



Revista ADM.MADE, Rio de Janeiro, ano 12, v.16, n.2, p.1-15, maio/setembro, 2012

Revista do Mestrado em Administração e Desenvolvimento Empresarial da Universidade
Estácio de Sá – Rio de Janeiro (MADE/UNESA). ISSN: 2237-5139

Conteúdo publicado de acesso livre e irrestrito, sob licença Creative Commons 3.0.

Editora responsável: Isabel de Sá Affonso da Costa

Organizador do número temático: Marco Aurélio Carino Bouzada

AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DE UM MODELO *FUZZY T-S* PARA A PREVISÃO DA TAXA DE CÂMBIO

*Bosco Scannapieco Della Coletta*¹
*Carlos Alberto Gabrielli Barreto Campello*²

¹ Uma versão preliminar deste artigo foi apresentada e publicada nos Anais do XXXVI Enanpad, setembro de 2012, Rio de Janeiro – RJ.

Artigo recebido em 12/11/2012 e aprovado em 05/12/2012. Artigo convidado à submissão e avaliado em *double blind review*.

Administrador de Empresas pela Faculdade de Administração, Economia e Contabilidade de Ribeirão Preto (Fearn-USP). Endereço: Av. Bandeirantes, 3900 - Ribeirão Preto, São Paulo – CEP: 20071-001 - Email: bosdc@hotmail.com.

² Doutor em Administração pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade (FEA-USP). Professor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto (Fearn-USP). Endereço: Av. Bandeirantes, 3900 - Ribeirão Preto, São Paulo – CEP: 20071-001 - Email: campello@fearn.usp.br.

Avaliação da Eficiência de um Modelo *Fuzzy* T-S para a Previsão da Taxa de Câmbio

Este trabalho tem, como objetivo, avaliar a validade de um modelo tipo Nebuloso de Takagi-Sugeno para previsão da taxa de câmbio. O câmbio mostra-se fundamental para decisões de diversos agentes econômicos, destacando-se importadores, exportadores e operadores do mercado de moedas. A modelagem *fuzzy* foi escolhida por apresentar capacidade de trabalhar informações vagas, ambíguas e imprecisas, gerando sistemas compreensíveis, e com aplicação acessível. Para a definição das entradas, foram utilizados os modelos de paridade identificados na literatura, sendo que o modelo da paridade da taxa de juros descoberta apresentou melhores resultados para o período analisado.

Palavras-chave: Takagi-Sugeno Nebuloso; previsão da taxa de câmbio; sistemas não lineares.

Keywords: Fuzzy Takagi-Sugeno; exchange rate forecast; nonlinear systems.

EVALUATION OF THE EFFICIENCY OF A MATHEMATICAL MODEL OF THE *FUZZY* TAKAGI-SUGENO TO FORECAST THE EXCHANGE RATE

This study aims to evaluate the efficiency of a mathematical model of the *fuzzy* Takagi- Sugeno type to forecast the exchange rate. Exchange rate is fundamental for decision making of different economic agents, specially for importers, exporters and traders of the currency market. Given the growing evidence that the financial series have a nonlinear behavior, the *fuzzy* modeling shows to be a good method due to the fact of showing excellent ability to describe nonlinear systems with a good capacity to generate results based on vague, ambiguous and imprecise information, with a way of thinking that can be compared to men, and still their behavior is represented very simply, generating systems understandable and easy to maintain.

1. Introdução

O mercado de câmbio é formado pelos diversos agentes econômicos que compram e que vendem moeda estrangeira tendo em vista suas necessidades específicas. Participam, de um lado, empresas que vendem mercadorias, serviços ou ativos no exterior – ofertando moeda estrangeira, pois sua receita ocorre em moeda estrangeira - e, do outro, empresas que compram mercadorias, serviços ou ativos do exterior demandando moeda estrangeira, pois seus gastos ocorrem em dólares (CLETO; DEZORDI, 2009). Há também agentes que compram e que vendem derivativos cambiais, com finalidades diversas como especular ou se proteger através da cobertura por *hedge*. Outro importante agente neste mercado é o governo, que atua através de diversos mecanismos com diferentes finalidades. Todos estes agentes dependem de uma previsão da direção e do valor futuro da taxa de câmbio, como forma de viabilizar o processo de planejamento e de tomada de decisão.

Há relatos, na literatura, diversos métodos para a previsão de séries temporais financeiras, assunto que desde a década de 1990 vem tendo importantes avanços, incorporando novas metodologias que tentam determinar e testar novos padrões de relacionamentos presentes nos dados do mercado financeiro (COELHO; SANTOS; COSTA JUNIOR, 2008).

Um método que vem chamando atenção nos últimos anos é a modelagem *fuzzy*, que apresenta grande capacidade de descrever sistemas reais de maneira similar ao pensamento

humano. Um dos mais reconhecidos é o modelo nebuloso de Takagi-Sugeno (modelo *Fuzzy-TS*), que, apesar de ter alto grau de não linearidade, ainda conserva uma estrutura simples (COELHO; SANTOS; COSTA JUNIOR, 2008). Nessa modelagem, o processo de identificação consiste em, basicamente, duas partes, sendo a primeira a identificação da estrutura, relacionada à determinação das partes antecedentes e consequentes das regras de ação - ou seja, consiste na partição do espaço de dados, na extração de um número de regras e na determinação da estrutura dos elementos de saída. A outra parte é a identificação dos parâmetros, onde ocorre a tarefa de ajuste dos parâmetros do sistema, a fim de otimizar o sistema e diminuir os erros baseados em critérios de desempenho.

Este trabalho realiza a identificação do sistema e implementa sua simulação. Foi utilizado um modelo *Fuzzy-TS* utilizando um algoritmo de agrupamento nebuloso chamado de *Fuzzy Clustering Model (FCM)*, usado para a identificação da estrutura, e o método *Weighted Recursive Least Square (WRLS)* - mínimos quadrados ponderados recursivos - usado para identificar os parâmetros das equações do modelo.

O estudo primeiro identifica os modelos teóricos para a formação da taxa de câmbio, buscando indicar as variáveis de entrada do modelo. Em seguida apresenta o modelo nebuloso T-S, destacando as etapas de identificação do precedente através da análise de *clusters*, seguido da identificação da parte consequente, através de um método de regressão ponderado. A seguir, implementa o modelo para o cálculo das taxas de câmbio, e analisa os resultados obtidos, *de modo a testar sua viabilidade, através da comparação com as previsões dadas pelo Top 5 apresentado pelo relatório Focus do Banco Central do Brasil (BCB, 2012)*.

2. Teorias de Formação da Taxa de Câmbio

De acordo com Paulani e Braga (2007), define-se no Brasil a taxa de câmbio como o preço, em moeda nacional, de uma unidade de moeda estrangeira.

A taxa de câmbio é e sempre foi alvo de vários estudos, visando a entender seu comportamento e tentando prever sua reação frente a outras variáveis econômicas e financeiras. As hipóteses mais conhecidas e aceitas sobre o equilíbrio da taxa cambial referem-se ao equilíbrio macroeconômico de longo prazo, baseados nas paridades do poder de compra e na paridade das taxas de juros (PAULANI; BRAGA, 2007).

A abordagem da paridade do poder de compra (PPC) afirma que os preços tendem a se igualar em diferentes mercados ao longo do tempo, desde que não existam custos de transportes, de informação e outros custos de transação. De acordo com Chaia e Famá (2001), a paridade do poder de compra baseia-se principalmente na chamada Lei do Preço Único. Esta determina que uma mercadoria terá o mesmo custo, independentemente do país em que seja adquirida, e o desequilíbrio entre seus valores nominais será compensado pela taxa de câmbio. Tal teoria pode ser expressa pela fórmula:

$$E = P/P^*$$

onde E é a taxa de câmbio nominal, e P e P* são os preços relativos domésticos e internacionais.

Assumindo, como premissas, que o mercado financeiro é globalizado e que a taxa de câmbio é flexível, esse modelo permite a determinação da taxa de câmbio com base na relação de preços dos valores presentes e passados dessas economias.

Outra abordagem para a formação das taxas de câmbio é denominada de Teoria da Paridade das Taxas de Juros, que, segundo Famá e Chaia (2001), representa uma das principais bases teóricas para a explicação do processo de formação da taxa de câmbio futura. Essa abordagem, em sua forma mais simplista, diz que, num mundo ideal onde o capital se movimenta livremente e não existem riscos, a movimentação de capital financeiro irá ocorrer enquanto as taxas de juros dos países forem diferentes. Ou seja, o capital irá se movimentar para o país que oferece maiores taxas de juros em suas aplicações financeiras, incentivando o equilíbrio da taxa de juros dos demais países, pois só assim tal movimento cessaria (PAULANI; BRAGA, 2007).

Sant'Anna (2003) explica que a teoria da paridade da taxa de juros pode ser desdobrada em duas vertentes: a paridade coberta de taxa de juros e a paridade descoberta da taxa de juros. Segundo o autor, na paridade coberta, os retornos dos títulos se equiparam, tendo, como garantia de equiparação dos retornos, as operações nos mercados futuros de moedas. Na paridade descoberta da taxa de juros, os títulos são considerados como ativos substitutos perfeitos; ou seja, a rentabilidade real dada por um ativo deve ser exatamente a mesma que a de qualquer outro país, sendo garantida pelos mecanismos de arbitragem.

Na teoria da paridade da taxa de juros descoberta (PTJD), a taxa de câmbio futura pode funcionar como um estimador do valor da taxa de câmbio no futuro. Famá e Chaia (2001) consideram que, no momento da definição da taxa de câmbio futura, só existe um conjunto de informações disponíveis para análise, e, com base nele, os agentes econômicos fazem as projeções sobre o valor do câmbio. À medida que novas informações surgem com o passar do tempo, elas vão sendo agregadas às projeções, fazendo com que o câmbio, no futuro, altere seu valor. Assim, a PDTJ estabelece que o mercado direciona a taxa de câmbio a termo a se igualar com a taxa de câmbio futura esperada (BERNARDO, 2008), e pode ser representada pela seguinte fórmula:

$$E(st+h-st) = it - it^*$$

onde E é a expectativa de retorno do mercado da taxa de câmbio entre o tempo atual t e o tempo futuro t+h, e i e i* são as taxas de juros domésticas e internacional.

Segundo Muinhos, Alves e Riella (2003, p.64) os resultados empíricos revelam que a paridade da taxa de juros descoberta não explica o comportamento do câmbio no curto prazo.

Assim, os testes apontam para a existência de um prêmio de risco entre as rentabilidades dadas pelas taxas de juros. Assim a equação anterior deve ser modificada para a paridade coberta da taxa de juros (PCTJ), para explicar o comportamento do câmbio de curto prazo:

$$Est+h-st=it-it^* - \lambda$$

onde λ é o prêmio de risco.

3. Previsão da Taxa de Câmbio

Há diversas abordagens relatadas, na literatura, para a previsão de séries financeiras, dentre elas a taxa de câmbio. É crescente a constatação de que as séries financeiras não têm comportamento linear, o que tem gerado importantes críticas quanto ao uso de modelos na explicação e na previsão dos preços. Em função disso, as metodologias mais recentes caracterizam-se por considerarem as séries como sistemas dinâmicos não lineares, que são aqueles sistemas em que as variáveis do ambiente possuem um complexo padrão de inter-relacionamento que se altera ao longo do tempo (COELHO; SANTOS; COSTA JUNIOR, 2008).

Holland (2002) procurou desenvolver um processo gerador dos dados de séries temporais de taxa de câmbio através de um processo auto regressivo – ARIMA - porém os resultados não mostraram-se satisfatórios. Conforme Coelho, Santos e Costa Junior (2008), a metodologia econométrica tradicional, que é baseada em modelos simples e em parâmetros constantes, mostra-se incapaz de replicar a dinâmica presente nas séries econômicas e financeiras.

A estabilidade econômica de um país influencia a representatividade de uma teoria, como é visto em Famá e Chaia (2001). Os autores testaram a eficiência de algumas das principais teorias de precificação da taxa cambial nos mercados do Brasil, do Chile e do México durante a segunda metade da década de 1990. As teorias testadas foram a da Paridade da Taxa de Juros, a da Paridade do Poder de Compra, e a do Saldo de Contas Correntes, e os autores concluíram que as crises ocorridas nos países durante o período analisado produziram alterações significativas nos regimes cambiais.

Perdomo e Botelho (2007), encontram evidências de que nenhum modelo estrutural para a taxa de câmbio supera as projeções de um modelo randômico, comparando-o com as

projeções feitas por bancos, por instituições financeiras e por consultorias para a taxa de câmbio. Os resultados mostram que o modelo *Random Walk* tem maior índice de acerto em comparação com os métodos utilizados pelas instituições participantes da pesquisa. Os autores salientam, porém, que o curioso é que, apesar de fortes argumentos a respeito da melhor eficiência do modelo, os agentes econômicos insistem na busca por melhores métodos, cada vez mais complexos, e que acabam sempre resultando em maiores erros.

As redes neurais e o sistema *Fuzzy T-S* são os métodos não paramétricos (do ponto de vista da estimação) utilizados por Coelho, Santos e Costa Junior (2008) para comparar o desempenho de previsão de séries temporais em relação aos modelos ARMA (Autoregressive Moving Average Models) e ARMA-GARCH. A identificação da estrutura do modelo *Fuzzy-TS* foi baseada no algoritmo de agrupamento nebuloso Gustafson-Kessel (GUSTAFSON; KESSEL, 1979) para a parte antecedente das regras e no algoritmo de mínimos quadrados para a parte consequente das regras. Através da combinação entre os modelos Paridade de Poder de Compra (PPC) e Paridade Descoberta da Taxa de Juros (PDTJ), Bernardo (2008) gera previsões sobre o comportamento do câmbio com base na modelagem ARMA. O autor concluiu que, apesar de existir relacionamento de longo prazo entre as variáveis explicativas, é rejeitada a hipótese de que a taxa de câmbio de equilíbrio pode ser estimada através das duas paridades combinadas.

Os estudos empíricos mais recentes de política monetária, no entanto, têm adotado a metodologia de Vetores Auto Regressivos (VAR), com e sem restrição nos parâmetros, derivado da estatística clássica, e BVAR, derivado da estatística bayesiana, para previsão de séries temporais como as taxas de câmbio e de juros (D'AGOSTINI, 2010). Modelos VAR são modelos dinâmicos com o mínimo de restrições, nos quais todas as variáveis econômicas são tratadas como endógenas. O Banco Central do Brasil (BCB) e a grande maioria dos bancos centrais do mundo utilizam modelos multivariados VAR e BVAR como instrumento de análise e de previsão de variáveis econômicas (D'AGOSTINI, 2010). O método, apesar de ter obtido resultados satisfatórios, mostrou-se complexo e de difícil compreensão.

4. Metodologia

A teoria econômica descreve a forma geral com que as variáveis são relacionadas e, em alguns casos, fornece conhecimento sobre a estrutura destas relações. Em termos práticos, é necessário transformar as formas gerais da teoria econômica em modelos que sejam suficientemente precisos. Os modelos tradicionais econométricos tipicamente assumem que as relações são lineares e que as variáveis relevantes são bem definidas.

O modelo *Fuzzy T-S*, conforme sugerido por Takagi e Sugeno (1985), apresenta a forma geral:

$$SE\ x_1\ \acute{e}\ A\ e\ x_2\ \acute{e}\ B\ e\ \dots\ e\ x_m\ \acute{e}\ Z\ ENT\tilde{A}O\ y = f(x_1, x_2, \dots, x_m)$$

A parte anterior ao termo ENTÃO denomina-se parte precedente e a parte posterior a este termo denomina-se parte consequente. Os termos A, B, ..., Z são os conjuntos

nebulosos. Assumindo que o modelo TS seja linear de primeira ordem, a função do conseqüente é linear, e as regras, de forma geral, apresentam a seguinte forma:

$$\text{Regra}_i: \text{SE } x_1 \text{ é } A \text{ e...e } x_m \text{ é } Z \text{ ENTÃO } y = g_{i0} + g_{i1}x_1 + \dots + g_{im}x_m$$

onde os termos g são coeficientes constantes e são denominados parâmetros do conseqüente (SHEPHERD, 2006).

O modelo prevê aplicabilidade de cada regra tendo em vista a validade de cada um dos componentes da parte precedente; ou seja, assume-se que a função associada à parte conseqüente seja tão verdadeira quanto mais verdadeira for a parte precedente. Este grau de validade da parte precedente denomina-se de grau de cumprimento (*degree of fulfillment*). Para o seu cálculo, pode-se utilizar a t-norma, ou seja, a multiplicação do grau de pertinência de cada uma das afirmações da parte precedente. Assim, para uma determinada regra:

$$x_{1i} \text{ é } A \text{ com grau de pertinência de } \mu_{1i}$$

...

Podemos determinar o grau de validade da aplicação da i-ésima regra através do processo de implicação nebulosa, obtida neste trabalho através da multiplicação das pertinências, e onde cada um dos valores de pertinência pode ser encontrado aplicando-se a função gaussiana conforme a fórmula gaussiana.

$$w_i = \mu_1 \cdot \mu_2 \cdot \dots \cdot \mu_m$$

Pode-se obter a saída do sistema através da média ponderada pela validade:

$$y = \frac{w_1 \cdot y_1 + w_2 \cdot y_2 + \dots + w_c \cdot y_c}{w_1 + w_2 + \dots + w_c}$$

Ou, de forma geral:

$$y = h_1 \cdot y_1 + h_2 \cdot y_2 + \dots + h_c \cdot y_c$$

Conforme Shepherd (2006), aqui se pode perceber a aproximação entre o modelo Fuzzy T-S e os modelos econométricos tradicionais. A estrutura do sistema é representada por uma série de regras, as quais expressam relações lineares válidas para certas regiões do espaço das variáveis de entrada (locais denominados de *clusters*) e que são utilizadas para gerar uma saída através da combinação linear ponderada pela validade de cada regra. O autor destaca que a complexidade pode ser representada porque várias regras podem apresentar simultaneamente algum grau de validade o que faz com que se possam modelar relações complexas como combinações de relações lineares.

A tarefa mais importante ao se criar um modelo *fuzzy* é realizar a identificação da estrutura, que consiste em determinar o número de regras e a estimação dos parâmetros, que se refere ao cálculo dos parâmetros apropriados ao modelo que proveem uma descrição precisa do sistema (LI et al., 2009). A estimação dos parâmetros refere-se a realizar a identificação da parte precedente, que é composta pela identificação dos conjuntos lingüísticos a serem utilizados para cada variável juntamente com a determinação da função de pertinência, e realizar a identificação da parte conseqüente - ou seja, identificar os coeficientes das equações, através de métodos de regressão

Neste trabalho, a identificação da parte precedente (premissa) das regras será realizada através do método de agrupamento nebuloso (ou *clusterização*) denominado de *Fuzzy Clustering Model* (FCM). Este método permite identificar os *clusters* e suas funções de pertinência.

$\mu_i = \frac{1}{j} \frac{1}{c} \left[\frac{d(x_j, v_i)^2}{(M-1)} \right]$ O algoritmo parte da minimização da distância de

cada par (x,y) para os centros dos agrupamentos nebulosos. Com estas distâncias, é possível o cálculo dos graus de pertinência do ponto em relação a cada *cluster* através da seguinte equação:

$U_r - U_{r-1} < \epsilon$ O expoente M encontrado na equação é chamado de expoente *fuzzy* de

ponderação e, por consenso geral da literatura, é definido como sendo o valor 2 (LI et al., 2009). O processo termina quando se obtém a convergência com a precisão desejada; ou seja, quando a diferença entre a matriz das pertinências entre duas interações for menor que uma precisão desejada.

4.1. Identificação dos parâmetros precedentes

O principal passo da identificação dos parâmetros precedentes é a partição do universo do discurso de maneira razoável (LI et al., 2009). Com as distâncias e os graus de pertinência em mãos, podemos calcular o desvio-padrão (ou a dispersão) e a média (ou o centro da curva) da distribuição, tendo em vista que vamos adotar *clusters* gaussianos, que respeitam a curva normal dada por

$$\mu_i = \exp\left(\frac{(x_k - v_i)^2}{\sigma_i^2}\right)$$

$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mu_{ik}(x_{kj} - v_{ij})^2$, $i=1, \dots, c$ $j=1, \dots, M$ onde o desvio padrão segue a

equação

e o centro do *cluster* é determinado pela equação

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{ik} x_{kj}}{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}}, \quad i=1, \dots, c \quad j=1, \dots, M$$

4.2. Identificação dos parâmetros consequentes

Com os parâmetros precedentes identificados, os consequentes podem ser obtidos de acordo com uma equação matricial, usando o método de mínimos quadrados recursivos (Weighted Recursive Least Square - WRLS) para resolvê-la. Esse método é a técnica mais empregada para a estimação de parâmetros em tempo real, de acordo com MacGregor e Dayal (1996).

O processo é fundamentado na atualização das matrizes de variância das entradas e da covariância entre as entradas e saídas, e o procedimento é realizado de forma que, a cada novo dado disponível, os dados antigos são desconsiderados através da atualização das matrizes de variância e de covariância.

A cada nova amostra disponível, os dados anteriores nas matrizes de covariância são desconsiderados de forma exponencial através de um fator de esquecimento e os dados novos são adicionados. Essa estratégia permite que o modelo se adapte às novas condições de processo, ao invés de simplesmente adicionar um valor de viés constante (FACCHIN, 2005).

4.3. Período estudado

O período amostral escolhido foi de janeiro de 2004 até setembro de 2011. Dentro desse período foram utilizados os primeiros sete anos como janela de identificação. Os meses de 2011 foram utilizados como janela de previsão. Os dados escolhidos são todos de periodicidade mensal; assim, temos, para cada variável de entrada, 84 pontos para calibrar o modelo e mais nove para, depois, testar seu desempenho.

4.4. Variáveis de entrada

A partir do trabalho de D'Agostini (2010), foi possível identificar as seis variáveis mais importantes que poderiam ser combinadas para prever a taxa de câmbio por meio das principais teorias de formação, a paridade do poder de compra e a paridade da taxa de juros:

Revista ADM.MADE, Rio de Janeiro, ano 12, v.16, n.2, p.1-15, maio/setembro, 2012.

a) Taxa nominal de câmbio em R\$/US\$: a taxa nominal do câmbio de um período é usada como entrada para prever a taxa de um período posterior.

b) Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA): medido mensalmente pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), foi criado com o objetivo de oferecer a variação dos preços no comércio para o público final, sendo considerado o índice oficial de inflação do país.

c) Consumer Price Index All Urban Consumers (CPI): representa, nos Estados Unidos, o que o IPCA representa no Brasil, ou seja, é usado como o índice de inflação americana.

d) Taxa de juros SELIC acumulada no mês, anualizada, em % a.a: é um índice pelo qual as taxas de juros cobradas pelo mercado se balizam no Brasil.

e) Taxa de juros Fed Funds Effective Rate: tem a função da SELIC no mercado americano, balizando os juros cobrados pelas instituições.

f) Emerging Markets Bond Index (EMBI): criado em 1992 pelo banco JPMorgan, mede o risco soberano da dívida de mercados emergentes, por meio do desempenho diário dos títulos da dívida dos países emergentes (no caso, do Brasil). Mostra a diferença do retorno médio diário dos preços desses papéis em comparação ao retorno de títulos semelhantes do Tesouro dos Estados Unidos, que é a referência mundial para um mercado de papéis de baixíssimo risco. Assim, quanto maior essa diferença, mais aguda é a percepção de risco dos investidores em relação a determinado papel. É o chamado Risco Brasil.

4.5. Modelos

Ainda referenciando o trabalho de D'Agostini (2010), foram desenvolvidos três modelos, a fim de buscar os melhores resultados, todos fundamentados nas teorias de formação da taxa de câmbio.

1) Paridade do Poder de Compra (PPC): para este modelo foram usadas as variáveis que representam a inflação no Brasil e nos Estados Unidos - respectivamente o IPCA e o CPI - e o próprio valor da taxa de câmbio nominal do período anterior ao que está sendo previsto.

2) Paridade da Taxa de Juros a Descoberto (PTJD): nesse modelo as variáveis usadas são as que representam as taxas de juros no Brasil e nos Estados Unidos - respectivamente, a SELIC e a taxa Fed Funds, e também a taxa de câmbio de um período anterior.

3) Paridade da Taxa de Juros Coberta (PTJC): as variáveis usadas para a PTJC são as que balizam as taxas de juros em seus respectivos mercados - SELIC e Fed Funds - e o câmbio nominal de um período anterior; além delas também é usado o Risco Brasil, representado pelo EMBI, que é o prêmio de risco oferecido a um investidor que escolha investir aqui e não no mercado americano.

Por fim, buscando testar se a taxa de câmbio apresenta algum atraso para absorver as informações de entrada, criamos outros três modelos semelhantes aos já propostos, porém com defasagem diferente para a taxa de câmbio - ou seja, a taxa de câmbio nominal de entrada atrasada em mais um período. Assim, este trabalho realiza a identificação e a simulação de seis modelos, identificados como PPC, PPC 2, PTJD, PTJD 2, PTJC e PTJC 2. O índice 2 foi utilizado para identificar o modelo com defasagem.

4.6. Medida de desempenho

A acuracidade se refere a quão bem um modelo de previsão é capaz de reproduzir os dados já conhecidos de uma série temporal. A acuracidade pode ser determinada através de várias medidas (KIRSTEN, 2009), e, para medir o desempenho de nossos modelos, o indicador escolhido foi o erro quadrático médio (Mean Squared Error - MSE). Tal indicador nos mostra a diferença entre o valor de saída calculado (a taxa de câmbio prevista, no nosso caso) e o valor original (a taxa de câmbio real). Sendo N o número total de saídas ou de pontos, pode-se calcular o MSE pela seguinte fórmula:

$$MSE = \frac{\sum_{n=1}^N (\hat{y}_n - y_n)^2}{N}$$

4.7. Relatório Focus do Banco Central

O Relatório de Mercado Focus ou Relatório Focus é uma publicação *online*, divulgada semanalmente pelo Banco Central do Brasil desde janeiro de 2001 e que contém projeções sobre diversos temas da economia, tais como inflação, PIB e taxa de câmbio. O cálculo das variáveis do relatório é feito pela média dos analistas de mercado das principais instituições em atividade no Brasil (BCB, 2012).

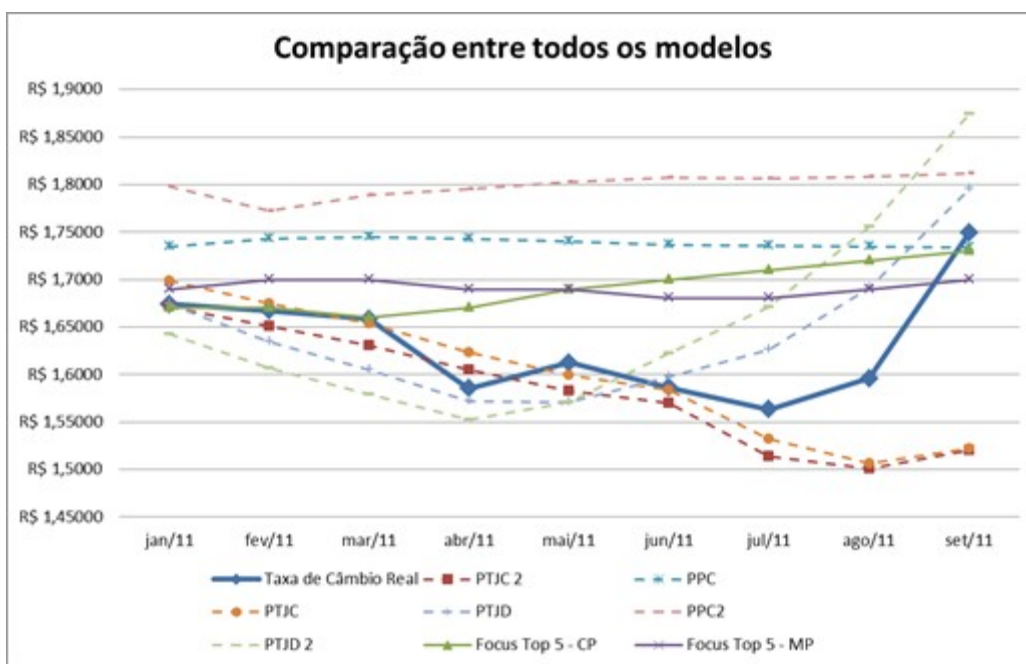
Periodicamente, o Banco Central divulga também um *ranking* com as cinco melhores instituições, ou seja, as cinco instituições que têm menos erros em suas previsões. Esse *ranking* é separado também por previsões de curto, de médio e de longo prazos. A fim de comparar nossos resultados com o mercado, na análise dos resultados vamos mostrar como nosso modelo se saiu em relação a essas instituições ranqueadas, no curto e no médio prazos, pois nossas previsões são para nove meses posteriores apenas. Tais dados são uma média das cinco melhores previsões feitas em dezembro de 2010 para a taxa de câmbio dos meses de 2011.

5. Resultados

Todos os modelos foram inicializados para um número de *clusters* que variou de três a oito. Assim, com seis modelos e seis opções de agrupamento, foram obtidos 36 sistemas diferentes de premissas, que foram então testadas com a amostra, a fim de testar qual o número de *clusters* mais adequado para cada modelo, ou seja, qual conjunto de premissas apresenta o menor erro para prever os próprios dados que as geraram. Os modelos PPC e o PPC2 apresentaram menores MSE com cinco *clusters*. Os modelos PTJD e PTJD2 apresentaram menores MSE com sete *clusters*. O modelo PTJC apresentou menor MSE com quatro *clusters* e o modelo PTJC2 com sete *clusters*.

Com o número de *clusters* escolhido, executamos os modelos para as variáveis de entrada referentes ao ano de 2011, nosso período de testes. A Figura 1 apresenta os valores previstos para os nove períodos subseqüentes por cada um dos modelos, os valores previstos pelo relatório Focus para os Top 5, e os valores efetivamente realizados.

Figura 1. Valores previstos por cada um dos modelos, pelo Top 5 e valores realizados



Fonte: Elaboração dos autores.

Para cada modelo foi verificado o erro médio quadrático considerando os nove valores de previsão. A Tabela 1 apresenta os valores referentes a cada modelo.

Tabela 1 - Erros quadráticos médios para a janela de nove períodos

Modelo	PPC	PPC 2	PTJD	PTJD 2	PTJC	PTJC 2
MSE	1,44%	3,12%	0,23%	0,59%	0,70%	0,74%

Fonte: Elaboração dos autores.

Para o mesmo período, o erro quadrático médio do Top 5 do *ranking* de curto prazo do Banco Central (Top 5 – CP) foi de 0,69% e o do Top 5 do *ranking* de médio prazo do Banco Central (Top 5 – MP) foi de 0,59%. Comparando-se os valores, pode-se verificar que apenas os modelos de paridade de taxa de juros descoberta (com e sem defasagem) apresentam menores erros quadráticos médios.

As equações que definem o sistema referente ao modelo da paridade de taxa de juros descoberta são apresentadas a seguir, destacando que estas representam a parte precedente do sistema (funções), sendo que está implícito que a cada regra corresponde um *cluster*. Os valores de centros e dos desvios necessários à identificação de cada um dos sete *clusters* e para o cálculo da pertinência de cada *clusters* estão apresentados na Tabela 2

$$R1) Y_t = 1,7313 * Câmbio_{t-1} + 0,8373 * SELIC_t - 0,03639 * FF_t - 0,16155$$

$$R2) Y_t = 0,91204 * Câmbio_{t-1} + 0,21839 * SELIC_t + 0,06895 * FF_t - 0,05574$$

$$R3) Y_t = 3,72597 * Câmbio_{t-1} + 0,28350 * SELIC_t - 0,07008 * FF_t - 0,19566$$

$$R4) Y_t = -1,03192 * Câmbio_{t-1} + 1,3139 * SELIC_t + 0,02111 * FF_t + 0,09564$$

$$R5) Y_t = 0,75032 * Câmbio_{t-1} + 0,67789 * SELIC_t - 0,02088 * FF_t + 0,02161$$

$$R6) Y_t = -0,80082 * Câmbio_{t-1} + 0,70125 * SELIC_t - 0,00975 * FF_t + 0,28255$$

$$R7) Y_t = 2,37217 * Câmbio_{t-1} + 0,63661 * SELIC_t - 0,07037 * FF_t - 0,13589$$

Tabela 2 - Centros e desvios dos *clusters*

cluster	centros		desvios	
	Selic	Fed Funds	Selic	Fed Funds
1	14,926	4,652	6,220	2,679
2	11,741	2,168	4,365	3,774
3	13,029	0,890	5,803	3,445
4	12,440	4,726	3,851	2,521
5	18,692	3,354	5,029	1,306
6	16,025	1,599	3,901	1,987
7	9,566	0,318	3,420	1,166

Fonte: Elaboração dos autores.

5.1. Variação do período de previsão

A fim de ampliar a análise, foram realizadas simulações e medido o erro quadrático médio dos dados para diferentes períodos ao invés de sobre todos os nove meses previstos. Desta forma, é possível analisar a capacidade dos modelos de prever os dados mensal, trimestral e semestralmente. Esta análise interessa, pois os gestores possuem decisões que abrangem períodos temporais diferentes, notadamente destacando-se as decisões de curto e de médio prazos.

Para os valores mensais foram geradas as previsões para apenas um mês adiante. Para a previsão do segundo mês adiante, a série foi atualizada e, ao invés de usar o valor previsto pelo modelo, utiliza-se o valor efetivamente realizado. Desta forma, apenas um mês adiante é previsto, e utiliza-se uma janela móvel para a construção do modelo. Neste caso, o modelo PTJC apresenta melhores resultados em seis dos nove pontos, e em todos eles consegue ter desempenho melhor ou parecido com o desempenho dos modelos Top 5.

Seguindo a mesma metodologia, foram calculadas previsões para três meses e para seis meses adiante. Na análise trimestral, o modelo PTJC continua se sobressaindo, inclusive sobre os modelos Top 5, apresentando os menores erros em todos os períodos. Também no caso semestral o modelo PTJC apresenta os menores erros médios e desempenho melhor que os modelos Top 5.

6. Conclusões

Inicialmente deve-se ressaltar que a utilização da taxa de câmbio defasada em dois períodos como variável de entrada apresenta resultados inferiores aos modelos que têm a variável defasada em apenas um período.

Os modelos baseados na paridade do poder de compra não conseguem prever com precisão a taxa de câmbio para períodos futuros, apresentando os valores de erros mais altos dentre os modelos testados e distantes dos valores dos modelos Top 5.

Os modelos baseados na paridade da taxa de juros descoberta apresentam bons resultados na média: o modelo PTJD tem um MSE de 0,23% para o período previsto, o menor erro encontrado. Por outro lado, ao analisar os dados mensal, trimestral e semestralmente, tal modelo não apresenta os melhores resultados, ainda que apresente um desempenho melhor que os modelos Top 5 na maioria dos períodos e análises. Nestes casos, o modelo PTJC apresentou resultados superiores a todos os outros modelos.

Estes resultados concordam com Cavalcante (2006), cujas conclusões apontam que, para o curto prazo, os modelos baseados na PTJ apresentam maior eficiência, e que os modelos baseados na PPC mostram-se melhores para prever as taxas de câmbio de longo prazo.

Talvez uma melhor abordagem seja utilizar-se da combinação de dois ou mais modelos, conforme sugestão de D'Agostini (2010). Pode-se verificar que, se for utilizada uma média simples dos resultados dos modelos da TJD e da TJC os resultados seriam muito melhores, apresentando acertos tanto nos valores quanto nas tendências e no comportamento.

REFERÊNCIAS

- BANCO CENTRAL DO BRASIL - BCB. **Relatório focus: expectativas de mercado**. 2012. Disponível em: <<http://www4.bcb.gov.br/?FOCUSERIES>>. Acesso em: 01 nov. 2012.
- BERNARDO, M. J. **Dois abordagens para revisão da taxa de câmbio real-dólar: 1995-2008**. 2008. Dissertação (Mestrado Profissionalizante em Economia) - Faculdades Ibmecc. Rio de Janeiro, 2008.
- CAVALCANTE, L. R.M.T. Cenários de longo prazo para a taxa de câmbio: um modelo simplificado de consistência macroeconômica. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO - ENANPAD, 30., 2006, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: ANPAD, 2006. CD-ROM.
- CLETO, C. I.; DEZORDI, L. **Políticas econômicas**. Coleção gestão empresarial, caderno 2. Disponível em: <<http://www.far.edu/publicacoes/pdf/economia/2.pdf>>. Acesso em: 20 mai. 2011.
- COELHO, L. S.; SANTOS, A. A. P.; COSTA JUNIOR, N. C. A. Podemos prever a taxa de câmbio brasileira? Evidência empírica utilizando inteligência computacional e modelos econométricos. **Revista Gestão da Produção** [online], v.15, n.3, p. 635-647, 2008.
- D'AGOSTINI, L. L. M.. Modelos monetários para previsão de juros e câmbio pelos métodos VAR e BVAR. 2010. 200 f. Tese (Doutorado) - Curso de Desenvolvimento Econômico, Universidade Federal do Paraná, Paraná, 2010.
- DAYAL, B. S.; MACGREGOR, J. F. Recursive exponentially weighted PLS and its applications to adaptive control and prediction. **Journal of Process Control**, v. 7, n.3, p. 169-179, 1997.
- FACCHIN, S. **Técnicas de análise multivariável aplicadas ao desenvolvimento de analisadores virtuais**. 2005. 1 v. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Química, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2005.
- FAMÁ, R.; CHAIA, A. J. 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 - USP**, v. 8, n. 2, p. 57-70, 2001.
- GUSTAFSON, D. E.; KESSEL, W. C. Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix. In: SYMPOSIUM ON ADAPTIVE PROCESSES - IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL, 17., 1978, San Diego. **Proceedings...** New York: IEEE, 1979. p.761-766.
- HOLLAND, M. Expectativas, agentes econômicos e dinâmica da taxa de câmbio. **Revista Ensaios – FEE** [Online] v.20, n.2. Porto Alegre: Bookman, 9ª edição, 2002. Disponível em: <<http://revistas.fee.tche.br/index.php/ensaios/article/view/1950/2326>>. Acesso em 10 jun 2011.
- KIRSTEN, H. A. **Comparação entre os modelos Holt-Winters e redes neurais para previsão de séries temporais financeiras**. 2009. Dissertação (Mestrado) – Curso de Engenharia de Produção e Sistemas. Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2009.
- LI, C. et al. T-S fuzzy model identification based on a novel fuzzy c-regression model clustering algorithm. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 22, issue 4-5. p. 646-653, 2009.
- MUINHOS, M. K.; ALVES, S. A. L.; RIELLA, G. Modelo macroeconômico com setor externo: endogeneização do prêmio de risco e do câmbio. **Revista Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 33, n. 1, p. 61-89, abr. 2003
- PAULANI, L. M. ; BRAGA, M. B. **A nova contabilidade social: uma introdução à macroeconomia**. 3. ed. São Paulo: Saraiva, 2007.
- PERDOMO, J. P. J.; BOTELHO, F. B. Messe-Rogoff revisitados: uma análise empírica das projeções para a taxa de câmbio no Brasil. In: Encontro Nacional de Economia da Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia – ANPEC, 35., 2007, Recife. **Anais...** Niterói: ANPEC, 2007. Disponível em <http://www.anpec.org.br/encontro2007/artigos/A07A038.pdf>.

SHEPHERD, D.; SHI, F. K. C. Fuzzy modelling and estimation of economic relationships. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 51, issue 1, p. 417-433, 2006.

TAKAGI, T., SUGENO, M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v. 15, n. 1. p. 116-132, 1985.