

ENGEL, C. The forward discount anomaly and risk premium: a survey of empirical evidence. **Journal of Empirical Finance**, 1996.

ENGEL, C.; WEST, K. Exchange rates and fundamentals. **Journal of Political Economics**, v. 113, n. 3, 2005.

ENGEL, C.; MARK, N.; WEST, K. **Exchange rate models are not as bas as you think**. Working Paper 13318, NBER, 2007.

ENGEL, C.; WANG, J.; WU, J. **Can Long Horizon Data Beat Random Walk Under Engel-West Explanation?** Working Paper, University of Wisconsin, FRB Dallas, 2008.

ENGLE, R. F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation. **Econometrica**, v. 50, n. 3, p. 987-1008, 1982



ENGLE, R. F.; LILIEN, D. M.; ROBINS, R. P. Estimating time varying risk premia in the term structure: the ARCH-M model. **Econometrica**, v. 55, n. 2, p. 391-407, 1987.

ENGLE, R. F.; KRONER, K. F. Multivariate simultaneous generalized ARCH. **Econometric Theory**, v. 11, p. 122-150, 1993.

FAMA, E. Mandelbrot and the Stable Paretian Hypothesis, **In the Random Character of Stock Market Prices**, MIT Press, 1963.

\_\_\_\_\_. Short-term interest rates as predictors of inflation. **American Economic Review**, v. 65, p. 269-282, 1975.

FAMA, E. F. Forward and spot exchange rates. **Journal of Monetary Economics**, v. 14, p. 319-338, 1984.

FAMÁ, R.; CHAIA, A. Teorias da previsão da taxa de câmbio: um teste de eficiência no Brasil, Chile e México na segunda metade dos anos 90. **Caderno de Pesquisas em Administração**, v. 8, n. 2, 2001.

FERSON, W.; FORESTER, S. Finite sample properties of the generalized method of moments in tests of conditional asset pricing models. **Journal of Financial Economics**, v. 36, p. 29-55, 1994.

FRANCO, C.; ZAKOIAN, J. M. **Garch Models**: structure, statistical inference and financial applications. Wiley, 2010.

FREIRE, A.C **Previsão de câmbio e preços de commodities: uma análise empírica do caso brasileiro**. 2009. 113f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-RJ, Rio de Janeiro, 2009.

GARCIA, M. G. P.; URBAN, F. **O dólar futuro prevê o dólar no futuro?** Mimeo PUC-RJ, 1995.

GOULART, C.; AMARAL, H.; BERTUCCI, L.; BRESSEN, A. Previsão da volatilidade no mercado interbancário de câmbio. **RAE**, v. 45, 2005.

GOURIEROUX, C.; MONFORT, A. **Econometric specification of stochastic discount factor models**. Working Paper, University of Toronto, 2003.

GRIEBELER, M. **Models for forecasting exchange rate volatility: a comparison between developed and emerging countries**. Mimeo, IMPA, 2010.

GUJARATI, D. **Econometria Básica**. Pearson Education do Brasil, 2000.

HANSEN, L. Large sample properties of generalized method of moments estimators. **Econometrica**, v. 50, n. 5, p. 1029-1054, 1982.

HANSEN, L.; JAGANNATHAN, R. Restrictions on the intertemporal marginal rates of substitution implied by asset returns. **Journal of Political Economy**, v. 99, p. 225-262, 1991.

HANSEN, L; RICHARD, S. F. The role of conditioning information in deducting testable restrictions implied by dynamic asset pricing models. **Econometrica**, v. 55, p. 587-613, 1987.

HARRISON, J.; KREPS, D. M. Martingales and arbitrage in multiperiod securities market. **Journal of Economic Theory**, v. 20, p. 249-268, **American Economic Review**, v. 85, p. 201-218, 1979.

HAYASHI, F. **Econometrics**, Princeton University Press, 2000.

HODRICK, R. J. The empirical evidence on the efficiency of forward and futures foreign Exchange markets. **Horwood Academic Publishers**, v. 24, 1987.

IUAMOTO, R. **Modelando o prêmio de risco cambial no Brasil através de modelos GARCH-M: O mercado forward reflete a visão dos economistas?** 2009. 44f. Dissertação (Mestrado Profissional em Finanças e Economia Empresarial) - Escola de Economia de São Paulo – Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2009.

JONG, E. **Exchange-rate determination: Is there a role for macroeconomics fundamentals?** Working Paper, Catholic University of Nijmegen, 1997.

KRISHNAMOORTHY, K. **Handbook of Statistical Distributions with Applications**. Chapman & Hall/CRC, 2006.

KRUGMAN, P. R.; OBSTFELD, M. **Economia Internacional: teoria e prática**. 6. ed. Pearson Education do Brasil, 2005.

LAM, L.; FUNG, L.; YU, I. **Comparing forecast performance of exchange rate models**. Working Paper, Hong Kong Monetary Authority, 2008.

LARDIC, S.; MIGNON, V. **Recent developments on exchange rates**. Palgrave Macmillan, 2004.

LEHMANN, B., MODEST, D. The empirical foundations of the arbitrage pricing theory. **Journal of Financial Economics**, v. 21, p. 213–254, 1988.

DE LIMA, A. R. S. **Determinação da taxa de câmbio: uma aplicação de modelos econômicos à economia brasileira**. INSPER, 2006.

LUCAS, R. Asset pricing in an exchange economy. **Econometrica**, v. 46, p. 1429–1445, 1978.

LÜTKEPOHL, H. **New introduction to multiple time series analysis**. Springer, 2007.

MADDALA, G. S. **Introdução à Econometria**. LTC, 2001.

MANDELBROT, B. The variation of certain speculative prices. **Journal of Business**, v. 36, p. 394-419, 1963.

MALMSTEN, H.; TERASVIRTA, T. **Stylized facts of financial time series and three popular models of volatility**. SSE/EFI Working Paper Series in Economics and Finance 563, Stockholm School of Economics, 2004.

MARGARIDO, M. A. Taxa de Câmbio no Brasil: Quo Vadis? **Análise e Indicadores do Agronegócio**, v. 3, n. 3, 2008.

MARK, N. C. Exchange rates and fundamentals: evidence on long-horizon predictability. **The American Economic Review**, p. 201-218, 1995.

MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. **Journal of Finance**, v. 7, p. 77-91, 1952.

MEDEIROS, O. **Determinação da taxa de câmbio no Brasil: um enfoque econômico-financeiro**. Mimeo, UNB, 2004.

MEESE, R.; ROGOFF, K. Empirical Exchange Rate Models of the Seventies: Do They Fit Out of Sample? **Journal of International Economics**, v. 14, p. 3–24, February 1983.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada**. Editora UFMG, 2007.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. Edgard Blücher, 2004.

MORRISON, D. F. **Multivariate Statistical Methods**. New York: McGraw-Hill, 1990.

MUNDELL, Robert A. Capital Mobility and Stabilization Policy under Fixed and Flexible Exchange Rates. **Canadian Journal of Economics**, v. 29, p. 475–485, 1963.

NASZODI, A. **The asset pricing model of exchange rate and its test on survey data**. Working Paper, Magyar Nemzeti Bank (National Bank of Hungary), 2008.

NETO, F.; TEIXEIRA, J. Movimentos especulativos de capitais e comportamento da taxa de câmbio no Brasil. **Série Textos Para Discussão**, n. 321, UNB, 2004.

PAVLOVA, A.; RIGOBON, R. **Asset prices and exchange rates**. Working Paper, Sloan School of Management, MIT, 2003.

PEÑARANDA, F.; SENTANA, E. **A unifying approach to empirical evaluation of asset pricing models**. Working Paper, UPF, Barcelona, 2010.

POLASEK, W.; REN, L. **A multivariate GARCH-M model for exchange rates in the US, Germany and Japan**. Working Paper, Institute of Statistics and Econometrics, University of Basel, 1999.

RAVIDRAN, R.; GANISEN, S.; ROSLAN, M. **Exchange rate forecasting – an application of higher order ARIMA and GARCH models**. Working Paper, University Tun Abdul Razak, 2008.

ROSENBERG, M. R. **Exchange rate determination: models and strategies for exchange-rate forecasting**. McGraw-Hill, 2003.

ROSS, S. The arbitrage pricing theory of capital asset pricing. **Journal of Economic Theory**, v. 13, n. 3, p. 341-360, 1976.

SALAZAR, M. **Taxa de câmbio, taxa de juros e preços no regime brasileiro de metas de inflação**. 2008. 65f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Federal de Viçosa, Minas Gerais, 2008.

SANDOVAL, J. Do asymmetric Garch models fit better exchange rate volatilities on emerging markets? **Odeon**, n. 3, p. 98-118, 2006.

SARNO, L.; TAYLOR, M. **The economics of exchange rates**. Cambridge University Press, 2002.

SILVA, A. **Modelos de previsão da taxa de câmbio: evidência empírica para o Brasil no período de 1999 a 2005**. 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Produção) – Universidade Federal Fluminense - UFF, Rio de Janeiro, 2006.

SILVA, F.; MATOS, P. **Fundos de Investimentos em ações no Brasil: performance e tamanho fazem diferença?** Mimeo, CAEN/UFC, 2010.

SILVENNOINEN, A.; TERÄSVIRTA, T. **Multivariate GARCH models**. Working Paper n. 699, University of Technology Sydney, 2008.

SMITH, P.; WICKENS, M. **Asset pricing with observable stochastic discount factors**. Discussion Paper in Economics, The University of York, 2002.

SOARES, V. S.; LIMA, A. Modelo de microestrutura ajustado: estudo das variações das taxas de câmbio para países emergentes da Ásia e da América Latina. **Revista Eletrônica de Gestão de Negócios**, v. 6, n. 3, 2010.

TRIANA, P. **Lecturing Birds On Flying: Can mathematical theories can destroy the financial markets?** Wiley, 2009.

TSAY, R. **Analysis of Financial Time Series**. New York: John Wiley and Sons, 2001.

VALENTE, P. **Modelos de volatilidade aplicados ao câmbio no Brasil: uma análise comparativa**. 2006. 72f. Dissertação (Mestrado em Economia) - Instituto de Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ, Rio de Janeiro, 2006.

VISSER, H. **A guide to international monetary economics: exchange rate theories, systems and policies.** Edgar Elgar Publishing Limited, 2004.

VITEK, F. **The exchange rate forecasting puzzle.** Working Paper, University of British Columbia, 2005.

WANG, J. Why Are Exchange Rates So Difficult to Predict? **Economic Letter**, June 2008 – FRB, Dallas, 2008.

WANG, P. **The economics of foreign exchange and global finance.** Springer, 2005.

WEST, K. D.; CHO, D. The predictive ability of several models of exchange rate volatility. **Journal of Econometrics**, 1995.

WICKENS, M. Asset pricing and market efficiency. **Lectures On Financial Markets**, University of Athens, 2005.

WILLIAMSON, J. **Exchange rate economics.** Working Paper, The Peterson Institute for International Economics, 2008.

WOOLDRIDGE, J. **Introdução à Econometria.** Thomson, 2002.