

4 Análise dos resultados

4.1 Resultados dos modelos de paridade de juros

A tabela abaixo mostra as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas nestes modelos:

Tabela 4.1 - Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas nos modelos de paridade de juros

| | RSWAP | AUX | AUX2 | RLTN | AUX3 | AUX4 |
|------------|-------|------|---------|----------|-----------|---------|
| Média | 1.12 | 1.02 | 1.01903 | 1.152636 | 1.042501 | 1.02095 |
| Mediana | 1.12 | 1.01 | 1.00955 | 1.145845 | 1.034246 | 1.0175 |
| Máximo | 1.19 | 1.19 | 1.18948 | 1.296531 | 1.146919 | 1.06946 |
| Mínimo | 1.09 | 0.90 | 0.90283 | 1.085495 | 0 | 0.97209 |
| Desv. Pad. | 0.02 | 0.05 | 0.05136 | 0.046888 | 0.044575 | 0.01861 |
| Assimetria | 0.65 | 0.89 | 0.91537 | 0.62432 | -5.347895 | 0.46875 |
| Curtose | 2.95 | 4.48 | 4.51105 | 2.721519 | 134.254 | 2.04178 |
| Obs | 65 | 65 | 65 | 2251 | 2251 | 2250 |

Fonte: própria

Primeiramente, é necessário avaliar a estacionariedade das séries em estudo; para isto, foi realizado o teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF). A variável RSWAP se mostrou integrada de ordem 2 (estacionária em segunda diferença), e as variáveis RLTN, AUX3 e AUX4, integradas de ordem 1 (em primeira diferença). As variáveis auxiliares 1 e 2 rejeitaram a hipótese nula de presença de raiz unitária para os testes com as variáveis em nível. Um resumo dos testes ADF para estas séries pode ser observado na tabela a seguir.

Tabela 4.2 - Testes de raiz unitária das variáveis utilizadas nos modelos de paridade de juros

| | Nível | | Primeira Diferença | | Segunda Diferença | |
|-------|---------|--------|--------------------|--------|-------------------|--------|
| | Est.-t | Prob.* | Est.-t | Prob.* | Est.-t | Prob.* |
| RSWAP | -2,3805 | 0,1513 | -2,5737 | 0,1038 | -13,4180 | 0,0000 |
| AUX | -5,9358 | 0,0000 | --- | --- | --- | --- |
| AUX2 | -6,0761 | 0,0000 | --- | --- | --- | --- |
| RLTN | -1,0131 | 0,7507 | -56,5288 | 0,0001 | --- | --- |
| AUX3 | -1,5141 | 0,5265 | -22,1895 | 0,0000 | | |
| AUX4 | -1,1396 | 0,7021 | -22,9029 | 0,0000 | | |

Fonte: própria

Foram estimados, então, os modelos, e calculadas as estatísticas do teste de Wald, mostradas na tabela abaixo.

Tabela 4.3 - Testes de Wald para $H_0: \beta=1$

| Modelo | Estatística-t | | Estatística-F | | Chi-quadrado | |
|-----------|---------------|---------|---------------|---------|--------------|---------|
| | Valor | Prob | Valor | Prob | Valor | Prob |
| (1) - MQO | 15.93552 | 0.00000 | 253.94080 | 0.00000 | 253.94080 | 0.00000 |
| (2) - MQO | 15.98139 | 0.00000 | 255.40480 | 0.00000 | 255.40480 | 0.00000 |
| (3) - MQO | 120.69690 | 0.00000 | 14567.75000 | 0.00000 | 14567.75000 | 0.00000 |
| (4) - MQO | 124.72910 | 0.00000 | 15557.34000 | 0.00000 | 15557.34000 | 0.00000 |
| (3) - GMM | 84.85694 | 0.00000 | 7200.70000 | 0.00000 | 7200.70000 | 0.00000 |

Fonte: própria

Como pode ser percebido, o teste de Wald rejeitou a hipótese nula de que β é igual a 1, ou seja, β se mostrou significativamente diferente de 1 para todos os modelos. Isto revela uma não-verificação empírica da condição de paridade de juros, dando margem a operações como o *carry trade*. Sendo assim, podemos prosseguir a análise do *carry trade* via modelo SVAR.

4.2. Resultados do modelo SVAR

Novamente, a tabela mostra as estatísticas descritivas, agora das seis variáveis utilizadas no modelo SVAR:

Tabela 4.4 - Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no modelo SVAR

| | SWAPFED | POSICAO | L_SP | L_IBOVESPA | L_CONFIANCA | L_CAMBIO |
|------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| Média | 9730303,000 | -61369,670 | 7093854,000 | 1084293,000 | 4697889,000 | 0,660 |
| Mediana | 9,670 | -85759,030 | 7145775,000 | 1090622,000 | 4694096,000 | 0,640 |
| Máximo | 14,880 | 258032,000 | 734561,000 | 1119262,000 | 4837868,000 | 0,872 |
| Mínimo | 5,780 | -315554,000 | 6599993,000 | 1031538,000 | 4567468,000 | 0,449 |
| Desv. Pad. | 2214257,000 | 144021,000 | 0,174 | 0,259 | 0,069 | 0,119 |
| Assimetria | 0,103 | 0,485 | -0,804 | -0,377 | 0,078 | 0,121 |
| Curtose | 2346655,000 | 2439135,000 | 3044971,000 | 1713702,000 | 2299575,000 | 1673745,000 |
| Obs | 66 | 66 | 66 | 66 | 66 | 66 |

Fonte: própria

Para este modelo, também é necessário realizar testes de raiz unitária para as variáveis. Para avaliar a estacionariedade das séries em estudo, foi realizado o teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF). Todas as outras variáveis se mostraram integradas de ordem 1: não-estacionárias em nível, e estacionárias em primeira diferença.

Tabela 4.5 – Testes de raiz unitária das variáveis utilizadas no modelo SVAR

| | Nível | | Primeira Diferença | |
|-------------|----------|----------|--------------------|---------|
| | Est.-t | Prob.* | Est.-t | Prob.* |
| SWAPFED | -225.421 | 0.1899 | -369.155 | 0.00645 |
| L_CONFIANCA | -178.352 | 0.3854 | -833.302 | 0.00000 |
| POSICAO | -153.966 | 0.5074 | -661.738 | 0.00000 |
| L_CAMBIO | -18.408 | 0.357872 | -689.016 | 0.00000 |
| L_IBOVESPA | -212.364 | 0.236319 | -616.943 | 0.00000 |
| L_SP | -153.153 | 0.511398 | -578.935 | 0.00000 |

Fonte: própria

Como podemos observar pela tabela acima, o teste não rejeitou a hipótese nula de presença de raiz unitária para as variáveis em nível, e rejeitou para a primeira diferença das variáveis.

Sims (1980) e Sims, Stock, e Watson (1990), citados por Enders (2004), recomendam não utilizar no modelo VAR as variáveis em primeira diferença, mesmo que elas sejam integradas de ordem 1. Segundo eles, o objetivo de uma análise VAR é identificar as relações entre as variáveis, e não a estimação dos parâmetros; utilizar as variáveis em primeira diferença eliminaria a possibilidade de verificar movimentos simultâneos entre elas, como a possível verificação de relações de cointegração.

Sendo assim, é preferível estimar um modelo do tipo VAR com as variáveis com raiz unitária do que diferenciá-las.

Se as variáveis forem integradas de ordem 1 e existir uma combinação linear delas que seja estacionária, elas são consideradas cointegradas. Variáveis cointegradas possuem tendências estocásticas comuns, e possuem uma representação de correção de erros tal que respondam a desvios do equilíbrio de longo prazo. (ENDERS, 2004).

Para identificar a presença de cointegração entre as séries, foi realizado o teste de cointegração de Johansen, para a equação de cointegração com intercepto e sem tendência. Um resumo dos resultados do teste pode ser observado na tabela abaixo.

Tabela 4.6 - Teste de cointegração de Johansen

| Número Hipotético de Equações de Cointegração | Autovalor | Estatística Traço | Valor Crítico 0.05 | Prob.** | Número Hipotético de Equações de Cointegração | Estatística Max-Autovalor | Valor Crítico 0.05 | Prob.** |
|---|-----------|-------------------|--------------------|---------|---|---------------------------|--------------------|---------|
| Nenhum * | 0.488983 | 120.451 | 95.75366 | 0.0004 | Nenhum * | 42.29525 | 40.07757 | 0.0277 |
| No máximo 1 * | 0.35918 | 78.15571 | 69.81889 | 0.0093 | No máximo 1 | 28.03538 | 33.87687 | 0.2119 |
| No máximo 2 * | 0.331077 | 50.12032 | 47.85613 | 0.0302 | No máximo 2 | 25.33147 | 27.58434 | 0.0945 |
| No máximo 3 | 0.194829 | 24.78885 | 29.79707 | 0.1691 | No máximo 3 | 13.65217 | 21.13162 | 0.3942 |
| No máximo 4 | 0.12101 | 11.13668 | 15.49471 | 0.2032 | No máximo 4 | 8.125869 | 14.2646 | 0.3661 |
| No máximo 5 | 0.046667 | 3.010811 | 3.841466 | 0.0827 | No máximo 5 | 3.010811 | 3.841466 | 0.0827 |

Fonte: própria

Com pode ser observado, a hipótese nula de que não há vetor de cointegração é rejeitada ao nível de 5% de significância, pelas duas estatísticas. Sendo assim, é possível estimar um modelo bem especificado com as séries não estacionárias em nível.

É importante, agora, selecionar o número de defasagens ideal a ser utilizado no modelo. Para isto, são realizados os testes para seleção de defasagens de um modelo VAR. É comum usar o mesmo número de lags para todas as equações, assim é mantida a simetria do sistema e é possível utilizar o MQO eficientemente para estimar os parâmetros. A seleção de lags é importante para a estimação do modelo; se o número de lags for pequeno, o modelo estará subespecificado, ou se for muito grande, são perdidos graus de liberdade. (ENDERS, 2004)

Tabela 4.7 - Critérios de informação

| Lag | LogL | LR | FPE | AIC | SC | HQ |
|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 0 | -643.0796 | NA | 70.39016 | 21.28130 | 21.48893 | 21.36267 |
| 1 | -250.3466 | 695.3305 | 0.000590* | 9.585135 | 11.03852* | 10.15473* |
| 2 | -220.7508 | 46.57697 | 0.000752 | 9.795110 | 12.49426 | 10.85293 |
| 3 | -195.3508 | 34.97715 | 0.001164 | 10.14265 | 14.08756 | 11.68870 |
| 4 | -154.8352 | 47.82166 | 0.001200 | 9.994597 | 15.18527 | 12.02887 |
| 5 | -99.80345 | 54.12959* | 0.000884 | 9.370605* | 15.80704 | 11.89310 |

Fonte: própria

Pelos critérios de informação de Schwarz, Hannan-Quinn e FPE (Final Prediction Error), a melhor escolha para o modelo é utilizar apenas uma defasagem. O critério de Akaike selecionou 5 lags. Considerando a maioria dos critérios e o fato de que, para as variáveis em análise, é esperada uma forte relação de curto prazo, foi selecionado 1 lag para a estimação do modelo.

A fim de determinar a ordenação das variáveis no modelo, foram realizados, então, os testes de causalidade de Granger para as variáveis, já utilizando apenas uma defasagem. É possível afirmar que uma variável causa outra no sentido de Granger quando seus valores passados ajudam a prever o valor presente da outra variável.

Tabela 4.8 - Causalidades de Granger

| Hipótese Nula: | Obs | Estatística - F | Prob. |
|---------------------------------------|-----|-----------------|--------|
| L_IBOVESPA não Granger-causa L_CAMBIO | 65 | 18.0281 | 0 |
| L_CAMBIO não Granger-causa L_IBOVESPA | 65 | 10.2133 | 0.0022 |
| SWAPFED não Granger-causa L_CAMBIO | 65 | 5.99022 | 0.0172 |
| L_CAMBIO não Granger-causa SWAPFED | 65 | 100.331 | 0 |
| L_CONFIANCA não Granger-causa SWAPFED | 65 | 43.9318 | 0 |
| SWAPFED não Granger-causa L_IBOVESPA | 65 | 7.00312 | 0.0103 |
| L_IBOVESPA não Granger-causa SWAPFED | 65 | 71.1162 | 0 |
| POSICAO não Granger-causa L_SP | 65 | 9.29892 | 0.0034 |
| SWAPFED não Granger-causa L_SP | 65 | 5.19268 | 0.0261 |

Fonte: própria

A tabela acima mostra os resultados dos testes que rejeitaram a hipótese nula de não causalidade de Granger ao nível de significância de 5%. (Os testes para todas as variáveis encontram-se no Anexo 3). É possível ver, por exemplo, que valores passados de uma variação no câmbio e do diferencial de juros influenciam valores

presentes de uma variação do índice Ibovespa. Uma variação no câmbio, no índice de confiança do consumidor e no índice Ibovespa Granger-causam variações no diferencial de juros. O câmbio, por sua vez, é influenciado por valores defasados de variações nas ações no Brasil, e pelo diferencial de juros. Valores passados do *carry trade* e da diferença entre as taxas brasileira e americana influenciam, ainda, variações no índice S&P 500. Já as variáveis “L_CONFIANCA” e “POSICAO” não são influenciadas por valores passados das outras variáveis.

Foram, depois, realizados os testes de Wald para exogeneidade em bloco, para avaliar se é necessária a presença de determinada variável no modelo VAR. Este teste avalia se os valores de uma variável Granger-causam qualquer uma das outras variáveis no sistema. O teste é realizado rodando o modelo com cada variável nos valores defasados de todas as outras, e, depois, excluindo um a um os lags das outras variáveis (ENDERS, 2004). A tabela seguinte resume os resultados dos testes (os resultados completos podem ser encontrados no Anexo).

Tabela 4.9 - Teste de Wald para exogeneidade em bloco

| Variável Dependente | Prob. |
|---------------------|--------|
| SWAPFED | 0.000 |
| L_CONFIANCA | 0.016 |
| POSICAO | 0.0987 |
| L_CAMBIO | 0.0005 |
| L_IBOVESPA | 0.0028 |
| L_SP | 0.0013 |

Fonte: própria

Para todas as variáveis, o teste rejeitou a hipótese nula de não causalidade de Granger delas em relação às demais ao nível de 5% de significância, mas para a variável posição, ele rejeitou a hipótese nula ao nível de 10%. Isso significa que a variável POSICAO não depende dos valores passados de nenhuma outra variável e poderia ser considerada exógena. Mas como estamos considerando um modelo SVAR com uma estrutura definida, com fundamentação econômica por trás, decidiu-se por não alterar a ordenação das variáveis no modelo e considerar o nível de 10%.

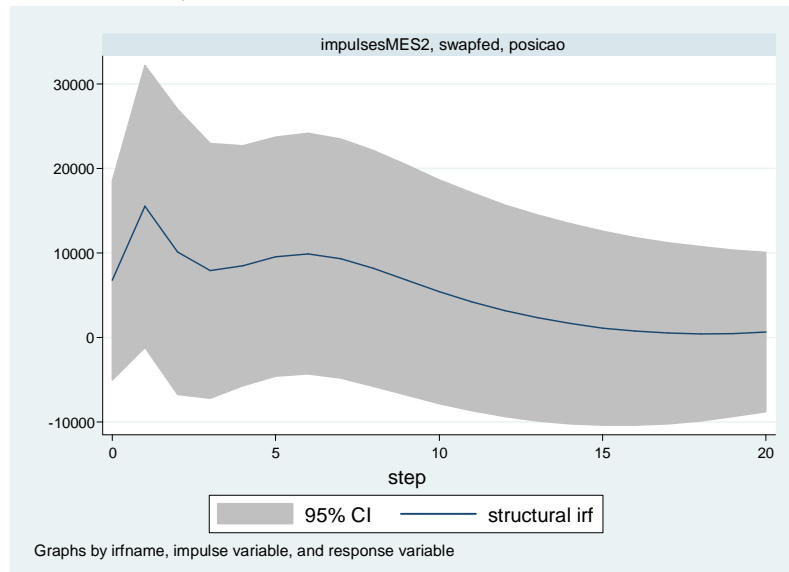
Sendo assim, foi estimado o modelo SVAR correspondente ao de Nishigaki (2007). Foram calculadas as funções impulso resposta estruturais e a decomposição

de variância estrutural, para um período de 20 meses. Serão analisadas apenas as funções correspondentes aos choques de POSICAO, e aos choques de outras variáveis na variável em questão.

Primeiramente, serão interpretados os choques de outras variáveis em POSICAO.

A função impulso resposta, com impulso em SWAPFED e resposta de POSICAO, mostrou que um choque estrutural no diferencial entre as taxas de juros brasileira e americana aumenta choques na variável correspondente às operações de *carry trade*. Esse resultado é intuitivo: uma maior discrepância entre as taxas de juros doméstica e internacional gera um incentivo para os investidores americanos investirem no Brasil, aumentando assim a posição comprada em dólar futuro e DDI por investidores estrangeiros.

Gráfico 4.1 - Função impulso resposta estrutural; impulso: SWAPFED, resposta: POSICAO



Fonte: própria

Tabela 4.10 - Função impulso resposta estrutural; impulso: SWAPFED, resposta: POSICAO

| SWAPFED -> POSICAO | | | |
|--------------------|---------|----------|---------|
| step | sirf | Lower | Upper |
| 0 | 6745.72 | -5052.72 | 18544.2 |
| 1 | 15527.3 | -1175.67 | 32230.2 |
| 2 | 10126.1 | -6774.94 | 27027.1 |
| 3 | 7888.73 | -7208.11 | 22985.6 |
| 10 | 5399.46 | -7874.38 | 18673.3 |
| 15 | 1087.16 | -10415.9 | 12590.2 |
| 20 | 629.897 | -8817.08 | 10076.9 |

Fonte: própria

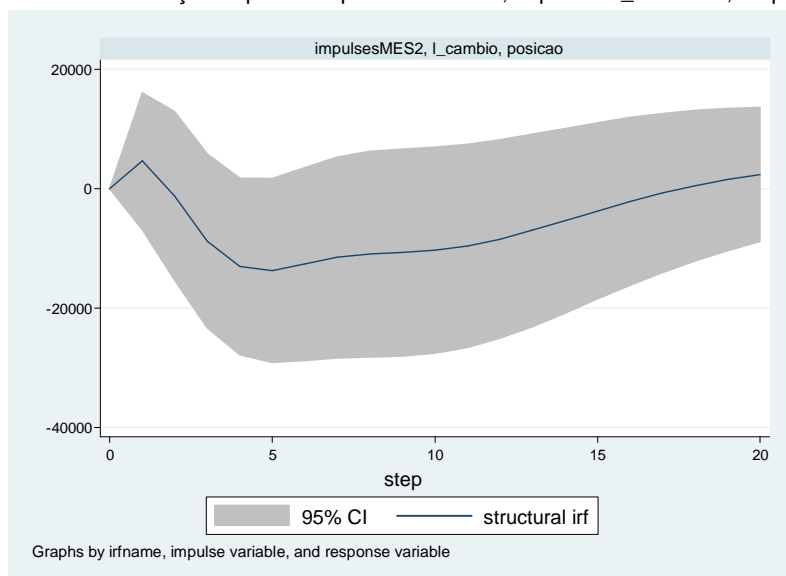
Pelo gráfico, é possível perceber que o efeito é maior no curtíssimo prazo: no step1 a função atinge seu máximo, revelando que uma maior diferença de juros é percebida pelos investidores, que reagem possivelmente investindo na outra moeda, principalmente um mês depois do choque em juros. No longo prazo, a função vai se ajustando até chegar ao seu estado estacionário. No entanto, pela decomposição de variância vemos que um choque em SWAPFED explica 5% dos erros de previsão de POSICAO, em todos os períodos, mas no step 1 explica apenas 1%.

Nishigaki (2007) encontrou relação inversa para este choque. Segundo os resultados encontrados por ele, uma tentativa do Banco Central do Japão (BOJ) de eventualmente aumentar a taxa de juros japonesa para evitar movimentos especulativos não teria sucesso.

Já a função impulso resposta de L_CONFIANCA em POSICAO revelou que um choque estrutural na confiança do consumidor brasileiro diminui choques nas operações de *carry trade*. Uma consideração importante é que, a partir do décimo período, a confiança passa a explicar mais de 30% dos erros de previsão de POSICAO.

A influência de choques em L_CAMBIO, em choques em POSICAO, se mostrou também intuitiva. Um choque positivo no câmbio representa uma depreciação do real, o que diminuiria a rentabilidade de uma operação *carry trade*. O ganho do investidor equivale ao diferencial de juros mais a apreciação da moeda com maiores taxas de juros.

Gráfico 4.2 - Função impulso resposta estrutural; impulso: L_CAMBIO, resposta: POSICAO



Fonte: própria

Tabela 4.11 - Função impulso resposta estrutural; impulso: L_CAMBIO, resposta: POSICAO

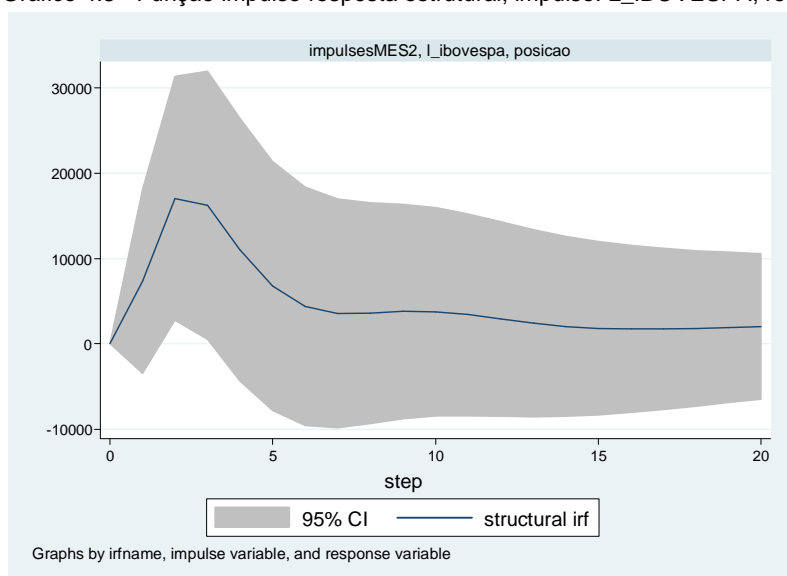
| L_CAMBIO -> POSICAO | | | |
|---------------------|----------|----------|---------|
| step | sirf | Lower | Upper |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 4639,71 | -6830,42 | 16109,8 |
| 2 | -1244,56 | -15350 | 12860,8 |
| 5 | -13716,1 | -29129,9 | 1697,69 |
| 10 | -10302,2 | -27599,4 | 6995,08 |
| 15 | -3720,14 | -18508,4 | 11068,1 |
| 20 | 2369,06 | -8873,96 | 13612,1 |

Fonte: própria

A função impulso resposta, então, revelou uma relação negativa entre os dois choques, a partir do segundo step. Porém, a decomposição de variância mostrou que choques no câmbio explicam pouco (cerca de 5%) da variância dos erros de previsão do *carry trade*. Esta relação apresenta, ainda, um coeficiente estatisticamente significativo ao nível de 1%.

Para a função com impulso em L_IBOVESPA e resposta de POSICAO, o observado foi um choque positivo no curto prazo, que se ajusta logo após o quinto período. Uma maior rentabilidade das ações no Brasil atrai mais investidores estrangeiros para o país; logo, um choque positivo na variável proxy para o *carry trade* vindo de um choque no índice Ibovespa faz sentido.

Gráfico 4.3 - Função impulso resposta estrutural; impulso: L_IBOVESPA, resposta: POSICAO



Fonte: própria

Tabela 4.12 - Função impulso resposta estrutural; impulso: L_IBOVESPA, resposta: POSICAO

| L_IBOVESPA -> POSICAO | | | |
|-----------------------|----------|----------|----------|
| step | sirf | Lower | Upper |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 7345.22 | -3451.03 | 18141.50 |
| 2 | 17052.00 | 2762.03 | 31342.00 |
| 3 | 16223.20 | 495.50 | 31950.90 |
| 4 | 11053.20 | -4342.54 | 26448.90 |
| 5 | 6802.91 | -7811.25 | 21417.10 |
| 10 | 3758.09 | -8449.73 | 15965.90 |
| 15 | 1833.57 | -8333.61 | 12000.80 |
| 20 | 2050.81 | -6471.18 | 10572.80 |

Fonte: própria

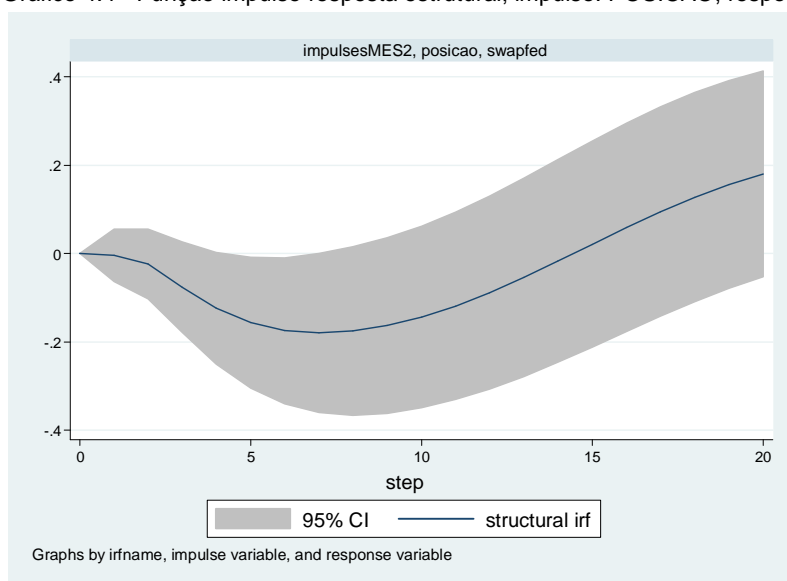
A resposta é mais forte no segundo período, e após o quinto começa a se ajustar. Analisando a decomposição de variância, é possível ver que um choque em L_IBOVESPA explicou cerca de 5% da variância dos erros de previsão do *carry trade*, em quase todos os períodos a partir do terceiro.

O último choque a ser analisado em POSICAO é a influência de um choque no Índice S&P 500 em um choque no *carry trade*. O coeficiente estimado para esta relação é estatisticamente significativo ao nível de 1%. No entanto, o resultado da

estimação mostra que um choque no preço das ações americanas levaria a um choque positivo em POSICAO, o que não se verifica na realidade, já que um bom rendimento no mercado de ações local não geraria incentivos para os investidores saírem do país.

Seguindo agora para os choques estruturais do *carry trade* nas outras variáveis do modelo, vamos observar primeiro o choque de POSICAO em SWAPFED.

Gráfico 4.4 - Função impulso resposta estrutural; impulso: POSICAO, resposta: SWAPFED



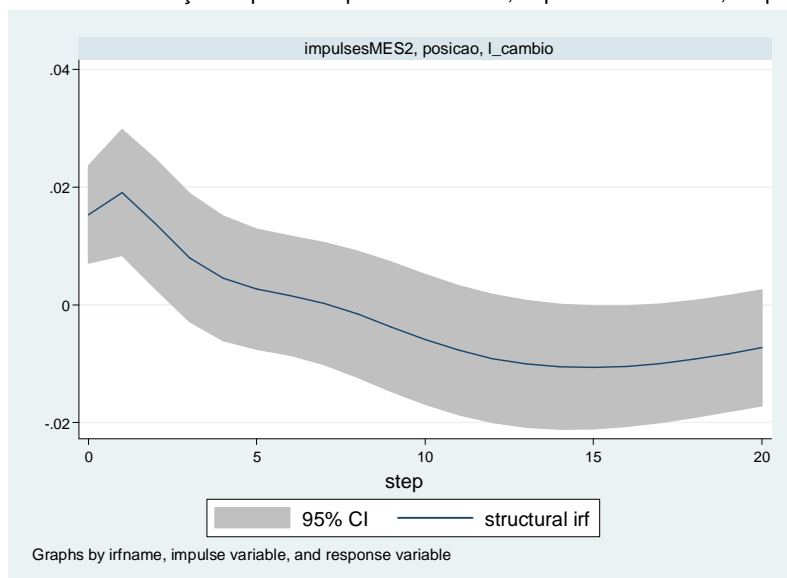
Fonte: própria

Nishigaki (2007) considera que se houver um grande movimento especulativo no mercado, os governos irão tentar ajustar a taxa de juros de modo a conter esse distúrbio. Assim, faz sentido o movimento observado no gráfico acima. Esse choque explica uma maior porcentagem da variância dos erros de previsão nos períodos 7 a 14.

Agora, estudando a influência de um choque em posição no choque de L_CONFIANCA, é possível ver através das funções impulso resposta estruturais que L_CONFIANCA cai inicialmente, até se ajustar por volta do quinto período. Ele explica por volta de 15% da variância dos erros de previsão de L_CONFIANCA.

Com a variável L_CAMBIO, é observado um choque positivo de curto prazo que vai se ajustando. O choque em posição explica em torno de 17% da variância dos erros de previsão.

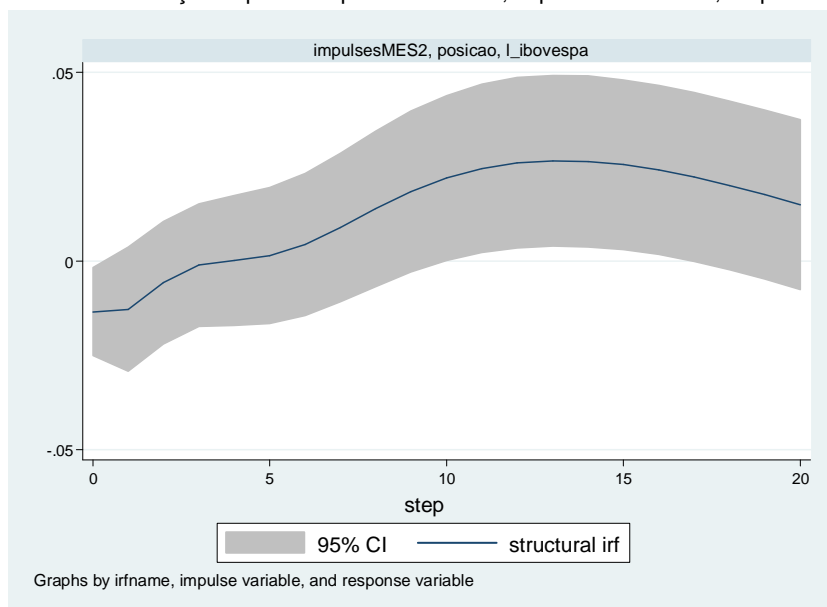
Gráfico 4.5 – Função impulso resposta estrutural; impulso: POSICAO, resposta: L_CAMBIO



Fonte: própria

Para a função impulso resposta estrutural com impulso em posição e resposta de L_IBOVESPA, um choque na primeira variável começa com uma influência negativa num choque da segunda, e depois se torna positivo. No período 20, chega a explicar 20% da variância. O reflexo positivo no índice Ibovespa pode ser explicado pelo fato de, com mais operações de *carry trade*, mais investidores estão vindo para o Brasil.

Gráfico 4.6 - Função impulso resposta estrutural; impulso: POSICAO, resposta: L_IBOVESPA



Fonte: própria

Para a última variável, a influência de choques estruturais em posição em choques estruturais no índice S&P 500 é difícil de ser mensurada. Os resultados do modelo indicam que mais operações de *carry trade* pressionam para baixo o índice S&P. No entanto, é difícil afirmar que esse efeito seja causado por estas operações de *carry trade*, uma vez que a cotação das ações nos EUA sofrem influência de diversos fatores.

Os resultados mais detalhados para as funções impulso resposta estruturais e decomposição de variância estrutural envolvendo a variável posição, e os coeficientes estimados para o modelo podem ser encontrados no Anexo.